

관절질환 관리를 위한 Mask R-CNN을 이용한 모션 모니터링

박성수¹, 백지원¹, 조선문², 정경용^{3*}

¹경기대학교 컴퓨터과학과 석사과정, ²배재대학교 교양학부 교수 ³경기대학교 컴퓨터공학부 교수

Motion Monitoring using Mask R-CNN for Articulation Disease Management

Sung-Soo Park¹, Ji-Won Baek¹, Sun-Moon Jo², Kyungyong Chung^{3*}

¹Data Mining Lab., Department of Computer Science, Kyonggi University, South Korea

²Department of Computer Information Technology Education, Paichai University, South Korea

³Division of Computer Science and Engineering, Kyonggi University, South Korea

요 약 현대사회는 생활과 개성이 중요시 되면서 개인화된 생활습관 및 패턴이 생기고 있으며, 잘못된 생활습관으로 인해 관절질환자가 증가하고 있다. 또한 1인 가구가 점점 증가하면서 응급상황이 발생할 경우 알맞은 시간에 응급처치를 받지 못하는 경우가 생긴다. 건강과 질병관리에 필요한 개인의 상태에 따른 정확한 분석을 통해 스스로 관리할 수 있는 정보와 응급상황에 맞는 케어가 필요하다. 딥러닝 중에서 CNN은 데이터의 분류 및 예측에 효율적으로 사용된다. CNN은 데이터 특징에 따라 정확도 및 처리 속도에 차이를 보인다. 따라서 실시간 헬스케어러를 위해 처리속도 향상과 정확도 개선이 필요하다. 본 논문에서는 관절질환 관리를 위한 Mask R-CNN을 이용한 모션 모니터링을 제안한다. 제안하는 방법은 Mask R-CNN을 이용하여 CNN의 정확도와 처리 속도를 개선하는 방법이다. 사용자의 모션을 신경망에 학습시킨 후 사용자의 모션이 학습된 데이터와 차이가 있을 경우 사용자에게 관리법을 피드백 해주고 보호자에게 응급상황을 알릴 수 있으며 상황에 맞는 적절한 조치를 취할 수 있다.

주제어 : CNN, 휴먼모션, 헬스케어, 딥러닝, Mask R-CNN, 개인건강기록

Abstract In modern society, lifestyle and individuality are important, and personalized lifestyle and patterns are emerging. The number of people with articulation diseases is increasing due to wrong living habits. In addition, as the number of households increases, there is a case where emergency care is not received at the appropriate time. We need information that can be managed by ourselves through accurate analysis according to the individual's condition for health and disease management, and care appropriate to the emergency situation. It is effectively used for classification and prediction of data using CNN in deep learning. CNN differs in accuracy and processing time according to the data features. Therefore, it is necessary to improve processing speed and accuracy for real-time healthcare. In this paper, we propose motion monitoring using Mask R-CNN for articulation disease management. The proposed method uses Mask R-CNN which is superior in accuracy and processing time than CNN. After the user's motion is learned in the neural network, if the user's motion is different from the learned data, the control method can be fed back to the user, the emergency situation can be informed to the guardian, and appropriate methods can be taken according to the situation.

Key Words : CNN, Human Motion, Healthcare, Deep Learning, Mask R-CNN, Personal Health Record

*This work was supported by the GRRC program of Gyeonggi province [2017-B04, Image/Network-based Intellectual Information Manufacturing Service Research].

*Corresponding Author : Kyungyong Chung (dragonhci@hanmail.net)

Received November 16, 2018

Revised January 16, 2019

Accepted March 20, 2019

Published March 28, 2019

1. 서론

의료산업에서 융합기술에 대한 연구가 계속됨에 따라 헬스케어 산업이 각광받고 있다. 현대사회는 개성있는 직업과 일상생활이 가능하며 과도한 운동, 잘못된 자세 등 무리한 움직임으로 탈골, 디스크 등의 여러 관절질환자가 증가하고 있다. 관절질환은 부위에 따라 원인이 다양하다. 척추 관절의 경우 고강도의 일의 반복이나 잘못된 생활습관이 대표적인 원인이다. 또한 무릎이나 팔꿈치 등 신체를 많이 쓰는 노동자나 운동선수에게 흔히 나타나는 질병이다[1]. 이에 따라 사용자에게 잘못된 자세와 운동을 하고 있다는 점을 인지시켜 관절질환에 대한 관리가 필요하다. 또한 1인가구가 증가하면서 응급상황에 적절한 응급처치가 불가능하다. 이에 따라 보호자에게 응급상황을 알려 상황에 맞는 응급처치를 진행할 수 있도록 해야 한다[2,3]

딥러닝 기술이 점차 발전하고 있으며 CNN에서는 이미지분류, 영상인식 등의 분야에서 많이 사용된다. CNN은 특징을 추출하여 효과적인 분류가 가능하다. 또한, 원시 데이터의 특징에 따라 학습속도, 계산량, 정확도에 차이가 있다[4]. 실시간 헬스 서비스를 제공하기 위해서는 속도와 정확도 면에서 개선이 필요하다.

본 논문에서는 관절질환 관리를 위한 Mask R-CNN을 이용한 모니터링을 제안한다. 제안하는 방법은 사용자가 스마트 디바이스를 이용하여 개인의 모션이 포함된 영상을 헬스 플랫폼에 전송한다. 헬스 플랫폼에서 Mask R-CNN기반 모션 분석 플랫폼으로 사용자 모션 분석을 요청한다. Mask R-CNN에서는 전송받은 사용자의 모션을 분석한다. 분석 결과는 헬스 플랫폼에서 잘못된 자세를 바로 잡아주는 피드백을 제공한다. 또한 평소 패턴과 다른 관절 상태의 경우 보호자에게 응급상황 알림 서비스를 제공한다.

2. 관련연구

딥러닝은 지도학습과 비지도 학습이 있다. 본 논문에서는 지도학습을 기반으로 데이터를 분류하여 예측한다. Recurrent Neural Network(RNN)는 유전자, 음성신호 등의 패턴인식 분야에 활용되고 있다[5]. Convolution Neural Network(CNN)는 이미지 분석, 움직임 분석 등 인식을 통해 분류하고 예측하는 분야에 많이 활용되고

있다[5,6]. 이미지 분석 방법에는 R-CNN, Fast R-CNN, Faster R-CNN, Mask R-CNN 등이 사용되고 있다. R-CNN은 바운딩 박스를 찾기 위해서 선택탐색 알고리즘을 사용한다. 선택탐색 알고리즘은 이미지에서 객체의 후보 영역을 찾기 위한 알고리즘으로 이미지의 색, 패턴 등이 유사하고 인접한 픽셀을 병합하여 분석할 이미지 영역을 찾아낸다. 찾아낸 이미지는 CNN의 입력 데이터이며 CNN의 마지막 단계에서 SVM을 사용하여 이미지를 분류하게 된다. 마지막에는 정확도를 높이기 위한 선형회귀 모델을 사용한다. Fast R-CNN은 이미지를 분류할 때마다 선택탐색, SVM, 선형회귀 모델의 3가지를 사용하는 비용문제를 해결하기 위해 RoIPool 개념을 도입하였다. 선택탐색 알고리즘에서 탐색한 이미지의 해당 영역을 추출하여 Pooling하며 CNN에 소요되는 시간을 단축시킬 수 있다. 또한 SVM과 선형회귀 모델을 하나의 네트워크에 포함시켜 훈련시킬 수 있다. Fast R-CNN의 속도를 높이기 위해 Region proposal Network 단계를 CNN에 적용시켜 CNN을 통과한 이미지의 각 좌표를 계산하는 Faster R-CNN이 있다[7]. Region Proposal Network는 이미지 중에서 객체가 존재할 것으로 예상되는 위치를 매핑한다. Mask R-CNN은 방법은 다른 방법과는 다르게 박스 단위로 이미지 영역을 탐색하는 것이 아니라 픽셀 단위로 이미지 영역을 탐색한다. 이는 정확도와 속도를 향상시킬 수 있다[8].

X. B Peng, et. al.[9]이 제안한 훈련된 캐릭터에 대한 제어 수단을 위한 데이터 기반 심층 강화 학습 프레임워크는 혼란이 없을 때 모션 캡처 데이터와 차이 없는 자연스러운 동작을 생성할 수 있다. 이 프레임워크는 다양한 캐릭터, 작업 환경에 맞게 기술을 변경할 수 있으며, 여러 수단과 기술을 복합적으로 결합이 가능하다. 이는 데이터 변환, 크기, 소요시간에 대한 문제가 있다. 변환 문제는 제어 수단에 따른 위상 변수가 기준 동작과 동기화되어 시간에 따라 선행적인 데이터로 변환해야 모션의 타이밍을 조절할 수 있다. 멀티클립 통합 접근법은 적은 수의 클립에 적합하지만 대형 모션 라이브러리에서 제약이 있다. 또한 학습에 필요한 소요시간이 많은 단점을 가지고 있다.

훈련된 캐릭터뿐만 아니라 자유로운 생활을 하는 동물들을 관찰하기 위해서 D. Wang, J.L Tang, W.J Zhu, H. Li, J. Xin, D.J He[7]은 감시용 비디오에서 Faster R-CNN 기반의 염소 농장을 탐지하는 방법을 제시하였

다. 이는 효율성과 정확도가 낮아 감시용 비디오에 익숙하지 않는 Faster R-CNN의 단점을 보완하기 위해 영상에서 주요 프레임 추출, 전경 분할, 지역 제한 등을 포함한 경계를 선택함으로써 효율성과 정확도를 향상시킬 수 있는 알고리즘을 개발하였다. Fig. 1은 Faster R-CNN 구조를 나타낸다.

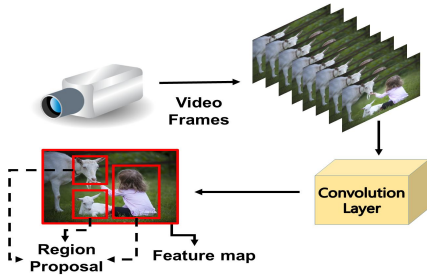


Fig. 1. Faster R-CNN structure

Fig. 1에서 동영상을 프레임으로 분할하여 컨볼루션 레이어를 통과하게 되면 특징 맵을 추출할 수 있다. 추출한 특징 맵에서 정확도를 더 향상시키기 위해 Region proposal 단계를 CNN에 적용시켜 객체가 존재할 것으로 예상되는 위치를 매핑한다.

3. 관절질환 예방을 위한 Mask R-CNN을 이용한 모션 모니터링

3.1 사용자 모션 수집 및 전처리

사용자는 웨어러블 디바이스, 스마트 디바이스를 통해 운동하는 모션, 일상생활에서의 모션 등을 동영상 형태로 헬스 플랫폼에 전송한다. 헬스 플랫폼에서는 수집한 데이터의 전처리 작업을 진행한다. Fig. 2는 비디오 데이터 전처리 구성도를 나타낸다.

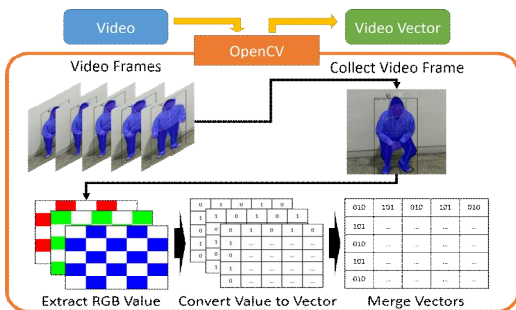


Fig. 2. Video Data Preprocess diagram

전처리 작업은 전송된 동영상 데이터를 OpenCV[10]를 이용하여 프레임 단위로 구분하여 나누고 기계학습이 가능하도록 벡터 형태로 변환한다. OpenCV는 실시간으로 이미지 처리를 할 수 있다. 벡터는 데이터의 수치를 다차원의 배열로 표현한 것이다. 벡터는 텐서플로우[11]에서 연산하여 모션에 대한 데이터를 추출한다. 텐서플로우는 데이터의 흐름을 수치로 연산할 수 있으며 기계학습 및 심층신경망의 연구용으로 구글의 AI 연구팀에서 개발되었다.

3.2 관절질환 예방을 위한 Mask R-CNN을 이용한 모션 분석

신경망에 데이터를 학습시키기 위해 COCO(Common Objects in Context) 데이터 셋[12]을 이용하여 사람을 구분할 수 있도록 설정한다. 이미지 데이터 셋은 라벨링된 30만개의 학습 이미지와 20만개의 테스트 이미지를 사용할 수 있다. 학습은 R-CNN 중에서 가장 효율이 좋은 Mask R-CNN을 사용하여 이미지 데이터 셋에서 사람이 존재하는 범위를 픽셀 단위로 인식한다. 인식된 사람의 골격은 휴먼노이드 모델에 사용되는 각 3개의 팔골격, 각 3개의 다리골격, 골반, 몸통, 어깨, 목으로 16개의 골격의 위치를 확인한다. Mask R-CNN 키폰트 학습을 통하여 골격 사이의 관절 위치를 정확히 표시하도록 한다. 휴먼 모션 분석이 필요한 동영상은 학습된 Mask R-CNN을 통하여 분석 과정을 통해 입력된 동영상에 있는 사람의 관절의 위치와 골격의 움직임을 확인한다. 골격의 움직임은 관절을 꼭짓점으로 하여 인접한 두개의 골격간의 각도로 표현한다. 각 관절들의 각도를 프레임단위로 수집하여 동영상 속 사람의 모션 데이터 셋으로 구성한다. 구성된 모션 데이터 셋을 기반으로 사용자가 자주 사용하는 관절의 모션에 대한 패턴을 분석한다.

패턴 분석에는 RNN 종류 중 Long Short-Term Memory models(LSTM)[13]을 이용한다. 우선 일반적인 사람의 움직임을 기반으로 하여 LSTM을 통해 학습한다. 사람의 움직임으로 식별할 수 있다면 사용자 개인에 맞추어 오버피팅이 되도록 학습한다. 오버피팅[14]은 테스트에 사용된 특정 하나의 입력 데이터가 너무 정확하게 학습되어 발생하는 문제로 특정 데이터를 판단하면 100%에 가까운 정확도를 보인다. 다른 데이터를 학습시킬 경우 정확도가 급격히 감소하는 문제점이 있다. 본 논문에서는 개인 맞춤형 모니터링을 위해 오버피팅의 문제

점을 역 이용하여 학습시의 오버피팅 된 데이터를 사용자의 정상적인 상태로 판단하는데 사용한다. 사용자 개인에 맞춤 학습이 완료되면 이후에는 학습과 테스트를 동시에 진행한다. 테스트 진행 중에 오버피팅된 LSTM에서 평소와 다른 패턴으로 인식할 경우 해당 사용자는 문제가 있는 것으로 가정한다. 예를 들어, 평소에 사용자의 걷는 행동을 주로 학습하였다가 기존 학습된 데이터와 30% 이하로 다른 모션을 보일 경우 경고 메시지를 보내며, 30%~50% 이하로 다른 모션을 보일 경우 잘못된 자세를 바로 잡아주는 피드백 역할을 한다. 또한 50%~100% 다른 모션 패턴을 보일 경우에 이상 상황으로 분석되어 기존 입력된 보호자에게 응급상황을 알리며 상황에 알맞은 응급처치를 진행할 수 있도록 한다. Fig. 3은 Mask R-CNN 기반 모니터링 프로세스를 나타낸다.

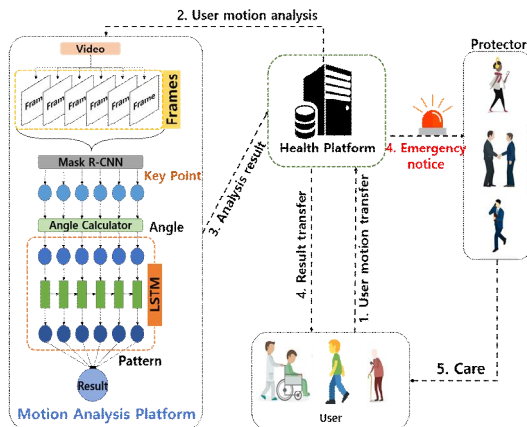


Fig. 3. Mask R-CNN based monitoring process

Fig. 3에서 사용자는 헬스 플랫폼에 평상시 모션에 대한 영상 기록을 전송한다. 전송된 영상기록은 헬스 플랫폼에서 Mask R-CNN기반 모션 분석 플랫폼으로 사용자 모션 분석을 요청한다. Mask R-CNN에서는 전송받은 사용자의 모션을 프레임으로 분할 된 이미지로 구성하여 학습하고 분석한 결과를 헬스 플랫폼으로 재전송한다. 학습된 데이터와 사용자의 모션과 비교하여 패턴의 일치율에 따라 30% 이하의 사용자에게 경고, 30%~50%일 경우 자세 교정에 대한 정보를 피드백하게 되고, 50% 이상 다른 패턴이 인식되었을 경우에 응급상황으로 판단하여 환자의 보호자에게 응급상황을 전송하며 알맞은 응급 처치를 진행한다.

4. 모델 및 성능평가

COCO(Common Objects in Context) 데이터 셋을 이용하여 트레이닝을 마친 Mask R-CNN의 사람 인식 능력은 높은 정확도를 보여준다. 본 논문에서 성능평가에 사용된 동영상은 FHD(Full High Definition)(1920x1080)의 해상도이다. 한 명의 사람이 화면상에 존재하는 경우 99.99%의 인식률을 보여준다. 또한 이때에 화면상에 전신이 모두 확인되는 경우 모든 키포인트의 인식은 95%의 인식률을 보여준다. Fig. 4는 평상시에 사용자의 동작에 따른 모션 분석 결과이다.



Fig. 4. Motion analysis according to user action

사람의 상반신만 확인되는 경우에는 전신이 확인되는 경우와 비슷한 인식률을 보여주지만, 키포인트 인식이 떨어지는 경향을 보이며 잘못 분석된 결과는 LSTM으로 학습 및 분석하는 단계에서 크게 영향을 끼치지 못한다. 따라서 허용되는 오차 범위 내 모션 데이터 셋은 패턴을 분석할 때 양질의 결과를 가져온다.

Fig. 4는 사용자가 서 있는 상태에서 앉았다가 일어나는 모션을 연속 프레임으로 나타낸다. 연속 프레임에서 목, 어깨, 팔, 다리 골격을 분석하여 나타낸다. 모션의 패턴을 학습하게 되며 앉았다가 일어나는 동작에서 사용자는 무릎과 팔꿈치에 변화가 있다. 만약 사용자가 앉았다가 일어나는 순간에 넘어지는 패턴이 인식될 경우 학습된 데이터와 100% 차이가 있음을 인식하고 관절에 이상이 있다고 판단하게 된다. Table 1은 이미지 분석을 위한

CNN 종류에 따른 성능평가 결과를 나타낸다.

CNN 종류에 따른 성능평가는 1080p, 30fps, 5초 분량의 4개의 동영상으로 성능 평가를 진행하였다. 알고리즘 당 각 동영상별 10회 테스트를 진행하여 나타난 평균 수치로 평가 결과 R-CNN의 정확도는 37%, Fast R-CNN은 48%, Faster R-CNN 51%, Mask R-CNN은 95%로 Mask R-CNN을 이용한 경우, 정확도가 가장 높게 평가되었다. 또한 이미지 한 개당 테스트 소요에 시간이 R-CNN 50sec, Fast R-CNN 2sec, Faster R-CNN 0.2sec, Mask R-CNN이 0.02sec로 테스트에 소요되는 시간이 가장 낮았음을 알 수 있다.

Table 1. Result of performance evaluation according to CNN type for image analysis

	R-CNN	Fast R-CNN	Faster R-CNN	Mask R-CNN
Test time / image	50sec	2sec	0.2sec	0.02sec
Precision	37%	48%	51%	95%

5. 결론

현대사회는 편안함을 추구하며 자연스레 잘못된 자세로 많은 시간을 소비하며 이에 따라 디스크 등의 관절질환자가 증가하고 있다. 관절질환은 신체 부위에 따라 다양한 원인을 가지고 있다. 또한 1인 가구가 증가하면서 응급상황에 대한 적절한 응급처치를 진행할 수 있는 방법이 필요하다. 4차 산업 혁명은 딥러닝을 이용한 기술이 각광받고 있으며 이를 통해 다양한 분야에서 예측 및 분석 방법이 발전하고 있다. 신경망 종류 중 CNN은 이미지 분석, 움직임 분석을 위한 인식 부분에서 많이 사용되고 있다. 이미지 분석 방법에는 R-CNN, Fast R-CNN, Faster R-CNN, Mask R-CNN이 있다. 이미지 분석 방법에 따른 성능평가에서는 Mask R-CNN의 방법이 이미지 분석 속도와 정확도에서 가장 성능이 우수하게 평가되었다. Mask R-CNN은 방법은 픽셀 단위로 이미지 영역을 자세하게 탐색한다. 따라서 정확도와 속도를 향상시킬 수 있다. 본 논문에서는 관절질환 관리를 위한 Mask R-CNN을 이용한 모션 모니터링을 개발하였다. 개발한 방법은 사용자가 스마트 디바이스, 헬스 디바이

스 등을 이용하여 개인의 활동 모션을 헬스 플랫폼에 전송한다. 전송받은 모션 데이터는 OepnCV를 통해 영상을 프레임 단위로 분리하여 이미지로 생성한다. 이는 기계 학습이 가능하도록 다차원 배열의 텐서로 변환하여 텐서 플로우에서 데이터의 흐름을 연산한다. 전처리된 데이터는 헬스 플랫폼에서 Mask R-CNN 기반 모션 분석 플랫폼으로 사용자 모션 분석을 요청한다. Mask R-CNN에서 사용자의 모션에 따라 관절의 움직임을 학습하고 분석한다. 분석한 결과를 헬스 플랫폼에 재전송하게 되며 학습된 데이터와 사용자의 모션이 평소와 다른 관절상태가 발견될 경우 일치율에 따라 사용자에게 경고, 잘못된 자세를 바로 잡아주는 피드백과 보호자에게 응급상황을 알릴 수 있는 서비스를 제공한다.

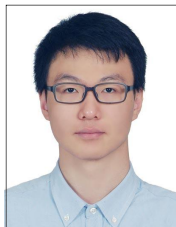
REFERENCES

- [1] Korea Centers for Disease Control and Prevention, <http://www.cdc.go.kr/>.
- [2] J. K. Kim, J. H. Kim, D. K. Park & Y. H. Lee. (2012). *U-Health Platform based Health Management Service Model using Context Information*. Journal of Digital Convergence, 10(8), 185-192.
- [3] H. Yoo & K. Chung. (2018). *Mining-based Lifecare Recommendation using Peer-to-Peer Dataset and Adaptive Decision Feedback*. Peer-to-Peer Networking and Applications, 11(6), 1309-1320.
- [4] A. Karpathy, G. Toderici, S. Shetty, T. Leung, R. Sukthankar. F. F. Li. (2014) *Large-scale Video Classification with Convolutional Neural Networks*. The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1725-1732.
- [5] X. B. Zhang, F. C. Chen, R. Y. Huaug, (2018). *A Combination of RNN and CNN for Attention-based Relation Classification*, Procedia Computer Science, 131, 911-917.
- [6] H. C. Moon, A. N. Yang, J. G. Kim, (2018). *CNN-Based Hand Gesture Recognition for Wearable Applications*, The Korean Society Of Broad Engineers, 23(2). 246-252.
- [7] D. Wang, J. L. Tang, W. J. Zhu, H. Li, J. Xin, D. J. He, (2018). *Dairy goat detection based on Faster R-CNN from surveillance video*, Computers and Electronics in Agriculture, 154, 443-449.
- [8] X. S. Wei, C. W. Xie, J.X. Wu, C.H. Shen, (2018). *Mask-CNN: Localizing parts and selecting descriptors*

for fine-grained bird species categorization, Pattern Recognition, 76. 704-714.

- [9] X. B Peng, P. Abbeel, S. Levine, M. V. Panne, (2018). *DeepMimic: Example-Guided Deep Reinforcement Learning of Physics-Based Character Skills*, arXiv preprint arXiv:1804.02717.
- [10] *OpenCV*, <https://opencv.org/>.
- [11] *TensorFlow*, <https://www.tensorflow.org/>.
- [12] M. J. Choi, A. Torralba, A. S. Willsky (2012) *Context models and out-of-context objects*, Pattern Recognition Letters, 33(7). 853-862.
- [13] Y. F Li, H. Cao, (2018). *Prediction for Tourism Flow based on LSTM Neural Network*, Procedia Computer Science, 129. 277-283.
- [14] U. M Nunes, D. R Faria, P. Peixoto. (2017). *A human activity recognition framework using max-min features and key poses with differential evolution random forests classifier*, Pattern Recognition Letters, 99(1). 21-31.

박 성 수(Park, Sung-Soo) [학생회원]



- 2015년 3월 ~ 2019년 2월 : 경기대학교 컴퓨터과학과 (공학사)
- 2019년 3월 ~ 현재 : 경기대학교 컴퓨터과학과 (석사과정)
- 2018년 9월 ~ 현재 : 경기대학교 컴퓨터과학과 데이터마이닝 연구실 연구원

- 관심분야 : 데이터마이닝, 인공지능, 헬스케어, 빅데이터 분석, 신경망, 안드로이드
- E-Mail : wolfboy@kyonggi.ac.kr

백 지 원(Baek, Ji-Won) [학생회원]



- 2013년 3월 ~ 2016년 2월 : 상지대학교 컴퓨터정보공학부 (공학사)
- 2018년 9월 ~ 현재 : 경기대학교 컴퓨터과학과 (석사과정)
- 2018년 9월 ~ 현재 : 경기대학교 컴퓨터과학과 데이터마이닝 연구실 연구원

- 관심분야 : 데이터마이닝, 딥러닝, 의료 빅데이터 분석, 헬스케어, 인공지능
- E-Mail : hy1233hh@naver.com

조 선 문(Jo, Sun-Moon) [정회원]



- 2001년 2월 : 인하대학교 전자계산공학과 (공학석사)
- 2007년 8월 : 인하대학교 컴퓨터정보공학과(공학박사)
- 2003년 3월 ~ 2006년 2월 : 세브스팀 연구기획팀 팀장

- 2006년 3월 ~ 현재 : 배재대학교교양학부 교수
- 관심분야 : XML 보안, 임베디드 시스템, 지능시스템, 빅데이터, 프로그래밍 언어, 데이터마이닝
- E-Mail : sunmoon@pcu.ac.kr

정 경 용(Chung, Kyungyong) [중신회원]



- 2000년 2월 : 인하대학교 전자계산공학과 (공학사)
- 2002년 2월 : 인하대학교 전자계산공학과 (공학석사)
- 2005년 8월 : 인하대학교 컴퓨터정보공학부 (공학박사)

- 2006년 3월 ~ 2017년 2월 : 상지대학교 컴퓨터정보공학부 교수
- 2017년 3월 ~ 현재 : 경기대학교 컴퓨터공학부 교수
- 관심분야 : 데이터마이닝, 헬스케어, 빅데이터, 지능시스템, 인공지능, HCI, 정보검색, 추천 시스템
- E-Mail : dragonhci@hanmail.net