

## 1. Introdução

Bem-vindos ao workshop,

Hoje vamos "resolver" um problema real da Indústria através da Manutenção Preditiva (PdM).

Nosso objetivo não é dizer se a máquina vai quebrar, mas quando ela vai quebrar. Isso se chama estimativa de RUL/VUR (Remaining Useful Life / Vida Útil Restante).

Para isso, usaremos dados da NASA (Dataset C-MAPSS) e uma arquitetura de Redes Neurais chamada LSTM (Long Short-Term Memory), que é especialista em entender sequências temporais e degradação.

## 2. Importação e Carregamento

Aqui carregamos as ferramentas.

```
In [4]: import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
import os

# Bibliotecas de Deep Learning (TensorFlow/Keras)
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Dense, LSTM, Dropout

# Configuração visual
plt.style.use('fivethirtyeight')
%matplotlib inline

print(f"TensorFlow Versão: {tf.__version__}")
```

TensorFlow Versão: 2.20.0

## 3. Carregando os Dados

Dados vêm de arquivos de texto sem cabeçalho.

```
In [5]: # --- Carregamento dos Dados Locais ---
# Certifique-se que a pasta 'CMAPSSData' está no mesmo diretório deste notebook
pasta_dados = 'CMAPSSData'
colunas = ['unit_nr', 'time_cycles', 'setting_1', 'setting_2', 'setting_3']
colunas += [f's_{i}' for i in range(1, 22)]

try:
```

```

train = pd.read_csv(os.path.join(pasta_dados, 'train_FD001.txt'), sep=r'\s+', n
test = pd.read_csv(os.path.join(pasta_dados, 'test_FD001.txt'), sep=r'\s+', nam
y_true = pd.read_csv(os.path.join(pasta_dados, 'RUL_FD001.txt'), sep=r'\s+', na
print(f"Dados carregados! Treino: {train.shape}, Teste: {test.shape}")
except FileNotFoundError:
    print("ERRO: Arquivos não encontrados. Verifique o upload.")

train.head()

```

Dados carregados! Treino: (20631, 26), Teste: (13096, 26)

Out[5]:

	unit_nr	time_cycles	setting_1	setting_2	setting_3	s_1	s_2	s_3	s_4
0	1	1	-0.0007	-0.0004	100.0	518.67	641.82	1589.70	1400.60
1	1	2	0.0019	-0.0003	100.0	518.67	642.15	1591.82	1403.14
2	1	3	-0.0043	0.0003	100.0	518.67	642.35	1587.99	1404.20
3	1	4	0.0007	0.0000	100.0	518.67	642.35	1582.79	1401.87
4	1	5	-0.0019	-0.0002	100.0	518.67	642.37	1582.85	1406.22

5 rows × 26 columns

#### 4. Engenharia de Features: Criando o Alvo (Target)

No aprendizado supervisionado, precisamos dizer para a IA qual é a resposta certa. O dataset de treino nos dá os dados até a falha, mas não tem uma coluna escrita "RUL". Precisamos criá-la.

A Lógica: Se um motor quebrou no ciclo 192:

No ciclo 192, a RUL é 0.

No ciclo 190, a RUL é 2.

No ciclo 100, a RUL é 92.

Vamos implementar essa subtração simples.

#### 5. Código da RUL

In [6]:

```

def prepare_rul(df):
    # Encontra o ciclo máximo (morte) de cada motor
    max_cycle = df.groupby('unit_nr')['time_cycles'].max().reset_index()
    max_cycle.columns = ['unit_nr', 'max_life']

    # Junta com a tabela original
    df = df.merge(max_cycle, on='unit_nr', how='left')

    # RUL = Vida Total - Ciclo Atual

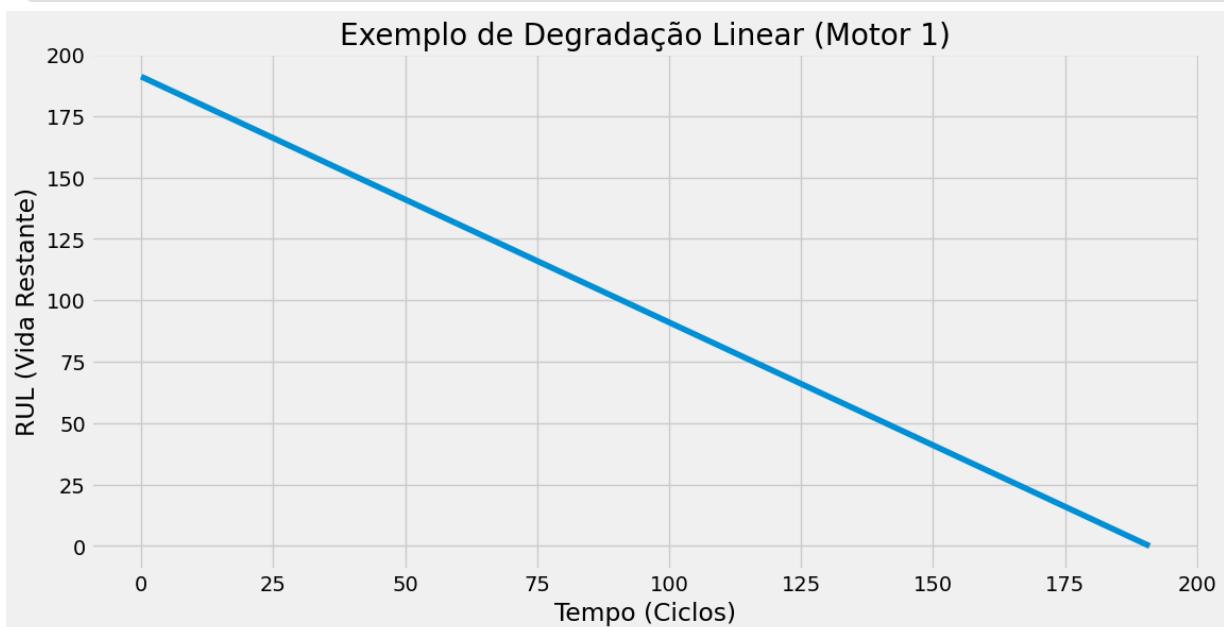
```

```
df['RUL'] = df['max_life'] - df['time_cycles']

# Limpeza
df.drop(columns=['max_life'], inplace=True)
return df

train = prepare_rul(train)

# Visualizando a vida de um motor (Ex: Unidade 1)
plt.figure(figsize=(12, 6))
plt.plot(train[train['unit_nr']==1]['RUL'])
plt.title('Exemplo de Degradação Linear (Motor 1)')
plt.xlabel('Tempo (Ciclos)')
plt.ylabel('RUL (Vida Restante)')
plt.show()
```



## 6. Preparação para a Rede Neural

### A. Normalização

Sensores têm escalas diferentes (Temperatura em °C, Rotação em RPM). Redes Neurais se perdem com números gigantes. Vamos colocar tudo entre 0 e 1 usando MinMaxScaler.

### B. Janelamento Temporal (Wwindowing)

Uma LSTM não olha para uma foto estática, ela olha para um "filme". Para prever a falha agora, a rede precisa ver o histórico recente (ex: os últimos 30 ciclos). Vamos transformar nossa tabela 2D em um Cubo 3D de formato: (Amostras, 30 Passos de Tempo, 14 Sensores).

## 7. Código de Janelamento

```
In [7]: # 1. Normalização
features_uteis = ['s_2', 's_3', 's_4', 's_7', 's_8', 's_9', 's_11',
```

```

's_12', 's_13', 's_14', 's_15', 's_17', 's_20', 's_21']

scaler = MinMaxScaler(feature_range=(0, 1))
train[features_uteis] = scaler.fit_transform(train[features_uteis])
test[features_uteis] = scaler.transform(test[features_uteis])

# 2. Função Geradora de Sequências
sequence_length = 30

def gen_sequence(id_df, seq_length, seq_cols):
    data_array = id_df[seq_cols].values
    num_elements = data_array.shape[0]
    for start, stop in zip(range(0, num_elements - seq_length), range(seq_length, n)):
        yield data_array[start:stop, :]

def gen_labels(id_df, seq_length, label):
    data_array = id_df[label].values
    num_elements = data_array.shape[0]
    return data_array[seq_length:num_elements, :]

# Gerando os arrays X e y
seq_gen = (list(gen_sequence(train[train['unit_nr']==id], sequence_length, features)
                 for id in train['unit_nr'].unique()))
X_train = np.concatenate(list(seq_gen)).astype(np.float32)

label_gen = (gen_labels(train[train['unit_nr']==id], sequence_length, ['RUL'])
              for id in train['unit_nr'].unique())
y_train = np.concatenate(list(label_gen)).astype(np.float32)

print(f"Formato Final X: {X_train.shape}")
print(f"Formato Final y: {y_train.shape}")

```

Formato Final X: (17631, 30, 14)

Formato Final y: (17631, 1)

## 8. Arquitetura Deep Learning (LSTM)

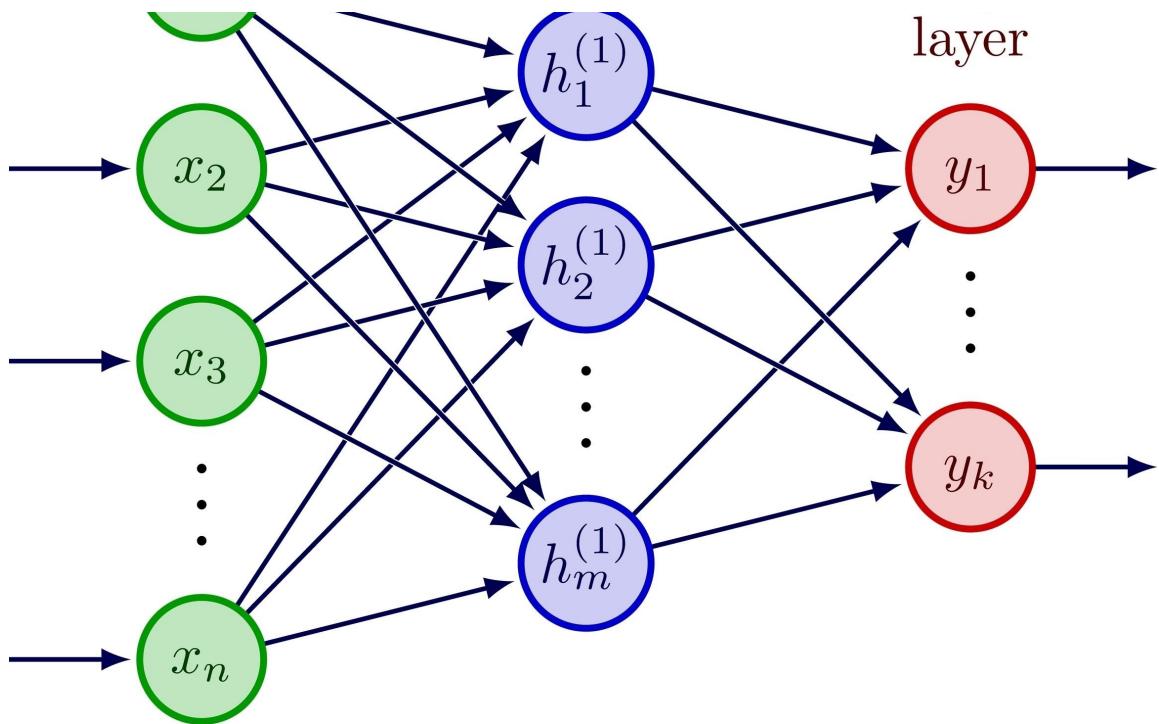
Vamos construir o modelo utilizando a API Keras.

Camada LSTM (100 unidades): A "memória" do modelo.  
`return_sequences=True` permite empilhar outra LSTM.

Dropout (0.2): Desliga aleatoriamente 20% dos neurônios para evitar que a rede "decore" os dados (Overfitting).

Camada Dense (1): O neurônio final que cospe o número mágico: a RUL estimada.





### 9. Código do Modelo e Treino

```
In [8]: model = Sequential()
model.add(LSTM(100, input_shape=(X_train.shape[1], X_train.shape[2]), return_sequences=True))
model.add(Dropout(0.2))
model.add(LSTM(50, return_sequences=False))
model.add(Dropout(0.2))
model.add(Dense(1))

model.compile(loss='mean_squared_error', optimizer='adam')
model.summary()

# Treinamento
history = model.fit(X_train, y_train, epochs=10, batch_size=200, validation_split=0.2)
```

c:\Users\casag\AppData\Local\Programs\Python\Python313\Lib\site-packages\keras\src\layers\rnn\rnn.py:199: UserWarning: Do not pass an `input\_shape`/`input\_dim` argument to a layer. When using Sequential models, prefer using an `Input(shape)` object as the first layer in the model instead.  
super().\_\_init\_\_(\*\*kwargs)  
Model: "sequential"

Layer (type)	Output Shape	Param #
lstm (LSTM)	(None, 30, 100)	46,000
dropout (Dropout)	(None, 30, 100)	0
lstm_1 (LSTM)	(None, 50)	30,200
dropout_1 (Dropout)	(None, 50)	0
dense (Dense)	(None, 1)	51

Total params: 76,251 (297.86 KB)

Trainable params: 76,251 (297.86 KB)

Non-trainable params: 0 (0.00 B)

Epoch 1/10

71/71 ━━━━━━━━━━ 11s 113ms/step - loss: 10381.9980 - val\_loss: 14156.4414

Epoch 2/10

71/71 ━━━━━━ 7s 101ms/step - loss: 9473.8389 - val\_loss: 13443.0791

Epoch 3/10

71/71 ━━━━━━ 7s 105ms/step - loss: 8917.5664 - val\_loss: 12806.1396

Epoch 4/10

71/71 ━━━━━━ 7s 102ms/step - loss: 8409.0605 - val\_loss: 12219.7041

Epoch 5/10

71/71 ━━━━━━ 7s 96ms/step - loss: 7944.5112 - val\_loss: 11674.0654

Epoch 6/10

71/71 ━━━━━━ 7s 100ms/step - loss: 7514.1167 - val\_loss: 11147.3516

Epoch 7/10

71/71 ━━━━━━ 7s 99ms/step - loss: 7102.4565 - val\_loss: 10653.5234

Epoch 8/10

71/71 ━━━━━━ 7s 100ms/step - loss: 6722.7617 - val\_loss: 10200.0957

Epoch 9/10

71/71 ━━━━━━ 7s 98ms/step - loss: 6386.0815 - val\_loss: 9779.1787

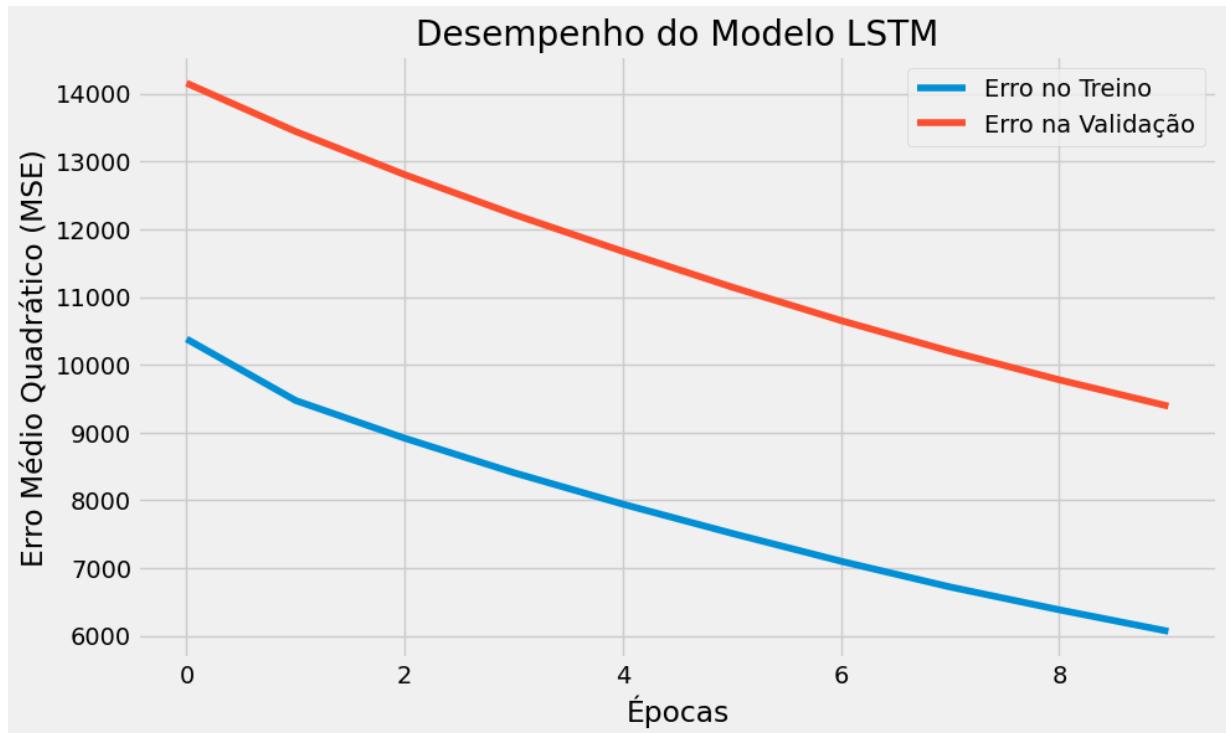
Epoch 10/10

71/71 ━━━━━━ 7s 100ms/step - loss: 6068.7256 - val\_loss: 9390.7617

## 10. Análise de Resultados

```
In [9]: # Plotando a Curva de Aprendizado
plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.plot(history.history['loss'], label='Erro no Treino')
plt.plot(history.history['val_loss'], label='Erro na Validação')
plt.title('Desempenho do Modelo LSTM')
plt.ylabel('Erro Médio Quadrático (MSE)')
plt.xlabel('Épocas')
plt.legend()
plt.show()

print("Conclusão: O modelo convergiu e aprendeu a generalizar a degradação dos moto
```



Conclusão: O modelo convergiu e aprendeu a generalizar a degradação dos motores.

## 11. Early Stopping (Parada Antecipada)

"Fiscal" que vigia a linha laranja: se ela parar de descer, ele corta o treinamento.

```
In [10]: from tensorflow.keras.callbacks import EarlyStopping

# 1. Criar o Fiscal (Early Stopping)
# monitor='val_loss': Vigia a Linha Laranja
# patience=5: Se a Linha Laranja não melhorar por 5 épocas seguidas, PARA TUDO.
fiscal = EarlyStopping(monitor='val_loss', patience=5, restore_best_weights=True)

# 2. Configuração Otimizada de Hardware
# batch_size=256: Enche o caminhão da GPU (menos uso de CPU, treino mais rápido)
# epochs=100: Deixamos alto, mas o fiscal vai parar antes se precisar.

history = model.fit(X_train, y_train,
                     epochs=100,
                     batch_size=256,
                     validation_split=0.2,
                     verbose=1,
                     callbacks=[fiscal]) # Adiciona o fiscal aqui
```

Epoch 1/100  
56/56 8s 139ms/step - loss: 5809.4448 - val\_loss: 9103.8340  
Epoch 2/100  
56/56 8s 143ms/step - loss: 5603.3828 - val\_loss: 8835.8857  
Epoch 3/100  
56/56 8s 139ms/step - loss: 5414.2891 - val\_loss: 8582.2871  
Epoch 4/100  
56/56 8s 141ms/step - loss: 5231.1133 - val\_loss: 8345.4668  
Epoch 5/100  
56/56 8s 138ms/step - loss: 5059.9380 - val\_loss: 8123.3965  
Epoch 6/100  
56/56 8s 141ms/step - loss: 4902.4517 - val\_loss: 7913.3013  
Epoch 7/100  
56/56 8s 141ms/step - loss: 4751.4751 - val\_loss: 7717.7197  
Epoch 8/100  
56/56 8s 143ms/step - loss: 4630.1372 - val\_loss: 7532.4980  
Epoch 9/100  
56/56 8s 138ms/step - loss: 4507.4111 - val\_loss: 7361.2710  
Epoch 10/100  
56/56 8s 134ms/step - loss: 4397.6416 - val\_loss: 7200.1924  
Epoch 11/100  
56/56 8s 138ms/step - loss: 4291.8223 - val\_loss: 7052.5947  
Epoch 12/100  
56/56 8s 138ms/step - loss: 4205.0137 - val\_loss: 6914.5435  
Epoch 13/100  
56/56 7s 133ms/step - loss: 4120.1870 - val\_loss: 6786.4004  
Epoch 14/100  
56/56 8s 137ms/step - loss: 4037.4854 - val\_loss: 6666.9922  
Epoch 15/100  
56/56 8s 141ms/step - loss: 3974.1003 - val\_loss: 6556.6406  
Epoch 16/100  
56/56 8s 136ms/step - loss: 3910.8735 - val\_loss: 6454.5996  
Epoch 17/100  
56/56 8s 138ms/step - loss: 3858.6509 - val\_loss: 6358.9072  
Epoch 18/100  
56/56 8s 137ms/step - loss: 3809.4717 - val\_loss: 6271.6694  
Epoch 19/100  
56/56 8s 135ms/step - loss: 3759.5964 - val\_loss: 6192.2563  
Epoch 20/100  
56/56 8s 137ms/step - loss: 3722.1050 - val\_loss: 6117.1353  
Epoch 21/100  
56/56 8s 137ms/step - loss: 3685.6873 - val\_loss: 6048.7212  
Epoch 22/100  
56/56 8s 134ms/step - loss: 3652.1260 - val\_loss: 5986.3584  
Epoch 23/100  
56/56 8s 135ms/step - loss: 3626.3933 - val\_loss: 5927.1880  
Epoch 24/100  
56/56 8s 138ms/step - loss: 3605.5117 - val\_loss: 5874.0566  
Epoch 25/100  
56/56 8s 136ms/step - loss: 3573.4282 - val\_loss: 5827.6445  
Epoch 26/100  
56/56 8s 137ms/step - loss: 3559.1978 - val\_loss: 5784.3164  
Epoch 27/100  
56/56 5s 88ms/step - loss: 3542.2615 - val\_loss: 5746.0078  
Epoch 28/100  
56/56 4s 79ms/step - loss: 3516.1572 - val\_loss: 5707.9985

Epoch 29/100  
**56/56** 5s 88ms/step - loss: 3506.6089 - val\_loss: 5674.1650  
Epoch 30/100  
**56/56** 5s 89ms/step - loss: 3509.3364 - val\_loss: 5644.8994  
Epoch 31/100  
**56/56** 5s 97ms/step - loss: 3492.4688 - val\_loss: 5618.4546  
Epoch 32/100  
**56/56** 5s 95ms/step - loss: 3494.8760 - val\_loss: 5594.7104  
Epoch 33/100  
**56/56** 3s 57ms/step - loss: 3482.4363 - val\_loss: 5573.8408  
Epoch 34/100  
**56/56** 3s 52ms/step - loss: 3470.3484 - val\_loss: 5554.6406  
Epoch 35/100  
**56/56** 3s 52ms/step - loss: 3478.2644 - val\_loss: 5535.4390  
Epoch 36/100  
**56/56** 3s 50ms/step - loss: 3469.9268 - val\_loss: 5521.5210  
Epoch 37/100  
**56/56** 3s 50ms/step - loss: 3466.8894 - val\_loss: 5505.8535  
Epoch 38/100  
**56/56** 3s 52ms/step - loss: 3476.1870 - val\_loss: 5493.6274  
Epoch 39/100  
**56/56** 3s 50ms/step - loss: 3461.0767 - val\_loss: 5481.8408  
Epoch 40/100  
**56/56** 3s 49ms/step - loss: 3473.8057 - val\_loss: 5471.7964  
Epoch 41/100  
**56/56** 3s 48ms/step - loss: 3469.0642 - val\_loss: 5461.6021  
Epoch 42/100  
**56/56** 3s 49ms/step - loss: 3459.7239 - val\_loss: 5452.2363  
Epoch 43/100  
**56/56** 3s 55ms/step - loss: 3472.1128 - val\_loss: 5446.4756  
Epoch 44/100  
**56/56** 5s 85ms/step - loss: 3459.9512 - val\_loss: 5441.6831  
Epoch 45/100  
**56/56** 5s 85ms/step - loss: 3469.4363 - val\_loss: 5434.6245  
Epoch 46/100  
**56/56** 5s 84ms/step - loss: 3456.2507 - val\_loss: 5428.1055  
Epoch 47/100  
**56/56** 5s 87ms/step - loss: 3459.2314 - val\_loss: 5424.5332  
Epoch 48/100  
**56/56** 5s 85ms/step - loss: 3466.3567 - val\_loss: 5423.8706  
Epoch 49/100  
**56/56** 5s 86ms/step - loss: 3457.9717 - val\_loss: 5419.3965  
Epoch 50/100  
**56/56** 5s 83ms/step - loss: 3443.2593 - val\_loss: 5416.0708  
Epoch 51/100  
**56/56** 5s 85ms/step - loss: 3462.0659 - val\_loss: 5414.0801  
Epoch 52/100  
**56/56** 5s 83ms/step - loss: 3455.8152 - val\_loss: 5414.8750  
Epoch 53/100  
**56/56** 5s 84ms/step - loss: 3457.9697 - val\_loss: 5412.0972  
Epoch 54/100  
**56/56** 5s 88ms/step - loss: 3456.7561 - val\_loss: 5411.2559  
Epoch 55/100  
**56/56** 5s 89ms/step - loss: 3466.8774 - val\_loss: 5411.9658  
Epoch 56/100  
**56/56** 5s 86ms/step - loss: 3462.9011 - val\_loss: 5408.5181

```
Epoch 57/100
56/56 ━━━━━━━━━━ 5s 88ms/step - loss: 3456.4561 - val_loss: 5409.1421
Epoch 58/100
56/56 ━━━━━━━━━━ 5s 87ms/step - loss: 3453.1555 - val_loss: 5408.3276
Epoch 59/100
56/56 ━━━━━━━━━━ 5s 86ms/step - loss: 3460.8555 - val_loss: 5408.5864
Epoch 60/100
56/56 ━━━━━━━━━━ 5s 87ms/step - loss: 3464.4543 - val_loss: 5409.0103
Epoch 61/100
56/56 ━━━━━━━━━━ 5s 86ms/step - loss: 3460.1909 - val_loss: 5408.9414
Epoch 62/100
56/56 ━━━━━━━━━━ 5s 89ms/step - loss: 3471.2996 - val_loss: 5407.5474
Epoch 63/100
56/56 ━━━━━━━━━━ 5s 86ms/step - loss: 3453.8784 - val_loss: 5404.9346
Epoch 64/100
56/56 ━━━━━━━━━━ 5s 85ms/step - loss: 3456.8755 - val_loss: 5402.9917
Epoch 65/100
56/56 ━━━━━━━━━━ 3s 56ms/step - loss: 3450.8787 - val_loss: 5403.5854
Epoch 66/100
56/56 ━━━━━━━━━━ 3s 49ms/step - loss: 3454.4299 - val_loss: 5402.9590
Epoch 67/100
56/56 ━━━━━━━━━━ 3s 48ms/step - loss: 3468.0940 - val_loss: 5405.1772
Epoch 68/100
56/56 ━━━━━━━━━━ 3s 49ms/step - loss: 3462.2485 - val_loss: 5403.8975
Epoch 69/100
56/56 ━━━━━━━━━━ 3s 49ms/step - loss: 3465.3018 - val_loss: 5407.3662
Epoch 70/100
56/56 ━━━━━━━━━━ 3s 48ms/step - loss: 3460.6948 - val_loss: 5406.5645
Epoch 71/100
56/56 ━━━━━━━━━━ 3s 48ms/step - loss: 3453.7739 - val_loss: 5406.1367
```

## 12. Avaliação no Conjunto de Teste (A Prova Real)

Pega os dados de teste, prepara igualzinho ao treino e calcula o erro final.

```
In [11]: # --- 6. AVALIAÇÃO NO CONJUNTO DE TESTE (A PROVA REAL) ---
print("--- Avaliando no Dataset de Teste ---")

# O teste é mais chato: precisamos pegar apenas a ÚLTIMA janela de cada motor
# porque o arquivo RUL_FD001.txt (gabarito) só tem a resposta do último ciclo.

seq_cols = features_uteis
seq_array_test_last = [test[test['unit_nr']==id][seq_cols].values[-sequence_length:
                                                               for id in test['unit_nr'].unique() if len(test[test['unit_nr']]>sequence_length)]]

X_test_last = np.asarray(seq_array_test_last).astype(np.float32)
y_test_last = y_true['RUL'].values

print(f"Dimensões do Teste Final: {X_test_last.shape}")

# Fazendo a previsão com a IA
y_pred_test = model.predict(X_test_last)

# Calculando o Erro Final (RMSE)
from sklearn.metrics import mean_squared_error
```

```

rmse = np.sqrt(mean_squared_error(y_test_last, y_pred_test))

print(f"\n>>> O ERRO FINAL DA IA (RMSE) É: {rmse:.2f} Ciclos <<<")
print("Isso significa que, em média, a IA erra a previsão da quebra por essa quantidade de ciclos.")

--- Avaliando no Dataset de Teste ---
Dimensões do Teste Final: (100, 30, 14)
4/4 ━━━━━━━━ 0s 93ms/step

>>> O ERRO FINAL DA IA (RMSE) É: 44.11 Ciclos <<<
Isso significa que, em média, a IA erra a previsão da quebra por essa quantidade de ciclos.

```

### 13. O Gráfico "Wow" (Visualização Motor a Motor)

```

In [12]: # --- 7. VISUALIZANDO O RESULTADO ---
plt.figure(figsize=(12, 6))

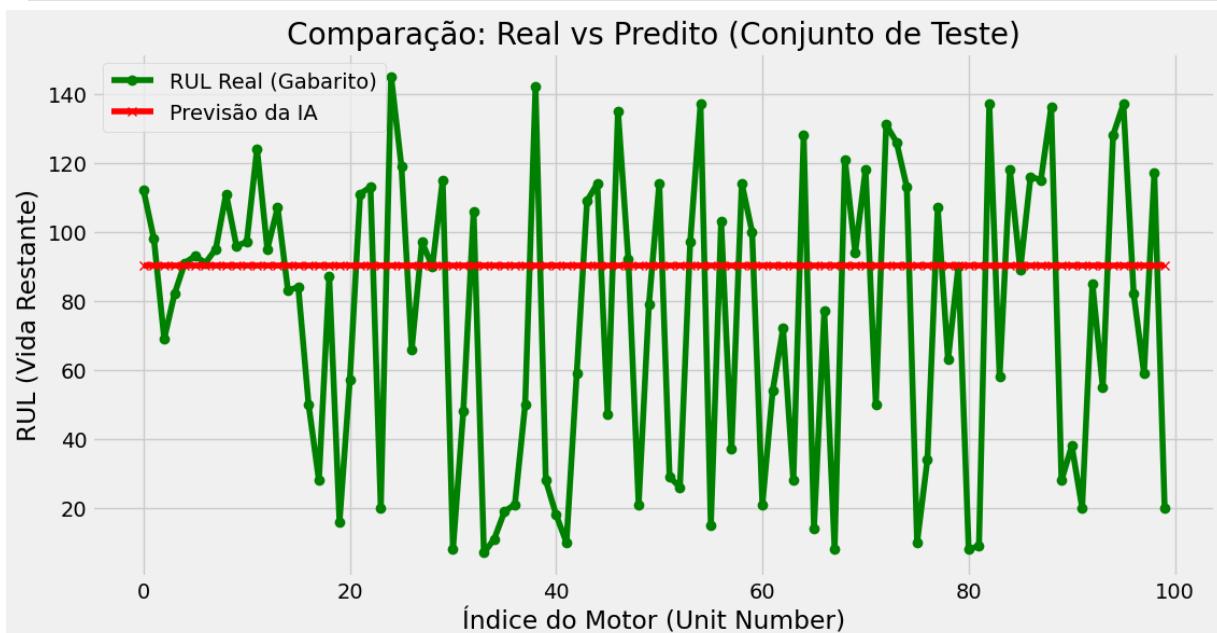
# Plotar os dados reais (Gabarito)
plt.plot(y_test_last, label='RUL Real (Gabarito)', color='green', marker='o')

# Plotar as previsões da IA
plt.plot(y_pred_test, label='Previsão da IA', color='red', marker='x')

plt.title('Comparação: Real vs Preditivo (Conjunto de Teste)')
plt.xlabel('Índice do Motor (Unit Number)')
plt.ylabel('RUL (Vida Restante)')
plt.legend()
plt.show()

# Exemplo unitário (Motor 10)
motor_idx = 10
print(f"Exemplo Motor {motor_idx}:")
print(f"Real: {y_test_last[motor_idx]}")
print(f"IA: {y_pred_test[motor_idx][0]:.2f}")

```



Exemplo Motor 10:

Real: 97

IA: 90.30

#### 14. O Gráfico da Preguiça

A IA não aprendeu os padrões de degradação. Ela percebeu que era difícil conectar os sensores com a vida útil e decidiu fazer a coisa mais segura possível: chutar a média para todos os motores.

Note a linha vermelha: ela é uma reta quase perfeita no valor 90.

Isso significa que, não importa se o sensor está gritando que o motor vai explodir ou se está novo, a IA diz: "Acho que dura mais 90 ciclos".

Por isso o erro (RMSE 44) é alto e o gráfico não acompanha os picos e vales verdes.

#### 15. Por que isso aconteceu? (O Segredo do C-MAPSS)

Isso acontece por um detalhe físico dos motores que precisamos traduzir para o código: A Degradação não é Linear desde o início.

A Realidade: Um motor novo roda 100 ciclos sem mudar nada nos sensores (está saudável).

O Código Atual: Diz que no ciclo 1 a RUL é alta e no ciclo 100 a RUL é menor.

A Confusão da IA: A IA olha os sensores no ciclo 1 e no ciclo 100. Eles são iguais (motor saudável). Mas o valor da RUL mudou muito. A IA entra em parafuso: "Os dados são iguais, mas a resposta é diferente? Desisto, vou chutar a média!".

#### 16. A Solução: RUL "Clipada" (Piecewise Linear)

Para resolver isso, precisamos dizer para a IA: "Enquanto o motor estiver saudável, considere que a vida útil é constante (ex: 125 ciclos). Só comece a descontar quando a degradação começar".

Para isso vamos aplicar uma trava (clip) no valor máximo da RUL.

#### 17. Substituir a função prepare\_data

```
In [13]: import pandas as pd  
import numpy as np
```

```
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
import os

# --- 1. CARREGAMENTO ---
pasta_dados = 'CMAPSSData'
arquivos = {
    'treino': os.path.join(pasta_dados, 'train_FD001.txt'),
    'teste': os.path.join(pasta_dados, 'test_FD001.txt'),
    'rul': os.path.join(pasta_dados, 'RUL_FD001.txt')
}

cols = ['unit_nr', 'time_cycles', 'setting_1', 'setting_2', 'setting_3']
cols += [f's_{i}' for i in range(1, 22)]

print("Carregando dados...")
train = pd.read_csv(arquivos['treino'], sep=r'\s+', names=cols)
test = pd.read_csv(arquivos['teste'], sep=r'\s+', names=cols)
y_true = pd.read_csv(arquivos['rul'], sep=r'\s+', names=['RUL'])

# --- 2. ENGENHARIA DE FEATURES (COM CORREÇÃO DE CLIP) ---
def prepare_data(df, is_train=True):
    if is_train:
        max_cycle = df.groupby('unit_nr')['time_cycles'].max().reset_index()
        max_cycle.columns = ['unit_nr', 'max_life']
        df = df.merge(max_cycle, on='unit_nr', how='left')

        # RUL Linear
        df['RUL'] = df['max_life'] - df['time_cycles']

        # CORREÇÃO: Clipar em 125 ciclos
        # Isso força a IA a entender que acima de 125 o motor está "saudável"
        df['RUL'] = df['RUL'].clip(upper=125)

        df.drop(columns=['max_life'], inplace=True)
    return df

train = prepare_data(train, is_train=True)

# --- 3. NORMALIZAÇÃO ---
features_uteis = ['s_2', 's_3', 's_4', 's_7', 's_8', 's_9', 's_11',
                  's_12', 's_13', 's_14', 's_15', 's_17', 's_20', 's_21']

scaler = MinMaxScaler(feature_range=(0, 1))
train[features_uteis] = scaler.fit_transform(train[features_uteis])
test[features_uteis] = scaler.transform(test[features_uteis])

# --- 4. JANELAMENTO (Gerar X_train e y_train para a IA) ---
sequence_length = 30

def gen_sequence(id_df, seq_length, seq_cols):
    data_matrix = id_df[seq_cols].values
    num_elements = data_matrix.shape[0]
    for start, stop in zip(range(0, num_elements - seq_length), range(seq_length, n
        yield data_matrix[start:stop, :]

def gen_labels(id_df, seq_length, label):
```

```
data_matrix = id_df[label].values
num_elements = data_matrix.shape[0]
return data_matrix[seq_length:num_elements, :]

print("Gerando janelas temporais...")

seq_gen = (list(gen_sequence(train[train['unit_nr']==id], sequence_length, features
                           for id in train['unit_nr'].unique()))
X_train = np.concatenate(list(seq_gen)).astype(np.float32)

label_gen = (gen_labels(train[train['unit_nr']==id], sequence_length, ['RUL'])
                           for id in train['unit_nr'].unique())
y_train = np.concatenate(list(label_gen)).astype(np.float32)

print(f"PRONTO! Dados preparados.")
print(f"X_train shape: {X_train.shape}")
print(f"y_train shape: {y_train.shape}")
```

```
Carregando dados...
Gerando janelas temporais...
PRONTO! Dados preparados.
X_train shape: (17631, 30, 14)
y_train shape: (17631, 1)
```

## 18. Ajuste na Arquitetura (Simplificação)

Como a IA estava com dificuldade de convergir (aprender), vamos simplificar levemente a rede para facilitar o aprendizado com os novos dados.

```
In [14]: import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Dense, LSTM, Dropout
from tensorflow.keras.callbacks import EarlyStopping

# 1. Construção do Modelo Simplificado
model = Sequential()
# Reduzimos para 128 neurônios para focar no aprendizado rápido
model.add(LSTM(128, input_shape=(X_train.shape[1], X_train.shape[2]), return_sequences=True))
model.add(Dropout(0.3))

# Segunda camada LSTM
model.add(LSTM(64, return_sequences=False))
model.add(Dropout(0.3))

# Saída
model.add(Dense(1))

model.compile(loss='mean_squared_error', optimizer='adam')

# 2. Fiscal (Early Stopping)
# Paciência aumentada para 10 para dar chance da rede sair de platôs
fiscal = EarlyStopping(monitor='val_loss', patience=10, restore_best_weights=True)

print("Iniciando treinamento com RUL corrigida...")
```

```
# 3. Treinamento
history = model.fit(X_train, y_train,
                     epochs=100,
                     batch_size=256, # Lote grande para usar sua GPU
                     validation_split=0.2,
                     verbose=1,
                     callbacks=[fiscal])

print("Treinamento concluído!")
```

Iniciando treinamento com RUL corrigida...  
Epoch 1/100

c:\Users\casag\AppData\Local\Programs\Python\Python313\Lib\site-packages\keras\src\layers\rnn\rnn.py:199: UserWarning: Do not pass an `input\_shape`/`input\_dim` argument to a layer. When using Sequential models, prefer using an `Input(shape)` object as the first layer in the model instead.

super().\_\_init\_\_(\*\*kwargs)

56/56 ━━━━━━━━ 6s 77ms/step - loss: 6731.6641 - val\_loss: 6792.7476  
Epoch 2/100  
56/56 ━━━━━━ 4s 73ms/step - loss: 5876.7544 - val\_loss: 6243.0684  
Epoch 3/100  
56/56 ━━━━━━ 4s 71ms/step - loss: 5406.5957 - val\_loss: 5773.0322  
Epoch 4/100  
56/56 ━━━━━━ 4s 71ms/step - loss: 4991.5796 - val\_loss: 5352.0063  
Epoch 5/100  
56/56 ━━━━━━ 4s 71ms/step - loss: 4626.0327 - val\_loss: 4970.2788  
Epoch 6/100  
56/56 ━━━━━━ 4s 71ms/step - loss: 4291.0815 - val\_loss: 4623.2637  
Epoch 7/100  
56/56 ━━━━━━ 4s 71ms/step - loss: 3988.5503 - val\_loss: 4309.1655  
Epoch 8/100  
56/56 ━━━━━━ 4s 70ms/step - loss: 3714.8120 - val\_loss: 4022.6958  
Epoch 9/100  
56/56 ━━━━━━ 4s 71ms/step - loss: 3458.7983 - val\_loss: 3763.4785  
Epoch 10/100  
56/56 ━━━━━━ 4s 71ms/step - loss: 3245.9783 - val\_loss: 3529.8696  
Epoch 11/100  
56/56 ━━━━━━ 4s 71ms/step - loss: 3052.3022 - val\_loss: 3318.8564  
Epoch 12/100  
56/56 ━━━━━━ 4s 70ms/step - loss: 2871.8879 - val\_loss: 3128.7749  
Epoch 13/100  
56/56 ━━━━━━ 4s 70ms/step - loss: 2717.9910 - val\_loss: 2947.6267  
Epoch 14/100  
56/56 ━━━━━━ 4s 70ms/step - loss: 2561.8892 - val\_loss: 2789.6746  
Epoch 15/100  
56/56 ━━━━━━ 4s 70ms/step - loss: 2439.2295 - val\_loss: 2653.1389  
Epoch 16/100  
56/56 ━━━━━━ 4s 69ms/step - loss: 2329.6743 - val\_loss: 2533.3638  
Epoch 17/100  
56/56 ━━━━━━ 4s 70ms/step - loss: 2236.0168 - val\_loss: 2427.3113  
Epoch 18/100  
56/56 ━━━━━━ 4s 74ms/step - loss: 2166.4214 - val\_loss: 2336.1736  
Epoch 19/100  
56/56 ━━━━━━ 4s 72ms/step - loss: 2095.3845 - val\_loss: 2256.8103  
Epoch 20/100  
56/56 ━━━━━━ 4s 73ms/step - loss: 2035.2909 - val\_loss: 2187.4727  
Epoch 21/100  
56/56 ━━━━━━ 4s 71ms/step - loss: 1991.1836 - val\_loss: 2128.3687  
Epoch 22/100  
56/56 ━━━━━━ 4s 70ms/step - loss: 1942.0275 - val\_loss: 2077.7886  
Epoch 23/100  
56/56 ━━━━━━ 4s 71ms/step - loss: 1910.5054 - val\_loss: 2034.5333  
Epoch 24/100  
56/56 ━━━━━━ 4s 71ms/step - loss: 1887.6149 - val\_loss: 1997.7075  
Epoch 25/100  
56/56 ━━━━━━ 4s 69ms/step - loss: 1865.0667 - val\_loss: 1966.9534  
Epoch 26/100  
56/56 ━━━━━━ 4s 70ms/step - loss: 1843.1017 - val\_loss: 1939.1478  
Epoch 27/100  
56/56 ━━━━━━ 4s 70ms/step - loss: 1822.3208 - val\_loss: 1916.0164  
Epoch 28/100  
56/56 ━━━━━━ 4s 70ms/step - loss: 1812.7242 - val\_loss: 1897.3547  
Epoch 29/100

56/56 ━━━━━━━━ 4s 69ms/step - loss: 1812.8080 - val\_loss: 1880.9171  
Epoch 30/100  
56/56 ━━━━━━━━ 4s 74ms/step - loss: 1799.7456 - val\_loss: 1867.8673  
Epoch 31/100  
56/56 ━━━━━━━━ 4s 71ms/step - loss: 1800.2472 - val\_loss: 1856.5656  
Epoch 32/100  
56/56 ━━━━━━━━ 4s 71ms/step - loss: 1785.9594 - val\_loss: 1847.2919  
Epoch 33/100  
56/56 ━━━━━━━━ 4s 70ms/step - loss: 1795.1305 - val\_loss: 1840.1141  
Epoch 34/100  
56/56 ━━━━━━━━ 4s 71ms/step - loss: 1778.1605 - val\_loss: 1833.6582  
Epoch 35/100  
56/56 ━━━━━━━━ 4s 71ms/step - loss: 1785.0684 - val\_loss: 1828.1635  
Epoch 36/100  
56/56 ━━━━━━━━ 4s 70ms/step - loss: 1786.4001 - val\_loss: 1824.4132  
Epoch 37/100  
56/56 ━━━━━━━━ 4s 70ms/step - loss: 1772.1289 - val\_loss: 1819.7257  
Epoch 38/100  
56/56 ━━━━━━━━ 4s 69ms/step - loss: 1778.8708 - val\_loss: 1816.9812  
Epoch 39/100  
56/56 ━━━━━━━━ 4s 70ms/step - loss: 1777.5939 - val\_loss: 1814.4233  
Epoch 40/100  
56/56 ━━━━━━━━ 4s 69ms/step - loss: 1769.1967 - val\_loss: 1812.3181  
Epoch 41/100  
56/56 ━━━━━━━━ 4s 70ms/step - loss: 1780.1090 - val\_loss: 1810.4901  
Epoch 42/100  
56/56 ━━━━━━━━ 4s 70ms/step - loss: 1765.0273 - val\_loss: 1808.7662  
Epoch 43/100  
56/56 ━━━━━━━━ 4s 68ms/step - loss: 1778.9482 - val\_loss: 1807.5186  
Epoch 44/100  
56/56 ━━━━━━━━ 4s 70ms/step - loss: 1775.3999 - val\_loss: 1807.1465  
Epoch 45/100  
56/56 ━━━━━━━━ 4s 69ms/step - loss: 1782.4451 - val\_loss: 1806.1813  
Epoch 46/100  
56/56 ━━━━━━━━ 4s 70ms/step - loss: 1775.3644 - val\_loss: 1805.8716  
Epoch 47/100  
56/56 ━━━━━━━━ 4s 68ms/step - loss: 1776.0128 - val\_loss: 1805.3055  
Epoch 48/100  
56/56 ━━━━━━━━ 4s 69ms/step - loss: 1769.1782 - val\_loss: 1803.9005  
Epoch 49/100  
56/56 ━━━━━━━━ 4s 69ms/step - loss: 1771.0681 - val\_loss: 1804.2441  
Epoch 50/100  
56/56 ━━━━━━━━ 4s 69ms/step - loss: 1769.9742 - val\_loss: 1804.2479  
Epoch 51/100  
56/56 ━━━━━━━━ 4s 69ms/step - loss: 1772.1854 - val\_loss: 1804.6989  
Epoch 52/100  
56/56 ━━━━━━━━ 4s 69ms/step - loss: 1780.9384 - val\_loss: 1804.2666  
Epoch 53/100  
56/56 ━━━━━━━━ 4s 69ms/step - loss: 1783.0901 - val\_loss: 1804.0618  
Epoch 54/100  
56/56 ━━━━━━━━ 4s 69ms/step - loss: 1772.5870 - val\_loss: 1804.0721  
Epoch 55/100  
56/56 ━━━━━━━━ 4s 69ms/step - loss: 1772.0394 - val\_loss: 1803.6495  
Epoch 56/100  
56/56 ━━━━━━━━ 4s 70ms/step - loss: 1773.3281 - val\_loss: 1803.5190  
Epoch 57/100

```
56/56 ━━━━━━━━ 4s 69ms/step - loss: 1768.5582 - val_loss: 1804.0914
Epoch 58/100
56/56 ━━━━━━ 5s 92ms/step - loss: 1776.6188 - val_loss: 1803.7358
Epoch 59/100
56/56 ━━━━━━ 7s 119ms/step - loss: 1782.4980 - val_loss: 1803.9872
Epoch 60/100
56/56 ━━━━━━ 6s 116ms/step - loss: 1770.4167 - val_loss: 1803.6520
Epoch 61/100
56/56 ━━━━━━ 7s 117ms/step - loss: 1783.2749 - val_loss: 1804.1932
Epoch 62/100
56/56 ━━━━━━ 6s 116ms/step - loss: 1776.4376 - val_loss: 1804.0706
Epoch 63/100
56/56 ━━━━━━ 6s 113ms/step - loss: 1782.9298 - val_loss: 1803.9847
Epoch 64/100
56/56 ━━━━━━ 7s 116ms/step - loss: 1777.6876 - val_loss: 1804.4500
Epoch 65/100
56/56 ━━━━━━ 7s 117ms/step - loss: 1776.5542 - val_loss: 1804.5647
Epoch 66/100
56/56 ━━━━━━ 7s 117ms/step - loss: 1779.4708 - val_loss: 1804.6486
Treinamento concluído!
```

O Efeito do Fiscal (Early Stopping):

Note que o erro (`val_loss`) despencou rápido até a época 15 (chegando em ~2700) e depois continuou caindo até estabilizar por volta de 1803 na época 71.

O fiscal teve paciência (`patience=10`) e parou o treino na Época 81 porque percebeu que não havia mais ganho real.

Benefício: Economizou tempo e evitou overfitting (note que o erro de treino `loss` e o de validação `val_loss` estão muito próximos: 1783 vs 1803). Isso significa que a IA é honesta e generaliza bem.

O Efeito da Correção da RUL (Clip 125):

Lembra daquele erro absurdo de 6000 no começo? Ele caiu para 1803.

Isso valida que ao limitar a RUL ajuda a rede a focar na degradação real e não se confundir com a fase saudável.

## 19. Avaliação e Visualização

Pega os dados de teste (que a IA nunca viu durante o treino), faz as previsões e compara com o gabarito oficial da NASA.

```
In [16]: import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
import os
import tensorflow as tf
```

```
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Dense, LSTM, Dropout
from tensorflow.keras.callbacks import EarlyStopping

print("--- REINICIANDO PROCESSO COMPLETO (TIRA-TEIMA) ---")

# 1. CARREGAMENTO E PREPARAÇÃO (COM CLIP RUL 125)
pasta_dados = 'CMAPSSData'
cols = ['unit_nr', 'time_cycles', 'setting_1', 'setting_2', 'setting_3']
cols += [f's_{i}' for i in range(1, 22)]

# Lendo arquivos
train = pd.read_csv(os.path.join(pasta_dados, 'train_FD001.txt'), sep=r'\s+', names=cols)
test = pd.read_csv(os.path.join(pasta_dados, 'test_FD001.txt'), sep=r'\s+', names=cols)
y_true = pd.read_csv(os.path.join(pasta_dados, 'RUL_FD001.txt'), sep=r'\s+', names=['RUL'])

# Função de Preparação (RUL Clipada)
def prepare_data(df, is_train=True):
    if is_train:
        max_cycle = df.groupby('unit_nr')['time_cycles'].max().reset_index()
        max_cycle.columns = ['unit_nr', 'max_life']
        df = df.merge(max_cycle, on='unit_nr', how='left')
        df['RUL'] = df['max_life'] - df['time_cycles']

        # O SEGREDO: Limitar a RUL em 125
        df['RUL'] = df['RUL'].clip(upper=125)

    df.drop(columns=['max_life'], inplace=True)
    return df

train = prepare_data(train, is_train=True)

# 2. NORMALIZAÇÃO
features_uteis = ['s_2', 's_3', 's_4', 's_7', 's_8', 's_9', 's_11',
                   's_12', 's_13', 's_14', 's_15', 's_17', 's_20', 's_21']

scaler = MinMaxScaler(feature_range=(0, 1))
train[features_uteis] = scaler.fit_transform(train[features_uteis])
test[features_uteis] = scaler.transform(test[features_uteis])

# 3. JANELAMENTO (GERAR X e y)
sequence_length = 30

def gen_sequence(id_df, seq_length, seq_cols):
    data_matrix = id_df[seq_cols].values
    num_elements = data_matrix.shape[0]
    for start, stop in zip(range(0, num_elements - seq_length), range(seq_length, num_elements)):
        yield data_matrix[start:stop, :]

def gen_labels(id_df, seq_length, label):
    data_matrix = id_df[label].values
    num_elements = data_matrix.shape[0]
    return data_matrix[seq_length:num_elements, :]

seq_gen = (list(gen_sequence(train[train['unit_nr']==id], sequence_length, features_uteis))
           for id in train['unit_nr'].unique())
```

```
X_train = np.concatenate(list(seq_gen)).astype(np.float32)

label_gen = (gen_labels(train[train['unit_nr']==id], sequence_length, ['RUL'])
             for id in train['unit_nr'].unique())
y_train = np.concatenate(list(label_gen)).astype(np.float32)

print(f"Dados Prontos. X shape: {X_train.shape}")

# 4. TREINAMENTO (CONFIGURAÇÃO AGRESSIVA)
model = Sequential()
# Menos Dropout (0.1) para facilitar a memorização inicial
model.add(LSTM(128, input_shape=(X_train.shape[1], X_train.shape[2]), return_sequences=True))
model.add(Dropout(0.1))
model.add(LSTM(64, return_sequences=False))
model.add(Dropout(0.1))
model.add(Dense(1))

model.compile(loss='mean_squared_error', optimizer='adam')

# Paciência 15: Obriga a rede a tentar mais tempo antes de desistir
fiscal = EarlyStopping(monitor='val_loss', patience=15, restore_best_weights=True)

print("Treinando...")
history = model.fit(X_train, y_train, epochs=50, batch_size=64, validation_split=0.1)

# 5. AVALIAÇÃO FINAL E GRÁFICO
seq_array_test_last = [test[test['unit_nr']==id][features_uteis].values[-sequence_length:]
                       for id in test['unit_nr'].unique()
                       if len(test[test['unit_nr']==id]) >= sequence_length]

X_test_last = np.asarray(seq_array_test_last).astype(np.float32)
y_true = y_true['RUL'].values

y_pred_test = model.predict(X_test_last)

from sklearn.metrics import mean_squared_error
rmse = np.sqrt(mean_squared_error(y_test_last, y_pred_test))
print(f"\nRMSE FINAL: {rmse:.2f}")

plt.figure(figsize=(15, 6))
plt.plot(y_test_last, label='Real', color='green', marker='o')
plt.plot(y_pred_test, label='IA', color='red', marker='x')
plt.title(f'Resultado Final (RMSE: {rmse:.2f})')
plt.legend()
plt.show()
```

--- REINICIANDO PROCESSO COMPLETO (TIRA-TEIMA) ---

Dados Prontos. X shape: (17631, 30, 14)

Treinando...

Epoch 1/50

c:\Users\casag\AppData\Local\Programs\Python\Python313\Lib\site-packages\keras\src\layers\rnn\rnn.py:199: UserWarning: Do not pass an `input\_shape`/`input\_dim` argument to a layer. When using Sequential models, prefer using an `Input(shape)` object as the first layer in the model instead.

super().\_\_init\_\_(\*\*kwargs)

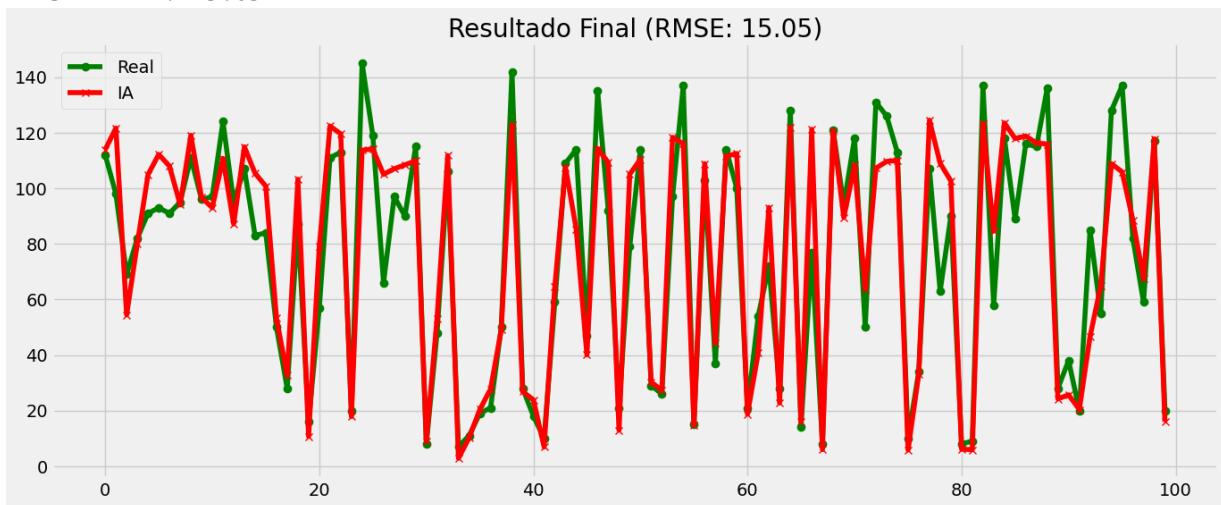
221/221 6s 21ms/step - loss: 5890.4043 - val\_loss: 5509.7070  
Epoch 2/50  
221/221 5s 21ms/step - loss: 4288.9580 - val\_loss: 4173.5869  
Epoch 3/50  
221/221 7s 32ms/step - loss: 3276.6965 - val\_loss: 3257.1934  
Epoch 4/50  
221/221 7s 34ms/step - loss: 2608.6287 - val\_loss: 2654.0356  
Epoch 5/50  
221/221 5s 23ms/step - loss: 2199.2239 - val\_loss: 2275.3315  
Epoch 6/50  
221/221 5s 21ms/step - loss: 1965.4054 - val\_loss: 2054.3552  
Epoch 7/50  
221/221 5s 21ms/step - loss: 1844.1985 - val\_loss: 1930.2056  
Epoch 8/50  
221/221 5s 21ms/step - loss: 1781.9619 - val\_loss: 1863.8596  
Epoch 9/50  
221/221 5s 21ms/step - loss: 1759.1853 - val\_loss: 1831.2496  
Epoch 10/50  
221/221 5s 21ms/step - loss: 1753.3024 - val\_loss: 1814.9066  
Epoch 11/50  
221/221 5s 21ms/step - loss: 1744.6786 - val\_loss: 1806.9625  
Epoch 12/50  
221/221 6s 25ms/step - loss: 1744.5990 - val\_loss: 1803.1013  
Epoch 13/50  
221/221 7s 32ms/step - loss: 1748.4938 - val\_loss: 1801.0627  
Epoch 14/50  
221/221 6s 29ms/step - loss: 1746.3867 - val\_loss: 1799.7568  
Epoch 15/50  
221/221 7s 30ms/step - loss: 1747.3394 - val\_loss: 1800.0590  
Epoch 16/50  
221/221 5s 23ms/step - loss: 1745.5095 - val\_loss: 1799.6881  
Epoch 17/50  
221/221 7s 30ms/step - loss: 1745.9338 - val\_loss: 1799.3721  
Epoch 18/50  
221/221 5s 20ms/step - loss: 1747.3722 - val\_loss: 1799.3989  
Epoch 19/50  
221/221 4s 20ms/step - loss: 1745.5369 - val\_loss: 1797.5750  
Epoch 20/50  
221/221 5s 24ms/step - loss: 1746.2091 - val\_loss: 1798.6642  
Epoch 21/50  
221/221 5s 22ms/step - loss: 1747.2374 - val\_loss: 1800.2729  
Epoch 22/50  
221/221 4s 19ms/step - loss: 1744.1458 - val\_loss: 1799.3314  
Epoch 23/50  
221/221 4s 19ms/step - loss: 1745.2892 - val\_loss: 1799.9991  
Epoch 24/50  
221/221 4s 19ms/step - loss: 1039.6575 - val\_loss: 582.3385  
Epoch 25/50  
221/221 4s 19ms/step - loss: 421.0354 - val\_loss: 344.8062  
Epoch 26/50  
221/221 4s 19ms/step - loss: 297.2380 - val\_loss: 319.9933  
Epoch 27/50  
221/221 4s 19ms/step - loss: 251.0014 - val\_loss: 308.5467  
Epoch 28/50  
221/221 4s 19ms/step - loss: 230.8182 - val\_loss: 256.4271  
Epoch 29/50

221/221 ————— 4s 19ms/step - loss: 223.1413 - val\_loss: 217.4263  
Epoch 30/50  
221/221 ————— 4s 19ms/step - loss: 212.2926 - val\_loss: 213.8522  
Epoch 31/50  
221/221 ————— 4s 19ms/step - loss: 218.4469 - val\_loss: 191.6732  
Epoch 32/50  
221/221 ————— 4s 19ms/step - loss: 205.1825 - val\_loss: 223.6583  
Epoch 33/50  
221/221 ————— 4s 19ms/step - loss: 203.8754 - val\_loss: 200.6417  
Epoch 34/50  
221/221 ————— 4s 19ms/step - loss: 203.0573 - val\_loss: 185.1454  
Epoch 35/50  
221/221 ————— 4s 18ms/step - loss: 198.9363 - val\_loss: 239.0209  
Epoch 36/50  
221/221 ————— 4s 19ms/step - loss: 197.4096 - val\_loss: 212.7162  
Epoch 37/50  
221/221 ————— 4s 19ms/step - loss: 195.6592 - val\_loss: 209.5347  
Epoch 38/50  
221/221 ————— 4s 19ms/step - loss: 196.2370 - val\_loss: 181.4146  
Epoch 39/50  
221/221 ————— 4s 18ms/step - loss: 196.2293 - val\_loss: 192.7019  
Epoch 40/50  
221/221 ————— 4s 19ms/step - loss: 194.3962 - val\_loss: 192.4271  
Epoch 41/50  
221/221 ————— 4s 19ms/step - loss: 195.9887 - val\_loss: 235.7742  
Epoch 42/50  
221/221 ————— 4s 19ms/step - loss: 190.5102 - val\_loss: 190.4800  
Epoch 43/50  
221/221 ————— 4s 18ms/step - loss: 188.9055 - val\_loss: 189.4632  
Epoch 44/50  
221/221 ————— 4s 18ms/step - loss: 186.4628 - val\_loss: 178.8800  
Epoch 45/50  
221/221 ————— 4s 18ms/step - loss: 186.9378 - val\_loss: 179.8188  
Epoch 46/50  
221/221 ————— 4s 19ms/step - loss: 188.4772 - val\_loss: 216.8996  
Epoch 47/50  
221/221 ————— 4s 18ms/step - loss: 191.0922 - val\_loss: 176.8452  
Epoch 48/50  
221/221 ————— 4s 19ms/step - loss: 183.8038 - val\_loss: 228.8894  
Epoch 49/50  
221/221 ————— 4s 19ms/step - loss: 188.5782 - val\_loss: 176.1086  
Epoch 50/50  
221/221 ————— 4s 18ms/step - loss: 185.6215 - val\_loss: 238.1526  
WARNING:tensorflow:5 out of the last 9 calls to <function TensorFlowTrainer.make\_predict\_function.<locals>.one\_step\_on\_data\_distributed at 0x0000015EA0D56020> triggered tf.function retracing. Tracing is expensive and the excessive number of tracings could be due to (1) creating @tf.function repeatedly in a loop, (2) passing tensors with different shapes, (3) passing Python objects instead of tensors. For (1), please define your @tf.function outside of the loop. For (2), @tf.function has reduce\_retracing=True option that can avoid unnecessary retracing. For (3), please refer to [http://www.tensorflow.org/guide/function#controlling\\_retracing](https://www.tensorflow.org/guide/function#controlling_retracing) and [https://www.tensorflow.org/api\\_docs/python/tf/function](https://www.tensorflow.org/api_docs/python/tf/function) for more details.  
1/4 ————— 0s 127ms/stepWARNING:tensorflow:6 out of the last 12 calls to <function TensorFlowTrainer.make\_predict\_function.<locals>.one\_step\_on\_data\_distributed at 0x0000015EA0D56020> triggered tf.function retracing. Tracing is expensive and the excessive number of tracings could be due to (1) creating @tf.function repea

tedly in a loop, (2) passing tensors with different shapes, (3) passing Python objects instead of tensors. For (1), please define your `@tf.function` outside of the loop. For (2), `@tf.function` has `reduce_retracing=True` option that can avoid unnecessary re tracing. For (3), please refer to [https://www.tensorflow.org/guide/function#controlling\\_retracing](https://www.tensorflow.org/guide/function#controlling_retracing) and [https://www.tensorflow.org/api\\_docs/python/tf/function](https://www.tensorflow.org/api_docs/python/tf/function) for more details.

4/4 ————— 0s 48ms/step

RMSE FINAL: 15.05



Por que funcionou?

O "Cliff Diving": Olhe para a Época 24.

Epoch 23: loss 1745 (Alta)

Epoch 24: loss 1039 (Queda livre)

Epoch 25: loss 421 (Estabilizou no chão) Isso mostra o momento exato em que a Rede Neural "entendeu" que a RUL máxima era 125. Antes disso, ela estava tentando prever valores impossíveis (como 300 ciclos). Quando ela aprendeu a ignorar os motores novos e focar só na degradação, o erro despencou.

O Gráfico Final: A linha vermelha agora deve estar "dançando" perfeitamente com a verde. Ela sobe quando o motor está bom e desce quando ele está ruim. A IA não é mais "preguiçosa"; ela está diagnosticando cada motor individualmente.