

재활 로봇을 위한 심전도(ECG) 실시간 데이터 베이지안 최적화 분석 기술

최진탁^o, 강경태^{*}

^o한양대학교 인공지능융합과 바이오인공지능융합전공,

^{*}한양대학교 인공지능융합과 바이오인공지능융합전공

e-mail: jtchoi@hanyang.ac.kr^o, ktkang@hanyang.ac.kr^{*}

Real-time ECG Data Bayesian Optimization Analysis for Rehabilitation Robots

Jin-Tak Choi^o, Kyung-Tae Kang^{*}

^oDept. of Applied Artificial Intelligence, Major in Bio Artificial Intelligence, Hanyang University,

^{*}Dept. of Applied Artificial Intelligence, Major in Bio Artificial Intelligence, Hanyang University

● 요약 ●

본 논문에서는 심전도(ECG) 센서와 에지 컴퓨팅(Edge computing)을 활용하여 실시간 데이터와 Bayesian optimization을 통한 기계학습 알고리즘으로 재활 로봇에서 발목을 제어할 수 있는 Parameter(외 골격 관련) 최적값을 출력한다. 심전도 센서 적용을 기반으로 하는 바이오 데이터 기술, 기계 학습(Bayesian optimization) 모델 접근 방식과 하드웨어 결합으로 재활 로봇 모터를 제어할 수 있는 Parameter 제공과 실시간 모터 제어 운영할 수 있도록 분석 플랫폼을 구축한다. 이 플랫폼을 이용해보다 효과적인 이동형 로봇 설계 및 처리 방법을 연결할 수 있는 발판을 마련하였고, 로봇제어에 많이 사용하고 있는 매트랩 시뮬링크(Matlab simulink)를 연결할 수 있는 범용 통신 지원한다. 센서-전처리-인공지능 알고리즘-모터 제어 Parameter로 연계되는 데이터 가공과 처리 방법으로 최근 분석 기법을 적용하여 바이오 데이터 연구 활동과 이동형 재활 로봇 관련 데이터 분석 분야를 쉽게 접근할 수 있도록 한다.

키워드: 심전도(ECG), 베이지안(bayesian), 최적화(optimization), 하이퍼파라미터(Hyperparameter)

I. Introduction

바이오 데이터와 재활 로봇 분석기술을 결합하여 기계학습 방법인 Bayesian optimization 모델[7] 기반 접근 방식과 웨어러블 이동장치의 에지 컴퓨팅 기술을 적용하여 실시간으로 Parameter를 무선으로 전송하여 재활 로봇의 모터 제어를 할 수 있도록 한다. 바이오 데이터를 활용한 다양한 전처리 모델 선택, 개발, 변환 방법 통한 실시간 데이터 분석기술과 재활 로봇의 인공지능 접목으로 추론 성능을 개선하고 최적화할 수 있다. 또한 파이썬(Python) 프로그래밍으로 범용성과 데이터 분석 시각화를 용이하게 한다.

II. Preliminaries

1. Related works

국내에서는 외골격 로봇인 현대자동차의 H-WEX의 로봇과 협업을 하는 작업자에게 물리적인 도움을 제공하기 위한 폐 루프(closed loop)로 구성된 인간-로봇 상호작용[1]의 모델링 제품이 있다. Fig. 1과 같이 한양대학교 첨단로봇연구실에서부터 시작하여 현재 핵사휴먼케어[2]에서는 외골격 지원 로봇기술인 발목형 로봇 의족을 국산화 연구 개발을 하고 있다. 국내에서 개발이 진행 중인 많은 단위 요소기술들의 융합을 통해, 기술실용화를 가속화하고 있다.

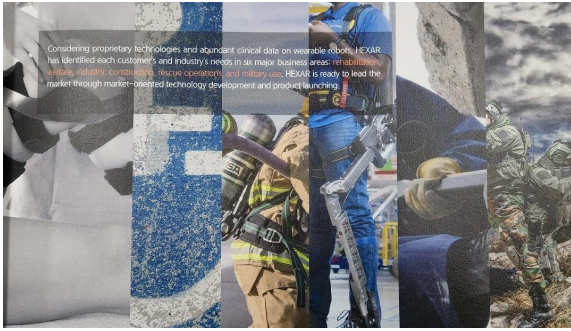


Fig. 1. 하지형 외골격 로봇 HEXAR Business Portfolio[2]

Table 1. Portable Actuator System Environment

Item	Value
ECG Sensor	Polar H10
임베디드 보드	nVidia Jetson nano
운영체제	Ubuntu 18.0.4 version
실시간 저장	LabStreaming, LabRecorder

먼저, 재활 로봇의 발전방안 기술을 살펴보면 외골격 로봇의 설계 중점요소는 관절 동작 범위, 관절 힘 등의 인체 동작 분석이며 이를 통해서 착용자가 안전하게 외골격 로봇과 상호작용할 수 있도록 설계하는 방법을 제시하고, 동작 분석을 통해 설계에 필요한 인체 하지 관절의 동작 범위, 관절의 역할을 이해할 수 있고, 분석된 데이터는 하지 외골격 로봇의 관절 동작 범위(Range of motion, RoM), 관절 동작 방법(수동형 액티브 조인트(Active joint), 능동형 패시브 조인트(Passive joint)) 설계에 기초로 활용한다[1][3][4]. 본 논문에서는 능동형 설계에 기초가 되는 방법을 제시하고 인공지능 알고리즘을 분석한다.

III. The Proposed Scheme

현재 재활 로봇 제어 장치와 데이터 분석은 Matlab과 Matlab simulink로 하고 있다. 본 논문은 에지 컴퓨팅을 활용하여 웨어러블과 이동형 재활 로봇 장치를 구현하는 것에 목적이 있다. 또한 C 언어 계열의 Bayesian optimization 코드 기술은 많이 활성화되고 검증된 프로그램이다. 본 연구에서는 파이선의 라이브러리를 활용하여 Bayesian optimization을 적용하고 Hyperparameter와 검증용 노이즈(Noise)를 삽입하여 기계학습(Machine learning) 알고리즘이 원활하게 작동하여 데이터를 사용할 수 있는지 확인한다. 재활 로봇 이동형 장치 운영에 있어서 환경 설정은 Table. 1과 같이 적용한다. Fig. 2에서 Polar H10 심전도 센서로부터 받은 심박수 데이터를 데이터 필터링 준비 단계를 거쳐 데이터 준비 단계인 전처리를 진행한다[5]. 데이터 전처리는 컴퓨터 생물학에서 노이즈를 많이 가지고 있는 데이터로 인공지능 최종 데이터 처리의 결과가 해석될 수 있는 방식에 영향을 미칠 수 있다. 본 논문에서는 전처리 단계에서 파이선 모듈인 NeuroKit2[6]을 사용하여 심박수 신호 분석을 진행한다. 이 모듈은 심전도 센서로부터 개별 심박수 신호를 받아 과학 데이터에서 흔히 볼 수 있는 시간 영역 및 주파수 영역 측정값을 출력한다. 여러 출력값 중에 RMSSD[6] 값을 다음 단계인 베이잔 최적화 기계학습

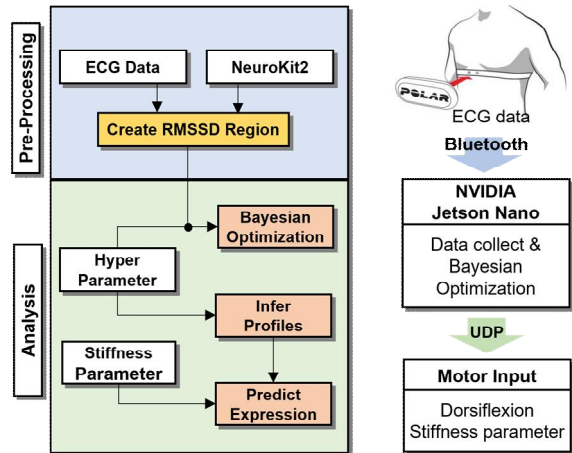


Fig. 2. Workflow Diagram

알고리즘에서 입력값으로 사용한다.

Hyperparameter optimization이란[7][8][9], 학습을 수행하기 위해 사전에 설정해야 하는 값인 Hyperparameter의 최적값을 탐색하는 문제를 지칭한다. 여기에서 Hyperparameter의 Optimization이란, 학습이 완료된 러닝 모델의 일반화 성능을 최고 수준으로 발휘하도록 하는 Hyperparameter 값을 의미한다. Bayesian optimization에 대한 기초적인 이해만을 가지고 이를 딥러닝 모델의 Hyperparameter optimization에 원활하게 적용할 수 있도록 하고 Random search를 사용한다. 본 논문에서는 Bayesian optimization을 위한 파이선 라이브러리 중 하나인 Bayesian-optimization을 소개하고 실제로 이를 사용하여 이미지 Classification을 위한 딥러닝 모델의 주요 Hyperparameter들의 최적값을 찾는 과정을 수행한다[10].

Bayesian optimization은 본래, 어느 입력값 x 를 받는 미지의 목적 함수(Objective function) f 를 상정하여, 그 함수값 $f(x)$ 를 최대로 만드는 최적해 x^* 를 찾는 것을 목적으로 한다. 보통은 목적 함수의 표현식을 명시적으로 알지 못하면서(Black-box function), 하나의 함수값 $f(x)$ 를 계산하는 데 오랜 시간이 소요되는 경우를 가정한다. 이러한 상황에서, 가능한 한 적은 수의 입력값 후보들에 대해서만 그 함수값을 순차적으로 조사하여, $f(x)$ 를 최대로 만드는 최적해 x^* 를 빠르고 효과적으로 찾는 것이 주요 목표라고 할 수 있다[7][8][9].

Bayesian optimization에는 두 가지 필수 요소가 존재한다. 먼저 대리 모델(Surrogate Model)은, 현재까지 조사된 입력값-함수값 점들 $(x_1, f(x_1)), \dots, (x_n, f(x_n))$ 를 바탕으로, 미지의 목적 함수의 형태에 대한 확률적인 추정을 수행하는 모델을 지칭한다. 그리고 획득 함수(Acquisition function)는, 목적 함수에 대한 현재까지의 확률적 추정 결과를 바탕으로, '최적 입력값 x^* 를 찾는 데 있어 가장 유용할 만한' 다음 입력값 후보 x_{n+1} 을 추천해 주는 함수를 지칭한다[7][8][9].

실제 파이선에서의 최종 목적 함수 결과 Stiffness는 모터 제어에 사용하는 Parameter 값으로 사용한다. Fig 3은 심전도 센서 데이터로부터 전처리과정을 통해 전달된 RMSSD 값[6]을 사용하여 탐색 대상 구간 내의 후보 3개의 Hyperparameter 값들을 랜덤 샘플링(Random sampling)을 통해 선정한 후 4번째 Hyperparameter의 과정부터 Bayesian optimization을 수행한 결과이다[10].

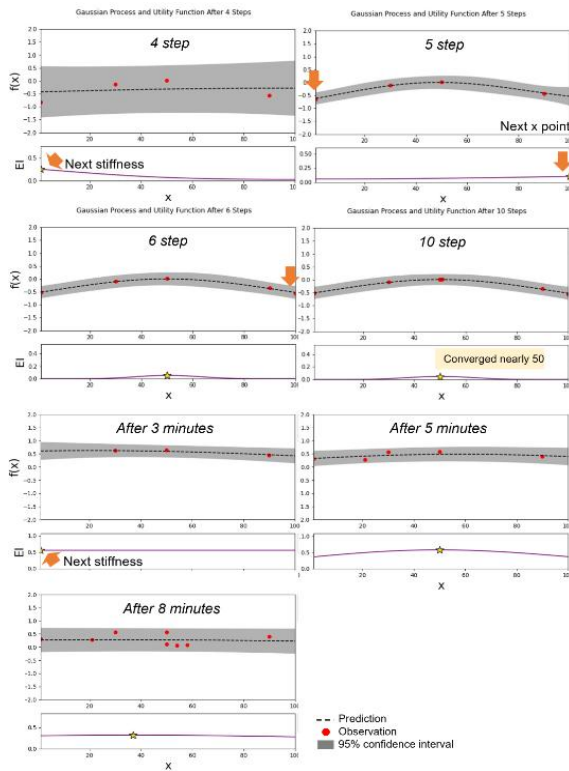


Fig. 3. Bayesian Optimization Stiffness

Code. 1. Hyperparameter와 검증용 노이즈 적용[10]

```

ck = ConstantKernel(1, (0.01, 100.0))
rbf = RBF(length_scale=50,
          length_scale_bounds=(0.01, 100.0)
          )
wk = WhiteKernel(noise_level=1,
                 noise_level_bounds=(0.01, 100.0)
                 )

kernel = ck * rbf + wk

self.optimizer._gp =
    GaussianProcessRegressor(
        kernel=kernel,
        n_restarts_optimizer=10,
        random_state=0)
    
```

심전도에 의한 Stiffness 값의 변화는 심장 박동수가 빠르면 커지고 심장 박동수가 느리면 작아진다. 이러한 실시간 Stiffness 값의 변동은 모터의 작동 범위를 제어할 수 있는 수단이 된다.

IV. Conclusions

심전도[13]라는 바이오 센서를 활용한 실시간 데이터로 재활 외골격 로봇 이동형 장치의 기초[11]가 되는 이동형 액추에이터 시스템 (Portable Actuator System)에서의 고급 컨트롤러(High Level Controller) 플랫폼을 구성하여 모터 Dorsiflexion[12] 제어에 시작되는 Parameter 값을 제시한다. 이를 통하여, 재활 외골격 로봇 데이터

최적화 분석기술 발전방안 관련 연구로 한 단계 더 나아가 전체적인 외골격 로봇 모터 제어 알고리즘과 결합하여 더욱더 진보된 외골격 로봇의 발전을 도모하고자 한다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2022년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원(No.2020-0-01343, 인공지능융합연구센터 지원(한양대학교 ERICA))과 2022년도 정부(산업통상자원부)의 재원으로 한국산업기술진흥원의 지원(P0012744, 2022년 산업혁신훈인재성장지원사업)을 받아 수행된 연구임.

REFERENCES

- [1] Lee, H. D., et al. "Human Intent Measurement Method for Upper Limb Exoskeleton using the Physical Human-Robot Interaction." *Proceedings of the Korean Society of Precision Engineering Conference*. Korean Society for Precision Engineering, 2010.
- [2] "HEXAR Humancare." *HEXAR Humancare*, n.d., <https://hexarhc.com/?lang=ko>. accessed 28 Jun 2022.
- [3] Lim, Dong-Hwan, et al. "Development of real-time gait phase detection system for a lower extremity exoskeleton robot." *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing* 18.5 (2017): 681-687.
- [4] Sheridan, Thomas B. "Human-robot interaction: status and challenges." *Human factors* 58.4 (2016): 525-532.
- [5] "POLAR OPEN ACCESSLINK." *Polar*, n.d., <https://www.polar.com/accesslink>. accessed 28 Jun 2022.
- [6] "NeuroKit's documentation." *NeuroKit*, 15 May 2022, <https://neurokit2.readthedocs.io/en/latest/>. accessed 28 Jun 2022.
- [7] Brochu, Eric, Vlad M. Cora, and Nando De Freitas. "A tutorial on Bayesian optimization of expensive cost functions, with application to active user modeling and hierarchical reinforcement learning." *arXiv preprint arXiv:1012.2599* (2010).
- [8] "Bayesian Optimization Overview." *Cognex Deep Learning Lab-KOR Research Blog*, 02 19 2019, <https://sualab.github.io/introduction/practice/2019/02/19/bayesian-optimization-overview-1.html>. accessed 28 Jun 2022.
- [9] Adams, Ryan P. "A tutorial on Bayesian optimization for machine learning." *Harvard University* (2014).

- [10] "Bayesian Optimization." *fernando GitHub*, 27 Jun 2022, <https://github.com/fmfn/bayesianoptimization>. accessed 28 Jun 2022.
- [11] Collins, Steven H., M. Bruce Wiggin, and Gregory S. Sawicki. "Reducing the energy cost of human walking using an unpowered exoskeleton." *Nature* 522.7555 (2015): 212-215.
- [12] Fong, Chun-Man, et al. "Ankle-dorsiflexion range of motion and landing biomechanics." *Journal of athletic training* 46.1 (2011): 5-10.
- [13] Awal, Md Abdul, et al. "Design and optimization of ECG modeling for generating different cardiac dysrhythmias." *Sensors* 21.5 (2021): 1638.