Trabajo práctico N°1 Dinámica de movimiento de un vehículo

Enunciado

Considere un vehículo que se desplaza definiendo una trayectoria tal que la posición en cada instante resulta p(t), con una velocidad v(t) y una aceleración a(t), definidas en un plano de coordenadas [x,y] de acuerdo a:

$$m{p} = \left[egin{array}{c} p_x \ p_y \end{array}
ight] \quad m{v} = \left[egin{array}{c} v_x \ v_y \end{array}
ight] \quad m{a} = \left[egin{array}{c} a_x \ a_y \end{array}
ight]$$

Asumiendo que la dinámica del movimiento satisface las siguientes ecuaciones:

$$egin{cases} \dot{m p}(t) = m v(t) \ \dot{m v}(t) = m a(t) \ \dot{m a}(t) = m 0 \end{cases}$$

De desea estimar la trayectoria del vehículo midiendo diferentes magnitudes (según corresponda, posición, velocidad y/o aceleración) para distintos parámetros y condiciones. En todos los casos extraiga conclusiones.

Ejercicio 1

- (a) Defina las variables de estado asociadas a las ecuaciones de movimiento en tiempo continuo y la matriz de estados A.
- (b) Implemente en Matlab la matriz de estados de tiempo discreto A_d , suponiendo que se mide en forma periódica, con un tiempo de muestreo h=1 s. Defina también la matriz de covarianza de ruido del proceso Q_d sabiendo que las varianzas de ruido de proceso discreto, para el sistema de estados de la ecuación (1), resultan: $\sigma_{\xi p}^2 = 3 \times 10^{-4}$, $\sigma_{\xi v}^2 = 2 \times 10^{-3}$ y $\sigma_{\xi a}^2 = 10^{-2}$, asumiendo que las coordenadas x e y poseen igual varianza.

$$\boldsymbol{x}_{k+1} = A_d \boldsymbol{x}_k + \boldsymbol{\xi}_k$$
 $\boldsymbol{\xi}_k = \begin{bmatrix} \xi_{px} & \xi_{py} & \xi_{vx} & \xi_{vy} & \xi_{ax} & \xi_{ay} \end{bmatrix}^t$ (1)

Ejercicio 2

Implemente el filtro de Kalman de acuerdo a los datos del punto anterior. Utilice el archivo "datos.mat" para extraer las muestras de posición, velocidad, aceleración y tiempo, que consideraremos "ideales", correspondientes al movimiento de un vehículo. Asuma como condiciones iniciales $\mathbf{x}_0 = [40 - 200 \ 0 \ 0 \ 0]^t$ para el vector de estados y $P_{0/0} = \text{diag}([10^6 \ 10^6 \ 100 \ 100 \ 10 \ 10])$ para la matriz de inicial de covarianza de los estados.

(a) Medición de la posición: Defina la matriz C de salida. Utilice los datos suministrados para generar mediciones de posición agregando ruido gaussiano aditivo con desvío σ_p =

100 m (para ambas coordenadas x e y). Defina en este caso la matriz de covarianza para el ruido de medición R. Grafique la trayectoria $\mathbf{p} = [p_x, p_y]^t$ (real, estimada y medición) y los estados p_x , p_y , v_x , v_y , a_x y a_y en función del tiempo. Verifique la validez del algoritmo de Kalman graficando las innovaciones y observando si son un proceso blanco. Determine cuántos estados no observables tiene el sistema.

- (b) Medición de la velocidad: Repita el ítem a), pero generando mediciones de velocidad agregando a los datos disponibles ruido aditivo con desvío $\sigma_v = 10 \ m/s$.
- (c) Medición de la aceleración: Repita el ítem a), pero generando mediciones de aceleración agregando a los datos disponibles ruido aditivo con desvío $\sigma_a = 1 \ m/s^2$.

Ejercicio 3

Suponiendo que se mide la posición afectada por ruido blanco gaussiano con desvío $\sigma_p = 100 \ m$ y la covarianza inicial de los estados $P_{0/0}$ del ejercicio 2, grafique la trayectoria $\boldsymbol{p} = [p_x, p_y]^t$ y el error de cada estado en función del tiempo, observando la convergencia para cada una de las siguientes condiciones iniciales:

- 1. $\boldsymbol{x}_0 = [40 200 \ 0 \ 0 \ 0]^t$
 - $P'_{0/0} = 100P_{0/0}$
- 2. $\mathbf{x}_0 = [200 3000 \ 0 \ 0 \ 0]^t$
 - $P'_{0/0} = 100P_{0/0}$
- 3. $\boldsymbol{x}_0 = [40 200 \ 0 \ 0 \ 0]^t$
 - $P'_{0/0} = 0.01P_{0/0}$
- 4. $\boldsymbol{x}_0 = [200 3000 \ 0 \ 0 \ 0]^t$
 - $P'_{0/0} = 0.01P_{0/0}$

Verifique las innovaciones en todos los casos.

Ejercicio 4

- (a) Con los datos del ejercicio 2, estimar las variables de estado agregándole un sesgo $\boldsymbol{b}_p = [300m\ 200m]^t$ a las mediciones de posición. Redefinir el espacio de estados para estimar el sesgo y graficar las componentes de las variables de estado reales superpuestas a las estimadas por Kalman. Determinar cuántos estados son observables.
- (b) Repetir el punto 4.a) pero midiendo posición, velocidad y aceleración (pero con sesgo sólo en la posición).
- (c) Repetir el punto 4.a) pero en lugar de medir posición con sesgo, medir velocidad con un sesgo de $\mathbf{b}_v = [10m/s \ 20m/s]^t$.
- (d) Repetir el punto 4.c) pero midiendo posición, velocidad y aceleración (sólo sesgo en velocidad).

- (e) Repetir el punto 4.a) pero en lugar de medir posición con sesgo, medir aceleración con un sesgo de $\mathbf{b}_a = [2m/s^2 \ 1m/s^2]^t$.
- (f) Repetir el punto 4.e) pero midiendo posición, velocidad y aceleración (sólo sesgo en aceleración).

Ejercicio 5

Considerando los datos del ejercicio 2, pero con una condición inicial $\mathbf{x}_0 = [40 - 1000 \ 0 \ 0 \ 0]^t$, resuelva los siguientes puntos:

- (a) Evalúe las expresiones teóricas para el estado estacionario y compute la matriz de covarianza de los estados P y el factor de ganancia K del algoritmo de Kalman.
- (b) Compare los valores hallados en el ítem anterior con los valores de $P_{k/k}$ y K_k resultantes para el último instante de tiempo del algoritmo de Kalman no estacionario (es decir, sus valores finales).
- (c) Grafique los estados estimados por Kalman estacionario y no estacionario. Verifique la función de autocorrelación de las innovaciones para la estimación en el caso estacionario.

Ejercicio 6

Repita el ejercicio 2.a) variando al matriz de covarianza del ruido de medición R (pero sin modificar el ruido generado) para los siguientes dos casos:

- (a) Aumentando la matriz de covarianza de medición tal que R' = 100R.
- (b) Disminuyendo la matriz de covarianza de medición tal que R' = 0.01R.

Nota: puede probar distintos valores aumentado o disminuvendo aún más la matriz R.

Ejercicio 7

Con los datos del ejercicio 2.a) compute y grafique las trayectorias real y estimada por Kalman midiendo posición, pero simulando la pérdida de mediciones aleatoriamente considerando los siguientes dos casos:

- (a) Se pierden mediciones con una probabilidad 0,1 bernoulli.
- (b) Se pierden mediciones con una probabilidad 0,9 bernoulli.

Ayuda: puede utilizar ber=binornd(1,p,[1,N]), donde p es la probabilidad de que ber='1' (siendo (1-p) la probabilidad de que ber='0') y N la cantidad de elementos.