

# Filtro de Kalman. Estimación de la trayectoria de un vehículo.

Se desea estimar la trayectoria de un vehículo, es decir la posición, velocidad y aceleración del mismo. Se cuenta con los datos reales de un vehículo, en los archivos .dat. Estos son los datos contra los cuales se comparará la estimación que obtengan al aplicar el FK. Lo primero que hay que hacer es generar las mediciones que serían la entrada al filtro de Kalman, estas mediciones se deberán generar de la siguiente manera: Desde el punto 1 al 3 se supone que se mide en forma periódica (1seg) los siguientes datos.

## Implementación

In [1]:

```
%load_ext autoreload
%autoreload 2
```

In [2]:

```
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
```

### 1. Carga de datos

Nota: no se subieron los archivos de datos al github.

In [3]:

```
pos_readings = pd.read_csv("data/posicion.dat", header = None, delim_whitespace=
True)
pos_readings.head()
```

Out[3]:

	0	1	2	3
0	0.0	0.000000	0.000000	0.000000
1	1.0	-2.504231	-15.694906	39.450869
2	2.0	-10.103812	-28.431511	83.470978
3	3.0	-22.212787	-38.644100	131.710029
4	4.0	-38.245201	-46.766958	183.817725

In [4]:

```
vel_readings = pd.read_csv("data/velocidad.dat", header = None, delim_whitespace = True)
vel_readings.head()
```

Out[4]:

	0	1	2	3
0	0.0	0.238761	-17.318819	37.049483
1	1.0	-5.149565	-14.143374	41.793872
2	2.0	-9.951937	-11.402216	46.187963
3	3.0	-14.168354	-9.095343	50.231756
4	4.0	-17.798816	-7.222756	53.925252

In [5]:

```
acc_readings = pd.read_csv("data/aceleracion.dat", header = None, delim_whitespace = True)
acc_readings.head()
```

Out[5]:

	0	1	2	3
0	0.0	-5.681304	3.392587	4.919538
1	1.0	-5.095349	2.958302	4.569240
2	2.0	-4.509394	2.524016	4.218942
3	3.0	-3.923440	2.089730	3.868644
4	4.0	-3.337485	1.655444	3.518346

In [6]:

```
num_rows = pos_readings.shape[0]
num_rows
```

Out[6]:

351

In [7]:

```
assert(pos_readings.shape[0]==vel_readings.shape[0]==acc_readings.shape[0]==num_rows)
```

Se almacenan los datos de los tres sensores en la matriz *clean\_measurements*. Luego se harán copias y aplicará ruido para los distintos ítems.

In [8]:

```
clean_measurements = np.hstack((
    pos_readings.values[:,1:4],
    vel_readings.values[:,1:4],
    acc_readings.values[:,1:4]
))

clean_measurements.shape
```

Out[8]:

(351, 9)

## 2. Parámetros iniciales

NOTA: Hay que tener en cuenta que al inicializar el Kalman en general no se conoce exactamente cuál es la posición, velocidad y aceleración del vehículo sino que tienen una aproximación de estas con cierto error. Se tomará como condiciones iniciales:

In [9]:

```
SAMPLING_RATE = 1 # 1Hz
```

In [10]:

```
x0 = np.array([10.7533, 36.6777, -45.1769, 1.1009, -17.0, 35.7418, -5.7247, 3.4268, 5.2774]).reshape(9,1)
x0
```

Out[10]:

```
array([[ 10.7533],
       [ 36.6777],
       [-45.1769],
       [  1.1009],
       [-17.     ],
       [ 35.7418],
       [-5.7247],
       [  3.4268],
       [  5.2774]])
```

In [11]:

```
p0 = np.diag([100, 100, 100, 1, 1, 1, 0.01, 0.01, 0.01])
p0.shape
```

Out[11]:

(9, 9)

### 3. Simulaciones

$$\begin{aligned}
 X_{t+1} &= AX_t + \xi_t \\
 Y_t &= CX_t + \eta_t
 \end{aligned}$$

$$A = \begin{bmatrix}
 1 & 0 & 0 & h & 0 & 0 & \frac{h^2}{2} & 0 & 0 \\
 0 & 1 & 0 & 0 & h & 0 & 0 & \frac{h^2}{2} & 0 \\
 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & h & 0 & 0 & \frac{h^2}{2} \\
 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & h & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & h & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & h \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1
 \end{bmatrix}$$

In [12]:

```

def run_kalman(x0,p0,H,R, measurements):
    """
    x0: estado inicial
    p0: matriz de covarianza inicial
    H: matriz de medición (máscara?)
    R: matriz de incerteza en la medición
    measurements: vector de mediciones (pos, pos+vel o pos+vel+acc)
    """
    # Inicialización
    x = x0
    n = x.shape[0]

    #Matrix de covarianza
    P = p0

    # dt constante (1 muestra por segundo)
    h = 1/SAMPLING_RATE # en segundos

    # Matriz de trancisión de estado
    A = np.array([
        [ 1, 0, 0, h, 0, 0, (h**2)/2, 0, 0 ],
        [ 0, 1, 0, 0, h, 0, 0, (h**2)/2, 0 ],
        [ 0, 0, 1, 0, 0, h, 0, 0, (h**2)/2 ],

        [ 0, 0, 0, 1, 0, 0, h, 0, 0 ],
        [ 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, h, 0 ],
        [ 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, h ],

        [ 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0 ],
        [ 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0 ],
        [ 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1 ]
    ])

    I = np.eye(9)

    results = []
    # Puedo recibir sz=3 (pos) o sz=6 (pos+vel)
    measurement_sz = measurements.shape[1]
    for z in measurements:
        Z = z.reshape(1,measurement_sz)

        # Paso 1. Predicción
        x = A@x
        P = (A@P)@A.T

        # Paso 2. Medir y actualizar
        y = Z.T - H@x

        # Paso 3. Ganancia Kalman
        S = ((H@P)@H.T) + R
        K = (P@H.T)*np.linalg.inv(S)

        # Paso 4. El próximo X c/ contribución de las mediciones
        x = x + (K@y)

        # Paso 5. Predicción de X y actualización de P
        # FIXME. Acá estoy haciendo algo mal.
        # Revisar dimensiones, no debería ser necesario el[:,0].
        x = x[:,0]

```

```

P = (I - K@H)@P
results.append(x)

return np.array(results)

```

In [13]:

```

def plot_results(simulation_values,measurements,title="Filtro Kalman"):
    t = np.arange(0,measurements.shape[0])
    fig, axs = plt.subplots(3,3,figsize=(16,8))
    fig.suptitle(title)
    titles = [
        "$p_x$", "$p_y$", "$p_z$",
        "$v_x$", "$v_y$", "$v_z$",
        "$a_x$", "$a_y$", "$a_z$"
    ]
    for i in range(9):
        iy = int(i/3)
        ix = int(i%3)
        axs[iy][ix].set_title(titles[i])
        axs[iy][ix].grid(which="Both")

        axs[iy][ix].plot(t,measurements[:,i], '.',markersize=2)
        axs[iy][ix].plot(t,simulation_values[:,i],'-g')
        axs[iy][ix].legend(["Medición","Predicción"])

    n = measurements.shape[0]
    mse = np.sum((clean_measurements-results[:, :, 0])**2,axis=0)/n
    print("MSE en Pos X:", mse[0])
    print("MSE en Pos Y:", mse[1])
    print("MSE en Pos Z:", mse[2])
    print("MSE en Vel X:", mse[3])
    print("MSE en Vel Y:", mse[4])
    print("MSE en Vel Z:", mse[5])
    print("MSE en Acc X:", mse[6])
    print("MSE en Acc Y:", mse[7])
    print("MSE en Acc Z:", mse[8])

```

### 3.1 Simulación con ruido gaussiano

1. Se mide la posición afectada por ruido blanco (gaussiano) de 10m de desvío estándar. Es decir que se le debe agregar ruido blanco con una distribución gaussiana con media cero y desvío 10.

In [14]:

```

noise = np.random.normal(loc=0,scale=10,size=(num_rows,3))
measurements = clean_measurements.copy()[:,0:3] + noise

```

In [15]:

```
# Se usa sólo la posición
H = np.matrix([
    [1., 0., 0., 0.,0.,0., 0., 0.,0. ],
    [0., 1., 0., 0.,0.,0., 0., 0.,0. ],
    [0., 0., 1., 0.,0.,0., 0., 0.,0. ]
])

# Incerteza en la medición. confirmar unidad
R = np.matrix([
    [ 10.**2, 0.    , 0.    ],
    [ 0.    , 10.**2 , 0.    ],
    [ 0.    , 0.    , 10.**2 ]
])
```

In [16]:

```
results = run_kalman(x0,p0,H,R, measurements)
```

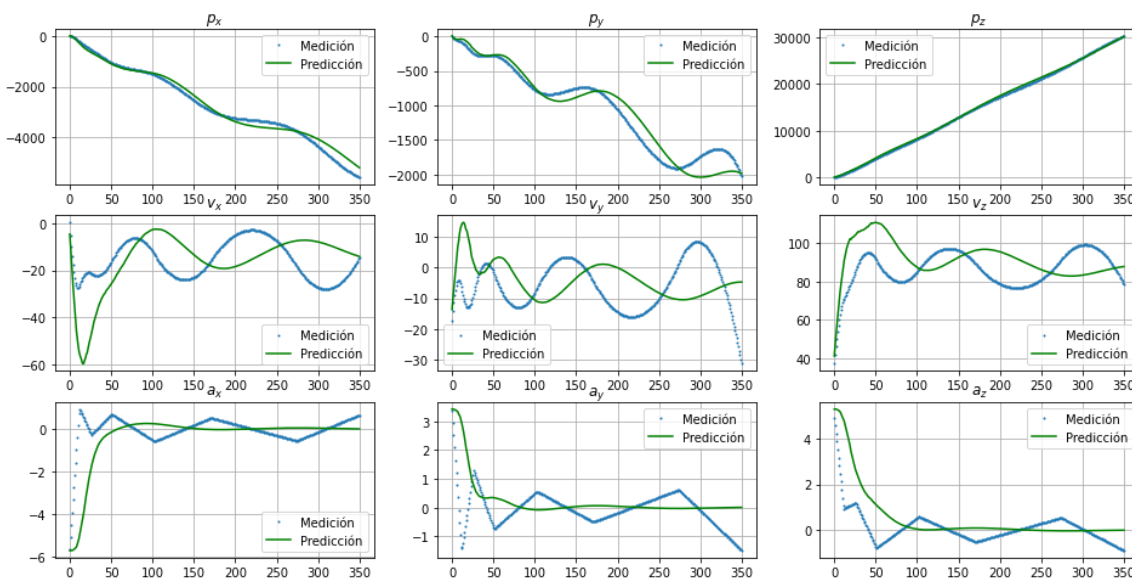
## Resultado

In [17]:

```
plot_results(results,clean_measurements, title="Medición de posición afectada por ruido blanco gaussiano")
```

MSE en Pos X: 42382.65911582792  
MSE en Pos Y: 28756.119161524744  
MSE en Pos Z: 33902.90093272458  
MSE en Vel X: 180.40493036751423  
MSE en Vel Y: 126.63445725239653  
MSE en Vel Z: 163.36284258507354  
MSE en Acc X: 1.3110169279580821  
MSE en Acc Y: 0.7467573187917724  
MSE en Acc Z: 0.8797224963588769

Medición de posición afectada por ruido blanco gaussiano



### 3.2 Simulación con ruido uniforme

1. Se mide la posición afectada por ruido blanco (uniforme) de 10m de desvío estándar. Similar al ítem anterior. La idea es comparar con el ítem anterior. Analizar si hubo algún cambio.

In [18]:

```
noise = np.random.uniform(low=-5.0,high=5.0,size=(num_rows,3))
measurements = clean_measurements.copy()[:,0:3] + noise
```

In [19]:

```
# Se usa sólo la posición
H = np.matrix([
    [1., 0., 0., 0.,0.,0., 0., 0.,0. ],
    [0., 1., 0., 0.,0.,0., 0., 0.,0. ],
    [0., 0., 1., 0.,0.,0., 0., 0.,0. ]
])

# Incerteza en la medición. ver unidad
R = np.matrix([
    [10.**2., 0., 0.],
    [0., 10.**2., 0.],
    [0., 0., 10.**2]
])
```

In [20]:

```
results = run_kalman(x0,p0,H,R,measurements)
```

#### Resultado

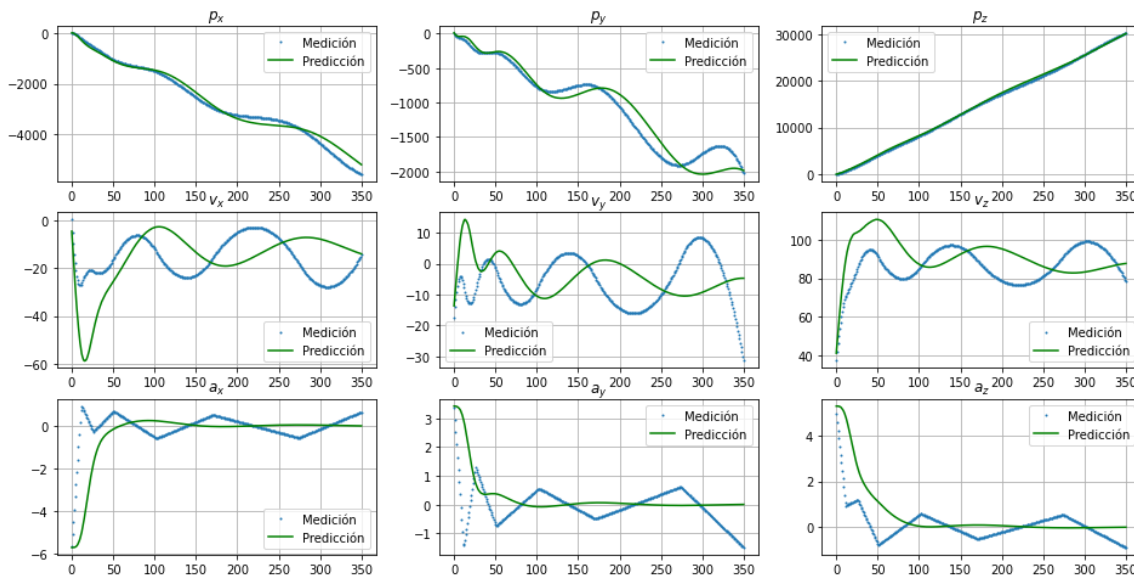


In [21]:

```
plot_results(results,clean_measurements, title="Medición de posición afectada po  
r ruido blanco uniforme")
```

MSE en Pos X: 42342.885936533494  
 MSE en Pos Y: 28576.600684927518  
 MSE en Pos Z: 33445.569760536826  
 MSE en Vel X: 179.5822682593237  
 MSE en Vel Y: 125.70549938952641  
 MSE en Vel Z: 162.52531319141042  
 MSE en Acc X: 1.309401770282908  
 MSE en Acc Y: 0.745655452782836  
 MSE en Acc Z: 0.8766053125070883

Medición de posición afectada por ruido blanco uniforme



### 3.3 Simulación con medición de posición + velocidad y ruido gaussiano

1. Se mide la posición y la velocidad afectadas por ruido blanco (gaussiano) de 10m y 0.2m/s de desvíos respectivamente. Analizar si mejora la estimación.

In [22]:

```
pos_noise = np.random.normal(loc=0.0,scale=10,size=(num_rows,3))
vel_noise = np.random.normal(loc=0.0,scale=0.2,size=(num_rows,3))
measurements = clean_measurements.copy()[0:6]

measurements[:,0:3] += pos_noise
measurements[:,3:6] += vel_noise
```

In [23]:

```
# Se usa posición y velocidad
H = np.matrix([
    [1., 0., 0., 0.,0.,0., 0., 0.,0. ],
    [0., 1., 0., 0.,0.,0., 0., 0.,0. ],
    [0., 0., 1., 0.,0.,0., 0., 0.,0. ],

    [0., 0., 0., 1.,0.,0., 0., 0.,0. ],
    [0., 0., 0., 0.,1.,0., 0., 0.,0. ],
    [0., 0., 0., 0.,0.,1., 0., 0.,0. ]
])

# Incerteza en la medición.
R = np.matrix([
    [10**2., 0., 0., 0., 0., 0., ],
    [0., 10**2., 0., 0., 0., 0., ],
    [0., 0., 10**2., 0., 0., 0., ],
    [0., 0., 0., 0.2**2, 0., 0., ],
    [0., 0., 0., 0., 0.2**2, 0., ],
    [0., 0., 10., 0., 0., 0.2**2 ],
])
```

In [24]:

```
results = run_kalman(x0,p0,H,R,measurements)
```

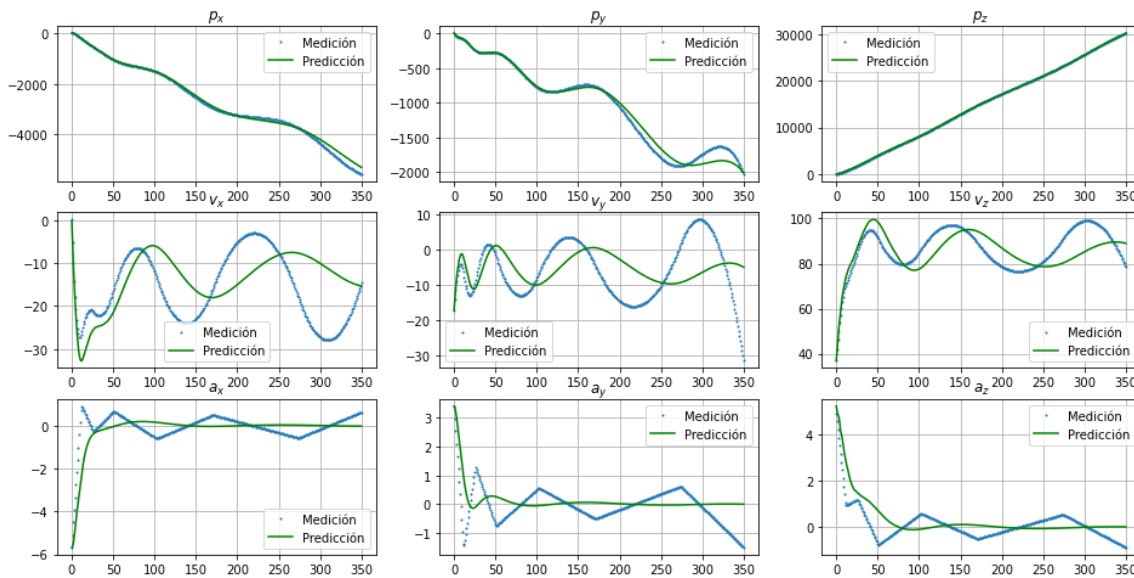
## Resultado

In [25]:

```
plot_results(results,clean_measurements, title="Medición de posición con ruido blanco de 10m en Posición y 0.2m/s en Velocidad")
```

MSE en Pos X: 12875.080655727796  
 MSE en Pos Y: 7159.2453886199555  
 MSE en Pos Z: 10816.849416885609  
 MSE en Vel X: 75.1167379316622  
 MSE en Vel Y: 71.53354209644108  
 MSE en Vel Z: 49.98910034056457  
 MSE en Acc X: 0.3915353618906728  
 MSE en Acc Y: 0.3920683786358723  
 MSE en Acc Z: 0.3341452574655394

Medición de posición con ruido blanco de 10m en Posición y 0.2m/s en Velocidad



## Conclusiones

- El error cuadrático medio es similar para los casos 1 y 2 de ruido uniforme y gaussiano.
- El error cuadrático medio disminuye significativamente cuando se incorpora la medición de la velocidad (caso 3).