

컨볼루션 신경망 기반의 TW3 최대신장예측 시스템

박시현¹ · 조영복^{2*}

Convolution Neural Network based TW3 Maximum Height Prediction System

Si-hyeon Park¹ · Young-bok Cho^{2*}

¹Research&development Center, Sonoum, Cheongju, 28501 Korea

^{2*}Department of Computer & Information Security, Daejeon University, Daejeon, 34520 Korea

요 약

현재 우리 사회는 아동의 성장발달에 대한 관심이 증가한데 비해 대한성장학회에서 사용되고 있는 TW3 기반의 최대신장예측 기법은 수동으로 이루어지고 있어 주관적이며, 진료에 있어 다소 많은 시간과 노력을 필요로 한다는 단점이 있다. 또한 현재 딥러닝, 특히 컨볼루션 신경망을 활용해 영상을 분류하는 기술은 인간의 눈보다 더 정확한 수준으로 다양한 분야에 활용되고 있으며 의료분야 또한 예외는 아니다. 따라서 성장 예측의 신뢰도를 높이고, 진단자의 편의성을 증대하기 위해 본 논문에서는 컨볼루션 신경망을 이용해 좌측 수골의 발달 수준을 예측하고 소아청소년의 최대신장예측에 활용되는 딥러닝을 이용한 TW3 알고리즘을 제안한다.

ABSTRACT

The current TW3 - based maximum height prediction technique used in KMAA(Korean Medical Academy of Auxology) is manual and subjective, and it requires a lot of time and effort in the medical treatment, while the interest in the child's growth is very high. In addition, the technique of classifying images using deep learning, especially convolutional neural networks, is used in many fields at a more accurate level than the human eyes, also there is no exception in the medical field. In this paper, we introduce a TW3 algorithm using deep learning, that uses the convolutional neural network to predict the growth level of the left hand bone, to predict the maximum height of child and youth in order to increase the reliability of predictions and improve the convenience of the doctor.

키워드 : CNN, TW3, 골연령, 최대신장예측, 수골

Keywords : CNN, TW3, Bone Age, Maximum Height Prediction, Hand Bone

Received 14 June 2018, Revised 5 July 2018, Accepted 23 July 2018

* Corresponding Author Young-Bok Cho(E-mail:ybcho@dju.ac.kr, Tel:+82-42-280-2406)

Department of Information Security, Daejeon University, Daejeon, 34520 Korea

Open Access <http://doi.org/10.6109/jkiice.2018.22.10.1314>

print ISSN: 2234-4772 online ISSN: 2288-4165

©This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.
Copyright © The Korea Institute of Information and Communication Engineering.

I. 서론

현재, 아동의 성장발달에 대한 관심은 날로 높아지고 있다. 키가 또래보다 작은 경우는 물론, 정상적으로 자라는 경우에도 성장속도는 아동마다 다르기 때문에 초등학교 입학 즈음에는 병원을 찾아 성장판 검사를 받아 보는 것이 권장된다. 기존의 TW3 알고리즘은 수동으로 판독하는 것이기 때문에 시간이 많이 소요되며, x-ray가 찍힌 방향 및 환경에 따라 오차가 발생할 수 있다는 한계가 존재한다. 또한, 그를 보완하기 위하여 나온 영상처리 기반의 자동판독 시스템은 영상의 명도 등의 요소에 매우 크게 영향을 받아, 빠른 판독은 가능하나 정확도가 매우 떨어진다는 한계를 가진다. 한편, ILSVRC의 결과에 따르면 2015년 ResNet이 인간의 평균 오류율인 5% 보다 낮은 3.57%의 오류율을 기록하며 우승을 차지하였다[1]. 이로써 CNN (Convolutional Neural Network)을 이용한 딥러닝 알고리즘이 인간의 눈보다 이미지를 정확하게 판독하게 된 것이다. 따라서 CNN 알고리즘을 통하여 x-ray 상의 골연령에 대하여 자동으로 판독을 할 경우, 기존에 영상처리를 이용할 때나 육안으로 발달단계를 판독할 때보다 적은 시간과 비용으로 더 정확한 결과를 기대할 수 있으며, 실제로 영상 분할 및 영역 발견을 위해 딥러닝에 기반한 많은 방법들이 의료영상 분야 [2]에서 인식 및 분할 작업 등에 이용되어왔다[3-5]. 특히 골연령의 경우에는 의료분야에서 많은 질병 상태를 판독하는데 쓰이고 있기 때문에, 기존에도 수골 x-ray 영상을 통하여 골연령 판독을 자동화하려는 연구는 계속되어왔다[6][7]. 따라서 본 논문에서는 OpenCV를 이용한 영상처리를 통하여 분리된 13곳의 관심영역[8]을 CNN 기반의 딥러닝 알고리즘[9][10]을 통하여 B~H, 혹은 I까지의 발달 단계를 판별해내고, 그를 통하여 얻어진 RUS값을 이용해 아동의 최대신장을 예측하는 방법에 대하여 제안한다.

II. 관련연구

2.1. TW3(Tanner-Whitehouse 3)기법

TW3 기법은 왼손 수골 x-ray 이미지에서 13곳의 성장판의 골성숙 정도를 판정해 점수를 부여하고, 그 점수

의 합으로 RUS 값이라고 불리는 골성숙점수를 계산해 골연령을 측정하고, 최대신장을 예측할 수 있는 방법이다. 이 TW3 기법은 Tanner와 Whitehouse, 그리고 Healy에 의해 1962년 고안된 TW1, 그리고 TW1을 보완하여 성별과 뼈 부위의 발달 정도에 따라 단계별로 점수를 부여하여 골 성숙 점수를 계산하는 TW2에서 한 단계 더 나아간 것이다[8, 11]. TW3에서는 기존 TW2의 자료에서 1990년대 유럽과 북미의 소아 청소년 자료를 추가하여 RUS의 기준 값과 도표를 수정하였으며, 기존에 상황에 따라 변화하는 골 연령을 기준으로 하던 성인키 예상 공식을 인구집단 간에 변화가 없는 RUS 점수를 기준으로 하도록 수정하여 다양한 인구집단에서 보편적으로 사용할 수 있도록 하였다.

2.2. TW3 성장예측 알고리즘

본 논문에서 사용할 아동의 성장정도를 판별하기 위한 방법인 TW3 기법의 최대신장 예측 방법은 다음과 같다[8]. 첫 단계로 좌측 수골 영상을 이용해 13곳의 관심영역의 성장단계를 판독한다. 이 때 판독의 대상이 되는 13곳의 관심영역은 그림 1과 같다.



Fig. 1 Separation Position of Hand Bone

TW3 방법상에서는 성장단계를 A부터 Ulna의 경우 H, 나머지 부위의 경우 I까지로 분류한다. 표 1, 표 2는 각각 남아와 여아의 수골 부위별 발달 단계에 대한 골성숙 가중치 점수 표이다[11].

Table. 1 Bone Growth Weighted Score(Boy)

	B	C	D	E	F	G	H	I
Radius	16	21	30	39	59	87	138	213
Ulna	27	30	32	40	58	107	181	
Met1	6	9	14	21	26	36	49	67
Met3	4	5	9	12	19	31	43	52
Met5	4	6	9	14	18	29	43	52
Pph1	7	8	11	17	26	38	25	67
Pph3	4	4	9	15	23	31	40	53
Pph5	4	5	9	15	21	30	39	51
Mph3	4	6	9	15	22	32	43	52
Mph5	6	7	9	15	23	32	42	49
Dph1	5	6	11	17	26	38	46	66
Dph3	4	6	8	13	18	28	34	49
Dph5	5	6	9	13	18	27	34	48

Table. 2 Bone Growth Weighted Score(Girl)

	B	C	D	E	F	G	H	I
Radius	23	30	44	56	78	114	160	218
Ulna	30	33	37	45	74	118	173	
Met1	8	12	18	24	31	43	53	67
Met3	5	8	12	16	23	37	47	53
Met5	6	9	12	17	23	35	48	52
Pph1	9	11	14	20	31	44	56	67
Pph3	5	7	12	19	27	37	44	54
Pph5	6	7	12	18	26	35	42	51
Mph3	6	8	12	18	27	36	45	52
Mph5	7	8	12	18	28	35	43	49
Dph1	7	9	15	22	33	51	51	68
Dph3	7	8	11	15	22	37	37	49
Dph5	7	8	11	15	22	36	36	47

표 1, 표 2에서의 Met는 Metacarpal의, Pph는 Proximal Phalanges의, Mph는 Middle Phalanges의, 그리고 Dph는 Distal Phalanges의 약자이며, 뒤의 숫자는 몇 번째 손가락인지를 의미한다. 이 때 A단계는 골 발달이 전혀 이루어지지 않은 상태이고 H, 혹은 I단계는 성장이 모두 완료된 상태를 의미한다. 그런데 이 때 A단계는 골 발달이 전혀 이루어지지 않은 상태이므로 참조 영상도 존재하지 않고, 실제로 성장판 검사가 이루어지는 대상 연령과는 차이가 크기 때문에 데이터가 많이 부족하므로 제한 상태로 연구를 진행하였다. 촬영된 좌측 수골 엑스레

이 영상에 대해 B~H, 혹은 I까지의 판독을 마친 후, 표 1과 표 2에 따라 가중치를 모두 더해준다. 그렇게 하여 구해진 13개의 가중치를 모두 더해 최종 RUS 값을 도출해낸다. 그리고 이렇게 도출된 RUS 값을 통하여 다음의 최대신장 예측 식을 이용해 최대신장을 예측한다.

$$y = x + 97 - (age * 6) \tag{1}$$

$$y = x + 85 - (age * 6) \tag{2}$$

$$y = x + a * (RUS SCORE) + b \tag{3}$$

여기서, y = 예측된 최대신장, x = 현재신장 (남아)

$$a = -(0.0402 - 0.00632(age - 14) - 0.00155(age - 14)^2 + 0.00019(age - 14)^3)$$

$$b = 37.62 - 5.50(age - 14) - 0.799(age - 14)^2$$

(여아, 초경 전)

$$a = -(0.0436 - 0.00379(age - 11))$$

$$b = 44.02 - 3.784(age - 11) - 0.0247(age - 11)^2 - 0.0365(age - 11)^3$$

(여아, 초경 후)

$$a = -0.011$$

$$b = 16.54 - 1.94(age - 11) + 0.230(age - 11)^2$$

수식 (1)은 아동의 연령이 4~9세일 때 남아의 계산식이고, 수식 (2)는 아동의 연령이 4~9세일 때 여아의 계산식이며, 수식 (3)은 연령의 10~18세에 해당할 때의 계산식이다. 이러한 TW3 방법은 전부 수동으로 진행하기에는 판독 자체에도 시간이 매우 오래 소요되며, 판독자 개개인에 대한 편차도 존재한다. 이를 해결하기 위하여 기존에 히스토그램의 유사도를 기준으로 하여 판독하는 영상처리 기반의 알고리즘이 존재하지만, 판독 대상이 아동이며 병원마다 다른 기계를 사용하는 등의 문제로 인해 프로그램에서 설정한 가이드라인에 정확히 부합하는 영상을 얻어내지 못하는 경우가 많다.

영상의 히스토그램을 기반으로 유사도를 판정하는 프로그램의 특성상 가이드라인에 정확히 부합하지 않은 영상을 이용할 경우엔 분리된 수골의 발달단계의 판독에 있어서 매우 낮은 정확도를 보이고 있다.

III. 컨볼루션 신경망 기반의 TW3 최대신장예측 시스템

3.1. 제안 시스템

본 논문에서는 수동으로 판독하는 것 보다는 빠른 판독속도로 처리하고, 영상처리를 이용한 기존의 알고리즘보다는 높은 정확도를 얻기 위해 CNN 기반의 알고리즘을 이용해 수골의 발달단계를 판단하는 최대신장 예측 알고리즘을 소개한다. 그림 2와 같은 왼손 수골 x-ray 영상을 입력받아 영상처리 과정을 거쳐 관심영역의 부위를 검출하고, 검출된 관심영역을 CNN 기반의 딥러닝 모델을 이용해 학습시켜 수골의 발달 단계를 판독해낸다. 이와 같이 판독된 단계를 기반으로 TW3 기법에 따라 RUS 값을 도출하여 최대신장을 예측하는 알고리즘을 제안한다.

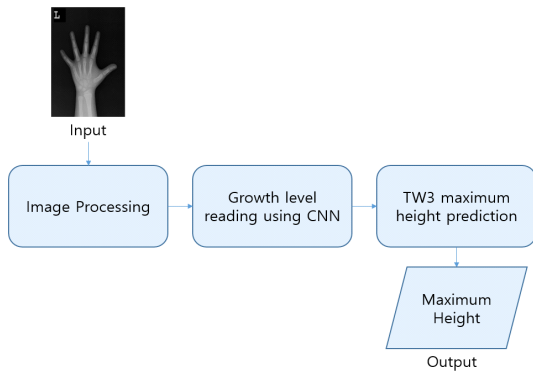


Fig. 2 System flow

3.2. 영상 처리 알고리즘

입력받은 엑스레이 영상에서 배경은 검게, 손은 하얗게 나타나는 특징을 이용해 손 영역을 검출해내고, 검출된 손 객체에서 컨벡스헵을 이용해 손가락 끝을 인식해 손가락 영역을 추출해낸다[12]. 그 후 손목 영역에서 관심영역을 레이블링 한 뒤, 가장 크기가 큰 영역을 요골, 두 번째로 큰 영역을 척골로 판단하여 찾아낸다. 그리고 이전에 추출된 손가락 영역들 중 최대신장 예측을 위해 필요한 엄지, 중지, 새끼손가락만 잘라내 준다. 다음으로 잘라낸 손가락 영역에서 밝기 평균값을 구해 히스토그램으로 나타낸다. 손가락 마디가 분리되는 부분은 밝기가 낮은 특징을 이용하여 가장 어두운 세 곳을 찾아서 일정 크기로 영상을 분리한다. 원본 수골 x-ray 영상인

그림 2의 입력 값을 위와 같은 방식을 이용해 분리한 관심영역은 그림 3과 같다.

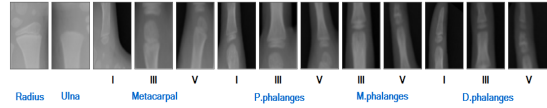


Fig. 3 Separated Region of Interest from input

3.3. CNN 알고리즘

이렇게 분리된 13곳의 분리된 수골 영상을 이용해 각 부위별로 해당 부위의 발달단계를 추출하는 CNN 기반의 학습을 시행한다. 이 때 ulna를 제외한 나머지 12부위는 B~I까지 8개의 클래스로 이루어지며, ulna는 B~H까지의 7개 클래스로 이루어져 있다. 모델은 그림 4와 같으며, 학습에 이용한 데이터셋에 사용된 영상은 임상에서 이용 중인 프로그램을 통해 얻어진 360개의 수골 영상으로, 이를 각각 13개 관심영역별로 잘라 각 부위별로 트레이닝 셋 270개, 테스트 셋 90개로 실험을 진행하였다.

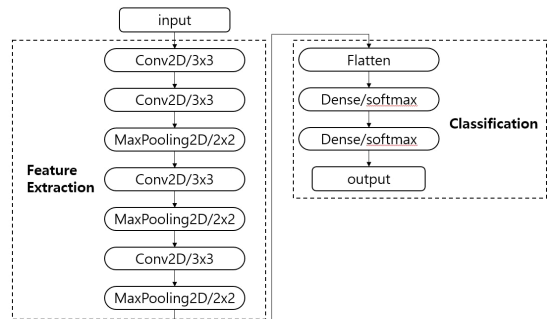


Fig. 4 Deep Learning Training Model

이렇게 4개의 3x3 사이즈의 convolution Layer, 4개의 2x2 사이즈의 Pooling Layer, 1개의 Flatten Layer, 그리고 2개의 Dense Layer로 이루어진 모델로 학습을 진행하며, Epoch는 각각 39로 설정한다. 이 때, Convolution Layer에 사용된 activation function은 relu이고, 최 하단 Dense Layer에 사용된 activation function은 다중분류에 적합한 softmax이다. 이와 같은 학습 모델을 이용해서 각 부위별로 분류된 발달단계로부터 표 1, 표 2를 참조해 구해진 13개의 가중치 값을 모두 더해 최종 RUS 값을 도출한다[11]. 이렇게 구해진 최종 RUS 값을 2장의 최대신장 예측 식에 대입해 아동의 예측 최대신장을 구해낸다.

IV. 실험 및 결과

시험은 13개 부위 별로 트레이닝 셋 270개와 테스트 셋 90개, 총 360개의 데이터로 이루어졌다. 이렇게 학습된 모델을 이용하여 수골 영상을 이용해 골성숙도를 판독해낸다. 판독된 골성숙 가중치인 RUS값과 아동의 연령으로부터 아동의 예측 최대신장을 계산해 낸다.

실험에 사용될 데이터는 표 3과 같다. 이 때 표에 제시된 연령은 아동의 역연령을 의미한다.

Table. 3 Test Data

	A	B	C	D	E
Sex	Female	Female	Male	Female	Male
Age	11	6	15	12	18
Menarche	X	X	X	O	X
RUS score	517	215	718	725	914
Height	145cm	120cm	166cm	150cm	172cm
Bone age	10.2	3.9	14.8	12.5	16.1
Maximum height	166.5cm	169cm	174cm	156.9cm	172.8cm

표 3에 해당하는 아동의 왼손 수골 엑스레이 영상을 기존의 영상처리 프로그램에 입력하여 얻어낸 결과는 표 4와 같다.

Table. 4 Maximum Height Prediction Result of Existing Program

	A	B	C	D	E
RUS score	649	491	542	603	456
Bone age	11.7	9.9	13.4	11.2	12.4
Maximum height	160.7cm	169cm	179.7cm	158.2cm	173.8cm

그와 동일한 영상을 입력하여 본 논문에서 소개하는 컨볼루션 신경망 기반의 딥러닝 알고리즘을 이용해 얻어낸 결과는 표 5와 같다.

Table. 5 Maximum Height Prediction Result of New CNN Program

	A	B	C	D	E
RUS score	430	227	623	740	697
Bone age	9.1	4.3	14.2	12.6	14.7
Maximum height	170.3cm	169cm	177.1cm	156.7cm	173.3cm

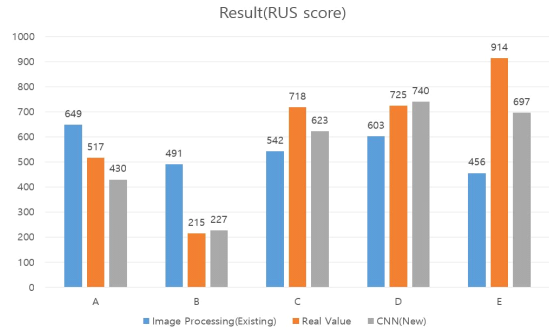


Fig. 5 Result of Experiment

그림 5는 위의 표 3, 표 4, 표 5의 결과 값 중 RUS 값을 비교하기 위하여 그래프로 나타낸 것이다. 기존에 영상처리만을 이용하여 판독했을 때에 비해, CNN기반의 알고리즘에서는 오차가 확연히 줄어든 것을 확인할 수 있다.

V. 결론

최근 아이들의 키에 대한 부모들의 관심이 증가하고, 성장호르몬 치료를 통해 소아 청소년의 성장을 관찰하고 있다. 일반적으로 키 성장은 시기와 정도의 차이가 있지만 일반적으로 성장 패턴을 가지고 있기 때문에 유전적 요인에 의해서 결정되며 대부분의 사람들은 키 성장이 선천적으로 결정되어지는 불가항력적인 것으로 여겨왔다. 그러나 90년대 이후부터 키 성장이 유전적인 요인보다는 후천적인 환경에 의해 영향을 받는 것으로 여러 연구들을 통해 입증되면서 소수의 관심 있는 사람들에게 알려지기 시작했고 키 성장에 관한 예측이 관심을 가지기 시작했다. 기존의 TW3는 수동으로 판독하기에는 시간이 많이 소요되며 개인편차가 존재하고, 판독 시간을 줄이기 위해 고안된 히스토그램 기반의 영상처리 알고리즘은 빠른 판독은 가능하지만 정확도가 매우 낮다는 문제점을 가지고 있었다.

본 논문에서는 성장예측을 위해 소요되는 시간을 줄이면서도 더 높은 정확도를 얻어내기 위하여 4개의 convolution 레이어와 3개의 max pooling 레이어를 기반으로 하는 CNN기반의 영상분류 모델을 제시하였다. 이번 실험에서는 데이터의 개수가 적어, 정확도가 숙련된 진단자가 직접 판별하는 수준에는 미치지 못하였지만, 기존의 영상처리 기술에 비해서는 결과 값의 오차를

줄이는 데에 성공하였다. 충분한 양의 데이터를 추가적으로 확보하여 학습을 진행할 경우에는 보다 정확도가 높은 결과를 얻어낼 수 있을 것이다.

ACKNOWLEDGEMENT

This work (Grants No. C0541497) was supported by the Business for Cooperative R&D between Industry, Academy, and Research Institute funded Korea Small and Medium Business Administration in 2017.

REFERENCES

- [1] Y. J. Kim and E. G. Kim, "Image based Fire Detection using Convolutional Neural Network," *Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, vol. 20, no. 9, pp. 1649-1656, Sep. 2016.
- [2] H. M. Sim and P. Ishvi, "Analysis of an Axial T2 Weighted Brain MRI," *Asia-pacific Journal of Convergent Research Interchange*, vol. 3, no. 1, pp. 45-55, Mar. 2017.
- [3] Z. Yan, Y. Zhan, Z. Peng, S. Liao, Y. Shinagawa, S. Zhang, D. N. Metaxas and X. S. Zhou, "Multi-instance deep learning," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 35, no. 5, pp. 1332-1343, May. 2016.
- [4] M. V. Grinsven, B. V. Ginneken, C. Hoyng, T. Theelen and C. Sanchez, "Fast convolution neural network training using selective data sampling," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 35, no. 5, pp. 1273-1284, May. 2016.
- [5] J. W. Kim, H. A. Pyo, J. W. Ha, C. K. Lee and J. H. Kim, "Deep learning algorithms and applications," *Communications of the Korean Institute of Information Scientists and Engineer*, vol. 33, no. 8, pp. 25-31, Aug. 2015.
- [6] H. K. Lee, S. Tajmir, J. Lee, M. Zissen, B. A. Yeshiwas, T. K. Alkasab, G. Choy and S. H. Do, "Fully automated deep learning system for bone age assessment," *Springer Journal of Digital Imaging*, vol. 30, no. 4, pp. 427-441, Aug. 2017.
- [7] J. W. Min and D. J. Kang, "Deep Meta Learning Based Classification Problem Learning Method for Skeletal Maturity Indication," *Journal of Korea Multimedia Society*, vol. 21, no. 2, pp. 98-107, Feb. 2018.
- [8] Y. B. Cho and S. H. Woo, "Algorithm for Extract Region of Interest Using Fast Binary Image Processing," *Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, vol. 22, no. 4, pp. 634-640, Apr. 2018.
- [9] S. C. Lim, S. H. Kim, Y. H. Kim and D. Y. Kim, "Training Network Design Based on Convolution Neural Network for Object Classification in few class problem," *Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, vol. 21, no. 1, pp. 144-150, Jan. 2017.
- [10] H. K. Lim, J. Y. Kim and H. K. Jung, "Convolutional Neural Network Based Image Processing System," *Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, vol. 16, no. 3, pp. 160-165, Sep. 2018.
- [11] J. M. Tanner, M. J. R. Healy, H. Goldstein, N. Cameron, *Assesment of skeletal maturity and prediction of adult height(TW3 method)*, 3rd ed. Panmun books, pp. 1-21, 2015.
- [12] J. S. Oh, "Finger Counting Algorithm in the Hand with Stuck Fingers," *Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, vol. 21, no. 10, pp. 1892-1897, Oct. 2017.



박시현(Si-Hyeon Park)

2018: 충북대학교 소프트웨어학과 학사
 현재: ㈜소노엠 연구원

※관심분야 : 영상처리, 인공지능



조영복(Young-Bok Cho)

2005: 충북대학교 전자계산학과 공학석사
 2012: 충북대학교 전자계산학과 공학박사
 2016: 충북대학교 의학과 박사과정수료
 2012-2018: 충북대학교 소프트웨어학과 초빙교수
 현재 : 대전대학교 정보보호학과 조교수

※관심분야 : 의료영상처리, 정보보안, 의료정보보호, 모바일보안