

BLE 기반 접촉 탐지 알고리즘

0. 실험 목표

본 연구에서는 GAEN API를 이용한 코로나 확진자 접촉 추적에 활용할 수 있는 risk scoring 알고리즘을 제시하고, 그 유효성을 확인하는 것을 목표로 한다.

또한 확진자와 직접 접촉하지 않고도 같은 장소에 머물렀다는 사실만으로 감염되는 사례가 증가함에 따라, client device끼리의 BLE 접촉 탐지와 더불어 위치 기반의 place beacon을 도입할 필요성이 증가하고 있다. 이에 따라 place beacon이 client device들과 효과적으로 신호를 주고받을 수 있는 coverage를 확인하는 것 역시 본 연구의 목표로 한다.

1. 용어 정의

1.1 Advertising과 Scanning

다른 device로 블루투스 신호를 보내는 행위를 advertising, 다른 device가 보낸 신호를 받는 행위를 scanning이라고 한다. GAEN에서 advertising 기능은 항상 켜져 있으며, scanning 기능은 일정 주기에 따라 반복해서 켜지고 꺼진다. Scanning 기능이 켜졌다가 다시 꺼질 때까지를 한 번의 scan이라 한다.

1.2 Attenuation

GAEN에서는 기종 차이의 영향을 최소화하기 위해 RSSI를 보정한 attenuation 값을 사용한다. Attenuation 값은 블루투스 신호가 얼마나 감쇠되었는지를 dB 단위로 나타내며, 다음과 같이 구해진다.

$$\text{Attenuation} = \text{TX_power} - (\text{RSSI_measured} + \text{RSSI_correction})$$

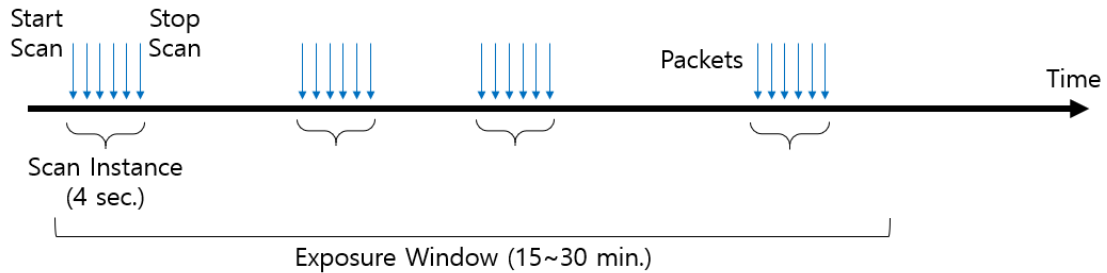
- TX_power: Advertising device 기종에 따른 보정값. 블루투스 신호의 transmission power를 나타냄.
- RSSI_correction: Scanning device 기종에 따른 보정값.
- RSSI_measured: 실제로 측정된 RSSI 값.

TX_power와 RSSI_correction은 Google과 Apple에서 제공하는 보정값이다.¹

1.3 Scan Instance와 Exposure Window

¹ <https://developers.google.com/android/exposure-notifications/ble-attenuation-overview#calibration>

GAEN API는 beacon끼리 주고 받은 raw data를 그대로 제공하지 않고, 이들에 대한 통계 데이터를 제공한다. 데이터는 scan instance와 exposure window의 형태로 주어진다.



- Scan instance: device가 1번의 scan동안 (약 4초) 1개의 advertising device로부터 받은 신호에 대한 통계 정보. 다음과 같은 주요한 field를 가지고 있음.
 - minAttenuation: 1번의 scan동안 받은 신호의 attenuation중 최소값. 가장 강한 신호 세기를 나타냄.
 - typicalAttenuation: 1번의 scan동안 받은 신호의 attenuation의 dB domain에서의 평균값.
 - secondsSinceLastScan: 마지막으로 scan을 한 후, 다음 scan까지 걸린 시간. (3.5분 ~ 5분 사이)
- Exposure Window: device 가 15분 ~ 30분 사이의 특정한 시간 간격 동안 하나의 advertising device로부터 얻은 scan 정보. 해당 시간 동안 얻은 scan instance의 list를 field로 가지고 있음.

확진자/유증상자가 업로드한 데이터를 받으면 GAEN API로부터 해당 환자와의 접촉 기록이 담긴 exposure window를 얻을 수 있으며, 이로부터 특정 시간 간격 (15분 ~ 30분) 동안의 scan instance를 얻을 수 있다.

2. Risk Scoring Model

2.1 GAEN-Suggested Risk Scoring Model

현재 GAEN에서는 총 3가지의 weight를 구한 후, 이를 곱해 최종 risk score를 얻는 방식을 제시하고 있다.



- Minutes-at-attenuation weight: 다른 device와의 접촉 시간 및 거리와 관련된 값. 측정된 블루투스 신호 정보를 이용해 구함.
- Infectiousness weight: 어떤 exposure가 exposure를 업로드한 유증상자/확진자의 증상 발현으로부터 며칠 떨어져 있는지에 따라, 그 당시 해당 접촉의 전염성을 수치화한 값.
- Report type weight: Exposure key를 업로드할 때 같이 올라가는 값으로, 어떤 이유로 exposure key를 업로드하게 되었는지를 나타냄. (confirmed test: 양성 판정, confirmed clinical diagnosis: 임상진단 양성, self-report: 자가 진단)

특히 minutes-at-attenuation weight의 경우 다음과 같은 방식으로 계산된다.

Minutes-at-attenuation weight



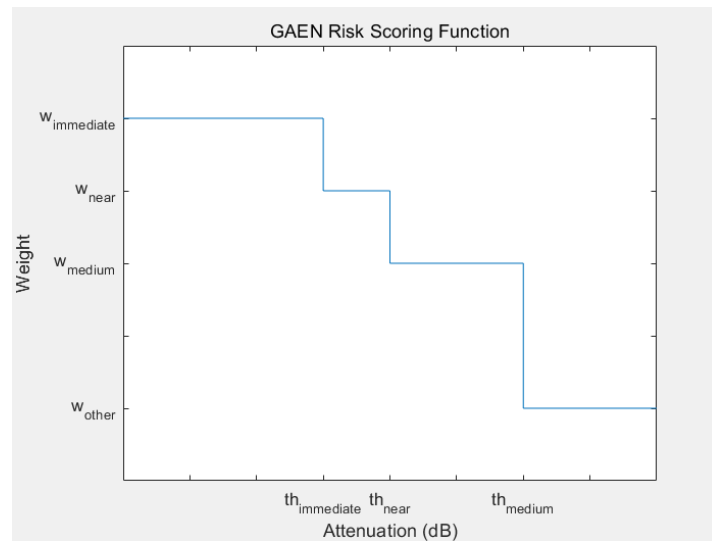
Bluetooth attenuation (dB)

Customizable "immediate" threshold		Customizable "near" threshold		Customizable "medium" threshold	
Immediate		Near		Medium	Other
# of minutes exposed		# of minutes exposed		# of minutes exposed	# of minutes exposed
×		×		×	×
Customizable weight (0 - 250%)		Customizable weight (0 - 250%)		Customizable weight (0 - 250%)	Customizable weight (0 - 250%)

Minutes-at-attenuation weight는 attenuation 값을 거리와 같이 취급하여, threshold를 두고 얼마나 근접한 exposure로 추정되는지에 따라 가중치를 부여한다. 각 가중치와 threshold는 임의로 지정할 수 있다. 이는 실질적으로 다음과 같은 식에 따라 계산된다고 볼 수 있다.

$$Risk\ Score = \sum_{s \in Exposure\ Window} s.secondsSinceLastScan \times f(s.typicalAttenuation)$$

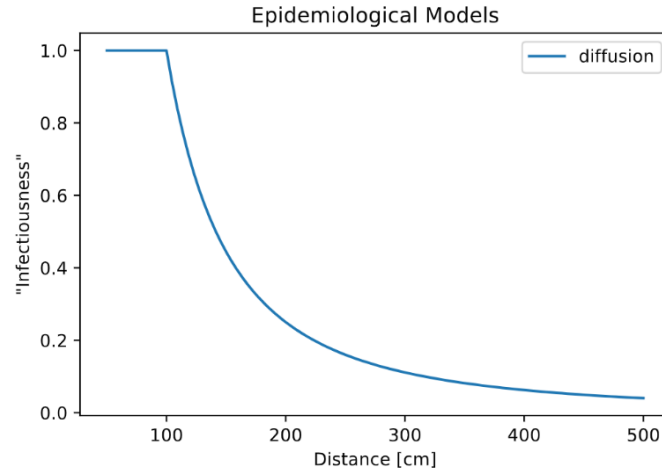
s는 주어진 exposure window에 포함된 각 scan instance, f는 아래의 계단형 scoring function을 의미한다.



GAEN을 사용하는 스위스와 독일의 contact tracing app의 경우, 이와 유사한 방식을 적용하여 3개의 threshold가 아닌, 2개의 threshold만 가지고 risk scoring을 진행했다. 스위스의 경우 $th_1 = 50dB$, $th_2 = 55 dB$, $w_1 = 1$, $w_2 = 0.5$, $w_3 = 0$ 의 parameter를 사용했으며, risk score 값이 15 이상이면 notification을 보냈다. 독일의 경우 $th_1 = 55 dB$, $th_2 = 63 dB$, 그리고 동일한 $w_1 \sim w_3$ 값을 사용했으며, risk score 값이 10 이상이면 notification을 보냈다.

2.3 PEPP-PT Risk Scoring Model

PEPP-PT(Pan-European Privacy-Preserving Proximity Tracing)에서는 GAEN과 달리, regression을 통해 risk score를 정의한다. Ground truth score를 정의할 때는 Fraser et. al.의 diffusion model을 사용한다.



$$f_{diffusion}(d[cm]) = \begin{cases} 1 & \text{if } d[cm] < d_0 \\ d_0^2/d[cm]^2 & \text{if } d[cm] \geq d_0 \end{cases}$$

이후 실험을 통해 수집한 블루투스 데이터로부터 max RSSI, mean RSSI, exposure time을 구한 후, 이러한 3D 벡터를 input으로 하는 regression을 통해 risk score를 정의한다.

2.4 Our Model

스위스와 독일에서 사용하는 GAEN risk scoring 방식의 경우, random classifier와 크게 차이 나지 않는 true positive rate와 false positive rate를 가지는 것으로 알려져 있다.² PEPP-PT 방식의 경우, 유의미한 classification 성능을 가지고 있지만 GAEN framework에서 제안되지 않았으므로 GAEN API를 활용한 앱에 그대로 적용하기 어렵다. 이에 따라, 본 연구에서는 GAEN의 접근 방식과 PEPP-PT의 접근 방식을 혼합하여 다음과 같은 risk scoring model을 제시한다.

$$Risk\ Score = \sum_{s \in Exposure\ Window} s.secondsSinceLastScan \times f(s.typicalAttenuation, s.minAttenuation)$$

GAEN에서 제시한 것과 비슷한 방식으로 risk scoring 을 진행하지만, f 자리에 기존에 사용되던 계단형 scoring function 대신 logistic regression model이 들어가게 된다. 각 scan instance의 attenuation 정보로부터 두 device가 2m 이내에 위치했을 확률을 0~1 사이의 값으로 나타내고, 그 값을 가중치로 하여

² ‘Measurement-based evaluation of Google/Apple Exposure Notification API for proximity detection in a light-rail tram’, Douglas 외 1인

<https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0239943>

secondsSinceLastScan을 모두 더한 모델이라고 이해할 수 있다. 시간의 weighted sum이므로, risk score의 단위도 시간(초)이 된다.

3. 실험 방법

3가지 주요 밀폐 공간인 소형 강의실, 버스, 그리고 대형 강의실에서 GAEN을 모방한 실험용 앱을 활용해 블루투스 신호를 측정했다. 이를 통해 place beacon의 coverage를 확인했으며, 신호를 분석하여 효과적인 risk scoring parameter를 도출하고자 했다.

모든 실험에서 달리 명시되지 않는 한 블루투스 parameter는 GAEN 설정과 동일하게 advertiseMode = 1, advertiseTxPower = 1, 그리고 scanMode = 2로 설정했다.^{3, 4}

3.1 소형 강의실 실험

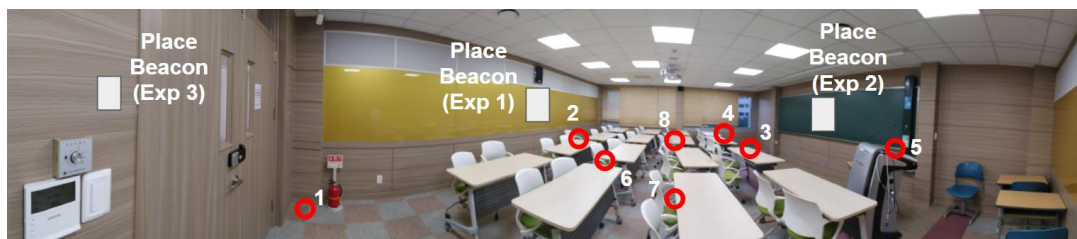
3.1.1 실험 환경

소규모 강의실에서의 블루투스 신호의 coverage를 파악하고, risk score model 제작을 위한 데이터를 수집하고자 약 70m² 규모의 강의실에서 실험을 진행했다. 휴대폰은 동일한 모델 (Galaxy Note 9) 9대를 사용했다.

해당 실험의 경우 BLE parameter로 scanMode = 1을 사용했다.

3.1.2 Coverage 실험

소형 강의실 내부에서의 place beacon의 coverage를 확인하기 위해 coverage experiment를 진행했으며, 이를 위해, 휴대폰 1대는 place beacon으로 사용했다. Place beacon의 위치는 고정된 상태로, 강의실 내부에 client device를 설치해 place beacon과 신호를 얼마나 잘 주고받을 수 있는지 확인했다. Place beacon의 위치를 바꾸어가며 총 3번 실험을 진행했으며, device 배치는 다음과 같이 이루어졌다.



³ <https://developer.android.com/reference/android/bluetooth/le/AdvertiseSettings>

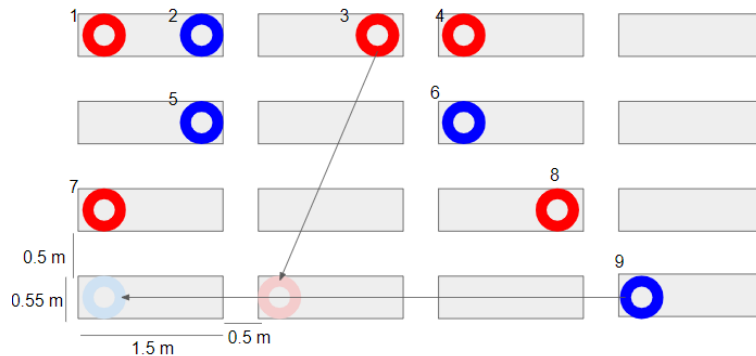
⁴ <https://developer.android.com/reference/android/bluetooth/le/ScanSettings>

- device 1: 강의실 뒤쪽 벽면 구석
- device 2~3: 책상 위
- device 4: 강의실 앞쪽 구석
- device 5: 단상 위
- device 6~8: 의자 위
- beacon: 각 실험마다 강의실 뒤쪽 벽, 측면 벽, 칠판 근처

모든 client device는 강의실 앞쪽을 향하도록 배치되었다. 각 실험은 1분 20초씩 진행되었으며, beacon을 포함한 모든 device가 항상 scan/advertise하도록 설정했다.

3.1.3 Risk Scoring 데이터 수집

Risk score model 학습에 필요한 데이터를 수집하기 위해 실험을 진행했다. 모든 device는 client device로 사용했으며, GAEN parameter대로 scan period는 3.5분 ~ 5분으로, scan duration은 4초로, 그리고 advertise 기능은 항상 켜져 있도록 설정했다. Device 배치는 다음과 같이 이루어졌다.

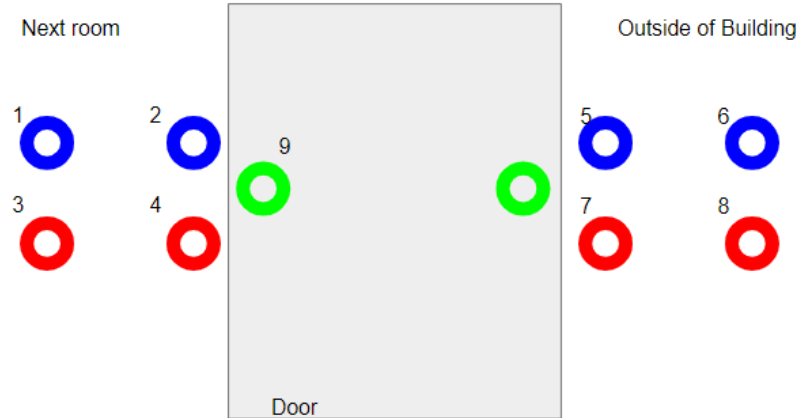


측정은 30분씩 총 2번 이루어졌다. 첫 번째 실험에서는 빨간색으로 표시된 device가 책상 위, 파란색으로 표시된 device가 의자 위에 배치되었고, 두 번째 실험에서는 반대로 진행되었다. 사람들이 움직이는 상황을 나타내기 위해 각 실험 시작 후 10분이 지났을 때 그림처럼 3번 device를 이동시키고, 15분이 지났을 때 9번 device를 이동시켰다.

3.1.4 Through-Wall Experiment

Coverage experiment에서 강의실 내부에서의 coverage를 확인하였으므로, 강의실 외부로의 coverage를 확인하기 위해 through-wall experiment를

진행했다. 이를 위해 device 1대는 place beacon으로 사용했다. 한쪽 벽은 건물 내벽, 반대쪽은 외벽인 강의실을 사용해 다양한 종류의 벽에 대해 실험할 수 있도록 했다. Place beacon은 강의실 내부에, client device는 강의실 외부에 두고 측정을 진행했으며, 정확한 배치는 다음과 같이 이루어졌다.



측정은 총 2번 진행했으며, 한 번은 place beacon(초록색)을 내벽 가까이에, 다른 한 번은 외벽 가까이에 두고 진행했다. 벽에서 가까운 client device는 가까운 place beacon 위치로부터 약 1.5m, 벽에서 먼 device는 약 3m 떨어진 곳에 배치되었다. Device 방향에 따른 영향을 최소화하기 위해 파란색으로 표시된 device는 왼쪽, 빨간색으로 표시된 device는 오른쪽을 바라보도록 배치했다.

Place beacon은 항상 scan/advertise를 하도록 설정되었고, client device들은 risk score experiment에서 사용한 GAEN parameter대로 설정되었다.

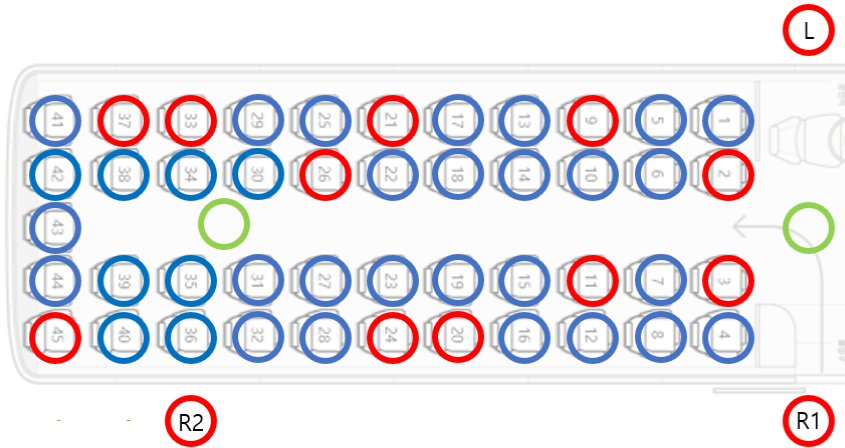
3.2 Bus

3.2.1 Environment

대표적인 밀폐공간이자 고밀집 공간인 버스에서의 블루투스 신호의 coverage를 파악하고, risk score model을 파악하기 위한 데이터를 수집하고자 45인승 버스를 이용해 실험을 진행했다. 휴대폰은 Galaxy S7 41대와 Galaxy Note 9 9대를 사용했다. 총 14명의 참가자가 실험에 참여했으며, 이중 3명을 버스 밖에서, 11명은 버스 안에서 휴대폰을 들고 있었다.

3.2.2 Experiment

버스 실험에서는 coverage experiment와 risk score experiment를 동시에 진행했다. 버스 천장에 2대의 place beacon을 설치하고, 14명의 사람이 정해진 자리에서 client device를 들고 있었으며, 사람이 없는 자리에는 client device를 하나씩 올려두었다. 정확한 배치는 다음과 같이 이루어졌다.



- 빨간색: 사람이 있는 자리
- 파란색: client device만 있는 자리
- 초록색: 천장에 place beacon이 설치된 위치

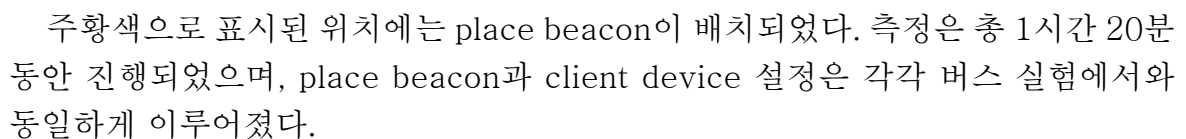
측정은 20분 동안 이루어졌다. place beacon은 항상 scan/advertise를 하도록 설정되었고, client device들은 small class experiment의 risk score experiment에서 사용한 GAEN parameter대로 설정되었다.



3.3 Large Classroom

3.3.1 Environment

대형 강의실 실험은 약 300m² 규모의 강의실에서 진행했다. 이전 실험과 마찬가지로 블루투스 신호의 coverage 파악 및 risk score model을 얻기 위한 데이터 수집을 목적으로 진행했으며, 총 70 명의 참가자를 모집해 실환경에서





3.3.3 Scalability Experiment

Scalability experiment에서는 여러 명의 사람이 뭉쳐서 이동할 때, place beacon이 각 client device로부터 신호를 얼마나 잘, 누락 없이 인식할 수 있는지를 확인하고자 했다.

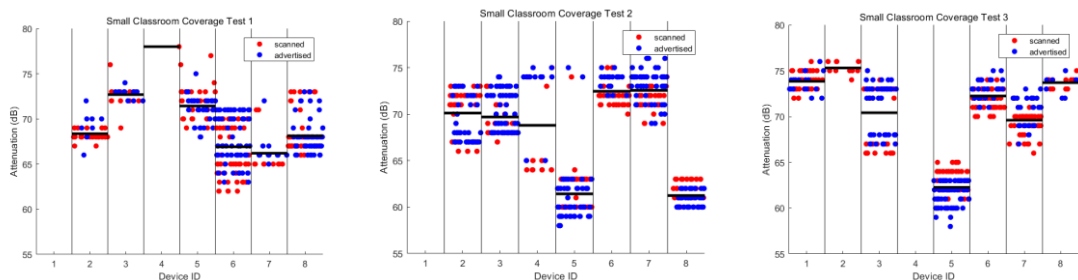
측정을 위해 한쪽 출입문에 place beacon을 부착하고, 모든 참가자가 client device를 들고 그 문을 통해 강의실 밖으로 나가도록 했다. 모든 참가자가 강의실에서 나간 후, 측정을 종료했다. Place beacon과 client device의 parameter는 각각 이전 실험과 동일하게 진행했다.

4. Results

4.1 Coverage Test

4.1.1 Small Classroom (Inside)

Experiment 1~3를 통해 다음과 같은 결과를 얻을 수 있었다.



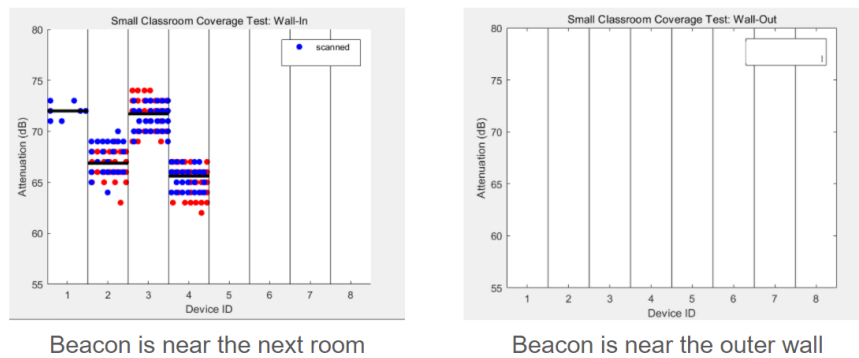
x축은 client device id, y축은 dB 단위의 attenuation을 나타낸다. 그래프에서 빨간색 점은 place beacon이 각 client device로부터 받은 신호, 파란색 점은 각 client device가 place beacon으로부터 받은 신호를 나타낸다.

Place beacon이 강의실 뒤쪽 벽에 있었던 1번 실험의 경우, place beacon에서 멀리 구석에 위치해 있던 1번/4번 device와 신호를 주고받지 못했음을 확인할 수 있다. 2번 실험의 경우도 가장 멀리 떨어져 있었던 1번 device와 신호를 주고받지 못했고, 3번 실험의 경우, place beacon과 가장 멀리 떨어져 있던 4번 device가 서로 신호를 주고받지 못했다.

이를 통해 각 place beacon의 신호가 강의실의 대부분에 도달할 수는 있지만, 강의실 구석 등 일부 극단적인 위치에는 도달하지 못함을 확인할 수 있다. 따라서 실험을 진행했던 70m² 규모 강의실의 경우 극단적인 위치까지 모두 cover하려면 최소 2대, 그렇지 않다면 1대의 place beacon으로 강의실을 cover할 수 있음을 알 수 있다.

4.1.2 Small Classroom (Through Walls)

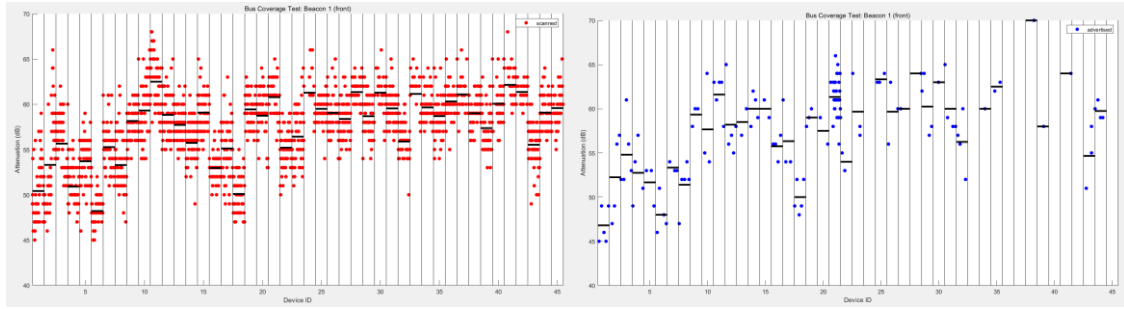
실험을 통해 다음과 같은 결과를 얻을 수 있었다.



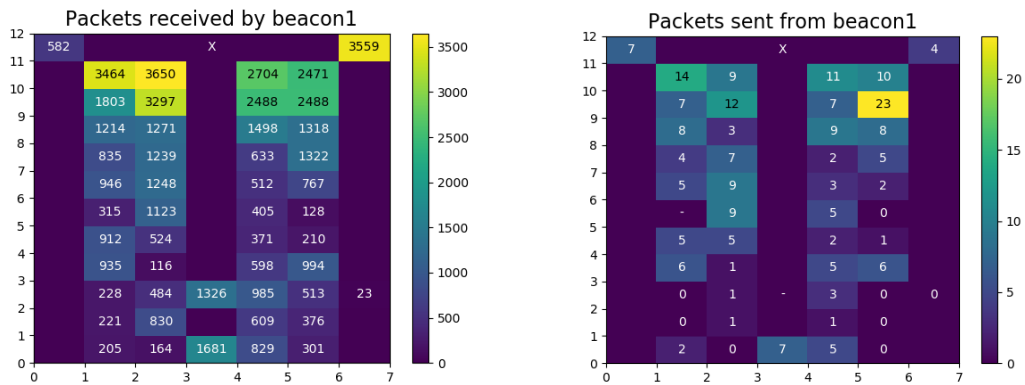
왼쪽 그래프는 place beacon이 내벽 근처에 있었을 때, 오른쪽 그래프는 외벽 근처에 있었을 때 client device들과 주고받은 블루투스 신호를 나타낸다. Place beacon이 내벽 근처에 있을 때만 데이터가 있다는 것을 통해 BLE 신호는 건물의 내벽은 통과하나 외벽은 통과하지 못하며, 내벽과 멀리 떨어져 있을 때는 내벽도 통과하지 못한다는 것을 확인할 수 있다.

4.1.3 Bus

버스 앞쪽에 부착된 place beacon이 주고받은 블루투스 신호는 다음과 같이 나타난다. 왼쪽 그래프는 place beacon이 다른 device로부터 받은 신호, 오른쪽 그래프는 다른 device가 place beacon으로부터 받은 신호를 나타내며 x축은 버스 좌석 번호, y축은 신호의 attenuation을 의미한다.



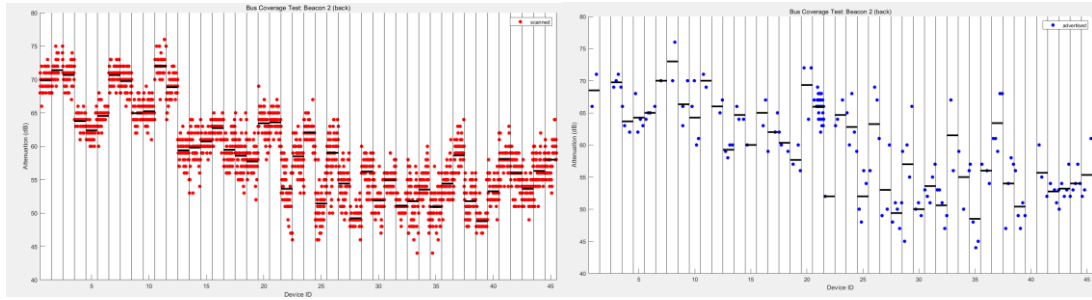
아래는 heatmap은 위의 그래프를 버스 좌석 배치⁵에 따라 도식화한 것이다. 마찬가지로 왼쪽 그래프는 place beacon이 다른 device로부터 받은 신호, 오른쪽 그래프는 다른 device가 place beacon으로부터 받은 신호를 나타낸다. 오른쪽 그래프의 경우 21번 device는 BLE parameter 설정 상의 오류로 데이터에서 제외하였고, 뒤쪽에 부착된 beacon이 받은 신호 또한 제외하였다.



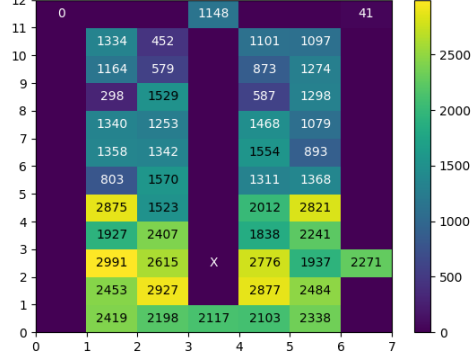
Place beacon이 client device에 비해 더 적극적으로 scan을 진행하므로, 왼쪽 그래프의 데이터 양이 더 많음을 확인할 수 있다. 이에 따라 place beacon은 대부분의 client device로부터 신호를 받는데, 이와 달리 몇몇 client device는 place beacon으로부터 신호를 받지 못한다. Device id가 높은 숫자일수록 버스 뒤쪽에 위치한 좌석인데, 오른쪽 그래프를 보면 place beacon으로부터 7m가량 떨어진 30번 좌석까지는 신호를 잘 받지만 그보다 뒤에 있는 좌석은 신호를 받지 못할 수 있다는 것을 확인할 수 있다.

버스 뒤쪽, 30번 좌석 근처에 에 부착된 beacon이 주고받은 신호는 다음과 같이 나타난다.

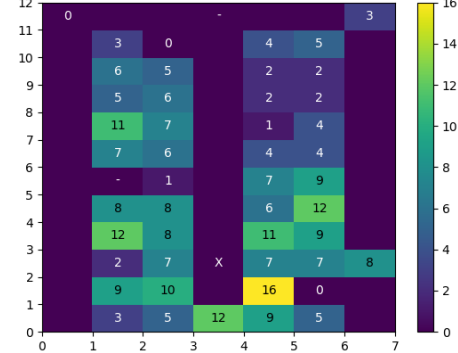
⁵ 3.2.2에 나온 좌석 배치를 시계 반대방향으로 90° 회전함.



Packets received by beacon2



Packets sent from beacon2

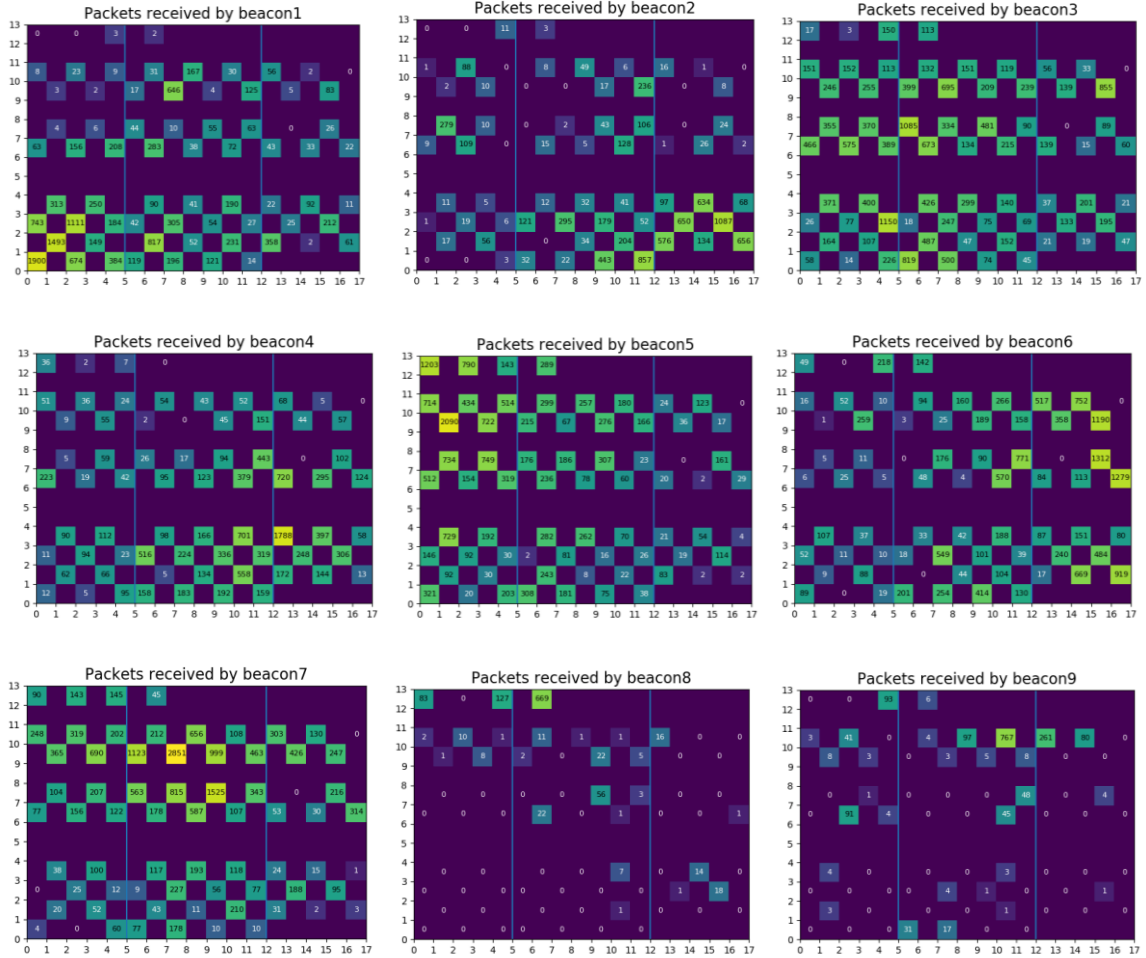


버스 앞쪽의 place beacon과 마찬가지로, 버스 뒤쪽의 place beacon 역시 모든 client device로부터 신호를 성공적으로 받았음을 확인할 수 있다. 또한 2번 device를 제외한 모든 client device가 place beacon의 신호를 성공적으로 받았음을 확인할 수 있다 (40번 device의 경우, 데이터 수집 과정에서 누락되었다). 버스 뒤쪽 place beacon의 경우 모든 좌석으로부터 7m 이내의 거리만큼 떨어져 있으므로, 버스 앞쪽 place beacon에서와 마찬가지로 7m 이내의 client device와 신호를 성공적으로 주고받을 수 있다고 이해할 수 있다.

Coverage experiment를 통해 일반적인 고속버스 천장에 부착된 place beacon은 약 7m 범위 안에 있는 client device와 안정적으로 통신할 수 있다는 결론을 얻을 수 있었다. 그러나 이는 모든 사람이 좌석에 앉아 있는 상황을 가정한 실험이므로, 승객이 밀집해서 서있는 버스 환경 등에서는 인식 범위가 더 줄어들 수 있다.

4.1.4 Large Classroom

거리에 따른 신호 누락률을 비교하기 위해, client device들이 각 place beacon과 주고받은 scan instance의 개수를 heatmap 형태로 도식화했다. Heatmap의 모양은 강의실 좌석 배치도와 동일하게 구성했다.



격자의 색이 노란색에 가까울수록 scan instance가 많은 것, 즉 누락률이 낮은 것이다. Heatmap을 확인해보면 강의실 중간에 있는 3~7번 place beacon은 거의 모든 client device와 신호를 주고받았음을 확인할 수 있다. 특히, place beacon으로부터 약 5m 범위에 있는 client device의 경우 대부분 heatmap에서 노란색을 띠며, 낮은 누락률을 가진다.

4.1.5 Large Classroom (Scalability)

참가자들이 나간 문 근처의 place beacon이 모든 client device를 인식하는 데 성공했다. (Advertise 기능에 문제가 있었던 두 대의 device 제외)

4.2 Risk Score Evaluation

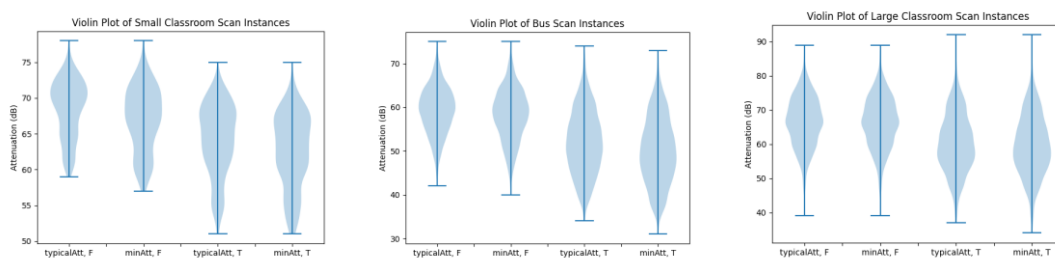
4.2.1 Dataset Description

각 실험을 통해 다음과 같이 metadata를 포함한 scan instance의 형태로 데이터를 수집했다.

- myId: 신호를 받는 device의 id
- otherId: 신호를 보내는 device의 id

- typicalAttenuation: scan동안 해당 device로부터 얻은 attenuation 값의 dB domain에서의 평균값
- minAttenuation: scan동안 해당 device로부터 얻은 attenuation값의 최소값
- secondsSinceLastScan: scan 기능이 마지막으로 켜진 이후로 지난 시간
- 기타 Metadata: 분석을 위해 필요한 data

Place beacon의 데이터는 GAEN과 다른 parameter를 가지므로 분석에서 제외했다. 각 scan instance에는 신호를 주고받은 기기 사이의 실제 거리가 2m가 되는지를 기준으로 binary label을 추가했으며, 각 실험에서 얻은 데이터의 분포는 다음과 같다.



이후, 각 실험별로 scan instance들을 15~30분 사이의 random한 시간으로 묶어 exposure window를 구성했다. Exposure window는 scan instance들의 typicalAttenuation, minAttenuation, 그리고 normalize된 secondsSinceLastScan을 포함하는 벡터로 구성했으며, dimension을 맞추기 위해 0으로 padding을 추가했다.

PEPP-PT에서 사용했던 diffusion model을 이용해 각 exposure window에 대해 true risk score를 계산한 후, 그 값을 2m, 15분 접촉에 대한 risk score과 비교해 binary label을 추가했다. True risk score는 실제 거리를 diffusion model에 넣어 구한 score에 exposure window length(시간)를 곱해 구했다.

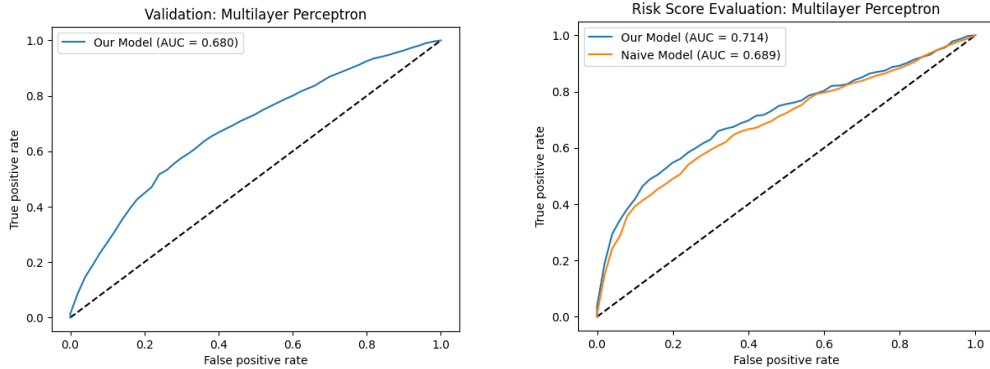
4.2.2 학습 및 평가 방법

데이터가 가장 풍부하고 실제 상황에도 가깝다는 점에서, large classroom data를 이용해 학습을 진행했다. 학습된 모델의 평가는 다음과 같은 두 단계로 진행했다.

1. Model validation: f가 얼마나 잘 학습되었는지를 파악하는 과정으로, 모델이 각 scan instance를 얼마나 잘 classify하는지 확인한다.
2. Risk score evaluation: 학습된 모델을 이용하여, scan instance 기반 risk scoring 방식이 exposure window를 얼마나 잘 classify하는지 확인한다.

Validation plot을 확인해 보면 random classifier보다도 부정확한 결과가 나오는 구간이 있음을 알 수 있다. 또한 Risk Score evaluation 결과 AUC는 0.670으로, AUC가 0.689인 naive model보다 오히려 낮은 성능을 보임을 확인할 수 있다.

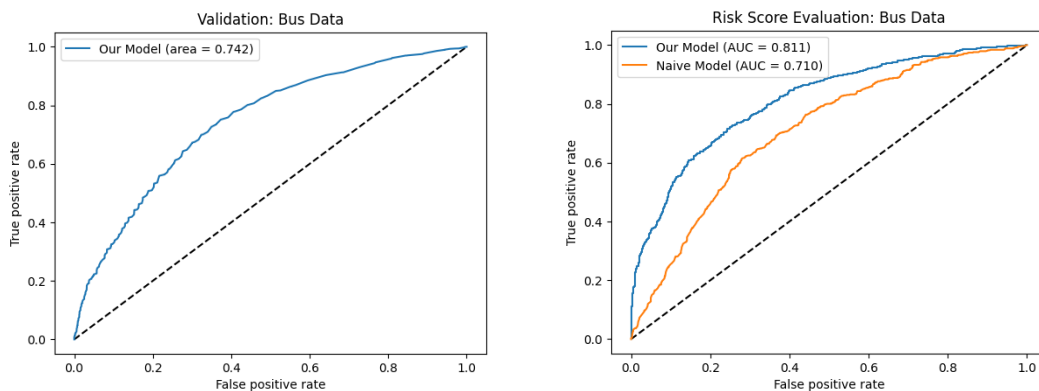
학습 과정에 nonlinearity를 더해 성능을 높이하고자 2개의 hidden layer(output size 16, ReLU activation)를 추가한 multilayer perceptron을 이용해 학습을 진행했다. 학습 결과는 다음과 같이 나타났다.



Multilayer perceptron을 사용했을 때 validation plot이 확실히 개선되었음을 확인할 수 있다. 또한 risk score evaluation plot의 AUC는 0.714로, 역시 naive model에 비해 유의미하게 개선되었음을 확인할 수 있다. 이후 성능을 더 높이기 위해 hidden layer의 수와 output size 등을 변화시켜 실험을 진행했지만, 유의미한 차이는 나타나지 않았다. 따라서 이후 진행되는 scan instance 기반 risk scoring 관련 실험에서는 2개의 hidden layer를 추가한 모델을 사용했다.

4.2.4 Bus Data Evaluation

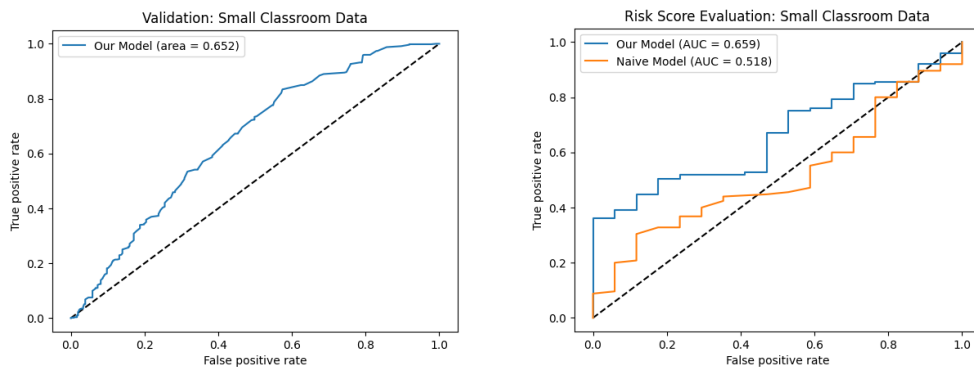
학습된 risk score 모델이 다른 공간에서도 유효하게 작용하는지를 확인하기 위해 버스 실험에서 수집한 데이터를 이용해 평가를 진행했다. 버스 실험은 20분 동안 진행되었으므로 15~20분 사이의 random한 시간으로 exposure window를 구성했다. 학습 결과는 다음과 같다.



Validation plot도 깔끔하게 얻어졌으며, risk score evaluation plot에서의 AUC는 0.811로, naive model에 비해 약 0.1가량 높은 것을 확인할 수 있다. 이를 통해 대형 강의실 실험 데이터로 학습한 모델이 버스 데이터에서도 잘 적용된다는 것을 확인할 수 있다.

4.2.5 Small Classroom Data Evaluation

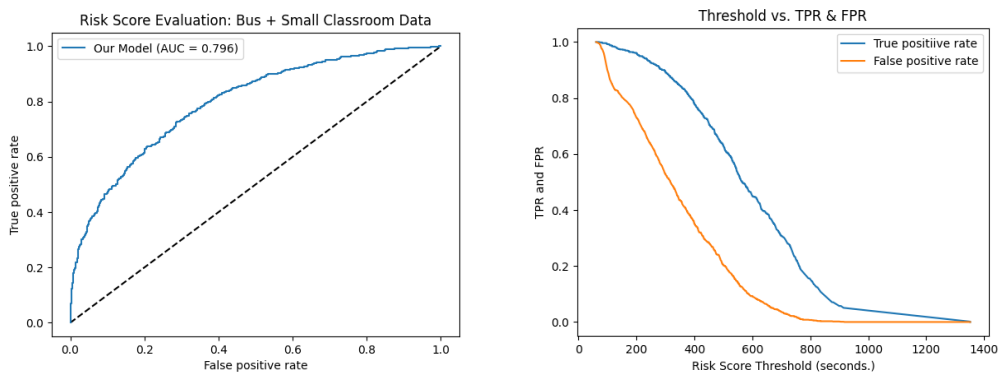
버스에 이어, 소형 강의실 실험에서 수집한 데이터에 대해서도 평가를 진행했다. 학습 결과는 다음과 같다.



Risk score evaluation plot의 AUC는 0.659로, naive model에 비해 약 0.14 정도 높은 것을 확인할 수 있다. 이를 통해 대형 강의실 실험 데이터로 학습한 모델이 소형 강의실에서도 잘 적용된다는 것을 확인할 수 있다.

4.2.6 Thresholds

특정한 true positive rate와 false positive rate을 얻기 위해 어떤 threshold를 선택해야 하는지는 다음 그래프를 통해 확인할 수 있다.



그래프는 큰 강의실 실험 데이터로 학습한 모델을 바탕으로, 버스 및 작은 강의실 실험 데이터를 test data로 해서 얻었다. Threshold plot에서 x축은 초 단위의 risk score threshold, y축은 true/false positive rate를 나타낸다. 이러한 threshold plot을 얻기 위한 neural network 모델의 weight는 appendix에 첨부되어 있다.

5. Conclusion

세 번의 실험을 통해 소형 강의실, 버스, 그리고 대형 강의실에서 블루투스 신호의 도달 범위를 파악했으며, 각 실험에서 수집한 데이터를 이용해 risk scoring model을 학습했다. 대형 강의실 실험에서 수집한 데이터로 risk scoring model을 학습시키고 이를 각 장소에서 수집한 데이터에 적용한 결과, risk score가 유의미한 성능을 보인다는 것을 확인할 수 있었다.

하지만 대부분의 경우 ROC plot의 AUC값이 0.7~0.8 사이로 주어졌는데, 이는 risk score를 이용한 classification이 가능하긴 하나 항상 무시하지 못할 수준의 false positive와 false negative가 존재할 것임을 의미한다. 따라서 해당 모델을 contact tracing에 직접 활용하기에는 한계가 존재한다.

[Appendix] Multilayer perceptron의 학습된 weight는 다음과 같다.

1st layer (fully connected ReLU layer with 2 inputs and 16 outputs):

```
[array([[ 0.32271057,  0.4701199 , -0.5465347 ,  0.5186411 , -0.27060002,
        -0.01494849, -0.23374245,  0.25319803, -0.23682061, -0.4726087 ,
        -0.41458696,  0.10168818, -0.3812043 , -0.00125675, -0.00396085,
         0.1794219 ],
        [-0.5281363 , -0.06359904,  0.40594184,  0.23268864, -0.06524014,
        -0.05080366, -0.56866735, -0.51931864, -0.16124469,  0.28007632,
         0.4636988 ,  0.36356202,  0.11288017,  0.41522875,  0.16825026,
        -0.22963536]], dtype=float32), array([ 0.          , -0.43458313,  0.          ,
        0.4417156 ,  0.          ,
         0.          ,  0.          ,  0.          ,  0.          ,  0.          ,
        -0.49346772, -0.6189503 ,  0.          ,  0.16863342, -0.49627367,
         0.          ], dtype=float32)]
```

2nd layer (fully connected ReLU layer with 16 inputs and 16 outputs):

```
[array([[ 1.99233443e-01,  1.68990105e-01, -1.63342655e-01,
         4.22182709e-01, -3.52118194e-01, -4.08988535e-01,
        -3.50337535e-01, -4.28454310e-01, -6.24208450e-02,
        -3.61401558e-01, -3.82065326e-01, -1.09963000e-01,
        -1.62482798e-01,  2.50281364e-01,  1.94170207e-01,
        -5.62958419e-02],
        [ 8.51687863e-02,  1.19753934e-01, -1.49939150e-01,
        -3.87746632e-01, -2.10550115e-01,  3.96531433e-01,
        -3.55754018e-01,  9.24608037e-02, -3.15606594e-04,
        -2.30243653e-02, -3.63541394e-01,  3.07470322e-01,
```

-4.75895591e-02, 2.95518547e-01, 3.32186788e-01,
-2.22004920e-01],
[-8.20135176e-02, 2.92670697e-01, -3.93477291e-01,
2.58475155e-01, 2.76246071e-02, -3.58099997e-01,
1.51843160e-01, -4.04536128e-02, -2.55456805e-01,
2.92367250e-01, -4.96827066e-02, 7.97672570e-02,
-1.48849875e-01, 1.64338320e-01, -2.04410642e-01,
1.94462925e-01],
[3.22056144e-01, 1.22687258e-01, 1.50249571e-01,
1.02557391e-01, -1.94518551e-01, -4.11899835e-01,
-7.03537762e-02, -9.22225714e-02, -4.25999939e-01,
2.93028712e-01, 1.73857361e-01, 2.90819742e-02,
9.25779045e-02, -7.94150978e-02, -6.12755725e-03,
-3.01472247e-02],
[-2.24740013e-01, -2.73030847e-01, -2.53078341e-02,
-2.43537635e-01, 3.87065977e-01, -1.88466206e-01,
-3.06240022e-01, -9.90107656e-02, -1.47565365e-01,
2.85052210e-01, 1.48198336e-01, 3.35828096e-01,
7.26455748e-02, -1.55623943e-01, 2.96948701e-01,
2.52940804e-01],
[6.26175106e-02, -3.89615238e-01, 3.47784013e-01,
3.23662162e-03, -3.81480277e-01, 8.01014900e-03,
-5.63244224e-02, 4.31813389e-01, -2.10073575e-01,
3.98439616e-01, -1.87060729e-01, -1.36057824e-01,
4.07619506e-01, -2.54207104e-01, -2.84744799e-01,
1.64469928e-01],
[-1.06745392e-01, -2.31277779e-01, -2.84329355e-01,
-2.33273178e-01, -1.19124770e-01, -1.47610068e-01,
-1.74680382e-01, -7.93368518e-02, -4.23095524e-01,

3.65930527e-01, -2.84027159e-01, -5.94250858e-02,
-1.56287253e-01, -3.14670444e-01, -1.92797184e-03,
1.52574092e-01],
[-1.02007985e-01, 1.69738680e-01, 2.81610578e-01,
-4.29393768e-01, -4.09795940e-01, 1.75434947e-02,
1.92018539e-01, -2.14632466e-01, -3.44602227e-01,
-1.77318335e-01, -6.93947971e-02, -3.03395182e-01,
-2.55078316e-01, -2.92946875e-01, -2.73687750e-01,
3.85864526e-01],
[3.41423839e-01, 1.93300992e-01, 3.21246117e-01,
-2.79004216e-01, 3.74542385e-01, -7.18727410e-02,
4.11764681e-02, 4.09743935e-01, 5.73224425e-02,
-5.00068665e-02, 1.22388631e-01, -5.18084764e-02,
-3.00178796e-01, -2.86757112e-01, 2.86998361e-01,
-2.92081118e-01],
[-4.06433642e-02, 3.22985977e-01, -8.67674351e-02,
1.24986470e-02, -2.50188351e-01, 2.11101204e-01,
1.75726801e-01, 7.65755475e-02, 2.94494718e-01,
4.27700907e-01, 2.94766635e-01, 6.85940683e-02,
-3.86959761e-01, -2.34573871e-01, 1.37469321e-01,
2.11649835e-02],
[-1.46114692e-01, -3.57985705e-01, -2.87491769e-01,
-2.42379814e-01, 2.95214981e-01, 2.85910189e-01,
3.43782306e-02, 2.88645715e-01, -2.78111815e-01,
3.82634133e-01, -1.78425610e-02, -9.87573266e-02,
2.03122586e-01, -2.55279332e-01, -3.68475825e-01,
-4.17117089e-01],
[1.09341495e-01, -2.03157976e-01, 4.11199868e-01,
-1.72459960e-01, 1.91059858e-01, 1.84697866e-01,

```

6.31943047e-02, 2.01611981e-01, -2.52315044e-01,
2.32423693e-01, -2.97253132e-01, -2.99644738e-01,
1.29794091e-01, -5.83590418e-02, -9.61115137e-02,
-3.95669669e-01],
[ 7.87484944e-02, -2.07161009e-02, 2.24884361e-01,
1.60403579e-01, -2.19989300e-01, 2.69289523e-01,
4.26764935e-01, 3.66264611e-01, 4.26074773e-01,
2.57412881e-01, -1.19755477e-01, 2.04516023e-01,
1.58837646e-01, 2.26336271e-01, 3.28589946e-01,
-3.38458002e-01],
[-3.45713764e-01, 1.99120477e-01, 3.77818793e-01,
1.13516659e-01, -2.75755614e-01, 3.26019198e-01,
-3.60891998e-01, -7.67221954e-03, 2.44053096e-01,
-3.56088877e-02, 2.88903326e-01, 3.87740694e-02,
5.73700890e-02, -3.54653776e-01, 8.51565078e-02,
1.77259415e-01],
[-1.86488837e-01, 7.94709176e-02, 1.14940908e-02,
-3.74602228e-01, 3.25525254e-01, -3.11449856e-01,
-2.74306238e-02, 2.49729864e-02, 1.18055314e-01,
3.23221117e-01, -4.25220788e-01, 1.87741041e-01,
4.05872971e-01, 2.08341032e-01, -3.97949517e-01,
-3.69243652e-01],
[-2.79991090e-01, -1.53829992e-01, -2.20612332e-01,
4.29258645e-02, 1.52784377e-01, 1.36571974e-01,
1.58430666e-01, -4.02844399e-01, 3.36226016e-01,
-3.63948464e-01, 1.84520751e-01, 1.92929119e-01,
1.26955420e-01, 2.28555202e-02, 2.73523629e-02,
7.24071264e-03]], dtype=float32), array([ 0.4663427 , 0.46450078,
0.4618153 , 0. , 0. ,

```



```
-0.45084274, 0.      , -0.4681878, 0.      , -0.4676541 ,  
0.      , -0.42878294, -0.46986136, -0.03095389, 0.50106627,  
0.      ], dtype=float32)]
```

3rd layer (fully connected sigmoid layer with 16 inputs and 1 output):

```
[array([[ 0.3136122 ],  
       [ 0.24169323],  
       [ 0.5117909 ],  
       [-0.06493652],  
       [ 0.2658239 ],  
       [-0.46195623],  
       [-0.48512185],  
       [-0.55523473],  
       [-0.04671997],  
       [-0.53724617],  
       [-0.21405849],  
       [-0.21823779],  
       [-0.29520088],  
       [-0.5540352 ],  
       [ 0.17848492],  
       [ 0.4984188 ]], dtype=float32), array([0.46501216], dtype=float32)]
```