Autor: Jose Miguel Zamora Batista | Fecha: 17 de abril de 2021 Codelab I: Filtros de Kalman 1D

Estimación de una constante escalar aleatoria

import numpy as np

import matplotlib.pyplot as plt

• voltaje = -0.37727 Medida ruidosa (conversión analógico-digital). Ruido blanco 0.1 voltios Parámetros del problema

signal = np.array([-0.37727] * iterations)

noise = np.random.normal(0, max noise, signal.shape)

Create the values voltage = -0.37727max noise = 0.1iterations = 200 Creación de la señal con ruido

noisy signal = signal + noise Función para mostrar los progresos del algoritmo In [4]: def plot(y noise, y true, y pred, niter, figsize=(10, 8)): x = range(niter) plt.figure(figsize=figsize)

Create the signal

Create the noisy signal

plt.plot(x, y true, 'b-', label='y true') plt.plot(x, y_noise, 'r.', label='y_noisy') plt.plot(x, y_pred, 'g-', label='y_pred') plt.xlabel('Iteraciones'); plt.ylabel('Signal') plt.legend(); plt.tight layout(); plt.show()

Clase Kalman1D Su constructor contiene los parámtros que se necesitan para comenzar con estimaciones y las correcciones. class Kalman1D: def __init__(self, A, B, u, H, R, Q, P, X): self.A, self.H = np.array(A), np.array(H) self.B, self.u = B, uself.P, self.X = P, X self.R, self.Q = R, Q

def predict(self,): self.X = self.A * self.X + self.B * self.u self.P = self.A * self.P * self.A.T + self.Q def correct(self, Z): K = (self.P * self.H.T) / (self.H * self.P * self.H.T + self.R) self.P = self.P - K * self.H * self.P self.X = self.X + K * (Z - self.H * self.X)def execute(self, values): kalman signal = []for z t in values: return kalman signal

Medida ruidosa

R = 0.01

-0.1

-0.2

-0.3

-0.4

-0.5

-0.6

R = 1

-0.1

-0.2

-0.3

-0.4

-0.5

-0.6

R = 0.0001

-0.1

-0.2

-0.3

-0.4

-0.5

-0.6

import cv2 as cv

Funciones auxiliares

def center(x, y, w, h):

return frame

Estimado a posteriori Medida real del proceso Error estimado a posteriori

self.predict() self.correct(z t)

kalman signal.append(self.X)

kalman_signal = kalman_filter.execute(noisy_signal)

Mostrar gráficas de evolución de la ejecución del algoritmo

con distintos valores de R (R=0.01, R=1, R=0.0001)

 $kalman_filter = Kalman1D(A=1, B=1, u=0, H=1, R=0.01, Q=0.00001, P=1, X=0)$

kalman filter = Kalman1D(A=1, B=1, u=0, H=1, R=1, Q=0.00001, P=1, X=0)

plot(noisy signal, signal, kalman signal, niter=iterations, figsize=(10, 4))

kalman signal = kalman filter.execute(noisy signal)

kalman signal = kalman filter.execute(noisy signal)

plot(noisy_signal, signal, kalman_signal, niter=iterations, figsize=(10, 4))

y_true

y_noisy y_pred

100

Iteraciones

y_true

y_noisy y_pred

100

Iteraciones

y_true

y_noisy y_pred

100

Iteraciones

if i != 0: frame = cv.line(frame, centers[i], centers[i-1], color, sth)

frame = cv.putText(frame, line, (origin[0], y), font, font_scale,

player_filepath = f'sequences/seq_kalman_filter/data/player_data_{player}.txt'

player_data = np.loadtxt(player_filepath, delimiter=',', dtype=np.int32)

sequence_path = 'sequences/seq_kalman_filter/images/\(\text{d.jpg'} \)

color, thickness, cv.LINE AA, False)

Codelab II: Filtros de Kalman Matriciales

from IPython.display import Image, display

def plot_centers(frame, centers, color, sth):

def plot v(frame, vx, vy, origin, color=(0, 255, 255)):

for i, line in enumerate(text.split('\n')):

font, font_scale, thickness = cv.FONT_HERSHEY SIMPLEX, 1, 2

return x + w // 2, y + h // 2

for i in range(len(centers)):

text = $f"Vx: {vx} \nVy: {vy}"$

Configuración de las localizaciones de los contenidos

vc = cv.VideoCapture(sequence path)

fs = int(vc.get(cv.CAP PROP FRAME COUNT))

y, w, h = player_data[i]

centers.append(center(x, y, w, h))

display handle = display(None, display id=True)

frame = plot centers(frame, centers, color, 2)

frame = cv.rectangle(frame, (x, y), (x + w, y + h), color, 2)

Implementación del filtro de Kalman matricial

self.P = self.A @ (self.P @ self.A.T) + self.Q

 $H_R_HT = self.H @ (self.P @ self.H.T) + self.R$ K = self.P @ (self.H.T @ np.linalg.inv(H_R_HT))

self.P = self.P - K @ (self.H @ self.P) self.X = self.X + K @ (Z - self.H @ self.X)

def __init__(self, A, H, X_ini, P_ini, R, Q):

display handle.update(Image(data=cv.imencode('.jpeg', frame)[1]))

Cambiar el valor de la variable player para cambiar el vídeo

y, dy = origin[1], 50

y = y + dy

return frame

player = 3 # 1, 2 or 3

Vídeo Original

centers = []

vc.release()

class Kalman:

self.A = Aself.H = H $self.X = X_ini$ $self.P = P_ini$ self.R = Rself.Q = Q

def predict(self,):

def correct(self, Z):

vc = cv.VideoCapture(sequence path)

Declare the Kalman filter params A = np.eye(4) + np.diag((1, 1), k=2)

Crate the Kalman object with params kalman = Kalman(A, H, X_ini, P_ini, R, Q)

display handle = display(None, display id=True)

Vídeo con Bboxes filtradas

H = np.eye(2, 4)R = np.eye(2) * 0.5Q = np.eye(4) * 10e-4X ini = np.zeros((4, 1))

P ini = np.eye(4)

In [14]:

self.X = self.A @ self.X

color = (0, 255, 255)

for i in range(fs):

_, frame = vc.read()

kalman filter = Kalman1D(A=1, B=1, u=0, H=1, R=0.0001, Q=0.00001, P=1, X=0)

plot(noisy_signal, signal, kalman_signal, niter=iterations, figsize=(10, 4))

125

125

125

150

175

200

150

175

200

150

175

200

Create lists to plot the center (x, y) coords centers or, centers km = [], [] $color_or$, $color_km = (255, 0, 0)$, (0, 255, 255)for i in range(fs): # Get current measurenment x0, y0, w, h = player data[i]# Prediction kalman.predict() # Update Z with measurement Z = [[x0], [y0]]# Correction kalman.correct(np.array(Z)) # Get filtered measurement x, y, vx, vy = kalman.X# Read the frame _, frame = vc.read() # Draw the vx, vy texts frame = plot v(frame, vx, vy, (50, 970))# Draw the centers frame = plot_centers(frame, centers_or, color_or, 2) frame = plot centers(frame, centers km, color km, 2) # Draw bounding boxes frame = $cv.rectangle(frame, (x0, y0), (x0 + w, y0 + h), color_or, 2)$ frame = $cv.rectangle(frame, (x, y), (x + w, y + h), color_km, 3)$ # Update frame display_handle.update(Image(data=cv.imencode('.jpeg', frame)[1])) # Append new centers centers or.append(center(x0, y0, w, h)) centers km.append(center(x, y, w, h)) vc.release() Vx: [8.1380295] Vy: [1.64628144] Pregunta Teórica: Explica y **razona** qué valores **R** y **Q** han sido seleccionados para cada .csv de detecciones. Respuesta • **Q** es la covarianza del ruido del proceso. **R** es la covarianza del ruido de las predicciones. Los valores que se han elegido son los que mejor modelan el estado y la medida, y son valores que se

imponen a priori. Si **R** es muy parecido al ruido del sistema se obtendrán las mejores predicciones. Sin embargo, cuanto más grande es se tardará más tiempo en obtener buenas predicciones porque se esta modelizando más ruido del que realmente hay. Por otra parte, si es muy pequeño no se tiene en cuenta la medida.

Si **Q** es muy grande, se distorsiona mucho la predicción (es decir estamos incluyendo en la predicción más ruido del que realmente hay), pero si es muy pequeña se asume que la predicción a priori depende mucho de la predicción a posteriori del estado anterior, por lo que las predicciones cada vez son peores y no son capaces de ajustar al problema.

La siguiente tabla muestra los valores que se han elegido para cada .csv :

CSV

player_data_1.txt 0.1 10e-4 player_data_2.txt 0.1 10e-4 player_data_3.txt 0.5 10e-4

Q