# 실내 측위 (Calibrating Indoor Positioning)

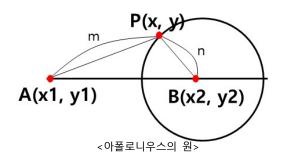
# 목차

- 1. 사용 이론
- 2. 주요 코드 설명
- 3. 동작 예시
- 4. 해결해야 할 것

### 1. 사용 이론

### 1. 아폴로니우스의 원(Apollonius Circle)

평면 위의 두 정점 A, B에 대하여 거리의 비가 m : n인 점의 자취 P가 나타내는 도형으로 선분 AB를 m : n으로 외분하는 점을 지름의 양 끝점으로 하는 원.



$$\sqrt{x^2 + y^2 + z^2} + \sqrt{(x-a)^2 + (y-b)^2 + z^2} = m : n$$

$$(x-al)^2 + (y-bl)^2 + z^2 = (a^2 + b^2)(l^2 - l) \quad (l = \frac{m^2}{k}, k = m^2 - m^2)$$

이웃한 두 개의 RSSI 신호를 이용하여 두 신호의 거리의 비가 일정한 점들의 자취 중 절편(Intercept)을 이용.

### 2. 베이지안 추정(Bayesian Estimation)

주어진 데이터  $\{x_1, \dots, x_N\}$ 를 기반으로 모수  $\mu$ 의 조건부 확률분포  $p(\mu|x_1, \dots, x_N)$ 를 계산하는 작업.

$$p(\mu \mid x_1, \dots, x_N) = p(x_1, \dots, x_N \mid \mu) \cdot p(\mu)/p(x_1, \dots, x_N) \propto p(x_1, \dots, x_N \mid \mu) \cdot p(\mu)$$

- $-p(\mu)$ : 모수의 사전(Prior)분포. 사전 분포는 베이지안 추정 작업을 하기 전에 이미 알고 있던 모수  $\mu$ 의 분포를 의미.
- 모수의 분포에 대해 아무런 지식이 없는 경우, 균일(uniform) 분포 Beta(1,1)나 0을 중심으로 가지는 정규분포  $N(0,\sigma02)$  등의 무정보 분포(non-informative distribution)를 사용.
- $p(\mu \mid x_1, \dots, x_N)$ : 모수의 사후(Posterior)분포. 수학적으로는 데이터  $x_1, \dots, x_N$ 가 주어진 상태에서  $\mu$ 에 대한 조건부 확률 분포. 베이즈 추정 작업을 통해 구하고자 하는 결과물.
- $p(x1, \dots, xN \mid \mu)$ : 가능도(likelihood)분포. 모수  $\mu$ 가 특정한 값으로 주어졌을 때, 주어진 데이터  $\{x1, \dots, xN\}$ 가 나올 수 있는 확률값을 의미.

데이터의 분포가 정규분포일 때 베이즈룰(bayes rule)에 따라 사후확률을 베이지안 방법으로 추정.

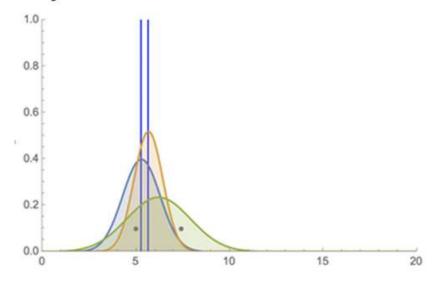
$$p(\mu|D) = \frac{p(D|\mu, \sigma^2)p(\mu|\mu_0, \sigma_0^2)}{p(D)}$$

- N개의 관측 데이터,  $p(\mu|\mu_0,\sigma_0^2)$ 를 파라미터  $\mu$ 의 사전확률.
- 초기 모수의 사전 분포는 무정보 분포로 사용하고 이후에는 이 전의 모수를 사용.
- 베이즈 정리를 이용하여 사후 분포를 계산하여 하이퍼 모수(Hypermu, Hypersigma)를 갖는 정규 분포 계산.

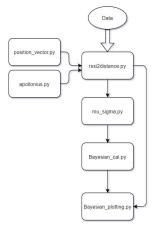
$$\mu_{0}^{'} = \frac{\sigma^{2} \mu_{0}}{N \sigma_{0}^{2} + \sigma^{2}} + \frac{N \sigma_{0}^{2}}{N \sigma_{0}^{2} + \sigma^{2}} \frac{\sum x_{i}}{N}$$

$$rac{1}{\sigma_{0}^{'2}} = rac{1}{\sigma_{0}^{2}} + rac{N}{\sigma^{2}}$$

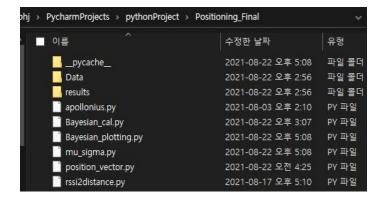
# Bayesian Estimation Results



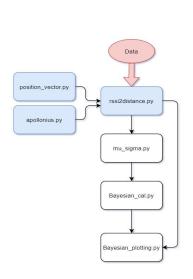
# 2. 주요 코드 설명







<코드 실행에 필요한 파일 목록>



```
Sample_data = []
count = []
# 같은 시간 Data에서 Combonation으로 2개씩 주출 후 Sample_data list에 저장.
for i in range(0, lentime_data):
    if len(time_data[i]) >= 2:
        Sample = list(itertools.combinations(time_data[i], 2))
        Sample_data.append(list(Sample))
        count.append(len(Sample))
        # Check
        # print(Sample)
        # print(len(Sample))
    elif len(time_data[i]) < 1:
        continue

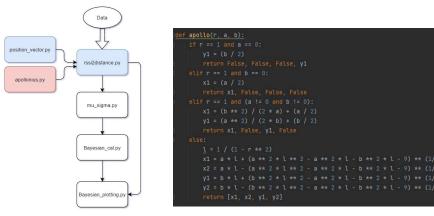
sum_count = sum(count)
lenSample_data = len(Sample_data)
# Check
print('Sample_data')
print(Sample_data)
print(lenSample_data)
```

<같은 시간에서 데이터를 뽑아내는 코드>

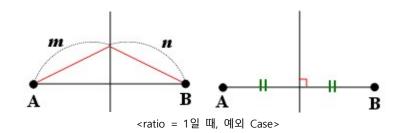
- rssi2distance.py에서 Data 폴더에서 저장된 csv 파일을 읽어와 같은 시간에 대해서 조합(Combination)으로 Sample\_data에 저장.
- Sample\_data 형태. [[([time, minor, rssi], [time, minor, rssi]), ([···], [···]), ···, ([time, minor, rssi], [time, minor, rssi])]
- itertools.combinations를 사용하면 tuple로 추출.

<두 개의 RSSI를 받아 처리>

- Sample\_data에서 Minor값이 이웃하지 않거나 같을 경우 data 사용X
- 두 개의 RSSI 신호를 이용하여 아폴로니우스 원에 절편값을 계산할 때, RSSI값의 차이가 5 이하면 아폴로니우스 원이 너무 크게 그려지는 문제가 있음.
- 이를 해결하기 위해 두 신호의 RSSI 차이가 5 이하일 때  $\pm 10$  범위를 넘어가면 False처리.
- 결과값을 Intercept 리스트에 append, Position 리스트는 벡터와 두 RSSI의 차이, 절편값을 확인해보기 위해 따로 저장.

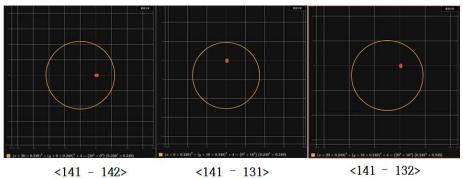


<조합으로 뽑아낸 Sample\_Data에서 아폴로니우스 원 계산>

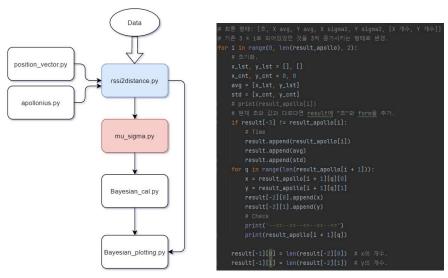


- rssi2distance.py에서 Apollonius.py를 호출하여 아폴로니우스 절편 계산.
- ratio = 1일 때 예외 처리.

# 아폴로니우스 원(Apollonius Circle) 예시



- 빨간색 점이 원점(0, 0)
- 아폴로니우스 원을 그리고 원의 절편값을 list에 append.
- rssidif가 5 이하일 때, 아폴로니우스 원이 매주 크게 그려짐.



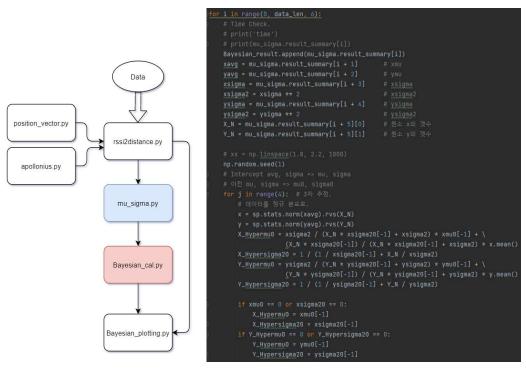
<계산을 위해 data 형태 수정>

- Intercept를 이용하여 베이지안 계산을 위해 mu\_sigma.py에서 같은 시간일 때의 x, y 좌표의 평균과, 표준편차 계산하기 위해 data 수정.

최종 Data 형태.

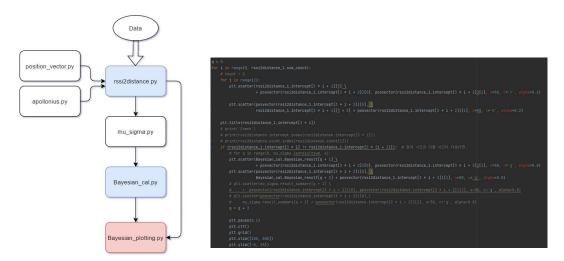
[time, x\_avg, y\_avg, x\_sigma, y\_sigma, [x\_len, y\_ len] [time, x\_avg, y\_avg, x\_sigma, y\_sigma, [x\_len, y\_ len]

[time, x\_avg, y\_avg, x\_sigma, y\_sigma, [x\_len, y\_ len] [time, x\_avg, y\_avg, x\_sigma, y\_sigma, [x\_len, y\_ len]



<Bayesian 계산>

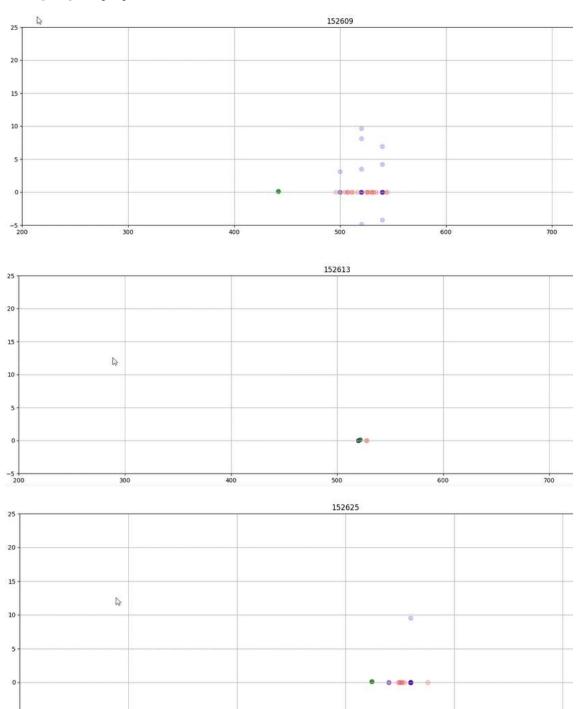
- mu\_sigma에서 계산된 avg, sigma를 이용하여 Bayesian\_cal.py에서 베이지안 계산.



<Plotting>

- Bayesian\_plotting.py는 아폴로니우스 원과 베이지안을 통해 얻은 점을 같은 시간에 대해서 plotting.

# 3. 동작 예시

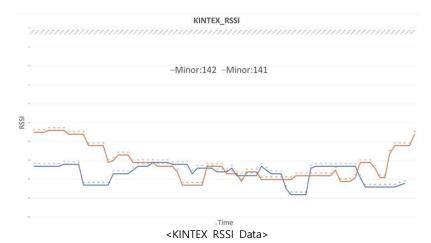


## 4. 해결해야 할 것.

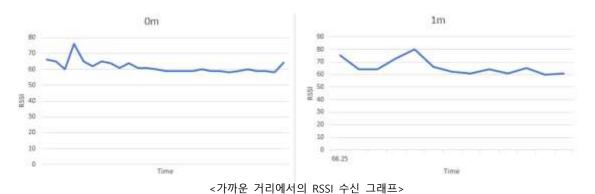
### Case 1.



<Vestella 앞 복도 RSSI Data>



- 이웃한 두 신호를 이용하여 베이지안 사용 Flat한 부분이 신호를 받지 못하는 경우. 이 때 이전 신호를 최신 신호로 업데이트



55 50 85 85 75 70 65 Time

- 가까운 거리에는 RSSI신호 수신이 양호.
- Beacon과 Beacon 사이의 거리가 20m일 때 중간 지점에 갈수록 신호를 받지 못하는 경우가 多.
- Test 폰에 따라서 수집되는 Data의 양의 차이 大.
- 수신이 좋지 못한 핸드폰은 신호를 받지 못하거나 한 개의 신호만 계속 받아와 Data를 사용할 수 없음.

<면 거리에서의 RSSI 수신 그래프> - 수신이 좋은(최신 폰) 핸드폰을 사용할 경우 중복되는 Data 多

## Case 2.

152610	[8.749105729401052, False, False, False]	153
152610	[False, -7.521517979604354, False, False]	153
152610	[9.373050468158027, False, False, False]	153
152610	(-10.0, False, False, False)	153
152610	[False, -8.749105729401052, False, False]	155
152610	[9.373050468158027, False, False, False]	153
152610	[9.373050468158027, False, False, False]	153
152610	[False, -8.131048082198735, False, False]	153
152610	(10.0, False, False)	153
152610	[9.373050468158027, False, False, False]	151
152610	[False, -8.131048082198735, False, False]	155
152610	[False, -8.131048082198735, False, False]	153
152610	(-10.0, False, False, False)	155
152610	[9.373050468158027, False, False, False]	151
152610	[False, -8.131048082198735, False, False]	155

<Figure 1>

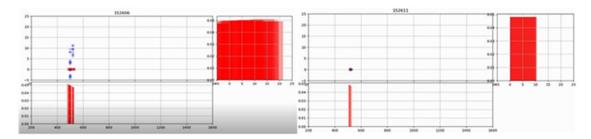
- 아폴로니우스 원 절편값이 <Figure 1>과 같을 때 152610, [(528.7491057294011, 0)], 152610, [(512.4784820203956, 0)], 152610, [(529.373050468158, 0)],

152610, [(530.0, 0)], 152610, [(509.373050468158, 0)], 152610, [(531.8689519178013, 0)] y값이 모두 0일 때 avg와 std가 모두 0.

$$\frac{1}{\sigma_0^{'2}}=\frac{1}{\sigma_0^2}+\frac{N}{\sigma^2}$$

ZeroDivisionError 발생.

### Case 3.



- Data가 얼마나 응집해있나 보여주기 위한 Histogram plot이 필요.
- 또한, Bayesian의 결과에 신뢰성을 높이기 위해 필요.

#### 참고차료.

### 아폴로니우스 원 구하는 공식

 $\underline{https://m.blog.naver.com/PostView.naver?isHttpsRedirect=true\&blogId=brian0409\&logNo=60212380661$ 

https://m.blog.naver.com/PostView.naver?isHttpsRedirect=true&blogId=10baba&logNo=220727889661

https://jwmath.tistory.com/98

#### 베이지안 이론

Choi Yung Ji. "RnD\_Report\_PositioningCalibration." 210521. Bayesian Estimation.