

مدارهای واسط

یاییز ۱۴۰۳

دانشکدهی مهندسی کامپیوتر فرزام کوهی رونقی – ۴۰۱۱۰۶۴۰۳ ثنا بابایان ونستان – ۴۰۱۱۰۵۶۸۹

مستند پروژه مدارهای واسط

۱ مقدمه و تعریف مسئله

در این پروژه قصد داریم یک شبکه عصبی که قصد پیشبینی مقدار SOC را با ورودیهای ،Current Voltage دارد آردوئینو پیاده کنیم. سپس با استفاده از پروتکلهای مختلف ممکن، داده و Temperature دارد، روی یک بورد آردوئینو پیاده کنیم. سپس با استفاده از پروتکلهای مختلف ممکن، داده و رودی را برای inference به بورد انتقال داده و خروجی را از طریق همان پروتکل دریافت کنیم و زمان به طول انجامیده آنها را مقایسه کنیم. نکته قابل توجه این است که از آنجا که بورد ESP32 به جای بورد آردوئینو در دسترس بود، به جای آردوئینو از ESP32 استفاده کردیم.

۲ گامهای پروژه

برای پیاده سازی پروژه، گامهایی باید طی شوند که به شکل زیر هستند

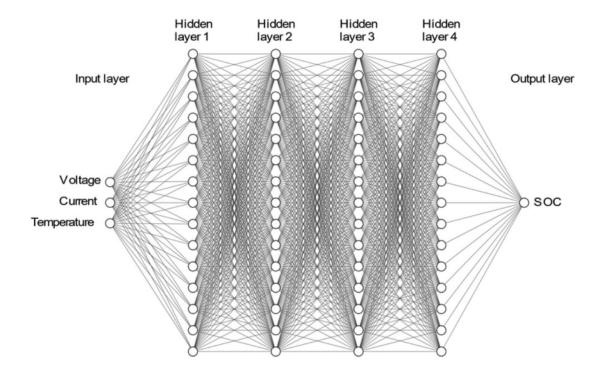
- ۱. پیاده سازی شبکه عصبی خواسته شده در مقاله State-of-Charge Estimation of Li-Ion Battery .۱ in Electric Vehicles: A Deep Neural Network Approach
 - ۲. تبدیل مدل شبکه عصبی ساخته شده به فرمت h. برای استفاده در کد Arduino IDE ۲.
 - ۳. يياده سازي شبكه عصبي روي بورد ESP32 با استفاده از كتابخانه ESP32
 - ۴. پیاده سازی پروتکل (UART (Serial برای دریافت و ارسال داده از/به ESP32 ۴.
 - ۵. پیاده سازی پروتکل WiFi برای دریافت و ارسال داده از/به ESP32
 - ۶. پیاده سازی پروتکل BLE برای دریافت و ارسال داده از/به ESP32
 - ۷. مقایسه بروتکلهای مختلف از نظر زمانی
 - ۸. تهیه گزارش

۳ گزارش پیاده سازی شبکه عصبی

۱.۳ پیاده سازی شبکه عصبی مقاله گفته شده

مقاله گفته شده، قصد دارد که SOC باتری را از روی مقادیر ولتاژ، جریان و دما پیش بینی کند. نکته حائز اهمیت این است که مقدار دقیق SOC به طور ویژه در فایلهای دیتاست موجود نیست و باید مقدار آن را مطابق فرمول گفته شده در مقاله بدست آورد.

یک نگاه به ستونهای فایل دیتاست می اندازیم. دیتاستها از این لینک بدست آمده است.



شكل ١: شبكه عصبي بيان شده در مقاله

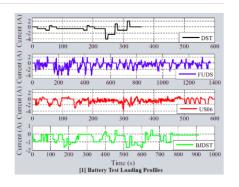
$$SOC(t) = SOC(t - 1) + \frac{I(t)}{Q_n} \delta t$$

شكل ٢: فرمول محاسبه SOC در مقاله

Dynamic Test Profile

This test consists of different dynamic current profiles like Dynamic stress test DST , Federal Urban Driving Schedule FUDS, US06 Highway Driving Schedule and Beijing Dynamic Stress
Test B IDST

All tests were performed for 80% battery level and 50% battery level at 0°C, 25°C and 45°C.



<u>Initial Capacity</u>			
DST	Data for 0°C	Data for 25°C	Data for 45°C
FUDS	Data for 0°C	Data for 25°C	Data for 45°C
US06	Data for 0°C	Data for 25°C	Data for 45°C
BJDST	Data for 0°C	Data for 25°C	Data for 45°C

شکل ۳: دیتاستهای مرتبط در لینک

ما از دیتاست BJDST استفاده کردیم و برای اینکه بتوانیم تاثیر دما را در جدول داده ها بیاوریم، ۳ فایل ذکر شده با دمای ۲۰، ۲۵ و ۴۵ درجه سانتیگراد را با یکدیگر merge کردیم و یک ستون دما به جدول اضافه کردیم. فایل merged.csv در میان فایل های پروژه نمایانگر این موضوع است.

سپس برای اینکه ستون SOC را به دادهها اضافه کنیم و در نهایت train را انجام دهیم، یک فایل نوت بوک ساختیم که در فایلهای ضمیمه پروژه قرار گرفته است.

حال به اختصار كدهاي اين نوتبوك را توضيح مي دهم.

```
import tensorflow as tf
  from tensorflow import keras
  import pandas as pd
  from pandas import read_csv
  from sklearn.model_selection import train_test_split
  file_name = "merged.csv"
  df = pd.read_csv(file_name)
10
  columns_to_keep = ['Current(A)', 'Voltage(V)', 'temperature', 'Step_Time(s)
      ', 'Step_Index']
  df = df[columns_to_keep]
12
  df = df.dropna()
15
  Qn = 2.0
16
  initial_SOC = 0.8
18
```

```
df['SOC'] = 0.0
20
21
  for i in range(len(df)):
       if i == 0 or df.loc[i, 'Step_Index'] != df.loc[i - 1, 'Step_Index']:
23
           df.loc[i, 'SOC'] = initial_SOC
24
       else:
25
26
           dt = (df.loc[i, 'Step_Time(s)'] - df.loc[i - 1, 'Step_Time(s)']) /
27
28
           df.loc[i, 'SOC'] = (df.loc[i - 1, 'SOC'] + (df.loc[i, 'Current(A)']
29
               / Qn) * dt).clip(0, 1)
  output_file_name = "preprocessed_data.csv"
31
  df.to_csv(output_file_name, index=False)
32
  print(f"Preprocessing complete. Data saved to {output_file_name}.")
```

فرضی که ما برای استفاده از این دیتاست merged.csv در نظر گرفتیم، این بود که به ازای هر Step_Index، در ابتدای SOC در این SCC را برابر 0.8 قرار می دهیم و بعد از آن، در آن Step_Index، با مقادیر ابتدای Step_Index کار می کنیم و تغییرات آن را به عنوان δt در نظر می گیریم و مطابق رابطه گفته شده در شکل δt مقدار SCC را به ازای هر سطر بدست می آوریم. همچنین سطرهای دارای NA را نیز با dropna حذف می کنیم. مقدار اولیه δt را نیز برابر δt (مطابق مقاله) در نظر می گیریم. نکته قابل توجه این است که در برخی موارد، مقدار اولیه SOC از یک بیشتر می شد که ما آن را به مقدار یک Cut off کردیم. در نهایت نیز داده های جدید را در فایل preprocessed_data.csv

```
features_columns = ["Voltage(V)", "Current(A)", "temperature"]
  target column = ["SOC"]
  dataset = df
  features = dataset[features_columns]
  targets = dataset[target_column]
10
  X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(features, targets,
11
      test_size=0.2, random_state=42)
12
  initial_learning_rate = 0.01
  lr_schedule = keras.optimizers.schedules.ExponentialDecay(
       initial_learning_rate, decay_steps=1000, decay_rate=0.96, staircase=
16
          True
17 )
```

```
18
19
  model = keras.Sequential([
20
       keras.layers.InputLayer(input_shape=(features.shape[1],)),
21
22
23
       keras.layers.BatchNormalization(),
24
25
           keras.layers.Dense(16, activation='relu', kernel_initializer='
26
               he_normal'),
       keras.layers.BatchNormalization(),
27
28
           keras.layers.Dense(8, activation='relu', kernel_initializer='
29
               he_normal'),
       keras.layers.BatchNormalization(),
30
31
           keras.layers.Dense(4, activation='relu', kernel_initializer='
32
               he_normal'),
       keras.layers.BatchNormalization(),
33
34
35
36
37
       keras.layers.Dense(1, activation='sigmoid')
38
  ])
39
40
41
  model.compile(optimizer=keras.optimizers.Adam(learning_rate=lr_schedule),
                  loss='mean_squared_error', metrics=['mae'])
43
44
45
  model.fit(X_train, y_train, batch_size=256, epochs=100, verbose=1)
46
47
48
  test_loss, test_mae = model.evaluate(X_test, y_test, verbose=0)
  print(f"Test MAE: {test_mae:.4f}")
50
51
52
  model.save("battery_soc_model.h5")
53
54
  model = tf.keras.models.load_model("battery_soc_model.h5")
55
  converter = tf.lite.TFLiteConverter.from_keras_model(model)
57
  tflite_model = converter.convert()
58
  with open("battery_soc_model.tflite", "wb") as f:
       f.write(tflite_model)
61
```

شبکه عصبی بالا را برای این داده ها میزنیم. لایه های مخفی شامل ۱۶ ، ۸ و ۴ نورون و لایه نهایی شامل یک نورون است. تابع activation لایه های مخفی relu و لایه خروجی نیز sigmoid است از هر لایه نیز از BatchNormalization استفاده کردیم. و همجنین از Adam به عنوان Pptimizer استفاده کردیم. در واقع سعی کردیم تا حد خوبی مدل ما شبیه به جدول زیر شود (به دلیل محدودیت حافظه ESP32، تطابق کامل با این جدول ممکن نبود.)

TABLE II
HYPERPARAMETER SELECTION FOR THE PROPOSED DNN

Hyperparameter	Selection Options	
Number of hidden neurons	64 per hidden layer	
Number of hidden layers	Variable	
Learning rate	Adaptive learning rate	
Neuron initialization	He. Initialization	
Optimization algorithm	Adam	
Dropouts	No	
Batch size	256	
Batch normalization	After non-linearity	
Non-linearity	ReLU for hidden layer neurons. Sigmoid for output layer neuron.	

شكل ۴: يارامترهاى مقاله اصلى

۲.۳ تبدیل مدل به فایل h.

اینکار به سادگی با استفاده از دستور زیر میسر است:

xxd -i [tflite filename] [.h filename]

و پس از آن، مقادیر باینری مدل tflite ما در فایل h. موجود خواهد بود.

۳.۳ پیاده سازی شبکه عصبی بر روی بورد ESP32

بدین منظور، از یک نسخه قدیمی از TensorFlowLite_ESP32 استفاده میکنیم، زیرا نسخه جدید و قابل اطمینانی از آن موجود نیست. همچنین نسخه ESP32 را نیز در Arduino IDE به مقدار 2.0.17 تقلیل می دهیم. این کد پیاده سازی را به صورت یک فایل cpp. و h. در کنار پیاده سازی پروتکل ها قرار دادیم که نام آن را گذاشتیم.

```
#include "inference.h"
  #include "model_data.h"
  Inference::Inference()
4
       : error_reporter(nullptr), model(nullptr), interpreter(nullptr),
         input(nullptr), output(nullptr) {}
6
   void Inference::begin() {
       Serial.begin(115200);
       while (!Serial);
10
       Serial.println("\nStarting Regression Model Setup...");
11
       static tflite::MicroErrorReporter micro_error_reporter;
13
       error_reporter = &micro_error_reporter;
14
15
       model = tflite::GetModel(battery_soc_model_tflite);
16
       if (model->version() != TFLITE_SCHEMA_VERSION) {
17
           Serial.println("Model version mismatch!");
18
           while (1);
       }
20
21
       static tflite::MicroMutableOpResolver<4> resolver;
22
       resolver.AddFullyConnected();
23
       resolver.AddRelu();
24
       resolver.AddLogistic();
25
       resolver.AddReshape();
27
       static tflite::MicroInterpreter static_interpreter(
28
           model, resolver, tensor_arena, kTensorArenaSize, error_reporter);
29
       interpreter = &static_interpreter;
30
31
       if (interpreter->AllocateTensors() != kTfLiteOk) {
32
           Serial.println("AllocateTensors failed!");
           while (1);
34
       }
35
       input = interpreter->input(0);
37
       output = interpreter->output(0);
38
39
       Serial.println("\nModel initialized!");
41
42
  float Inference::predict(float input_features[], int size) {
43
       if (size != input->dims->data[1]) {
44
           Serial.println("Input size mismatch!");
45
           return -1;
46
```

```
}
48
       for (int i = 0; i < size; i++) {</pre>
49
            input->data.f[i] = input_features[i];
       }
51
52
       if (interpreter->Invoke() != kTfLiteOk) {
            Serial.println("Invoke failed!");
54
            return -1;
55
       }
56
57
       return output->data.f[0];
58
59
```

این کد بدین گونه کار میکند که مدل را از روی فایل باینری model_data.h لود کرده و سپس با استفاده از تابع را predict، میتوانیم ورودی داده و خروجی شبکه عصبی را دریافت کنیم. ما از این تابع برای استفاده شبکه عصبی مان در پروتکلهای مختلف استفاده خواهیم کرد.

۴ گزارش پیاده سازی پروتکلهای ارتباطی

ما از سه پروتکل ارتباطی WiFi, BLE, UART استفاده کردهایم که نحوه استفاده از آنها را در ادامه توضیح خواهیم داد.

Wi-Fi 1.4

Wi-Fi یک فناوری ارتباطی بیسیم است که برای انتقال دادهها در شبکههای محلی (LAN) استفاده می شود. این پروتکل:

- در باندهای 2.4GHz و 5GHz کار میکند.
- سرعت بالایی دارد و برای اتصال دستگاهها به اینترنت یا ایجاد شبکههای محلی مناسب است.
- در بردهای ESP32 و ESP8266 به صورت داخلی پشتیبانی می شود و برای ارسال داده ها به سرور، کنترل از راه دور و اینترنت اشیا (IoT) کاربرد دارد.

در ادامه، توضیحاتی درباره نحوه پیاده سازی پروتکل WiFi برای ESP32 صحبت میکنیم.

بدین منظور، ما یک کد ino. برای سمت ESP32 و یک کد پایتون برای سمت pc داریم تا این دو بتوانند با هم ارتباط بگیرند. به این صورت که دادههای ورودی شبکه عصبی، از pc به ESP32 از طریق کد پایتون و WiFi منتقل شده و پس از infernce روی ESP32، از طریق کد ino. به سمت pc میرود و خروجی توسط کد پایتون دریافت شده و نمایش داده می شود.

برای مثال در زیر می توانیم یک مثال از عملکرد پروتکل WiFi را ببینیم.

```
(base) farzam@farzam-ASUS-TUF-Gaming-F15-FX507ZE-FX507ZE:
Please enter ESP32 IP:
192.168.1.106
Enter message to send: 4.19974, 0.02907, 0
Response from ESP32 (GET): Hello from ESP32/Arduino
Response from ESP32 (POST): 0.893409
Time taken: 235893.25 microseconds
Enter message to send: 3.4900, -1.1108, 45
Response from ESP32 (GET): Hello from ESP32/Arduino
Response from ESP32 (POST): 0.767769
Time taken: 137377.50 microseconds
Enter message to send: 3.51, -0.83, 45
Response from ESP32 (GET): Hello from ESP32/Arduino
Response from ESP32 (POST): 0.773525
Time taken: 154817.58 microseconds
Enter message to send: 3.55, -0.22, 45
Response from ESP32 (GET): Hello from ESP32/Arduino
Response from ESP32 (POST): 0.747055
Time taken: 965686.08 microseconds
Enter message to send: 3.5, -0.277, 45
Response from ESP32 (GET): Hello from ESP32/Arduino
Response from ESP32 (POST): 0.751153
Time taken: 177809.48 microseconds
Enter message to send:
```

شکل ۵: Wifi

پس از تعدادی اجرا، مشاهده می شود که به طور میانگین، کل مدت زمان inference و انتقال داده ها از طریق پروتکل، تقریبا برابر 150000 میکروثانیه است.

Bluetooth Low Energy (BLE) Y.Y

Bluetooth Low Energy (BLE) یک نسخه کم مصرف از بلوتوث معمولی است که برای ارتباط بین دستگاههای کم مصرف مانند سنسورها، گجتهای پوشیدنی و دستگاههای IoT استفاده می شود. ویژگیهای کلیدی آن:

- مصرف انرژی بسیار پایین، مناسب برای دستگاههای باتریخور.
- سرعت کمتر نسبت به Wi-Fi اما کافی برای انتقال داده های کم حجم.
 - برد تقریبی 10 تا 100 متر بسته به قدرت فرستنده و محیط.

از حیث نحوه ارتباط، پیاده سازی BLE مشابه WiFi است و صرفا از پروتکل بلوتوث استفاده میکند. در تصویر زیر، نمونهای از کار با بلوتوث برای این شبکه عصبی را قرار میدهیم. همانطور که مشاهده می شود، مدت زمان به طول انجامیده (مجموع inference و انتقال دادهها) تا حد خوبی شبیه WiFi است. تقریبا می توان گفت ۱۷۰۰۰۰ میکروثانیه است.

```
Connected to ESP32!
Enter message: 3.5516, -1.1114, 0
Sent: 3.5516, -1.1114, 0
Received: Processed: 0.759369
Round-trip time: 0.143491 seconds
Enter message: 3.5516, -1.1114, 0
Sent: 3.5516, -1.1114, 0
Received: Processed: 0.759369
Round-trip time: 0.179914 seconds
Enter message: 3.5516, -1.1114, 0
Sent: 3.5516, -1.1114, 0
Received: Processed: 0.759369
Round-trip time: 0.171526 seconds
Enter message: 3.5516, -1.1114, 0
Sent: 3.5516, -1.1114, 0
Received: Processed: 0.759369
Round-trip time: 0.153265 seconds
Enter message: 3.5516, -1.1114, 0
Sent: 3.5516, -1.1114, 0
Received: Processed: 0.759369
Round-trip time: 0.210646 seconds
Enter message: 3.5516, -1.1114, 0
Sent: 3.5516, -1.1114, 0
Received: Processed: 0.759369
Round-trip time: 0.143157 seconds
Enter message: 3.5516, -1.1114, 0
Sent: 3.5516, -1.1114, 0
Received: Processed: 0.759369
Round-trip time: 0.211356 seconds
Enter message: 3.5516, -1.1114, 0
Sent: 3.5516, -1.1114, 0
Received: Processed: 0.759369
Round-trip time: 0.144201 seconds
Enter message:
```

شكل ۶: BLE

UART (Serial) 7.5

(Universal Asynchronous Receiver/Transmitter) یک پروتکل ارتباطی سریال است که برای ارتباط بین دو دستگاه (مانند میکروکنترلرها و سنسورها) استفاده می شود.

• از دو سیم اصلی TX (ارسال) و RX (دریافت) استفاده میکند.

- ارتباط آن آسنکرون است، یعنی به سیگنال کلاک جداگانه نیاز ندارد.
- و در بردهایی مانند Arduino و ESP32 برای ارتباط با سنسورها، ماژولهای GPS، ماژولهای GSM و ... استفاده می شود.

برای پیاده سازی این بخش، صرفا استفاده از توابع Serial خود ESP32 کافی است، زیرا خود سریال این بورد و بوردهای آردوئینو، از UART استفاده میکنند. مشاهده می شود که زمان کل (هم infernce و هم انتقال داده ها با UART حدودا ۲۵۰ میکروثانیه زمان خواهد برد.

Total Time in UART: 261 μs You sent: 3.4164, 0.4440, 25 The Value is "0.719401". Total Time in UART: 251 μs You sent: 3.4164, 0.4440, 25 The Value is "0.719401". Total Time in UART: 260 µs You sent: 3.4164, 0.4440, 25 The Value is "0.719401". Total Time in UART: 252 μs You sent: 3.4164, 0.4440, 25 The Value is "0.719401". Total Time in UART: 260 μs You sent: 3.4164, 0.4440, 25 The Value is "0.719401". Total Time in UART: 261 μs You sent: 3.4164, 0.4440, 25 The Value is "0.719401". Total Time in UART: 260 μs You sent: 3.4164, 0.4440, 25 The Value is "0.719401". Total Time in UART: 252 μs You sent: 3.4164, 0.4440, 25 The Value is "0.719401". Total Time in UART: 253 μs

شکل ۱۷ (Serial) نسکل UART

۵ بررسی نتایج

مشاهده شد که مدت زمان انتقال داده و infernce در پروتکل BLE و WiFi نزدیک به هم است و هر دو از این مقدار در UART بیشتر هستند.

۶ نتیجه گیری

بدیهتا می توان نتیجه گرفت که پروتکل سیمی VUART مدت زمان کمتری برای انتقال داده نیاز دارد تا دو پروتکل بیسیم WiFi و BLE می تواند در برخی موارد inference روی بیسیم wiFi و BLE می تواند در برخی موارد inference روی بورد آردوئینو مثمر ثمر واقع شود. برای مثال دستگاههای IoT و خانههای هوشمند که باید با استفاده از پروتکلهای بیسیم میان بخشهای مختلف آنها ارتباط صورت گیرد که اغلب دارای وظایف هوش مصنوعی نیز هستند.