

뇌전도 신호의 시간적 길이 및 불연속적 시행에 대한 뇌파 기반 개인 식별 기술의 성능 평가

김동현, 김기선*

광주과학기술원 전기전자컴퓨터공학부

dhkim518@gist.ac.kr, *kskim@gist.ac.kr

Evaluation of electroencephalography-based subject identification according to the time length of the EEG signals and discontinuous trials

Donghyeon Kim, Kiseon Kim*

School of Electrical Engineering and Computer Science, GIST

요약

본 논문에서는 생체 내부 신호 중 하나인 뇌파로부터 계산한 기능적 연결성을 이용하여 개개인을 식별하는 시뮬레이션 환경을 구축하고, 이를 기반으로 뇌전도 신호의 시간적 길이에 따른 정확도를 통해 개인 식별 성능의 변화를 확인하였으며 불연속적으로 취득한 뇌파 조각에 대해 개인 식별 성능의 차이를 확인하였다. 다중 전극으로부터 취득한 뇌파 신호에 대하여 기존에 알려진 대표적인 기능적 연결성 분석 방법인 상관계수와 위상지연지수로부터 특징 벡터를 구성하고, 이를 유클리드인 거리 기반의 선형 분류기와 비선형 신경망 분류기에 적용하였다. 공공 데이터로 공개된 109명의 피험자를 대상으로 한 뇌파 신호에 대해서 오프라인 교차 검증을 진행하였으며, 본 연구로부터 뇌파를 기반으로 하는 개인 식별 시스템의 가능성을 확인하였다.

I. 서론

신뢰성 있는 개인 정보 보안 및 인증 시스템의 개발을 위해, 생체 정보를 이용한 개인 식별 기술이 활발히 연구되고 있다. 지문, 홍채, 얼굴과 같은 신체의 고유한 특징이나 필체, 보행과 같은 행동적 특성을 이용한 생체 인식 기술이 이미 많은 연구가 진행되어 대중적으로 사용되고 있지만, 외형적으로 드러나는 형태이기 때문에 위조나 변조의 위험이 있고, 상처나 변형이 있을 때 시스템이 불안정하다는 문제가 있다.

최근에는 신체의 외형적인 특성이 아닌, 신체 내부에서 발생하는 신호 중 하나인 뇌파 (electroencephalograph, EEG)를 기반으로 하는 개인 식별 시스템이 제안되어 새로운 접근법으로 활용될 것으로 기대되고 있다. 뇌파는 신경계의 생리학적 원리에 의해 신체 내부에서 발생하여 외부적으로 보이지 않고, 신호가 복잡하여 외부에서 같은 형태로 재 생성하기가 어려워 위조 및 변조에 강건하다는 장점이 있다 [1]. 다수의 전극을 두피 전체에 고르게 부착하여 측정된 뇌파로부터 계산된 기능적 연결성이 개인 식별 기술에 뛰어난 성능을 보이면서 [2-3], 관련 연구 분야에서 많은 주목을 받고 있다. 뇌를 하나의 복잡계 네트워크 관점에서 바라 볼 때, 뇌파를 측정된 서로 다른 두 지점에서 유사한 신호를 관측한다면 두 지점 사이에 기능적 연결성이 있다고 하고, 사람마다 고유한 패턴이 있다고 가정한다. 뇌파의 기능적 연결성을 계산하기 위한 다양한 수학적 방법들이 연구되었고 이들을 적용한 개인 식별 시스템의 뛰어난 성능이 보고되고 있다.

그러나 뇌파 기반의 생체인증 시스템이 실제적으로 동작하기 위해 해결해야 할 문제들이 많다. 그 중 하나는, 안정적으로 개인 식별 성능을 유지할 수 있는 적정 시간적 길이에 대해 보고되지 않았다. 사용자 친화적인 관점에서 생체 인증 시스템을 만들기 위해서는 빠른 실행이 요구되는데, 기존 연구 결과에서는 4초 [2], 12초 [3] 등 저마다 다른 시간 길이의 뇌파 조각을 기준으로 시스템의 성능을 보고하고 있다. 두 번째로, 실용적인 개인 인증 시스템으로 자리 잡기 위해서는 불연속적으로 취득한 신호에 대해 올바르게 동작하는지 확인이 필요한데, 기존의 연구는 대부분 한 번에

일정 시간동안 취득한 연속적인 뇌파 신호를 중첩되지 않는 여러 조각으로 나누어 개인 식별이 가능한지 가능성을 확인하는데 그쳤다.

본 논문에서는 뇌파의 기능적 연결성을 확인하는 방법으로 널리 사용되고 있는 상관계수 (correlation coefficient, COR) [2] 와 위상 지연 지수 (phase lag index, PLI) [3]를 사용하는 개인 식별 시스템 환경을 구축하였다. 이를 기반으로, 뇌파의 시간적 길이를 1초 ~ 12초로 여러 가지 경우로 주어졌을 때 성능의 변화를 분석하여 효과적인 개인 식별 시스템을 구성하기 위한 뇌파 취득의 적정 시간 길이에 대해 확인하였다. 이어서, 한 기간 동안 취득한 연속적인 뇌파 신호의 중간 구간을 제거하고 앞부분 뇌파 신호와 뒷부분 뇌파 신호만을 사용함으로써 불연속적인 뇌파 조각을 사용한 경우의 개인 식별 성능을 확인하여, 뇌파 기반 생체 인증 기술에 대해 통찰력을 얻고, 추후에 뇌파 기반 생체 인증 기술 연구에서 다루어야 하는 후속 문제를 제시한다.

II. 시뮬레이션 환경 및 방법

본 연구에서는 (1) 뇌파의 시간적 길이에 따른 개인 식별 기술의 성능 분석과 (2) 불연속적인 뇌파 조각에 대한 개인 식별 성능을 평가하는 시뮬레이션을 구성하였다. 두 가지 시나리오에서 전반적인 시뮬레이션 환경은 동일하지만, 뇌파 데이터 구성과 교차검증 절차가 다르게 진행되었다.

II-A. 뇌파 데이터 설명 및 뇌파 신호 전처리

본 연구의 시뮬레이션 환경 구축을 위해 109 명의 피험자를 대상으로 눈을 뜬 상태로 1 분간 가만히 있는 상태에서 64 개의 전극으로 측정된 공공 뇌파 데이터 셋을 사용하였다 [4]. Fraschini et al.이 뇌파의 높은 베타 대역 또는 감마 대역을 사용했을 때 뛰어난 개인 식별 성능을 보였다고 보고한 내용 [3]을 기반으로, 본 시뮬레이션에서는 각각의 뇌파 조각 별 신호에서 30~50 Hz의 감마 대역만 필터링하여 데이터 셋을 구성했다.

첫 번째로 뇌파의 시간적 길이에 따른 성능을 확인하기 위해 109 명의 60 초 데이터 셋을 1~12초의 시간 길이를 가지는 겹치지 않는 조각으로

나누어 결과 분석에 사용하였다. 두 번째 문제에 관련된 시물레이션에서는, 불연속적인 뇌파 조각에 대한 성능을 확인하기 위해 109명 뇌파 신호 중간 구간의 20초, 30초, 40초 구간을 제거한 경우를 설정하였다. 앞부분의 뇌파 신호를 훈련 데이터로 두고, 뒷부분의 뇌파 신호를 테스트하는 시물레이션을 진행했다. 세 가지 불연속 환경에서 훈련 및 테스트 뇌파 조각 모두 중첩되지 않는 5초 길이의 뇌파를 기준으로 하였고, 마지막의 두 조각 (50~55초, 55~60초 뇌파)을 테스트하는 동안 훈련 데이터는 6 조각 (0~30초), 4 조각(0~20초), 2 조각(0~10초)를 사용했다.

II-B. 특징 추출

기능적 연결성을 확인하는 여러 가지 접근 방법들 중 대표적으로 잘 알려진 상관 계수와 위상지연지수를 계산했다. 64 개의 전극에서 취득한 뇌파 신호 중 2 개씩 짝을 지어 상호 상관계수 행렬 또는 상호 위상지연지수 행렬을 만들어 전극간의 인접 특징 행렬을 만들었다. 이후에 고유벡터 중심 네트워크 분석을 통해 각 피험자의 뇌파 조각 별로 기능적 연결성에 기반 한 특징 벡터를 추출하였다.

II-C. 분류기

통상적으로 유클리드인 거리 (Euclidean distance) 기반 분류 기법은 간단한 구조로 기능을 구현할 수 있다. 테스트로 주어지는 뇌파 조각에 대해 앞서 설명한 방식으로 특징 벡터를 추출한 뒤, 나머지 다른 훈련 데이터 셋 뇌파 조각들의 특징 벡터들과 각각의 유클리드인 거리를 계산하여 가장 짧은 거리 값을 지니는 속성이 가장 유사한 속성으로 분류되도록 구현하였다. 최근 여러 가지 분류 문제에서 신경망(Neural network, NN)을 활용한 경우에 높은 성능을 보였던 것을 확인할 수 있다. 본 연구에서는 하나의 은닉 층을 가지는 얇은 신경망을 활용한 개인 식별 분류 기술도 함께 구현하여 유클리드인 거리 기반의 분류 기법과 성능을 비교하였다. 불연속 뇌파 조각에 대한 개인 식별 성능 평가는 부족한 훈련데이터 수로 인해 신경망 분류기에 대한 성능은 확인하지 못하고, 유클리드인 거리 기반의 분류기만을 사용하였다.

II-D. 교차검증을 통한 오프라인 시물레이션

각각의 시간적 길이를 가지도록 구성된 뇌파 데이터 셋에 위에서 설명한 특징 추출 및 분류 기법을 사용하여 교차 검증(cross validation, CV)을 진행하였다. 본 시물레이션 환경에서는 leave-one-out CV (LOO-CV)를 진행하여, 매번 1 개의 테스트 데이터와 나머지 훈련데이터를 반복적으로 비교하여 개인 식별 성능을 확인하였다. 성능을 확인하는 지표로는 한번에 추정한 결과가 실제와 맞는지 비교하는 rank-1 정확도를 사용하였다. 불연속 뇌파 조각에 대한 분석은 앞부분의 뇌파 신호 조각들이 훈련 데이터로 등록된 상태에서, 뒷부분의 뇌파 신호 두 조각이 테스트 환경에 주어졌다고 가정하고 rank-1 정확도를 확인하였다.

III 시물레이션 결과

그림 1은 두 가지 특징 추출 기법 (상호 상관계수, 위상지연지수)과 두 가지 분류 기법 (유클리드인 거리 기반 기법, 신경망)의 조합을 사용한 시물레이션 결과 그래프를 나타낸다. 전반적으로 주어진 뇌파의 시간적 길이가 길어지면 개인 식별 성능이 좋아지는 것을 확인할 수 있다. 본 연구에서는 네 가지 경우 모두 3초 이상의 뇌파가 주어졌을 때 95 % 이상의 높은 정확도와 낮은 표준 편차 값으로 안정적인 결과를 확인하였다.

표 1은 뇌파의 중간 구간을 제거한 불연속적인 뇌파에 대한 개인 식별 정확도를 나타낸다. 앞서 첫 번째 시물레이션 결과에서 5초 길이로 좋은 성능을 보였음에도 불구하고, 두 번째 시물레이션 환경에서는 전반적으로 불연속적인 구간이 길어짐에 따라 개인 식별 정확도가 감소하였다.

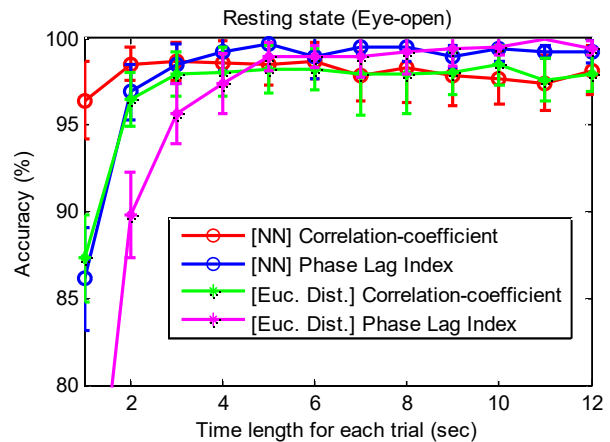


그림 1 뇌파의 시간적 길이에 따른 개인 식별 정확도 비교

테스트 뇌파 조각 (50~60 초)		훈련 뇌파 조각		
		0~30 초	0~20 초	0~10 초
정확도 (%)	COR + EucD	95.87 ± 0.64	88.99 ± 1.29	81.19 ± 1.94
	PLI + EucD	97.24 ± 1.29	93.11 ± 0.64	88.5 ± 3.24

표 1 중간 구간을 제거한 불연속적 뇌파 시행에 대한 개인 식별 정확도

IV. 결론

본 논문에서는 109명의 피험자를 대상으로 다중 전극에서 취득한 뇌파 신호로부터 기능적 연결성을 계산하고 이를 적용하는 개인 식별시물레이션 환경을 구축하였다. 이를 기반으로, 뇌파의 시간적 길이에 따른 개인 식별 정확도의 변화를 확인하여 안정적인 성능을 위한 뇌파의 적정 시간적 길이에 대해 고찰하였고, 한 번에 취득한 1분의 뇌파 신호 중 중간 구간을 제거한 불연속적인 뇌파 조각이 주어지는 환경에서 성능 개선이 필요한 것을 확인하였다. 실제 환경에서 적합하게 사용되기 위해서는 다수의 피험자를 대상으로 장기간동안 반복적으로 취득한 신호에 대해서 안정적으로 동작할 수 있는 시스템 개발에 대한 연구가 진행되어야 한다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 한국연구재단을 통해 미래창조과학부의 뇌과학 원천 기술 개발 사업으로부터 지원받아 수행되었습니다 (2016M3C7A1905477).

참 고 문 헌

[1] Del Pozo-Banos, M., Alonso, J. B., Ticay-Rivas, J. R., & Travieso, C. M. "Electroencephalogram subject identification: A review," Expert Systems with Applications, 41 (15), 6537-6554, 2014.

[2] Riera, A., Soria-Frisch, A., Caparrini, M., Grau, C., & Ruffini, G. "Unobtrusive biometric system based on electroencephalogram analysis," EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2008(1), 1-8, 2007.

[3] Fraschini, M., Hillebrand, A., Demuru, M., Didaci, L., & Marcialis, G. L. "An EEG-based biometric system using eigenvector centrality in resting state brain networks," IEEE Signal Processing Letters, 22(6), 666-670, 2015.

[4] Goldberger, et al., "Physiobank, physiotoolkit, and physionet components of a new research resource for complex physiologic signals," Circulation, 101(23), e215-e220, 2000.