Par?metrosPeltier

September 5, 2019

```
In [2]: %matplotlib inline
        import numpy as np
        import matplotlib.pyplot as plt
```

1 Introducción

1.1 Comportamiento estático

En una celda Peltier los efectos de mayor relevancia para la construcción de un modelo de la misma son: el efecto Joule y el efecto Seebeck y la conducción.

Dado un flujo de calor Q_f sobre la cara fría, el equilibrio se obtiene cuando se cumple que:

$$Q_f = \alpha \, I \, T_f - \frac{I^2 \, R}{2} - \frac{\Delta T}{R_{th}}$$

Sin embargo, dado que en las hojas de datos no se estipulan los valores de α ni de R es preciso recurrir a otra ecuación para poder obtenerlos. Entonces se recurre a la de la potencia electrica disipada por el peltier:

$$P_e = \alpha \, I \, \Delta T + I^2 \, R$$

Dado que se esta midiendo sistemas de intercambio de calor pasivos, Q_f en equilibrio será dependiente de la diferencia de temperaturas y la resistencia térmica del medio. Si se considera al aire como un aislante con resistencia térmica muy elevada frente a la del peltier puede aproximarse Qf a 0 W. Sin embargo, de no ser ese el caso, al estimar R_{th} se estará midiendo, en realidad, la resistencia térmica del conjunto peltier y el material que este encima del mismo. ## Comportamiento dinámico En este caso, un modelo exacto es dificil de conseguir. Sin embargo, los datos experimentales muestran que la respuesta transitoria del peltier se asemeja a la de la carga de un capacitor. Esta capacidad refleja la inercia térmica del peltier y puede estimarse realizando ensayos experimentales.

En consecuencia, tomando la corriente como señal de control, se puede decir que la funcioón de transferencia de la celda peltier es:

$$\frac{\Delta T(s)}{I(s)} = \frac{(\alpha \, T_c) \, R_{th}}{1 + R_{th} \, C_f \, s}$$

1.2 Dimensionando el peltier

Para dimensionar un peltier es preciso saber los máximos de Q_f, T_c, T_f e I que se utilizaran en el proyecto. Una vez fijado el máximo Q_f se desea tomar el peltier con la menor corriente máxima puesto que ese será el más eficiente. Para estimar Q_f se realizaron las mismas mediciones anteriores pero con un brazo en lugar de aire.

1.3 Dimensionando el disipador

El disipador a utilizar debe ser capaz de mantener la cara caliente a temperaturas cercanas a la ambiente. Su resistencia térmica debe ser menor a:

$$R_d < \frac{1C}{Q_c}$$

donde Q_c es

$$Q_c = \alpha\, I\, T_c + \frac{I^2\, R}{2} + \frac{\Delta T}{R_{th}}$$

1.4 Controlando el peltier

Es esperable que haya una gran variación en los parámetros R_{th} y C_f por lo cual es preciso diseñar un sistema de control inmune a dichas variaciones. La realimentación será clave.

2 Obtención de los parámetros a lazo abierto

2.1 Medición al aire

Se realizaron varias mediciones con dos testers de la corriente y la tensíon sobre el peltier y se midió también la temperatura de la cara fría. Suponiendo que la temperatura sobre la cara caliente era la ambiente y con el peltier refrigereando el aire (aislante) se obtuvo que:

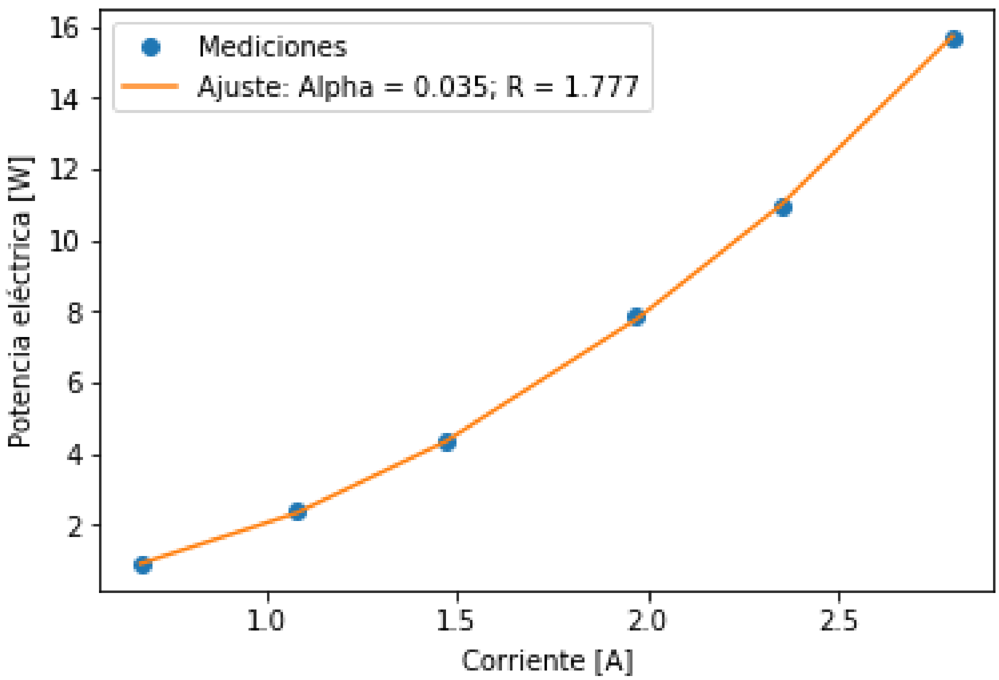
I [A]	V [V]	Tf [žC]	Tc [žC]
0.67	1.40	18.0	23.0
1.08	2.22	16.0	23.0
1.47	2.94	13.3	23.0
1.97	4.00	10.5	23.0
2.35	4.97	9.0	23.0
2.80	5.60	6.0	24.0

A continuación se realizó un ajuste para obtener los valores de α y R.

```
In [23]: # DATOS
         I = np.array([0.67,1.08,1.47,1.97,2.35,2.8])
         Tf = np.array([18,16,13.33,10.5,9,6])
         Tc = np.array([23,23,23,23,23,24])
         V = np.array([1.4,2.22,2.94,4,4.67,5.6])
```

```
# ESTIMACIÓN ALFA Y R
# Se hace cuadrados mínimos con
# x = [alpha,R] b = Pe = V*I
A=np.vstack([I*(Tc-Tf),I**2]).T
(alpha,R) = np.linalg.lstsq(A,V*I,rcond=None)[0]

# RESULTADOS
fig, ax = plt.subplots()
ax.plot(I,I*V,'o')
ax.plot(I,alpha*I*(Tc-Tf)+I**2*R)
ax.set(ylabel='Potencia eléctrica [W]',xlabel='Corriente [A]')
ax.legend(['Mediciones',('Ajuste: Alpha = '+str(alpha)[:5]+'; R = '+str(R)[:5])])
```

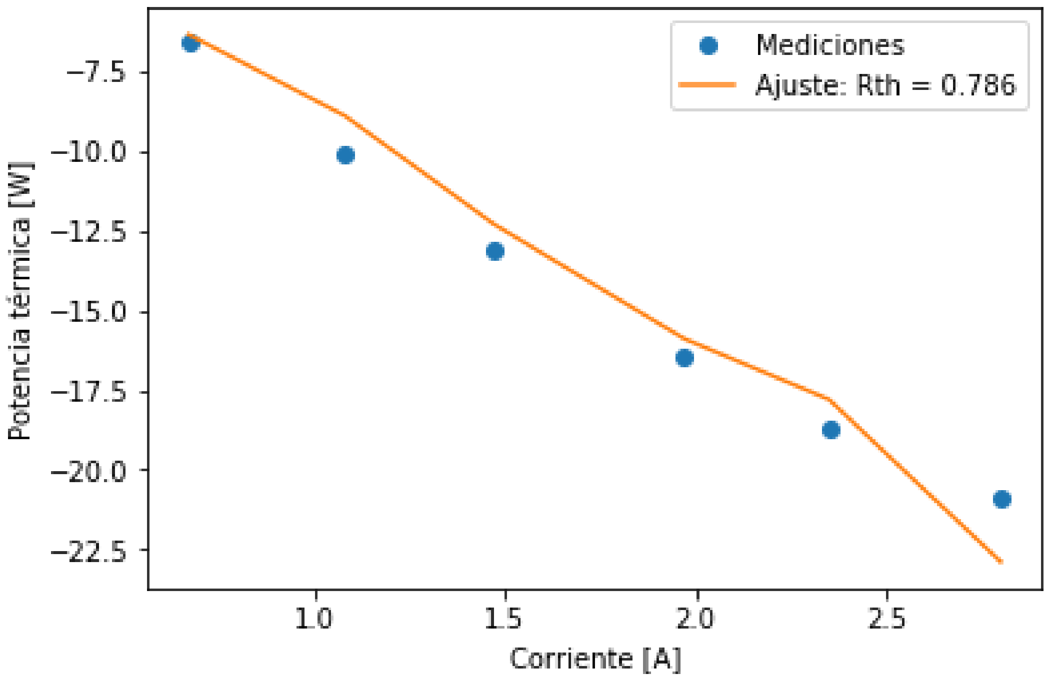
Out[23]: <matplotlib.legend.Legend at 0x7faa693ca588>



In [27]:
```
# ESTIMACIÓN RTH
# Con la ecuación de Qf se puede armar un sistama de ecuaciones b=Ax
# con x = Gth donde Gth es 1/Rth y b= I^2*R/2 - alfa*I*Delta T
b=I**2*R/2-alpha*I*(Tf+273)
B=np.vstack(-(Tc-Tf))
Gth = np.linalg.lstsq(B,b,rcond=None)[0]
Rth=1/Gth
# RESULTADOS
fig, ax = plt.subplots()
ax.plot(I,b,'o')
```

```
        ax.plot(I,-(Tc-Tf)/Rth)
        ax.set(ylabel='Potencia térmica [W]',xlabel='Corriente [A]')
        ax.legend(['Mediciones',('Ajuste: Rth = '+str(Rth)[1:6])])
```

```
Out[27]: <matplotlib.legend.Legend at 0x7faa69582be0>
```



2.2 Medición con brazo

Los valores medidos con el brazo fueron

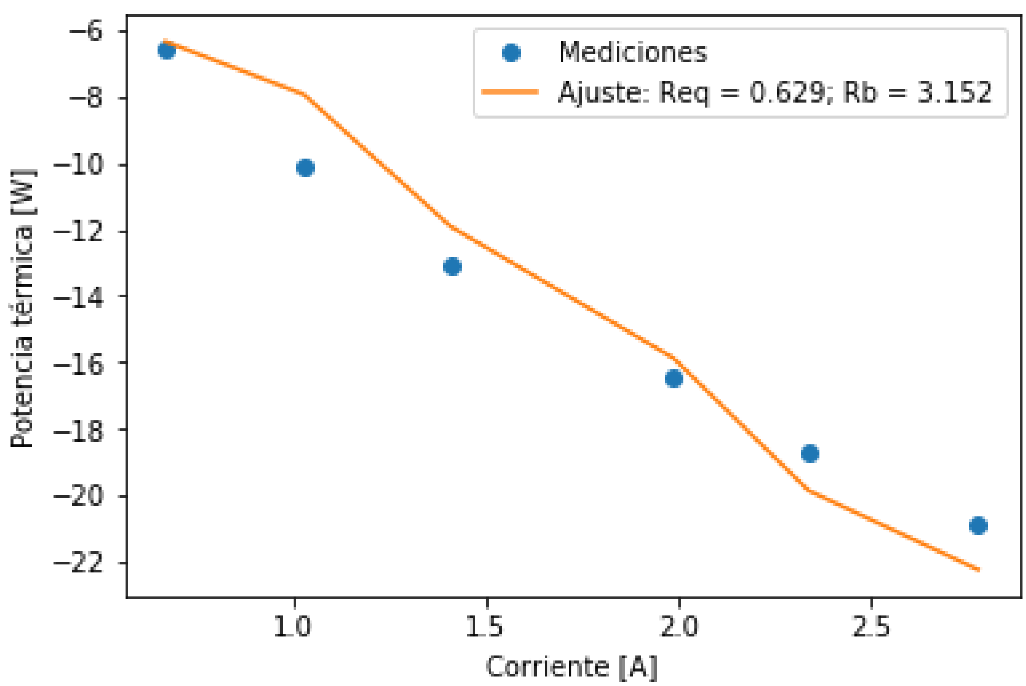
I [A]	V [V]	Tf [žC]	Tc [žC]
0.67	1.35	20.0	24.0
1.03	2.15	19.0	24.0
1.41	2.94	17.0	24.5
1.99	4.06	14.5	24.5
2.34	4.77	12.0	24.5
2.78	5.65	10.5	24.5

Con ellos se hicieron los siguientes ajustes

```
In [30]: # DATOS
         I = np.array([0.67,1.03,1.41,1.99,2.34,2.78])
         Tf = np.array([20,19,17,14.5,12,10.5])
         Tc = np.array([24,24,24.5,24.5,24.5,24.5])
```

```
V = np.array([1.35,2.15,2.94,4.06,4.77,5.65])

# ESTIMACION ALPHA R Y RTH
A=np.vstack([I*(Tc-Tf),I**2]).T
B=np.vstack(-(Tc-Tf))
(alpham,Rm) = np.linalg.lstsq(A,V*I,rcond=None)[0]
Geq = np.linalg.lstsq(B,I**2*R/2-alpha*I*(Tf+273),rcond=None)[0]
Req=1/Geq
Rb=Req*Rth/(Rth-Req)
# RESULTADOS
fig, ax = plt.subplots()
ax.plot(I,b,'o')
ax.plot(I,-(Tc-Tf)/Req)
ax.set(ylabel='Potencia térmica [W]',xlabel='Corriente [A]')
ax.legend(['Mediciones',('Ajuste: Req = '+str(Req)[1:6]+'; Rb = '+str(Rb)[1:6])])
print("Error relativo al primer ensayo: Alpha",(alpha-alpham)/alpham,"; R",(Rm-R)/R)
```

```
Error relativo al primer ensayo: Alpha 0.8392422460919446 ; R 0.09069346175060089
```



2.3 Teniendo en cuenta ambas mediciones

```
In [49]: # DATOS
         I = np.array([1.08,1.47,1.97,2.35,2.8,0.67,# sin mano
                       0.67,1.03,1.41,1.99,2.34,2.78])# con mano
```

```
Tf = np.array([16,13.33,10.5,9,6,18,# sin mano
               20,19,17,14.5,12,10.5])# con mano
Tc = np.array([23,23,23,23,24,23,# sin mano
               24,24,24.5,24.5,24.5,24.5])# con mano
V = np.array([2.22,2.94,4,4.67,5.6,1.4,# sin mano
              1.35,2.15,2.94,4.06,4.77,5.65])# con mano
# CUENTAS
# Con la ecuación de Pe se puede armar un sistema de ecuaciones b=Ax
# con x = [alpha,R] b = Pe@xi = V*I
# estos son datos caracteristicos del peltier y solo varían con la temperatura, que e
A=np.vstack([I*(Tc-Tf),I**2]).T
(alpha,R) = np.linalg.lstsq(A,V*I,rcond=None)[0]

# RESULTADO
print("Alpha es",alpha,"R es",R)
```

```
Alpha es -0.025209420462913027 R es 2.163481622659092
```

Se ve que no son parámetros tan independientes de las condiciones de contorno

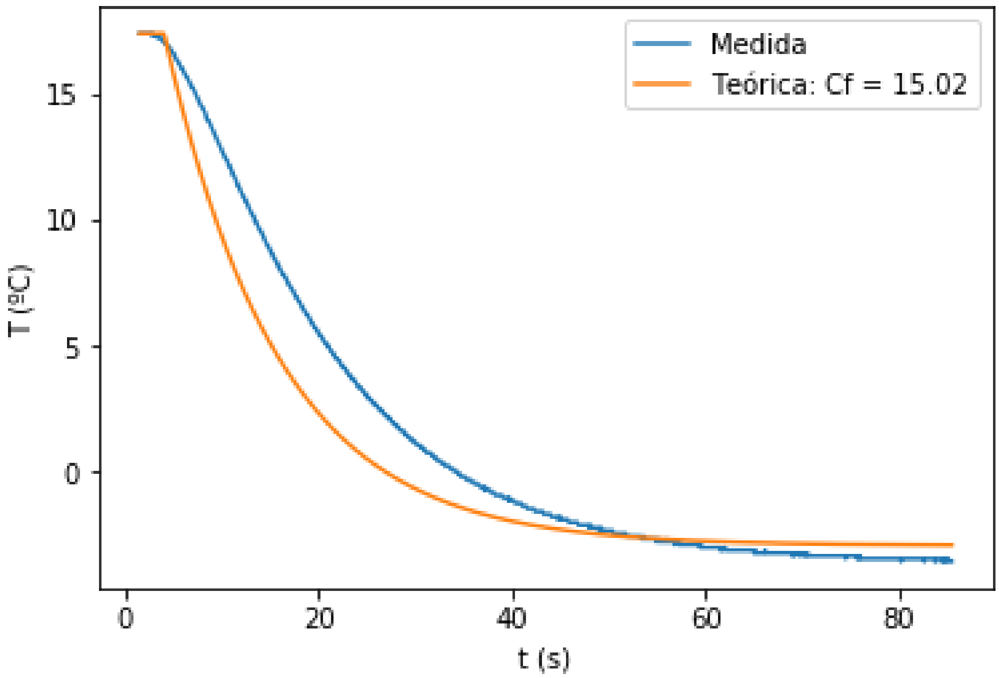
2.4 Obtención de C_f y verificación modelo

Se midió la respuesta al escalón en varias condiciones y se estimo C_f. Luego se verificó el modelo comparando las respuestas al escalon medidas con las teóricas. ### Respuesta al escalón al aire

```
In [38]: # CARGA DE DATOS ESCALÓN
         data = np.loadtxt("data/openloop5V.csv", delimiter=",")
         tiempo = data[0,:]
         temp = data[1,:]
         e=.06 # tolerancia a la exactitud de los puntos de 90% y 10%
         # Ploteo los datos para ver que se cargaron bien
         plt.plot(tiempo,temp)
         plt.xlabel("t (s)")
         plt.ylabel("T (žC)")

         # OBTENCIÓN DEL RISE TIME
         Tmax=np.max(temp)
         Tmin=np.min(temp)
         T10=Tmax+(Tmin-Tmax)*0.1
         T90=Tmax+(Tmin-Tmax)*0.9
         # Como los valores temporales pueden ser tuplas, o sea
         # que puede haber tiempos donde el valor de la temperatura
         # no cambio, tomo aquellos que me dan el tau mas grande
         t10=tiempo[np.logical_and(temp>T10-e, temp<T10+e)]
         t90=tiempo[np.logical_and(temp>T90-e, temp<T90+e)]
         tr=np.max(t90)-np.min(t10)

         # CALCULO DE Cf
```

```
tau=tr/3
I=2.5
Tc=17
Cf=tau/Rth

# VERIFICACIÓN
Tstart = 4 # El 4 lo saque a ojo
plt.plot(tiempo,Tmax-I*alpha*(Tc+273)*Rth*(1-np.exp(-(tiempo-Tstart)/tau))*np.heavisid
plt.legend(['Medida',('Teórica: Cf = '+str(Cf)[1:6])])
```

Out[38]: <matplotlib.legend.Legend at 0x7faa68f6d898>

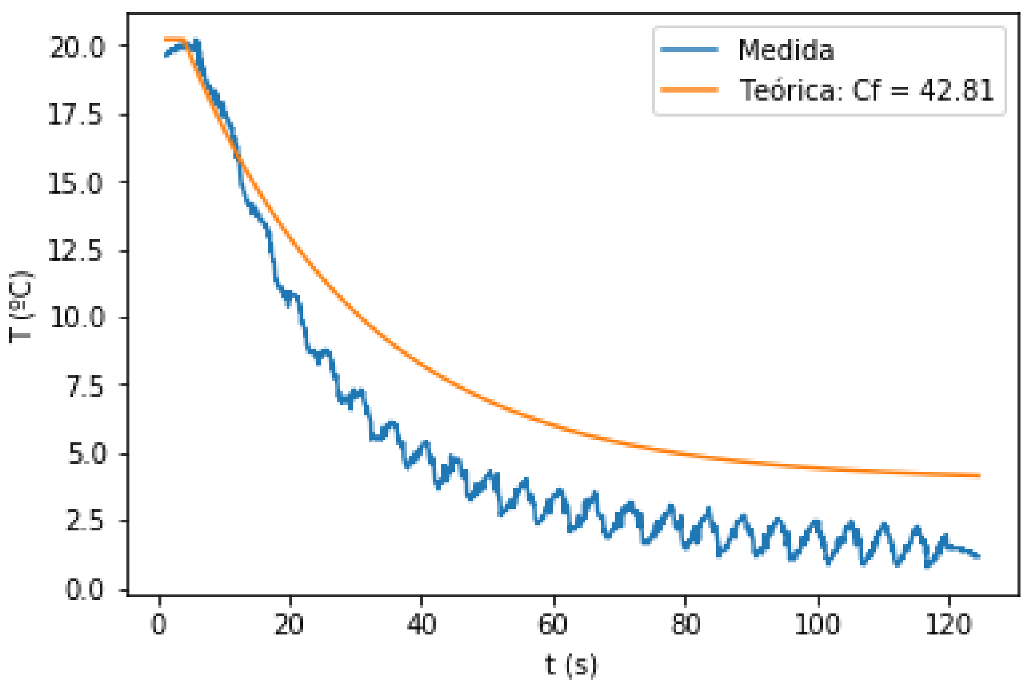


2.4.1 Respuesta al escalón con brazo

In [39]:
```
# CARGA DE DATOS ESCALÓN
data = np.loadtxt("data/openloopHand5V.csv", delimiter=",")
tiempo = data[0,:]
temp = data[1,:]
e=.06 # tolerancia a la exactitud de los puntos de 90% y 10%
# Ploteo los datos para ver que se cargaron bien
plt.plot(tiempo,temp)
plt.xlabel("t (s)")
plt.ylabel("T (žC)")

# OBTENCIÓN DEL RISE TIME
```

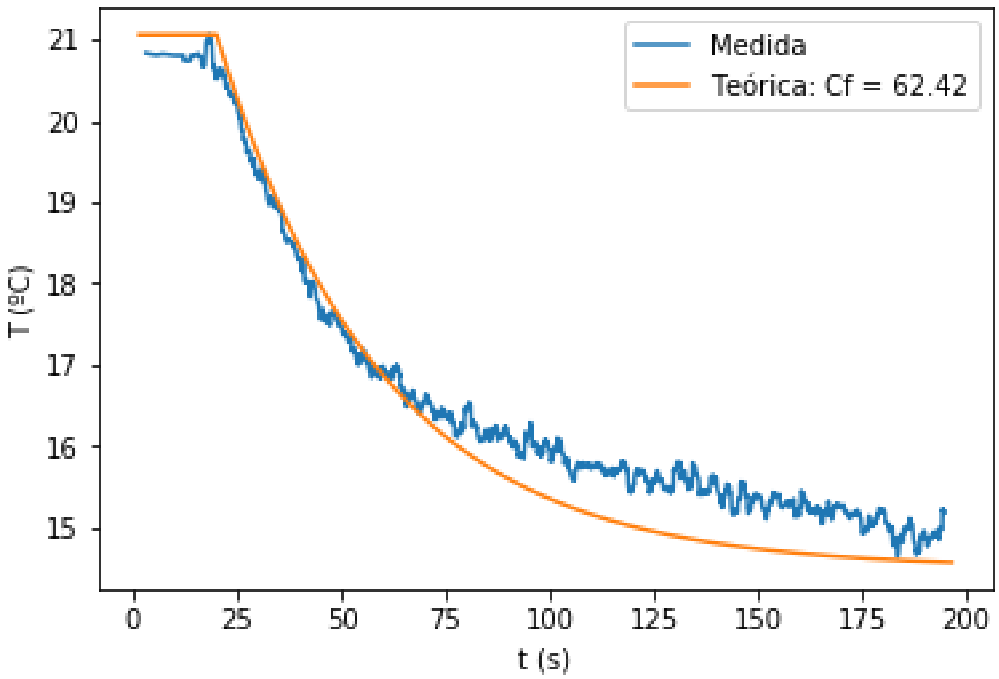
```
Tmax=np.max(temp)
Tmin=np.min(temp)
T10=Tmax+(Tmin-Tmax)*0.1
T90=Tmax+(Tmin-Tmax)*0.9
t10=tiempo[np.logical_and(temp>T10-e, temp<T10+e)]
t90=tiempo[np.logical_and(temp>T90-e, temp<T90+e)]
# Como los valores temporales pueden ser tuplas, o sea
# que puede haber tiempos donde el valor de la temperatura
# no cambio, tomo aquellos que me dan el tau mas grande
tr=np.max(t90)-np.min(t10)
tau=tr/3

# CALCULO DE Cf
I=2.5
Tc=17
Cf=tau/Req

# VERIFICACIÓN
Tstart = 4 # El 4 lo saque a ojo
plt.plot(tiempo,Tmax-I*alpha*(Tc+273)*Req*(1-np.exp(-(tiempo-Tstart)/tau))*np.heavisi
plt.legend(['Medida',('Teórica: Cf = '+str(Cf)[1:6])])
```

```
Out[39]: <matplotlib.legend.Legend at 0x7faa6905c550>
```



Podría asegurar que esto da distinto porque está medidio a Ta=17ž y el modelo del peltier esta medido a 24ž ### Respuesta al escalón con brazo a 24ž

```
In [41]: # CARGA DE DATOS ESCALÓN
         data = np.loadtxt("data/openloopHand1A.csv", delimiter=",")
         tiempo = data[0,:]
         temp = data[1,:]
         N=16
         temp = np.convolve(temp,np.ones(N,)/N,'same')
         e=.06 # tolerancia a la exactitud de los puntos de 90% y 10%
         # Ploteo los datos para ver que se cargaron bien
         plt.plot(tiempo[N:-N],temp[N:-N])
         plt.xlabel("t (s)")
         plt.ylabel("T (žC)")

         # OBTENCIÓN DEL RISE TIME
         Tmax=np.max(temp[N:-N])
         Tmin=np.min(temp[N:-N])
         T10=Tmax+(Tmin-Tmax)*0.1
         T90=Tmax+(Tmin-Tmax)*0.9
         # Como los valores temporales pueden ser tuplas, o sea
         # que puede haber tiempos donde el valor de la temperatura
         # no cambio, tomo aquellos que me dan el tau mas grande
         t10=tiempo[np.logical_and(temp>T10-e, temp<T10+e)]
         t90=tiempo[np.logical_and(temp>T90-e, temp<T90+e)]
         tr=np.min(t90)-np.max(t10)

         # CALCULO DE Cf
         tau=tr/3
         I=1
         Tc=20
         Cf=tau/Req

         # VERIFICACIÓN
         Tstart = 20 # El 4 lo saque a ojo
         plt.plot(tiempo,Tmax-I*alpha*(Tc+273)*Req*(1-np.exp(-(tiempo-Tstart)/tau))*np.heavisi
         plt.legend(['Medida',('Teórica: Cf = '+str(Cf)[1:6])])

Out[41]: <matplotlib.legend.Legend at 0x7faa690601d0>
```


Medida
Teórica: Cf = 62.42
T (ºC)
21
20
19
18
17
16
15
0
25
50
75
100
125
150
175
200
t (s)