

8월4주차 (2024.08.19~2024.08.25)



오프라인 회의 일정

- 장소: 정보대 7호관 3층 & 취창업라운지
- 일정:
 - 2024.08.20 (화)
 - 11:20 ~ 13:00 (1h 40m) - 수진
 - 13:00 ~ 16:40 (3h 40m) - 지원, 지윤
 - 15:00 ~ 16:00 (1h) - 다은
 - 2024.08.22 (목)
 - 09:00 ~ 16:00 (5h 30m)

데이터 수집 & 테스트 전 사전 정리

• 데이터 수집 진행 계획

→ 사전 개발한 앱을 통해 7호관(정보기술대학) 3층 데이터 수집 진행

<1차 데이터 수집>

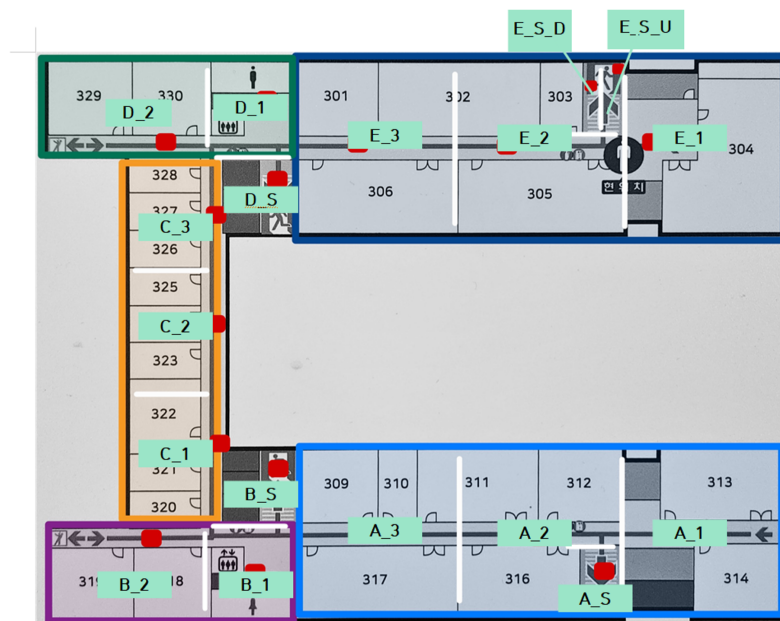
A 구역 (A_1 / A_2 / A_3 / A_S)	B, D 구역 (B_1 / B_2 / D_1 / D_2 / D_S)	C 구역 (C_1 / C_2 / C_3 / B_S)	E 구역 (E_1 / E_2 / E_3 / E_S_D / E_S_U)
수진	지원	지윤	다은

- 데이터 수집 시간 : 각 구역 별 10분 / 총 180분
- 학습 데이터: 세부 구역 내에서 이동하며 데이터 수집(ex A_1구역 내에서 이동)

<2차 데이터 수집>

A 구역 (A_1 / A_2 / A_3)	B, D 구역 (B_1 / B_2 / D_1 / D_2)	C 구역 (C_1 / C_2 / C_3)	E 구역 (E_1 / E_2 / E_3)
다운	수진	지원	지윤

- 데이터 수집 시간 : 각 구역 별 15분(계단 제외) / 총 195분
- 학습 데이터: 세부 구역 내에서 이동하며 데이터 수집(ex A_1구역 내에서 이동)
- 테스트 데이터: 동일 구역내에서 세부구역 간 이동하며 데이터 수집 (ex A구역에서 이동)



() - S : (구역)의 S(계단)

E-S-D : E 구역의 - S(계단)의 - D(Down - 아래층(2층 방향 반층 내려간 오른쪽 벽))

E-S-U : E 구역의 - S(계단)의 - U(Up - 위층(4층 방향 반층 올라간 오른쪽 벽))

• 테스트 진행

- 사용 모델 : Random Forest
- 선정이유: 아래의 논문을 참고하여 테스트한 결과 랜덤 포레스트 모델의 예측 정확도가 가장 높았음
- 전수영, 이대국 and 주아림. (2023). RSSI 데이터 기반 머신러닝 실내 측위 연구. Journal of The Korean Data Analysis Society, 25(6), 2159-2170.

Table 3. Results of localization(BUILDING-FLOOR) using latitude and longitude

Machine learning classifier	Precision	Recall	F1-score	Accuracy
SVM	0.21	0.33	0.24	0.33
DecisionTree	0.73	0.72	0.71	0.72
ExtraTrees	0.73	0.71	0.70	0.73
RandomForest	0.81	0.76	0.76	0.77
KNN	0.71	0.71	0.71	0.71

1차 데이터 테스트

1차 데이터 수집 결과

- Total Data: 6,200개
- Train Data: 4,960개
- Val Data: 1,240개

```

1 전체 Train 데이터 수: 4960
2 전체 Validation 데이터 수: 1240
3
4 Zone 'A_1' - Train 데이터 수: 177, Validation 데이터 수: 44
5 Zone 'A_2' - Train 데이터 수: 211, Validation 데이터 수: 53
6 Zone 'A_3' - Train 데이터 수: 227, Validation 데이터 수: 57
7 Zone 'B_1' - Train 데이터 수: 410, Validation 데이터 수: 102
8 Zone 'B_2' - Train 데이터 수: 292, Validation 데이터 수: 73
9 Zone 'B_S' - Train 데이터 수: 363, Validation 데이터 수: 91
10 Zone 'C_1' - Train 데이터 수: 232, Validation 데이터 수: 58
11 Zone 'C_2' - Train 데이터 수: 286, Validation 데이터 수: 72
12 Zone 'C_3' - Train 데이터 수: 246, Validation 데이터 수: 62
13 Zone 'D_1' - Train 데이터 수: 306, Validation 데이터 수: 76
14 Zone 'D_2' - Train 데이터 수: 540, Validation 데이터 수: 135
15 Zone 'D_S' - Train 데이터 수: 306, Validation 데이터 수: 77
16 Zone 'E_1' - Train 데이터 수: 320, Validation 데이터 수: 80
17 Zone 'E_2' - Train 데이터 수: 271, Validation 데이터 수: 67
18 Zone 'E_3' - Train 데이터 수: 275, Validation 데이터 수: 69
19 Zone 'E_S_D' - Train 데이터 수: 213, Validation 데이터 수: 53
20 Zone 'E_S_U' - Train 데이터 수: 181, Validation 데이터 수: 45
21 Zone 'nan' - Train 데이터 수: 104, Validation 데이터 수: 26
22
23 모델 검증 정확도: 0.3371

```

1차 데이터 모델 테스트 결과

- 세부 구역이 아닌, 큰 구역에 대한 테스트 데이터로 사전 모델 테스트 실험
 - 모델 정확도: 0.32
- 학습데이터 수가 부족해 정확도가 낮게 나옴.

```

1 No.,TimeStamp,MAC Address,RSSI,Beacon_Encoded,Predicted_Zone_Encoded,Predicted_Zone
2 1,16:53:00,60:98:66:32:8E:28,-94,2,6,C_1
3 2,16:53:04,60:98:66:2F:CF:9F,-80,0,9,D_1
4 3,16:53:04,60:98:66:32:AA:F8,-93,5,6,C_1
5 4,16:53:06,60:98:66:2F:CF:9F,-76,0,7,C_2
6 5,16:53:07,A0:6C:65:99:DB:7C,-97,17,5,B_S
7 6,16:53:08,60:98:66:30:A9:6E,-69,1,7,C_2
8 7,16:53:09,60:98:66:32:CA:74,-74,12,6,C_1
9 8,16:53:09,A0:6C:65:99:DB:7C,-95,17,7,C_2
10 9,16:53:10,60:98:66:30:A9:6E,-74,1,7,C_2
11 10,16:53:10,60:98:66:2F:CF:9F,-75,0,10,D_2
12 11,16:53:11,60:98:66:32:CA:74,-70,12,7,C_2
13 12,16:53:15,60:98:66:32:AA:F8,-84,5,11,D_S
14 13,16:53:17,60:98:66:2F:CF:9F,-72,0,10,D_2
15 14,16:53:17,60:98:66:32:AA:F8,-88,5,12,E_1
16 15,16:53:19,60:98:66:30:A9:6E,-91,1,2,A_3
17 16,16:53:20,60:98:66:32:CA:59,-96,11,11,D_S
18 17,16:53:21,60:98:66:30:A9:6E,-83,1,3,B_1

```

예측 방식 논의:

- 바로 예측하기보다 앞뒤 데이터를 활용한 예측이 효과적일 것으로 제안.
- 묶음 데이터를 활용하여 예측하는 방식 제안.

2차 데이터 수집

2차 데이터 수집 결과

- 1차 데이터 수집 + 2차 데이터 수집 + 13번 분실 비콘 데이터 제외
 - Total Data: 12,805개
 - Train Data: 10,190개
 - Val Data: 2,615개

```

=====
전체 요약 정보
전체 학습 윈도우 수: 2038
전체 검증 윈도우 수: 523
전체 학습 데이터 포인트 수: 10190
전체 검증 데이터 포인트 수: 2615
전체 모델 검증 정확도: 0.6711
=====

```

2차 데이터 모델 테스트 결과

- 모델 정확도: 0.71

→ 구역마다 정확도는 다르나, 가장 높은 정확도는 0.71이다.

예측 방식 논의:

- 큐 방식이 유리한 경우:
 - 신호의 변동성이 큰 환경에서, 단일 RSSI 값이 일관되지 않거나 신뢰성이 떨어지는 경우.
 - 시간적 패턴이나 신호의 추세를 반영하고자 하는 경우.
 - 예측의 안정성이 중요하고, 약간의 지연을 감수할 수 있는 경우.
- 단일 RSSI 방식이 유리한 경우:
 - 실시간 반응이 중요한 경우.
 - 시스템의 단순성과 빠른 처리가 필요한 경우.
 - 신호가 안정적인 환경에서, RSSI 값이 크게 변동하지 않는 경우.

▼ 큐 방식 코드

```
import os
import pandas as pd
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
import joblib
from collections import deque

# ForestModelTrainer 클래스 정의
class ForestModelTrainer:
    def __init__(self, folder_path, result_folder_path, wi
        self.folder_path = folder_path
        self.result_folder_path = result_folder_path
```

```

self.model = None
self.le_mac = LabelEncoder()
self.le_zone = LabelEncoder()
self.data = None

# 단일 큐 초기화
self.rssi_queue = deque(maxlen=window_size)
self.window_size = window_size # 큐의 크기, 즉 사용하

def load_data(self):
    df_list = []
    for file in os.listdir(self.folder_path):
        if file.endswith('.csv'):
            file_path = os.path.join(self.folder_path,
            df = pd.read_csv(file_path)
            df_list.append(df)
    self.data = pd.concat(df_list, ignore_index=True)
    print("데이터 로드 완료")

def update_rssi_queue(self, mac_address, rssi_value):
    self.rssi_queue.append((mac_address, rssi_value))
    return list(self.rssi_queue)

def encode_labels(self):
    self.data['Beacon_Encoded'] = self.le_mac.fit_tran
    self.data['Zone_Encoded'] = self.le_zone.fit_trans
    print("레이블 인코딩 완료")

    self.data['RSSI_Queue'] = self.data.apply(
        lambda row: self.update_rssi_queue(row['MAC Ad
    ])

    self.data = self.data[self.data['RSSI_Queue'].appl

    for i in range(self.window_size):
        self.data[f'RSSI_{i+1}'] = self.data['RSSI_Queue

    print("레이블 인코딩 및 RSSI 피처 생성 완료")

```

```

def split_data(self):
    rssi_columns = [f'RSSI_{i+1}' for i in range(self.rssi_count)]

    X = self.data[rssi_columns + ['Beacon_Encoded']]
    y = self.data['Zone_Encoded']

    X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=42)
    print("데이터 분할 완료")
    return X_train, X_test, y_train, y_test

def train_model(self, X_train, y_train):
    self.model = RandomForestClassifier(n_estimators=100, random_state=42)
    self.model.fit(X_train, y_train)
    print("모델 학습 완료")

def predict_zone(self, mac_address, rssi_value):
    rssi_sequence = self.update_rssi_queue(mac_address, rssi_value)

    if len(rssi_sequence) == self.window_size:
        rssi_features = [rssi for _, rssi in rssi_sequence]
        beacon_encoded = self.le_mac.transform([mac_address])

        features = rssi_features + [beacon_encoded]

        prediction = self.model.predict([features])
        zone_predicted = self.le_zone.inverse_transform(prediction)

        return zone_predicted
    else:
        return None # 데이터가 충분하지 않으면 예측하지 않음

def evaluate_model(self, X_test, y_test):
    score = self.model.score(X_test, y_test)
    print(f"모델 검증 정확도: {score:.4f}")
    return score

def save_results(self, X_train, X_test, y_train, y_test):

```

```

os.makedirs(self.result_folder_path, exist_ok=True)
result_file_path = os.path.join(self.result_folder_path, 'result.txt')
with open(result_file_path, 'w') as f:
    f.write(f"전체 Train 데이터 수: {len(X_train)}\n")
    f.write(f"전체 Validation 데이터 수: {len(X_test)}\n")

    for zone in sorted(y_train.unique()):
        train_count = sum(y_train == zone)
        val_count = sum(y_test == zone)
        zone_name = self.le_zone.inverse_transform([zone])
        f.write(f"Zone '{zone_name}' - Train 데이터 수: {train_count}, Validation 데이터 수: {val_count}\n")

    f.write(f"\n모델 검증 정확도: {score:.4f}\n")
print("결과 저장 완료")

def save_model_and_encoders(self):
    model_file_path = os.path.join(self.result_folder_path, 'model.pkl')
    joblib.dump(self.model, model_file_path)

    encoder_mac_file_path = os.path.join(self.result_folder_path, 'encoder_mac.pkl')
    encoder_zone_file_path = os.path.join(self.result_folder_path, 'encoder_zone.pkl')
    joblib.dump(self.le_mac, encoder_mac_file_path)
    joblib.dump(self.le_zone, encoder_zone_file_path)
    print("모델과 인코더 저장 완료")

def run(self):
    self.load_data()
    self.encode_labels()
    X_train, X_test, y_train, y_test = self.split_data()
    self.train_model(X_train, y_train)
    score = self.evaluate_model(X_test, y_test)
    self.save_results(X_train, X_test, y_train, y_test)
    self.save_model_and_encoders()

def main():
    folder_path = "./_2_7호관3층_train"
    result_folder_path = "./_2_7호관3층_result/forest"

```



```
trainer = ForestModelTrainer(folder_path, result_folde
trainer.run()

if __name__ == "__main__":
    main()
```

다음 주 계획

- 데이터 수집 결과에 따른 추가 테스트 및 모델 개선.
- 큐 방식과 단일 RSSI 방식의 실험 결과를 비교하여 최적화된 예측 모델 구축.