

사용자 인식을 위한 가상 심전도 신호 생성 기술에 관한 연구

A Study on the Synthetic ECG Generation for User Recognition

김민구*, 김진수**, 반성범***

(Min Gu Kim, Jin Su Kim, Sung Bum Pan)

요약

심전도 신호는 시간 및 환경 변화에 따라 측정되는 시계열 데이터로 매번 등록 데이터와 동일한 크기의 비교 데이터를 취득해야 하는 문제점이 발생한다. 본 논문에서는 신호 크기 부적합 문제를 해결하기 위해 가상 생체신호 생성을 위한 보조 분류기 기반 적대적 생성 신경망(Auxiliary Classifier Generative Adversarial Networks)의 네트워크 모델을 제안한다. 생성된 가상 생체신호의 유사성을 확인하기 위해 코사인 각도와 교차 상관관계를 이용하였다. 실험 결과, 코사인 유사도 측정 결과로 평균 유사도는 0.991의 결과를 나타냈으며, 교차 상관관계를 이용한 유클리디언 거리 기반 유사성 측정 결과는 평균 0.25 유사도 결과를 나타냈다. 이는 등록 데이터와 실험 데이터간의 크기가 일치하지 않더라도 가상 생체신호 생성을 통해 신호 크기 부적합 문제를 해결함을 확인하였다.

■ 중심어 : 딥러닝 ; 보조 분류기 ; 적대적 생성 신경망 ; 심전도 신호

Abstract

Because the ECG signals are time-series data acquired as time elapses, it is important to obtain comparative data the same in size as the enrolled data every time. This paper suggests a network model of GAN (Generative Adversarial Networks) based on an auxiliary classifier to generate synthetic ECG signals which may address the different data size issues. The Cosine similarity and Cross-correlation are used to examine the similarity of synthetic ECG signals. The analysis shows that the Average Cosine similarity was 0.991 and the Average Euclidean distance similarity based on cross-correlation was 0.25; such results indicate that data size difference issue can be resolved while the generated synthetic ECG signals, similar to real ECG signals, can create synthetic data even when the registered data are not the same as the comparative data in size.

■ keywords : deep learning ; auxiliaryclassifier ; generative adversarial networks ; electrocardiogram

I. 서론

사용자 인식 방법에 연구되고 있는 심전도 신호는 심장의 크기, 위치, 구조, 나이, 성별, 환경 등의 요인들에 따라 자율적으로 발생하는 나타나는 생체신호이다[1-2]. 그러나 기존 생체신호를 이용한 사용자 인식 연구에 사용되는 DB는 초기 실험환경 설정에서 등록 데이터와 실험 데이터를 동일한 크기로 구성하고 있다[3]. 그러나 심전도 신호는 시간 및 환경 변화에 따라 취득되는 시계열 데이터로 그림 1과 같이 실험 데이터 취득 시간 부족 등으로 인해 등록 데이터와 동일한 크기가 아닐 경우 신호 크기 부적합 문제가 발생한다[4-6].

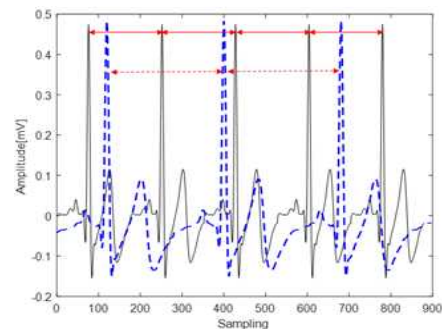


그림 1. 등록 및 비교 데이터간의 크기 부적합 문제
이러한 문제를 해결하기 위해 인공 신경망을 이용한 다양한 연구가 진행되고 있다. 최근 발표된 연구 중 가장 주목받는

* 정회원, 조선대학교 IT연구소 박사후 연구원

** 준회원, 조선대학교 제어계측공학과 박사과정

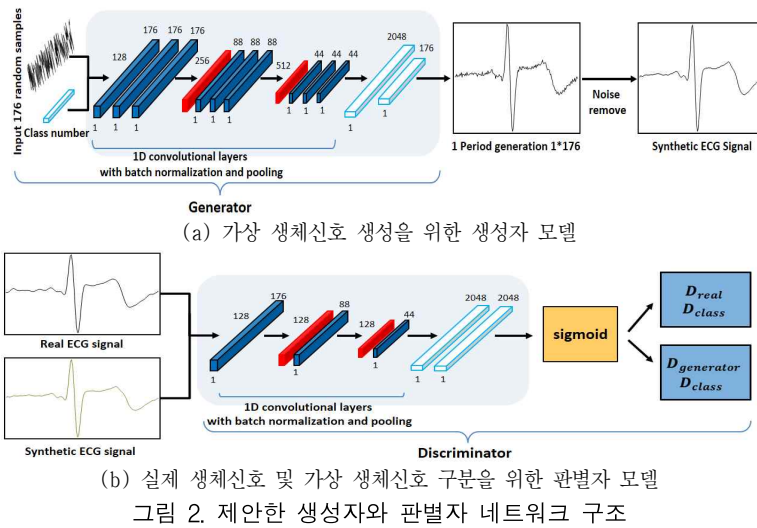
*** 정회원, 조선대학교 전자공학과 교수

이 논문은 2017년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 기초연구사업(No.NRF-2017R1A6A1A03015496)과 2018년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단(No.NRF-2018R1A2B6001984)의 지원을 받아 수행된 연구임.

접수일자 : 2019년 09월 23일

게재확정일 : 2019년 12월 17일

교신저자 : 반성범, e-mail : sbpan@chosun.ac.kr



알고리즘인 적대적 생성 신경망은 서로 다른 두 개의 다층 뉴런 네트워크로 구성된 생성자와 판별자가 대립적인 학습을 통해 데이터를 생성해내는 인공 신경망 모델이다. GAN은 데이터의 생성이 간단하지만, 학습과정에서 최소극대화 문제로 다양한 데이터를 생성해내지 못하는 학습의 불안정성 문제를 내포하고 있다[7,8].

따라서 본 논문에서는 클래스 정보를 보조 분류기로 이용한 ACGAN을 통해 가상 데이터를 생성하였다. 본 논문에서 사용된 ACGAN의 구조는 생성자와 판별자를 서로 다른 CNN(Convolution Neural Networks) 모델을 갖도록 설계하였다. 한 주기 생체신호 생성을 위해 생성자의 입력 데이터의 정보는 생성하고자하는 주기의 동일한 크기, 잡음, 클래스 정보를 입력 데이터로 사용한다[9,10].

본 논문의 구성은 2장에서 본 논문이 제안한 ACGAN을 이용한 가상 데이터 생성 모델을 설명한다. 3장에서 생성된 데이터에 대한 실험결과를 분석하고, 끝으로 4장에서 본 논문의 결론을 맺는다.

II. 제안하는 ACGAN 기반 가상 데이터 생성

ACGAN은 입력된 클래스 정보를 이용하여 가상의 데이터를 생성한 후, 생성된 데이터의 클래스의 정보를 보조 분류기에 적용하여 판별하는 모델이다. 기존의 판별자 모델은 실제 데이터인지 생성된 가상 데이터인지를 판별하도록 학습을 진행했다면, ACGAN의 경우 클래스 정보까지 이용하기 때문에 데이터의 클래스까지 구별할 수 있도록 학습을 수행한다. 생성자는 판별자를 속이기 위해 가상 데이터를 생성하는 것이 아니라 생성된 데이터가 실제 데이터와 비교하였을 경우, 높은 유사성 및 분류 결과를 나타낼 수 있도록 데이터를 생성한다. 이러한 학습과정

을 통해 생성된 가상 데이터는 실제 데이터와 유사한 데이터를 얻을 수 있다. 또한, 클래스 정보를 이용하여 특정 클래스의 가상 데이터를 생성할 수 있다.

본 논문에서 제안한 ACGAN의 구조는 그림 2와 같이 생성자와 판별자를 서로 다른 구조의 합성곱 신경망 모델을 갖도록 설계하였다. 한 주기 가상 생체신호를 생성하기 위해 생성자의 입력 데이터는 생성하고자하는 주기와 동일한 크기, 잡음, 클래스 정보를 입력 데이터로 사용한다. 반복적으로 1차원 합성곱 연산과 풀링 연산을 사용하여 생성자 모델에서 생성된 가상 데이터는 클래스 정보와 함께 판별자 모델의 입력 데이터로 사용된다. 생성자 모델은 반복 실험을 통해 레이어의 수가 증가할수록 실제 심전도 신호와 유사한 가상 데이터를 생성해내지 못하고, 학습과정에서 데이터 손실문제가 발생하여 생성된 생체신호의 데이터가 발산하는 현상이 나타났다.

따라서 생성자 모델은 9층의 합성곱 계층, 2층의 풀링 계층 그리고 완전 연결 계층으로 설계하였으며, 판별자 모델은 실제 생체신호와 판별자 모델에서 입력받은 가상 생체신호 및 클래스를 구분하기 위한 방향으로 학습을 진행한다. 판별자 모델의 구조는 실제 생체신호 및 클래스 정보와 가상 생체신호 및 클래스 정보를 구분하기 때문에 생성자 네트워크 모델에 비해 깊지 않은 합성곱 연산을 반복하는 합성곱 신경망 모델로 설계한다. 이에, 생성자 모델과 판별자 모델은 반복 학습을 통해 실제 생체신호와 유사한 가상 생체신호를 생성하였다.

III. 실험결과

본 논문에서는 심전도 신호 변화를 분석하고 사용자 인식에 적용하기 위해 20대~50대 사이 연령층의 성인 89명을 대상으로 자체 생체신호 취득을 진행하였다. 취득에 사용한 장비는

표 1. 실험자별 코사인 유사도 측정 결과

Class	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Results	0.997	0.995	0.995	0.994	0.995	0.99	0.989	0.996	0.993
Class	10	11	12	13	14	15	16	17	18
Results	0.989	0.988	0.987	0.989	0.978	0.989	0.973	0.994	0.993
Class	19	20	21	22	23	24	25	26	27
Results	0.992	0.989	0.991	0.989	0.988	0.993	0.991	0.993	0.979
Class	28	29	30	31	32	33	34	35	36
Results	0.994	0.995	0.992	0.989	0.978	0.995	0.988	0.995	0.994
Class	37	38	39	40	41	42	43	44	45
Results	0.992	0.986	0.989	0.988	0.995	0.994	0.994	0.974	0.986
Class	46	47	48	49	50	51	52	53	54
Results	0.987	0.983	0.929	0.993	0.993	0.993	0.984	0.985	0.996
Class	55	56	57	58	59	60	61	62	63
Results	0.994	0.997	0.977	0.997	0.995	0.979	0.995	0.994	0.992
Class	64	65	66	67	68	69	70	71	72
Results	0.981	0.995	0.995	0.991	0.994	0.992	0.987	0.994	0.994
Class	73	74	75	76	77	78	79	80	81
Results	0.991	0.994	0.993	0.989	0.991	0.986	0.993	0.995	0.988
Class	82	83	84	85	86	87	88	89	AVG
Results	0.993	0.995	0.995	0.988	0.994	0.991	0.994	0.997	0.99

표 2. 교차 상관관계 기반 유클리디언 거리를 이용한 유사도 측정 결과

Class	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Results	0.263	0.351	0.165	0.246	0.211	0.3	0.177	0.241	0.359
Class	10	11	12	13	14	15	16	17	18
Results	0.135	0.253	0.222	0.175	0.197	0.26	0.359	0.162	0.226
Class	19	20	21	22	23	24	25	26	27
Results	0.324	0.297	0.27	0.349	0.22	0.258	0.196	0.361	0.295
Class	28	29	30	31	32	33	34	35	36
Results	0.269	0.343	0.167	0.189	0.223	0.313	0.355	0.171	0.339
Class	37	38	39	40	41	42	43	44	45
Results	0.197	0.209	0.331	0.28	0.259	0.313	0.17	0.363	0.217
Class	46	47	48	49	50	51	52	53	54
Results	0.322	0.166	0.228	0.283	0.34	0.216	0.289	0.191	0.229
Class	55	56	57	58	59	60	61	62	63
Results	0.275	0.138	0.223	0.26	0.249	0.316	0.162	0.182	0.265
Class	64	65	66	67	68	69	70	71	72
Results	0.188	0.159	0.334	0.237	0.161	0.28	0.317	0.289	0.313
Class	73	74	75	76	77	78	79	80	81
Results	0.194	0.262	0.224	0.241	0.219	0.195	0.328	0.213	0.309
Class	82	83	84	85	86	87	88	89	AVG
Results	0.323	0.16	0.242	0.323	0.211	0.193	0.219	0.138	0.249

BIOPAC시스템사의 MP160모델로 습식전극을 이용해 리드-1 심전도 신호를 취득하였다.

자체 취득한 실제 심전도 신호와 생성된 가상 심전도 신호의 유사성을 확인하기 위해 교차 상관관계와 코사인 유사도를 이용하여 유사성을 측정하였다[11,12]. 먼저 생성된 가상 심전도 신호와 실제 심전도 신호간 방향 유사성을 확인하기 위해 코사인 검증 결과를 확인하였다. 코사인 각도는 -1~+1까지 출력 범위로 1에 가까울수록 두 신호간의 높은 유사성을 나타내며, -1에 가까울수록 정반대 방향의 파형의 신호를 의미한다. 표 1은 실험자별 코사인 유사성 결과로 최소 0.973 유사성부터 최대 0.997 유사성을 나타냈으며, 평균 코사인 유사성은 0.99 유사성 결과를 나타냈다.

다음으로 각기 다른 두 신호에 대해 얼마나 유사한지를 상관

분석을 통해 정량화하는 교차 상관관계를 이용하여 유사성 결과를 확인하였다. 현재 주기의 심전도 신호와 다음 주기의 심전도 신호로부터 출력된 교차 상관관계 결과에 현재 심전도 신호와 가상으로 생성된 심전도 신호의 교차 상관관계 결과를 오버랩한다. 이후, 유클리디언 거리를 이용하여 두 신호간의 유사성을 수치적으로 나타냈다.

교차 상관관계의 유클리디언 거리는 0에서 멀어질수록 서로 다른 클래스간의 실제 심전도 신호와 가상 심전도 신호의 교차 상관관계 결과를 나타내며, 0에 가까울수록 동일한 클래스의 실제 심전도 신호와 유사한 가상 심전도 신호 생성을 의미한다. 표 2는 클래스별 교차 상관관계 기반 유클리디언 거리를 이용한 유사성 측정 결과로 최소 0.135 유사성부터 최대 0.363 유사성을 나타냈으며, 평균 유클리디언 거리는 0.49 유사성 결과를 나타냈다.

IV. 결론

심전도 신호를 이용한 기존 사용자 인식 연구들은 초기 실험 DB 구성에서 등록 데이터와 실험 데이터를 같은 크기로 구성하여 실험을 진행했다. 그러나 실험 데이터 취득 시간이 부족 등으로 등록 데이터와 같은 크기가 아닐 경우 신호 크기 부적합 문제로 인해 사용자 인식에 사용할 수 없다. 이러한 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 보조 분류기를 이용한 적대적 생성 신경망의 네트워크 모델을 제안하였다. 생성된 가상 심전도 신호를 평가하기 위해 본 논문에서는 코사인 각도와 교차 상관관계를 이용하여 유사성을 측정했다.

실험 결과, 본 논문에서 제안한 보조 분류기 기반 적대적 생성 신경망은 실제 심전도 신호와 유사한 다양한 특징의 데이터를 생성했으며, 등록 데이터와 실험 데이터간의 크기가 일치하지 않더라도 가상 데이터 생성을 통해 신호 크기 부적합 문제를 해결했다.

REFERENCES

- [1] M. Simoons, P. Hugenholtz, "Gradual changes of ECG waveform during and after exercise in normal subjects," *Circulation*, vol. 52, no. 4, pp. 570-577, 1975.
- [2] 임원철, 광근창, "심전도 신호기반 개인식별을 위한 텐서표현의 다선형 판별분석기법," *스마트미디어저널*, 제7권, 제4호, 90-98쪽, 2018
- [3] 김진수, 김성혁, 반성범, "심전도 신호의 커플링 이미지를 이용한 개인 인식 방법," *스마트미디어저널*, 제 8권, 제 3호, 53-61쪽, 2019년 9월
- [4] M.M. Tantawi, K. Revett, A. Salem, and M. F. Tolba, "Fiducial feature reduction analysis for electrocardiogram based biometric recognition," *Int. Journal of Intelligent Information Systems*, vol. 40, no. 1, pp. 17-39. 2013.
- [5] I. Odinaka, P. H. Lai, A. D. Kaplan, J. A. O'Sullivan, E. J. Sirevaag, and J. W. Rohrbach, "ECG biometric recognition: a comparative analysis," *IEEE Trans. on Information Forensics and Security*, vol. 7, no. 6, pp. 1812-1824, 2012.
- [6] M.R. Ogiela, L. Ogiela, "On using cognitive models in cryptography," In *Proc. Advanced Information Networking and Applications*, pp. 1055 - 1058, 2016.
- [7] I.J. Goodfellow, J. Pouget-Abadie, M. Mirza, B. Xu, D. Warde-Farley, S. Ozair, and Y. Bengio, "Generative adversarial nets," *Int. In Advances in Neural Information Processing Systems*, pp. 2672-2680, 2014.
- [8] H. Nazki, J.h. Lee, Sook Yoon, Dong Sun Park, "Image-to-Image Translation with GAN for Synthetic Data Augmentation in Plant Disease Datasets," *스마트미디어저널*, 제8권, 제2호, 46-57쪽, 2019년 06월
- [9] A. Srivastava, L. Valkov, C. Russell, M.U. Gutmann, and C. Sutton, "Veegan: reducing mode collapse in gans using implicit variational learning," *Int. In Advances in Neural Information Processing Systems*, pp. 3308-3318, 2017.
- [10] A. Odena, C. Olah, and J. Shlens, "Conditional image synthesis with auxiliary classifier GANs," In *Proc. Int. Machine Learning*, pp. 2642-2651, 2017.
- [11] T. Apaydin, H. Ferhatosmanoglu, "Access structures for angular similarity queries," *IEEE Trans. on Knowledge & Data Engineering*, vol. 11, pp. 1512-1525. 2006.
- [12] J.C. Yoo, and T.H. Han, "Fast normalized cross-correlation," *Int. Circuits, Systems and Signal Processing*, vol. 28, no. 6, pp. 819, 2019.

 저 자 소 개



김민구(정회원)

2010년 조선대학교 제어계측공학과
학사 졸업
2013년 조선대학교 제어계측공학과
석사 졸업
2019년 조선대학교 제어계측공학과
박사 졸업
2019년~현재 조선대학교 IT연구소
박사후 연구원

<주관심분야 : 인공지능, 생체인식, 영상 및 신호처리,
패턴인식>



김진수(준회원)

2016년 조선대학교 제어계측로봇공학과
학사 졸업
2018년 조선대학교 제어계측공학과
석사 졸업
2018년~현재 조선대학교 제어계측공
학과 박사과정

<주관심분야 : 영상처리, 임베디드 시스템, 바이오인식>



반성범(정회원)

1999년 서강대학교 공학박사
2005년 한국전자통신 연구원 정보보호
연구단 생체인식기술 연구팀
팀장
2005년~현재 조선대학교 전자공학과
교수

<주관심분야 : 영상처리, 바이오인식, VLSI 신호처리>