Controle de um conversor Boost para Rastreamento de Ponto de Máxima potência (MPPT) Aplicado em Painéis Fotovoltaicos

José Augusto Arbugeri - 13204572 Tulio Gomes Pereira - 14106069

Introdução

- Uso cada vez maior de tecnologia fotovoltaica para geração de energia elétrica
- A baixa eficiência das células fotovoltaicas obrigam a utilização de circuitos para alcançar o ponto de máxima potência dos painéis solares
- A potência fornecida pelas células solares dependem de variáveis independentes com irradiação e temperatura, o que dificulta o rastreamento do ponto de máxima potência.

Introdução

De forma geral, são dois os aspectos impactantes no funcionamento dos sistemas de rastreamento de máxima potência:

- Escolha do conversor cc-cc:
- Escolha do algoritmo de rastreamento.

Os conversores cc-cc podem ser entendidos como atuadores, que recebem o sinal de comando e trabalham de maneira a impor o ponto de máxima potência como ponto de operação do sistema.

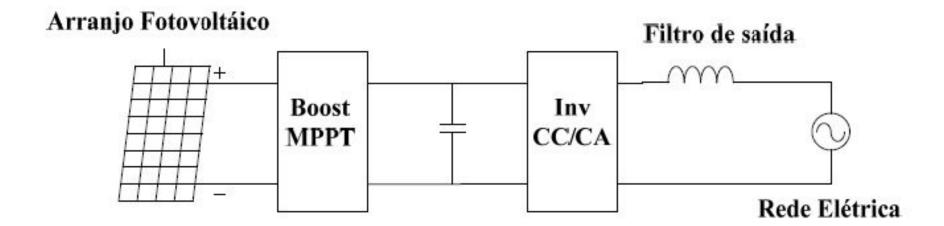
As principais figuras de mérito que permitem quantificar e comparar a qualidade de diferentes métodos de rastreamento, são:

- Precisão;
- Rapidez da busca;
- Oscilações em regime permanente;
- Custo e simplicidade de implementação.

Na literatura existem diversas técnicas de rastreamento de máxima potência, contudo, as três mais comumente citadas são:

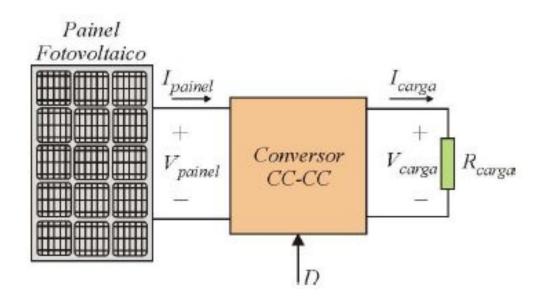
- Método da tensão constante;
- Método perturba e observa;
- Método condutância incremental.

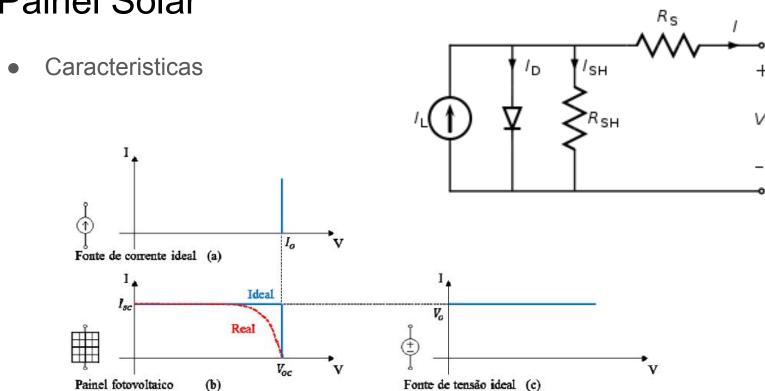
Sistema de geração



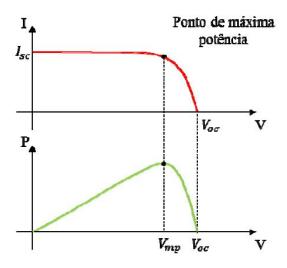
Sistema de geração

Resumida

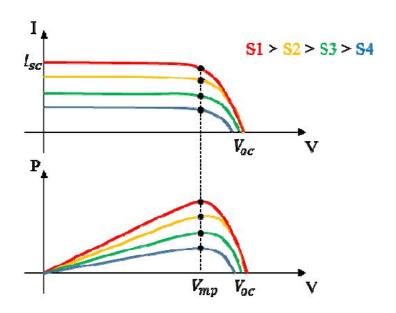


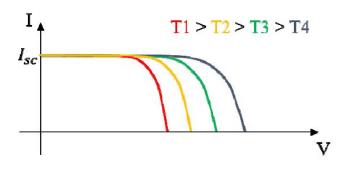


- Curvas
- Ponte de máxima potência

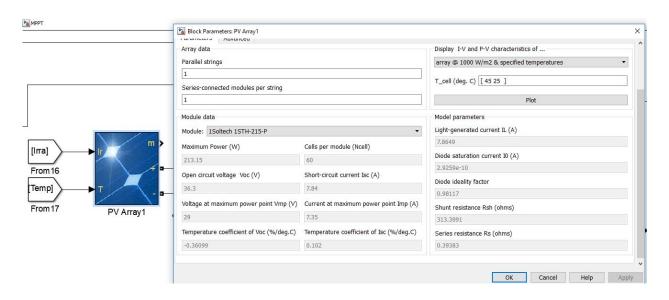


Condições ambientais

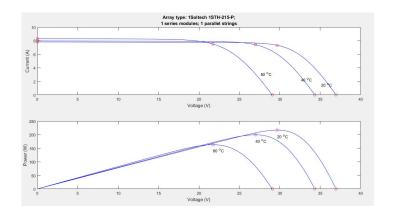


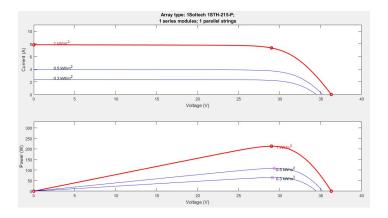


Modelo Simulink



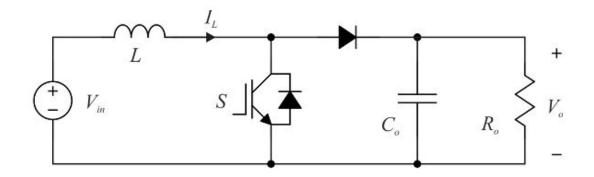
- Modelo simulink
- Variações ambientais





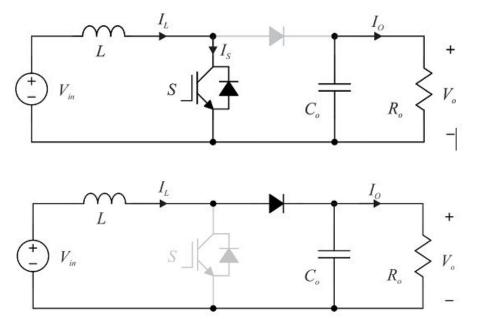
Conversor DC-DC

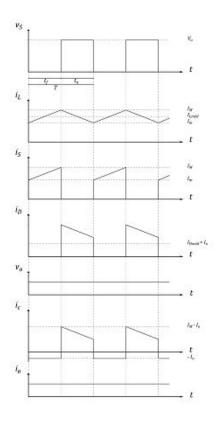
Boost



Conversor DC-DC

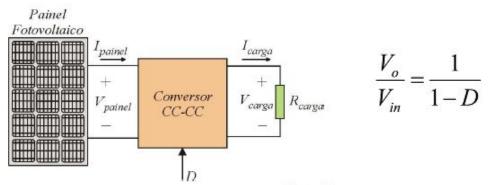
- Etapas de funcionamento
- MCC



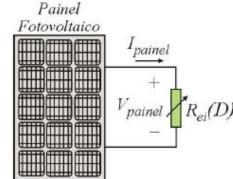


Conversor

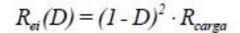
- Resistencia de entrada
- Ganho estatico

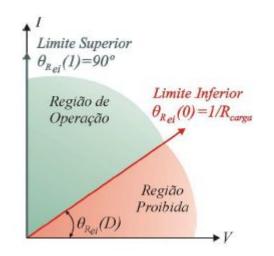


$$R_{ei}(D) = (1 - D)^2 \cdot R_{carga}$$



Resistencia/Região de operação para demais DC-DC

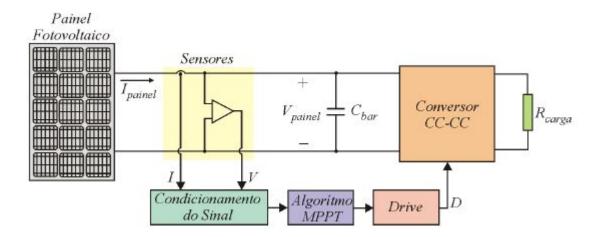




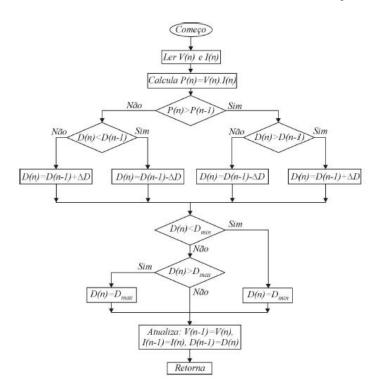
Conversor	G_{V}	$R_{ei}(G_V)$	$\theta_{R_{ei}}(G_V)$	Limites de $\theta_{R_{ei}}(D)$
Buck	D	$R_{ei}(G_V) = \frac{R_{corga}}{G_V^2}$	$\theta_{R_{ei}}(G_V) = atan\left(\frac{G_V^2}{R_{carga}}\right)$	$0^{\circ} < \theta_{R_{ej}}(D) < atan \left(\frac{1}{R_{carga}}\right)$
Boost	$\frac{1}{1-D}$	$R_{ei}(G_V) = \frac{R_{carga}}{G_V^2}$	$\theta_{R_{ei}}(G_V) = atan\left(\frac{{G_V}^2}{R_{carga}}\right)$	$atan\left(\frac{1}{R_{carga}}\right) < \theta_{R_{et}}(D) < 90$
Buck-Boost, C'uk, Sepic e Zeta	$\frac{D}{1-D}$	$R_{ei}(G_V) = \frac{R_{carga}}{G_V^2}$	$\theta_{R_{ei}}(G_V) = atan\left(\frac{{G_V}^2}{R_{carga}}\right)$	$0^{\circ} < \theta_{R_{ei}}(D) < 90^{\circ}$

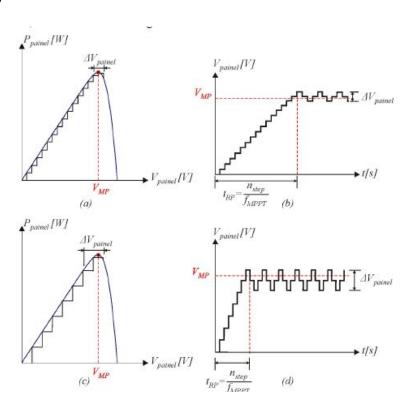
Sensor para MPPT

Tensão e Corrente

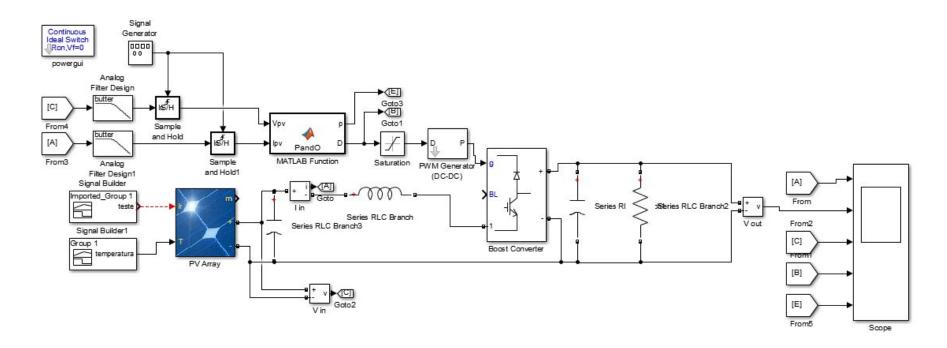


Pertuba e Observa (P&O)



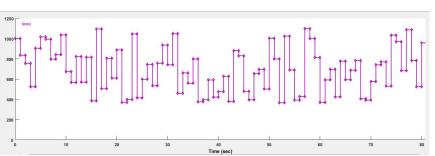


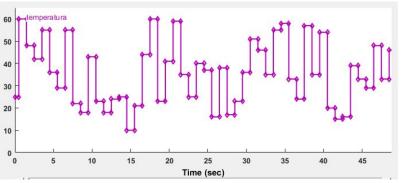
DATASET



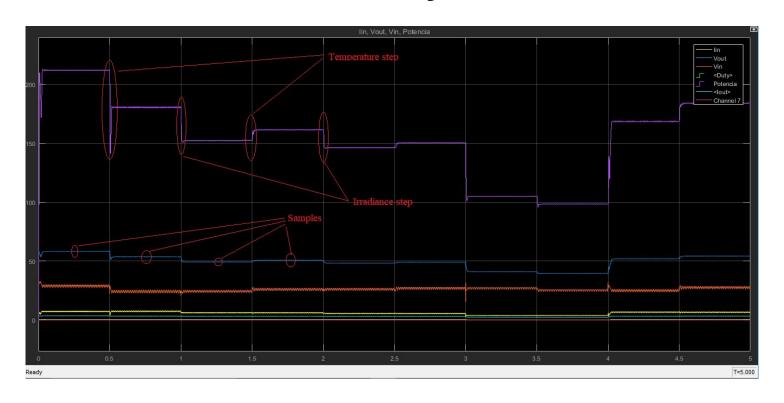
Gerando DATASET

```
entrada.m × +
       s = 1000; %amostras geradas
       radiacao.time = zeros(s*2,1);
       radiacao.signals.values = zeros(s*2,1);
5 -
       radiacao.signals.dimensions = 1;
       radiacao.signals.label = 'teste';
       radiacao.time(1) = 0;
       radiacao.signals.values(1) = 1000;
       radiacao.signals.values(2) = 1000;
      \exists for i = 2:2:s*2-1
10 -
11 -
           radiacao.time(i) = (i)/2;
12 -
           radiacao.time(i+1) = (i)/2;
13 -
       -end
14 -
      - for i = 3:2:s*2
15 -
           rando = randi([300,1100],1,1);
16 -
           radiacao.signals.values(i) = rando;
17 -
           radiacao.signals.values(i+1) = rando;
18 -
19 -
       radiacao.time(2000) = 1000;
        save radiacao.mat radiacao
20 -
```





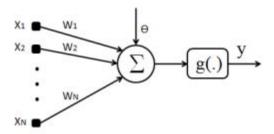
Gerando DATASET - simulação



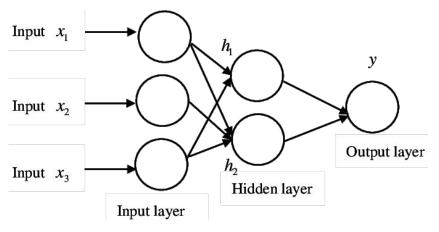
Dados do DATASET

Tamanho: 2093 linhas e 7 colunas

```
In [123]:
            import pandas as pd
            import numpy as np
            import matplotlib.pyplot as plt
            from sklearn.neural network import MLPRegressor
In [125]:
            df = pd.read_csv('data/data_train.csv')
            df.head()
Out[125]:
               Input_current Output_voltage Input_voltage Duty_Cycle
                                                                        Power Irradiance Temperature
            0
                   6.818701
                                 58.373037
                                              29.782506
                                                              0.485 212.117783
                                                                                    1000
                                                                                                  25
                                                                    180.751131
            1
                   7.313437
                                 53.815293
                                              23.990136
                                                              0.557
                                                                                    1000
                                                                                                  60
            2
                   6.056522
                                 49.442379
                                              24.298210
                                                              0.505 152.417456
                                                                                     836
                                                                                                  60
            3
                   5.735578
                                 50.894729
                                              26.911060
                                                              0.475 161.503052
                                                                                     836
                                                                                                  48
                                                                                                  48
            4
                   5.376322
                                 48.436413
                                              26.198545
                                                              0.457 146.294526
                                                                                     755
```



- Forward Propagation e Simulação



```
In [191]: from sklearn.model_selection import train_test_split
    from sklearn.preprocessing import StandardScaler
    from sklearn.neural_network import MLPRegressor

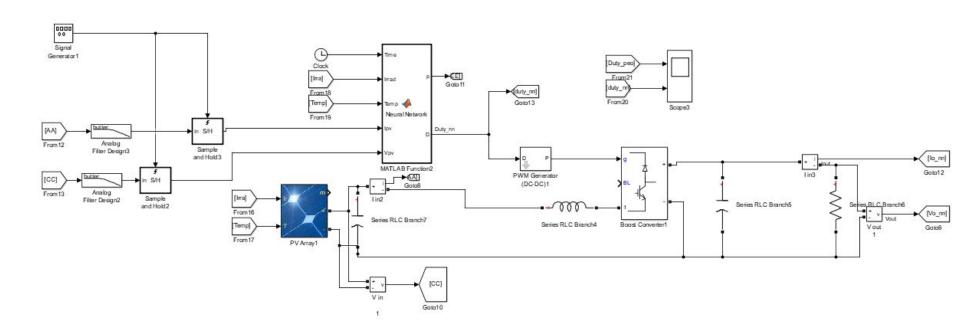
# Divide nosso conjunto de dados em Treino e Teste 0.7/0.3
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(x,y,test_size=0.15)

# Treinamos o modelo usando X_train e e verificamos o score com o conjunto de teste
# Ajustamos as parametros do Regressor para que tivessemos um bom resultado.
modelo = MLPRegressor(activation='tanh', solver='lbfgs',alpha=0.000000001, hidden_layer_sizes=(150,150,150))
modelo.fit(X_train, y_train)
modelo.score(X_test, y_test)
```

Export dos pesos e bias para o Simulink

```
In [192]: coefs=np.asarray(modelo.coefs [0])
          np.savetxt("pesos 0.csv", coefs, delimiter=",")
          coefs=np.asarray(modelo.coefs [1])
          np.savetxt("pesos 1.csv", coefs, delimiter=",")
          coefs=np.asarray(modelo.coefs [2])
          np.savetxt("pesos 2.csv", coefs, delimiter=",")
          coefs=np.asarray(modelo.coefs [3])
          np.savetxt("pesos 3.csv", coefs, delimiter=",")
          bias=np.asarray(modelo.intercepts [0])
          np.savetxt("bias 0.csv", bias, delimiter=",")
          bias=np.asarray(modelo.intercepts [1])
          np.savetxt("bias 1.csv", bias, delimiter=",")
          bias=np.asarray(modelo.intercepts [2])
          np.savetxt("bias 2.csv", bias, delimiter=",")
          bias=np.asarray(modelo.intercepts [3])
          np.savetxt("bias_3.csv", bias, delimiter=",")
```

- Simulação no Simulink



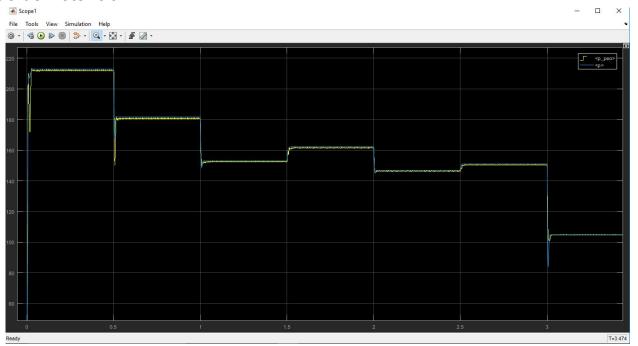
- Primeiras Simulações de Dificuldades
- Rede muito pequena 2 Camadas e 4 neurônios em cada



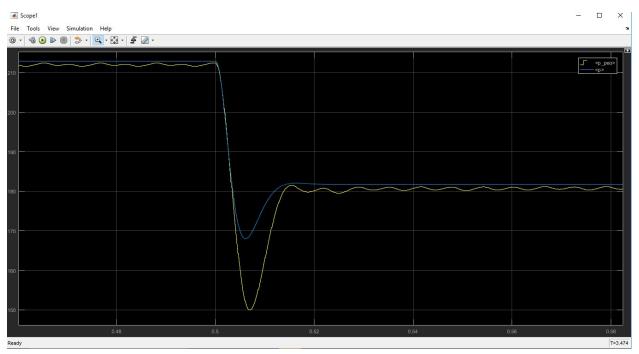
- Primeiras Simulações de Dificuldades
- Ativação ReLU



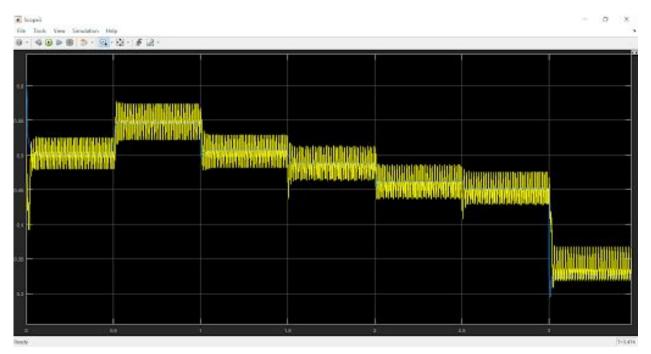
- Simulação com 3 camadas e 150 neurônios, ativação Tanh, score de 99,48%
- Comparação de Potência



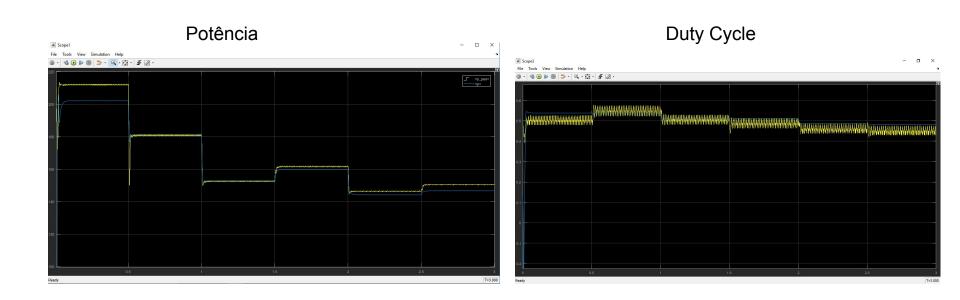
- Detalhe para a resposta ao transitório



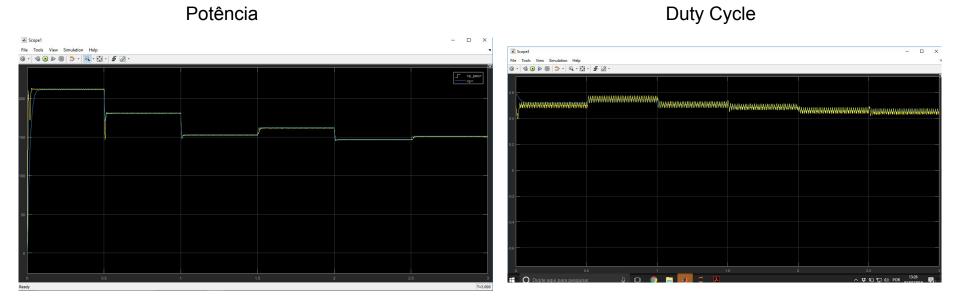
- Simulação com 3 camadas e 150 neurônios, ativação Tanh, score de 99,48%
- Comparação de Duty Cycle



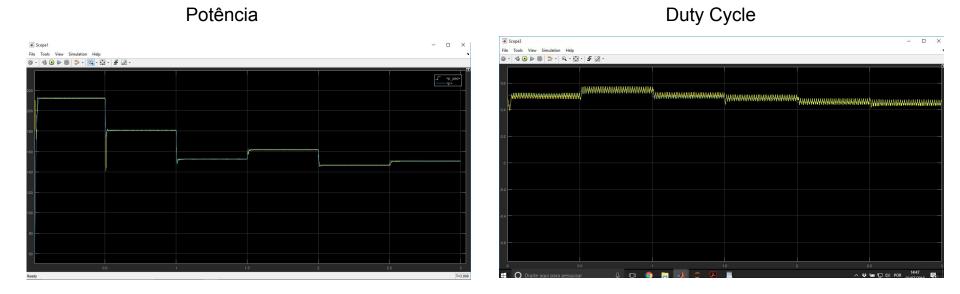
- Simulação com 3 camadas e 10 neurônios, ativação Tanh, score de 99,35%



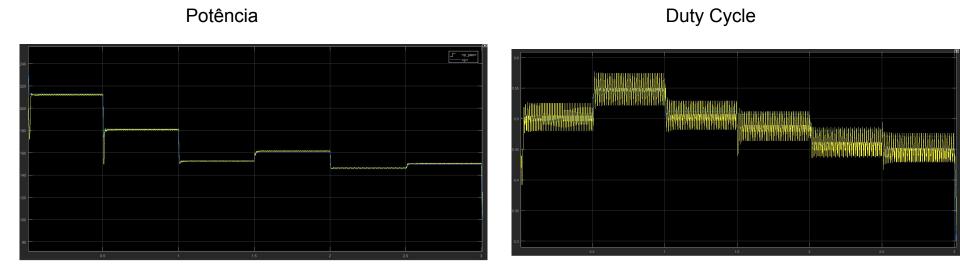
- Simulação com 3 camadas e 50 neurônios, ativação Tanh, score de 99,40%



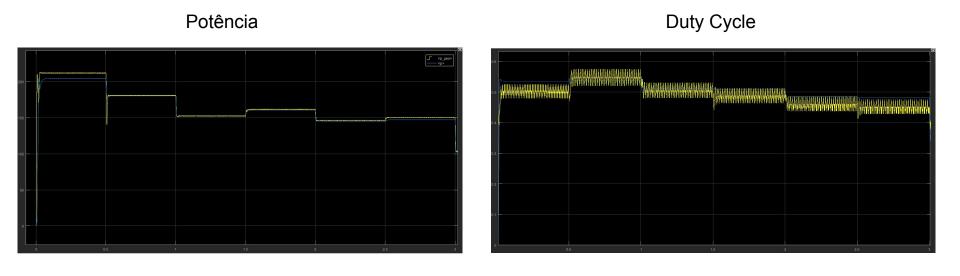
- Simulação com 3 camadas e 75 neurônios, ativação Tanh, score de 98,20% Com entradas apenas Irradiancia e Temperatura



• Simulação com 2 camadas e 250 neurônios, ativação Tanh, score de 99,27%



• Simulação com 10 camadas e 50 neurônios, ativação Tanh, score de 99,39%



Conclusão

Dentre os resultados obtidos, alguns foram bons e outros não tão satisfatórios.

- Com relação a função de ativação a Tanh teve um desempenho considerável melhor que a Relu,
 não conseguimos treinar uma boa rede que funciona-se com ativação Relu.
- Quando treinamos redes com 3 hidden layer só obtivemos resultados satisfatórios quando a rede era tinha mais de 50 neurônios, esse teste foi feito com 10 25 35 50 150.
- O painel influência no treinamento, caso fosse necessário usar outro painel seria necessário gerar um novo data-set ou talvez fazer alguma calibração no data-set
- Melhorias no sistema podem ser obtidas para se generalizar a adição de redes com diferentes tamanhos de camadas e diferentes ativações para se verificar o comportamento nestas condições.
- Devido a demora no tempo de simulação e a dificuldade de se importar funções externas ao Simulink não foi possível se realizar simulações durante um grande período de tempo com diversos parâmetros diferentes.

OBRIGADO