

Paper review

EARLY DETECTION OF PARKINSON'S
DISEASE USING DEEP NEUROENHANCENET
WITH SMARTPHONE WALKING RECORDINGS

BASIC INFO ↗

RESULT ↗

INTRO ↗

DISCUSSION ↗

METHOD ↗

EXPERIMENT ↗

BASIC INFO

BASIC INFO

학회 | IEEE EMBS Engineering Medicine and Biology Society

토픽 | smartphone gyro, acc sensor / PD early detection / cnn

1저자 | Tongyue He Yue

개재년도 | 2024

INTRO

INTRO

Content

Word

Explanation

Partkinson's Disease

- 파킨슨, 뇌에서 도파민을 만드는 신경세포가 점점 사라지는 퇴행성 신경질환. 움직임을 조절하는 뇌 회로가 망가져서, 몸이 느려지고 굳고 떨리게 되는 병

Levonopa

- 파킨슨병 치료에 가장 기본이 되는 약물. 뇌에서 부족해진 '도파민'을 대신 만들어 주는 재료. 뇌 도파민이 증가하면 신경 신호 전달 개선이 됨에 따라 떨림 감소, 움직임 완화, 일상 동작 개선. but 장기 복용함에 따라 점점 약효 지속 시간이 떨어지고, 약효가 없을 때는 다시 파킨슨 이상 증세가 나타난다

BradyKinesia - 느린 움직임

- 움직임을 시작하기 어렵고, 점점 작아지고 느려짐. 도파민이 부족하게 되면 움직여라!라는 신호 자체가 약해짐. 뇌가 움직임을 결정하고 실행하는 속도가 떨어짐.

ex) 걷기 시작할 때 첫 발이 안 떨어짐, 얼굴 표정이 줄어들어 무표정해 보임 (Mask Face)

Resting Tremor - 가만히 있을 때의 떨림

- 뇌의 기저핵(basal ganglia)에서 움직임을 조절하는 회로가 망가져 근육에 "움직여라/멈춰라" 신호가 불안정하게 전달

ex) 누워서 TV 볼 때 발이나 다리가 혼자 떨림, 의자에 앉아 쉬고 있을 때 한쪽 손이 미세하게 떨림, 손가락을 알약 굴리듯이 까딱까딱 움직임

Muscle Stiffness - 근육 경직

- 근육이 항상 긴장된 상태처럼 뻣뻣해짐 + 움직이려 하면 저항감이 느껴짐

- 근육을 이완시키는 신경 신호가 제대로 작동하지 않아 근육이 힘을 빼야 할 때도 계속 힘을 유지

ex) 팔을 들어 올리는데 누가 잡아당기는 느낌, 목이나 어깨가 굳어서 고개 돌리기 힘듦, 팔을 천천히 움직이면 톱니처럼 끊기는 느낌(Cogwheel rigidity)

Postural Instability - 자세 불균형

- 몸의 균형 유지하기 어려움, 넘어지려고 할 때 균형을 잡기 위해 발을 내딛는 능력이 약해짐

INTRO

**Experiment
Word
Explanation**

Batch Normalization(BN)

- 각 층의 입력 분포를 정규화해서 학습을 안정적으로 만드는 기법
- 매 층마다 입력 평균을 0, 분산 1 근처로 맞추는 자동 처리장치 느낌
- 값 크기를 적당하게 유지해서 과적합 방지하고 Gradient Vanishing 문제 해결

ResNet(from Residual Block)

- 매우 깊은 신경망에서 발생하는 degradation problem 및 gradient vanishing 을 해결하기 위해 제안됨
- 역전파 과정에서 기울기 소실 발생, ReLU와 같은 활성화 함수 사용하더라도 깊은 네트워크에서 완전 해결 X
- skip connection을 도입 + 입력을 출력에 직접 더함으로써, 모델이 필요한 경우에만 변화를 학습하고, 그렇지 않으면 입력을 그대로 전달할 수 있도록 해 학습을 안정화 시킴

INTRO

Related Experiment Conducted Previously

1. 음성 기반 실험 (Tracy et al.)

- 데이터: mPower 프로젝트의 스마트폰 음성 녹음 데이터
- 기준 라벨: MDS-UPDRS Part II 점수 (임상적 PD 증상 평가)
- 방법:
 - OpenSmile 툴킷으로 음성 특징(피치, 에너지, 스펙트럼 등) 추출
 - 추출된 특징을 머신러닝 모델의 입력으로 사용
- 목적: 음성 특징만으로 초기 PD 환자와 정상인을 구분

2. 스마트폰 터치 데이터 실험 (Iakovakis et al.)

- 데이터: 스마트폰 터치스크린 탭핑(속도, 리듬, 정확도 등) 기록
- 방법:
 - 터치 패턴을 이미지/시계열 형태로 변환
 - CNN(합성곱 신경망)을 이용해 자동 특징 학습
- 목적: 미세한 운동 기능 저하를 통해 초기 PD 조기 탐지

INTRO

Conventional diagnosis / experiment with problem

1. 전통적 임상 진단 방식
 - 방법:
 - 전문의와의 대면 문진
 - 임상 평가(증상 관찰, 설문 등)
 - 문제점:
 - 초기 PD 단계에서는 증상이 미미
 - 객관적 증거 부족
 - 오진·미진단 가능성 높음
- 👉 초기 PD 초기 진단에는 한계
2. 보행 센서 기반 실험 (Barth et al.)
 - 데이터 수집:
 - 운동화에 부착한 관성 센서(IMU)
 - 실험 과제:
 - 10m 보행
 - 발뒤꿈치-발가락 탭핑
 - 원형 보행
 - 분석 방법:
 - 보행 신호에 대해 푸리에 변환 및 주파수 분석
 - 290개의 수동 특징(feature) 추출
 - **LDA (Linear Discriminant Analysis)**로 분류
 - 목적:
 - PD 환자 vs 정상인 구분
- 👉 한계
 - 초기 PD가 아닌 이미 증상이 나타난 환자 중심
 - 수동 특징 설계 의존 → 확장성 낮음

INTRO

Conventional diagnosis / experiment with problem

- | 3. 딥러닝 기반 보행 분석 실험 (Vasquez-Correa et al.)
 - 데이터:
 - 보행 기록 (전문 장비 + 스마트폰)
 - 모델 구조:
 - 1D CNN × 2
 - Bi-GRU × 2
 - Attention mechanism
 - Fully connected layer
 - 특징:
 - 자동 특징 학습
 - 고품질 센서 데이터와 스마트폰 데이터 간 성능 차이 거의 없음
 - 목적:
 - PD 환자 탐지
- ✖ 의의
 - 스마트폰 기반 보행 데이터의 실용성 입증
 - 딥러닝 접근의 일반화 성능 확인

INTRO

기존의 연구들 PD 환자를 대상으로 연구를 진행했지만,
직접 대면해야 하거나, 수동으로 특징을 추출해 확장성이
낮는 한계가 보임.

기존 Vasquez-Correa et al 이 진행한 딥러닝 기반
보행 분석 실험에서 휴대폰에 내장되어 있는 센서와 고품
질 데이터 센서 성능이 별로 없는 것을 확인하고 여기서
미세한 신호를 잡아서 조기 파킨슨병을 치료해보면 어떨
까 해서 다음 실험이 시작됨

METHOD

연구 모델설계 4가지

1. CNN BACKBONE
2. 2 RESIDUAL BLOCKS
3. MULTI-HEAD ATTENTION BLOCK
4. SE BLOCK

CNN BACKBONE

입력 데이터: 입력 형태: (시간, 채널) = (2500, 6)

합성곱 계층의 필터, 걸음빈도같은 반복패턴 + 파킨슨병에서 나타나는 불규칙한 신호 변화 잡음

1차원 6개 CNN 층(32, 64, 128, 256, 512, 256)

Conv1D 특성: 시간 방향으로만 이동, 한 시점에서 6개 센서 채널 동시 고려
걸음 빈도와 같은 주기적 패턴 + PD에서 나타나는 불규칙 미세 신호 처리

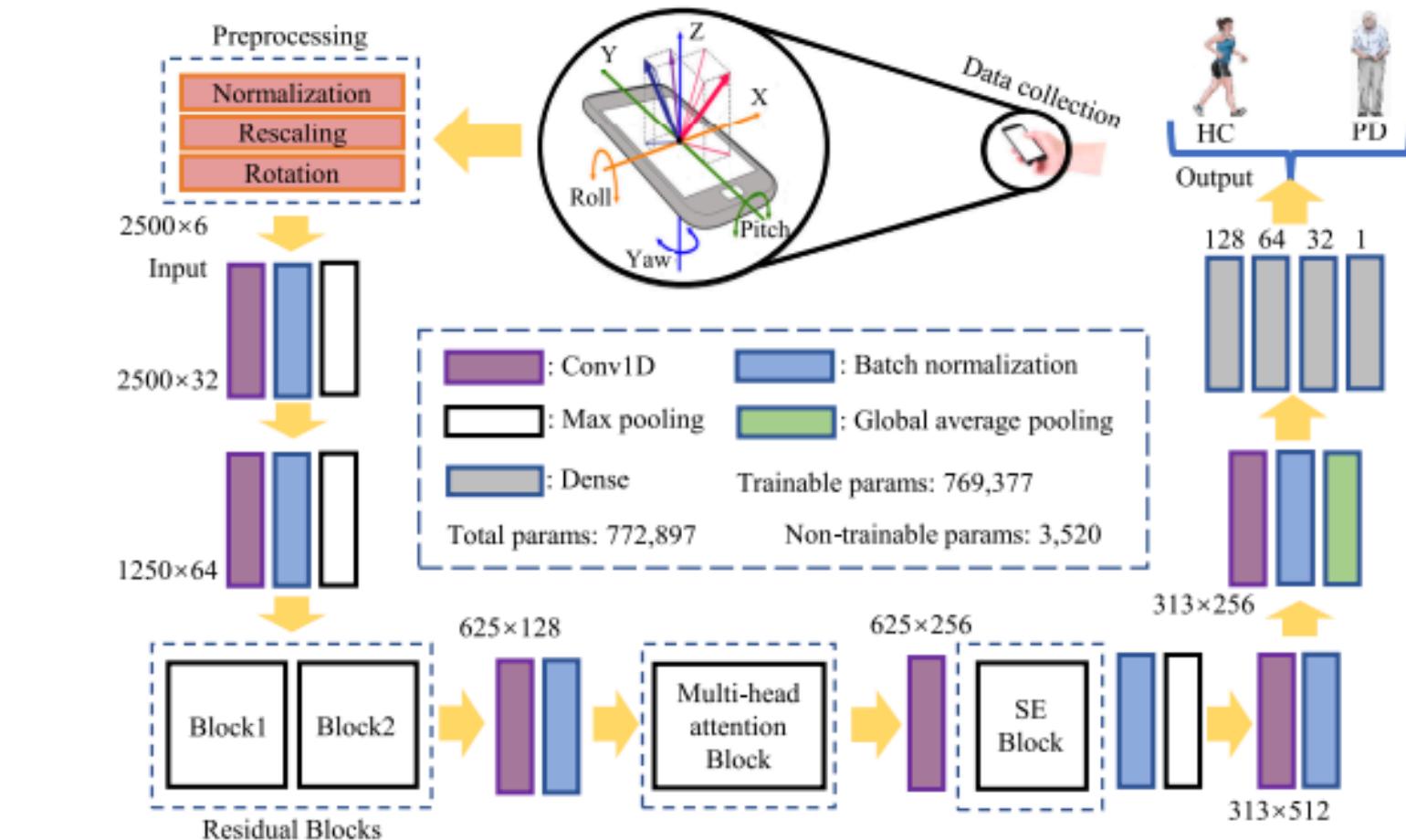
커널 크기 설계: (3, 3, 1, 3, 1, 1)

커널 크기 3과 1을 혼합하여 사용함으로써, 시간적 연속성을 갖는 보행 리듬과 채널 간 상관관계를 동시에 학습

kernel = 3: 보행 리듬, 연속적 변화 포착

kernel = 1: 채널 간 조합 + 미세 특징 강조

→ 거시적 패턴 + 미세한 변동을 동시에 학습



활성화 함수 & 정규화

각 층 뒤 ReLU 활성화 함수 + BN 적용

Max Pooling (Stride = 2, Size = 2): 시간 해상도 감소, 강한 특징만 유지, 과적합 방지

Global Average Pooling: 시간 차원을 전역적으로 요약하여 파라미터 수를 줄이고 과적합을 방지함과 동시에, 전체 보행 패턴을 반영한 안정적인 특징 표현을 제공

RESIDUAL BLOCK

ResNet 개념의 연장선

미세한 보행 패턴 손실 방지

깊은 네트워크에서 정보 보존

미세한 변화 차이는 깊은 층을 거치면서 사라지기 쉬운데, residual block
을 통해 이 작은 미세 변화도 사라지지 않게 해줌

기존 입력을 유지하면서 필요한 변화(Residual)만 학습.

이후 초기 PD의 아주 작은 이상 패턴 감지에 유리

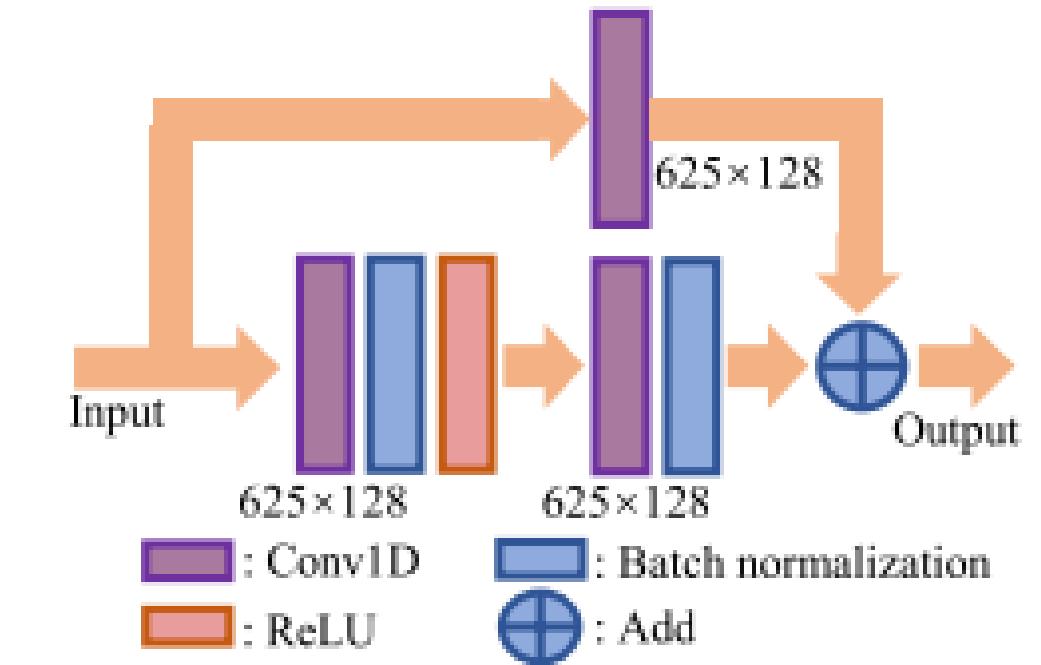


Fig. 2. The structure diagram of the Residual Block.

MULTI-HEAD ATTENTION BLOCK

$$\text{MultiHead}(Q, K, V) = \text{Concat}(\text{head}_1, \dots, \text{head}_h)W^O \quad (1)$$

왜 삽입? 안정성과 성능을 올리기 위해 사용. 언제가 중요한 지 선택하고, 간헐적 이상 부분이 있으면 이를 강조하는 역할

head - 관찰자로 해석. multi head? 여러명의 관찰자 가 서로 다른 관점을 가지고 의견을 내는 걸로 해석

multi-head attention : 보행 전체를 한 번에 쭉 보면서, 의미 있는 순간만 골라내는 장치

attention은 전체 시간의 특징들을 보면서 의미 있는 순간에 가중치를 줌. 중요한 부분을 선택적으로 강조

multi head : head 마다 다른 기준으로 중요한 구간을 잡음

결국 멀티 모달 어텐션 블락은 여러 시간적 관점에서 정보를 종합함으로써, 임상적으로 의미 있는 보행 구간을 선택적으로 증강할 수 있도록 만든 모델

$$\text{head}_i = \text{Attention}(QW_i^Q, KW_i^K, VW_i^V) \quad (2)$$

where $W_i^Q \in \mathbb{R}^{d_{\text{model}} \times d_q}$, $W_i^K \in \mathbb{R}^{d_{\text{model}} \times d_k}$, $W_i^V \in \mathbb{R}^{d_{\text{model}} \times d_v}$, $W_i^O \in \mathbb{R}^{hd_v \times d_{\text{model}}}$.

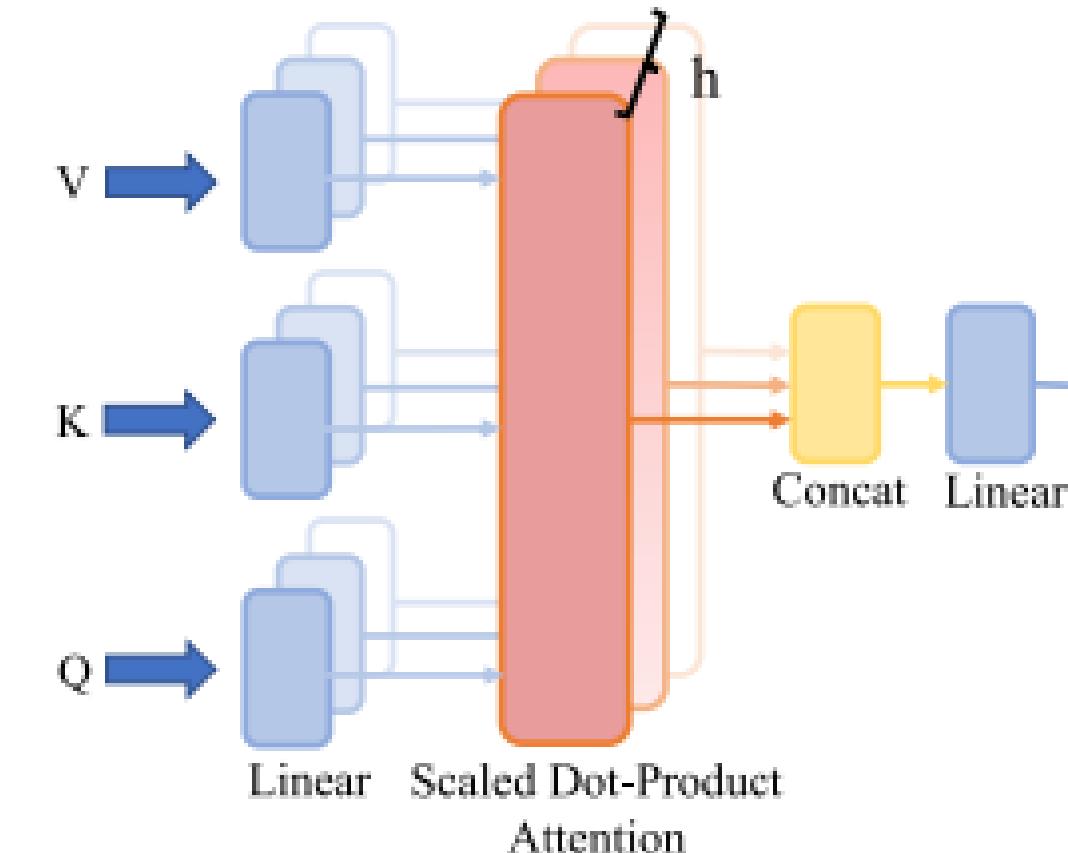


Fig. 3. Schematic diagram of the Multi-head Attention Block.

SE BLOCK

왜 삽입? 어떤 채널/축/특징이 중요하지? 를 판단하고 노이즈를 억제하는 역할

환자의 민감한 보행 특징을 잡아냄.
ex) 근력 감소로 인한 미세한 흔들림(tremor) 감지

squeeze 와 excitation blocks 로 구성

step1: squeeze 단계. 각 채널에 전체 시간 동안 얼마나 중요한지 대표값 1개로 요약

step2: Excitation: 채널별 중요도 학습. 어떤 채널이 중요 한가? 를 학습해서 가중치 만듬.

step3: Recalibration(Scale): 방금 만든 가중치를 실제 특징맵에 반영

각 채널? CNN이 학습한 특징의 종류 하나
ex) 처음 자이로 3개, 가속도 3개 센서 총 6개 채널로 시작
1차원 conv 를 지나면 256 채널로 늘어남(cnn이 알아서 만든 특징들)

특징맵? CNN이 입력 데이터에서 특정 패턴을 감지한 결과 물. ~~ 한 패턴이 있다를 숫자로 표현한 지도

EXPERIMENT

DATA EXTRACTION

mPowerDataset (ResearchKit 기반) = 모든 사람의 모든 기록 데이터 셋

미국거주 iPhone 사용자, walking data only

스마트폰 내장 가속도계 3축 + 자이로스코프 3축

샘플링 100 Hz, 한 기록당 20~30초, 즉 한 샘플당 (2500, 6)이 나오고, 이를 모델에 입력값으로 넣음

보행실험

Outbound - 한 방향으로 30걸음

Rest: 30초 휴식

Return: 같은 경로로 30걸음 복귀

1차 데이터 규모

참가자 3101명, walking 기록 35410개

전문의 진단 여부로 PD 환자 확인

약물 복용 시점 통제. PD 환자 중 파킨슨 약 복용 여부 확인
약물 효과로 인한 보행 변화 제거, 신호 잡기 위함

Early PD를 잡기 위한 임상 기준지표
MDS-UPDRS PART 2 점수 9점 아래로

최종 사용 데이터 PD 환자 119명, 건강 대조군 467명,
walking 기록 총합 6305개

but 연구 목적이 초기 PD 초기 진단 이므로, 라벨링이 정말 다양하고 모든 사람의 모든 데이터가 들어있는 mpowerdataset에는 early pd 만을 예측하기 위한 데이터를 얻기 어려움 so 제대로 된 데이터를 선별하는 걸로 방향을 틈

DATA EXTRACTION

TABLE II
BASIC CHARACTERISTICS OF SELECTED PARTICIPANTS

	Characteristic	PD (n=119)	HC (n=467)
Demographic characteristics			
Age		64.1 (7.9)	34.8 (14.4)
Gender			
Male		72	357
Female		47	110
Race			
White or European American		115	351
South Asian		0	13
Pacific Islander		0	2
Native American		0	4
Mixed		1	14
Middle Eastern		1	10
Latino/Hispanic		0	33
East Asian		1	16
Black or African		0	13
Other		1	8
No response		0	3
Education			
High school diploma or below		9	42
College diploma or above		109	422
No response		1	3
Onset year		2012.7 (0.8)	NA
Diagnosis year		2013.5 (0.7)	NA
Smoked history			
Have		37	147
No have		82	302
No response		0	18
Clinical characteristics			
Total score for MDS-UPDRS Part II		3.8 (2.5)	NA

DATA EXTRACTION

TABLE I
A SUMMARY OF DATASET SCREENING DETAILS

	Survey Question	PD	HC
Demographic survey			
Professional-diagnosis	Have you been diagnosed by a medical professional with Parkinson disease?	True	False
Onset year	In what year did your movement symptoms begin?	After 2012	After 2012 / No response
MDS-UPDRS			
Total score for Part II	Motor symptoms in daily life. (0-40)	≤ 9	0 / No response
Walking task			
Medication Timepoint	Time at which a walking task was completed relative to taking PD medication.	I don't take Parkinson's medications / Immediately before Parkinson's medication	I don't take Parkinson's medications / No response

RESULT

RESULT

5-fold cross-validation 평가지표로 사용
→ AUC, FNR 도출

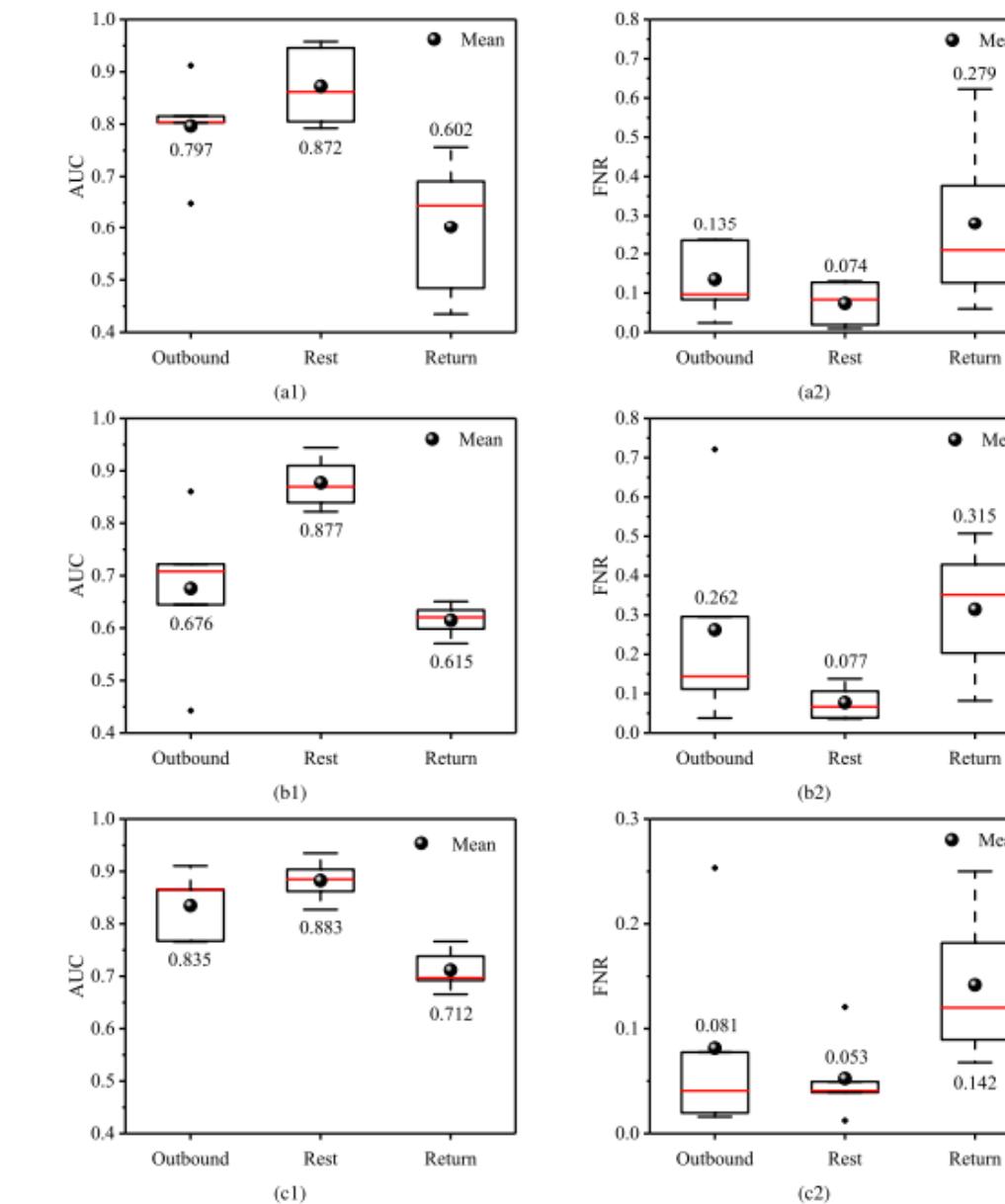
AUC / FNR

AUC - 분류 성능의 전반적인 구분 능력. 모델이 정상 사람과 PD 초기 진단 환자를 얼마나 잘 구분하는지를 평가

FNR - 실제 파킨슨 병 환자를 정상 사람으로 잘못 판단할 확률. 초기 파킨슨 진단에서 가장 위험한 경우는, 파킨슨 환자를 정상 사람으로 오진하는 것. 정확도보다 놓치지 않는 것에 더 중점을 둠

rotation 센서만 가지고 학습했을 때, 가속도 센서만 가지고 학습했을 때, 둘다 같이 했을 때 비교 그래프

둘 다 적용시켜서 학습시켰을 때, rest 상태에서 performance max



Detection performance using records from different sensors and tasks. (a) Rotation Rate. (b) Acceleration. (c) Rotation Rate + Acceleration

EVALUATION

TABLE III
COMPARISON OF PD DETECTION PERFORMANCE BASED ON THE
MPOWER WALKING DATABASE

Author	Algorithm	AUC	Ref.
Omberg <i>et al.</i>	Random FoRest	0.65	[33]
Schwab <i>et al.</i>	Random FoRest	0.77	[34]
Goffi <i>et al.</i>	SVM-RFE	0.734	[35]
Zhang <i>et al.</i>	DCNN	0.856	[36]
Filho <i>et al.</i>	CNN	0.861	[37]
This paper	deep NeuroEnhanceNet	0.883	

EVALUATION

TABLE V
PERFORMANCE WHEN USING DIFFERENT LEARNING RATES AND BATCH SIZES

Parameters	Mean AUC	95% CI	Mean FNR	95% CI
Learning Rate				
0.01	0.727	[0.651-0.802]	0.164	[-0.040-0.368]
0.001	0.883	[0.832-0.933]	0.053	[0.002-0.102]
0.0001	0.859	[0.773-0.944]	0.068	[0.009-0.126]
0.00001	0.862	[0.829-0.895]	0.083	[0.011-0.155]
Batch Size				
16	0.852	[0.768-0.935]	0.073	[0.001-0.144]
32	0.870	[0.800- 0.938]	0.092	[0.054-0.131]
64	0.883	[0.832-0.933]	0.053	[0.002-0.102]
128	0.852	[0.770-0.934]	0.084	[0.012-0.155]

data and exhibits better performance in capturing long-distance dependencies. In addition, the Squeeze-and-Excitation Block

TABLE VI
PERFORMANCE WHEN USING DIFFERENT NUMBERS OF RESIDUAL BLOCKS (RB) AND DIFFERENT FILTER SETTINGS

Parameters	Mean AUC	95% CI	Mean FNR	95% CI
Num RB				
1	0.858	[0.823-0.910]	0.065	[0.028-0.121]
2	0.883	[0.832-0.933]	0.053	[0.002-0.102]
3	0.859	[0.768-0.949]	0.098	[0.003-0.194]
4	0.826	[0.731-0.921]	0.073	[-0.013-0.159]
Filters				
32, 64, 128, 256, 512, 256, 128	0.853	[0.778-0.928]	0.156	[-0.035-0.347]
32, 64, 128, 256, 512, 256	0.883	[0.832-0.933]	0.053	[0.002-0.102]
32, 64, 128, 256, 512	0.874	[0.825-0.923]	0.065	[-0.016-0.146]
32, 64, 128, 256	0.871	[0.801-0.940]	0.059	[-0.027-0.146]

DISCUSSION

DISCUSSION

1. Rest 단계에서 초기 파킨슨 진단 신뢰도 올라감 = 가만히 서 있거나 쉬는 상태에서 초기 파킨슨 진단의 미세한 떨림 불안정성이 잘 드러남

2. learning rate를 크게하면 학습 빨라지지만, 불안정성 커짐. 그렇기에 학습률을 늘리고 batch size를 줄여라.
batch size가 작아지면 업데이트를 자주 해서 큰 learning rate 에도 적용 가능

한계점

1. PD 중증도(심함 정도) 평가 불가능



2. 중증도에 따라 얼마나 심한지 등급화 불가능



2. 실사용에서의 불편함. 실험에서처럼 개인 단위 진단은
정확하지만, 여러 번의 보행 데이터가 필요. 개인화 하기
위해서 여러 기록 수집 필요하다. 만약 새로운 사람이 와
서 파킨슨 진단을 하기 위해서는 한 두번 해서 나오는게
아님.

미래 연구방향

1. **rest** 데이터에서의 품질이 좋으니, 이 데이터 적극 활용 |
2. 멀티모달 결합. 현재 IMU 보행 데이터 위주. 음성이나 햅틱 반응 같은 다른 데이터와 결합해 진단

논문을 읽고

부트캠프 하면서 배웠던 **5 cross validation**이나 **cnn** 신경망 기본 구조를 복습해보고 더 깊게 공부해볼수 있었고 해당 모델을 발전시키기 위해 논문에서 적용한 **residual blocks** 개념이나 **SE blocks** 같은 개념을 추가하는 것도 알아보았다.

보행 데이터만으로 파킨슨 초기 진단 모델을 만든다는게 신기하다

휴대폰 센서를 이용해, 휴대폰 안에 있는 다른 센서를 활용한 실험을 적용해도 좋을듯