

홉필드 네트워크와 퍼지 Max-Min 신경망을 이용한 손상된 교통 표지판 인식

김광백*

Damaged Traffic Sign Recognition using Hopfield Networks and Fuzzy Max-Min Neural Network

Kwang Baek Kim*

*Professor, Department of Artificial Intelligence, Silla University, Busan, 46958 Korea

요약

현재 교통 표지판 인식 기법들은 다양한 날씨, 빛의 변화 등과 같은 외부환경 뿐만 아니라 교통 표지판이 일부 훼손된 경우에는 인식 성능이 저하되는 경우가 발생한다.

따라서 본 논문에서는 이러한 문제점을 개선하기 위하여 홉필드 네트워크와 퍼지 Max-Min 신경망을 이용하여 손상된 교통 표지판의 인식 성능을 개선하는 방법을 제안한다. 제안된 방법은 손상된 교통 표지판에서 특징들을 분석한 후, 그 특징들을 학습 패턴으로 구성하여 퍼지 Max-Min 신경망에 적용하여 1차적으로 교통 표지판의 특징을 분류한다. 1차적 분류된 특징이 있는 학습 영상들을 홉필드 네트워크에 적용하여 손상된 특징을 복원한다. 홉필드 네트워크를 적용하여 복원된 교통 표지판의 특징들을 다시 퍼지 Max-Min 신경망에 적용하여 최종적으로 손상된 교통 표지판을 분류하고 인식한다. 제안된 방법의 성능을 평가하기 위하여 손상된 정도가 다른 다양한 교통 표지판 8개를 적용하여 실험한 결과, 제안된 방법이 퍼지 Max-Min 신경망에 비해 평균적으로 38.76%의 분류 성능이 개선되었다.

ABSTRACT

The results of current method of traffic sign detection gets hindered by environmental conditions and the traffic sign's condition as well.

Therefore, in this paper, we propose a method of improving detection performance of damaged traffic signs by utilizing Hopfield Network and Fuzzy Max-Min Neural Network. In this proposed method, the characteristics of damaged traffic signs are analyzed and those characteristics are configured as the training pattern to be used by Fuzzy Max-Min Neural Network to initially classify the characteristics of the traffic signs. The images with initial characteristics that has been classified are restored by using Hopfield Network. The images restored with Hopfield Network are classified by the Fuzzy Max-Min Neural Network onces again to finally classify and detect the damaged traffic signs. 8 traffic signs with varying degrees of damage are used to evaluate the performance of the proposed method which resulted with an average of 38.76% improvement on classification performance than the Fuzzy Max-Min Neural Network.

키워드 : 교통표지판, 홉필드 네트워크, 퍼지 Max-Min 신경망, 학습 패턴

Keywords : Traffic sign, Hopfield network, Fuzzy Max-Min neural network, Training pattern

Received 8 November 2022, Revised 10 November 2022, Accepted 17 November 2022

* Corresponding Author Kwang Baek Kim(E-mail:gbkim@silla.ac.kr, Tel:+82-51-999-5052)
Professor, Department of Artificial Intelligence, Silla University, Busan, 46958 Korea

Open Access <http://doi.org/10.6109/jkiice.2022.26.11.1630>

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

교통 표지판은 도로 이용자에게 일관성 있게 교통 정보를 제공해야 한다. 그리고 교통 정보를 제공하는 목적에 따라서 크게 4종류로 구분되는데 도로 상태와, 도로 부근의 위험을 알리는 “주의표지”, 도로교통의 제한, 금지 등의 규제를 알리는 “규제표지”, 도로교통 안전을 위해 도로이용자를 따르도록 하는 지시가 담긴 “지시표지”, 주의표지, 규제표지, 지시표지를 보조 설명하는 “보조표지”가 있다[1].

교통 표지판의 자동 인식은 교통 표지판을 인식하여 운전자에게 정보를 제공하여 교통사고를 미리 방지할 수 있도록 하고 자율주행시스템 분야에 적용할 수 있다. 교통 표지판은 도로 안전시설에서는 중요한 부분이고 기호, 문자, 칼라로 구성되어 있다. 그리고 도로 구조의 보전과 안전하면서 원활한 교통을 위하여 운전자에게 방향, 거리, 등의 지점 및 경로 안내를 위한 다양한 정보가 제공된다[2]. 따라서 자율주행시스템에서 교통표지판의 분류나 인식은 중요한 요소가 된다. 그리고 교통 표지판은 일상생활 속에서 노화, 부식 등의 외부 작용으로 인하여 손상되거나 변형되어 인식하기 힘든 경우가 발생하여 교통사고로도 이어질 수 있다. 이러한 경우를 대비하기 위해서는 교통 표지판의 손상, 변형 등이 일어나더라도 교통 표지판을 정확히 인식하는 것이 중요하다.

기존의 관련 연구로는 웨이블릿 (Wavelet)변환과 형태정보를 이용하여 교통표지판을 인식하는 방법이 제안되었다. 이 방법은 추출된 표지판 영역에 대해서 웨이블릿 변환을 적용하여 얻은 고주파 및 저주파정보를 기반으로 모멘트, 에지 코렐로그램(edge cabrlegram), 중심 원형 패턴 정보를 추출하고 사전에 구축한 데이터베이스와의 유사도 측정에 의해 인식하는 방법이지만 획득된 영상을 전처리 과정이 복잡하고 처리 시간이 많이 소요된다. 그리고 영상이 작은 경우에는 크기에 대한 정규화 하는 기법으로 선형보간법을 적용하였지만 정보의 손실이 많아 인식률이 저하되는 문제점이 있다[3].

CNN(Convolutional Neural Network)은 이미지 처리에 주로 사용되는 딥러닝 알고리즘으로서 교통 표지판 인식에 적용할 수 있다. 그러나 이와 같이 이미지에서 객체를 식별하는 CNN 알고리즘은 Faster R-CNN[4], R-FCN[5], SSD[6], YOLO[7] 등 다양한 종류가 있으며, 정확성이나 인식속도 면에서 각기 차이를 보이고 있다.

그리고 객체를 식별하는 CNN 알고리즘 대부분은 교통 표지판들이 훼손된 경우에 대해서 인식 성능을 향상시키기 위해서는 다양한 훼손된 형태를 가지는 입력 영상들이 필요하다. 또한 매우 작은 영상 데이터를 검지할 수 없거나 훼손이 많은 교통 표지판에서는 인식 성능이 저하되는 문제점이 발생한다. 따라서 영상의 손상, 변형 등이 표지판의 분류와 인식 성능을 저하시키는 주요인이 된다.

본 논문에서는 손상, 변형된 표지판에서 적은 학습 데이터를 이용하여 효과적으로 분류 및 인식 성능을 개선하기 위한 인공지능 접근 방법으로 Hopfield Network와 퍼지 Max-Min 신경망을 적용하여 손상되거나 변형된 교통 표지판을 분류하고 인식할 수 있는 방법을 제안한다.

II. 제안된 손상된 교통 표지판 인식

2.1. 퍼지 Max-Min 신경망

퍼지 Max-Min 신경망은 지도 학습 방법으로 패턴 인식에 적용되는 학습 알고리즘이다. 퍼지 Max-Min 신경망의 경우에는 입력 층과 출력 층으로만 구성되어 있고 퍼지이론의 연산자 중에서 Max-Min 합성 연산자를 사용하는 지도 학습 방법으로 다음과 같다[8].

퍼지 Max-Min 신경망

- w_{ji} : 가중치
- θ_j : 바이어스 항
- p : 패턴 쌍
- a : 학습률
- x_i : 입력 패턴
- t_j : 목표 값
- y_j : 출력 값

Step 1. 입력값 x_i (where $i = 1, \dots, n$) 과 목표값 t_j (where $j = 1, \dots, m$) 을 제시한다.

Step 2. w_{ji} 와 θ_j 를 임의의 값으로 초기화 한다.

Step 3. r_{ji} 은 퍼지 Max-Min 신경망의 실제적인 초기 가중치를 계산하는 값으로 식 (1)과 같이 계산한다.

$$r_{ji} = \bigvee_j \left\{ \bigwedge_{i=1}^n \{x_i, w_{ji}\} \right\} \quad (1)$$

식 (1)에서 \bigvee 은 퍼지 논리 합 연산자이고 \bigwedge 은 퍼지 논리 곱 연산자이다.

Step 4. 출력 값(y_j)를 식 (2)와 같이 계산한다.

$$y_j = w_{ji} \bigvee_{j=1}^m \theta_j \quad (2)$$

Step 5. 목표 값(t_j)와 출력 값(y_j) 사이의 총오차자 승합 (TSS)을 식 (3)과 같이 계산한다.

$$TSS = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^k \sum_{j=1}^m (t_j^p - y_j^p)^2 \quad (3)$$

여기서 p 는 입력 패턴의 수를 의미한다.

Step 6. 가중치(w_{ji})와 바이어스항(θ_j)을 식(4)와 같이 조정 한다.

$$r_{ji}(l+1) = r_{ji}(l) + \eta \Delta r_{ji}(l+1) + \alpha \Delta r_{ji}(l), \quad (4)$$

$$\theta_j(l+1) = \theta_j(l) + \eta \Delta \theta_j(l+1) + \alpha \Delta \theta_j(l),$$

$$\Delta r_{ji} = 1, \text{ when } y_j^p = r_{ji} \\ = 0, \text{ otherwise.}$$

$$\Delta \theta_j = 1, \text{ if } y_j^p = \theta_j \\ = 0, \text{ otherwise.}$$

Step 7. TSS가 오류 한계 보다 적으면 학습을 종료하고 아니면 **Step 2**로 가서 학습을 반복한다.

퍼지 Max-Min 신경망을 교통 표지판의 영상에 적용 및 학습하여 교통 표지판을 분류한 결과는 그림 1과 같다. 교통 표지판은 일상생활 속에서 부식, 노화 등의 외부 작용으로 인해 변형, 손상될 수 있어 일상 속 교통 표지판을 분류하기 위해서는 변형, 손상된 교통 표지판도 정확히 분류해야 한다. 따라서 딥러닝 기법인 CNN이나 다층 퍼셉트론 중에서 오류 역전파 알고리즘을 적용할 수 있으나 이 두 기법은 많은 학습 데이터를 요구한다.

따라서 본 논문에서는 교통 표지판의 특징을 분석하여 변형이나 손상된 교통 표지판을 원형으로 복원하여 정량화하기 위한 방법으로 동질 연상 메모리 기법인 홉필드 네트워크를 적용하여 훼손이나 손상된 교통 표지판을 복원하고 퍼지 Max-Min 신경망에 적용한다.



Fig. 1 Traffic Sign Classification Using Fuzzy Max-Min Neural Networks

그림 2는 그림 1과 같이 교통 표지판 영상을 퍼지 Max-Min 신경망 적용한 후에 테스트 과정에서 교통 표지판을 손상시켜 적용했을 때 교통 표지판 인식에 실패한 경우이다.

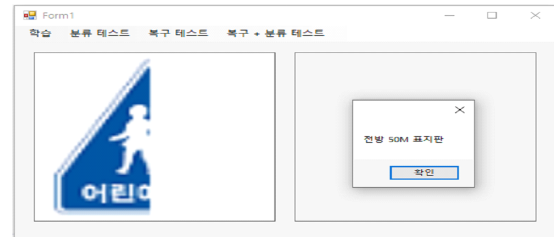


Fig. 2 Traffic Sign Classification Failure Using Fuzzy Max-Min Neural Network

2.2. 홉필드 네트워크

연상 메모리는 인간 두뇌에서의 연상 작용을 신경망 모델로 구현한 것으로 주어진 자료에 대해 정보를 저장하고 복원하는 알고리즘이다. 연상 메모리는 순방향 신경망 구조와 순환 신경망 구조로 구분되고 순환 신경망 구조에서는 관련되는 연상 패턴 쌍에 따라 이질 연상 메모리와 동질 연상 메모리로 구분할 수 있다. 이질 연상 메모리는 입력 패턴과 출력패턴이 서로 다른 형태인 연상 메모리이고, 동질 연상 메모리는 입력패턴과 출력패턴이 같은 형태인 연상 메모리다.

본 논문에서 손상되거나 변형된 교통 표지판의 특성들을 복원하여 정량화하기 위한 방법으로 다음과 같은 홉필드 네트워크 알고리즘을 적용한다[9].

홉필드 연상메모리 알고리즘

- w : 가중치
- p : 패턴 수
- s : 기억시킬 입력 패턴
- t : 연상되는 출력 패턴
- X : 입력 값
- Y : 출력 값

Step 1. p 개 패턴을 저장하기 위한 가중치를 다음과 같이 계산 한다.

$$W = \sum_{i=1}^p s^T(i)s(i) - pI \quad (5)$$

Step 2. 업데이트 순서를 결정한다.

Step 3. 초기 출력 값을 설정한다.

$$Y \leftarrow X$$

Step 4. 각 출력노드 y_i 에 대해서 Step 5에서 7까지 반복한다.

Step 5. NET 값을 식 (6)과 같이 계산한다.

$$NET = x_i + YW^T \quad (6)$$

Step 6. 내부 중간 출력 값을 계산하기 위해 식 (7)을 적용한다.

$$y_i = \begin{cases} +1 : NET > 0 \\ y_i : NET = 0 \\ -1 : NET < 0 \end{cases} \quad (7)$$

Step 7. 종료조건을 검사한다.

출력 값 y_i 값이 변화가 없다면 종료하고 그렇지 않으면 Step 4로 가서 학습을 반복한다.

손상된 교통 표지판 영상에 홉필드 네트워크를 적용한 결과는 그림 3과 같다.



Fig. 3 Restoration of traffic signs using Hopfield Network

그림 4는 홉필드 네트워크를 이용하여 교통 표지판 복원에 실패한 경우이다.

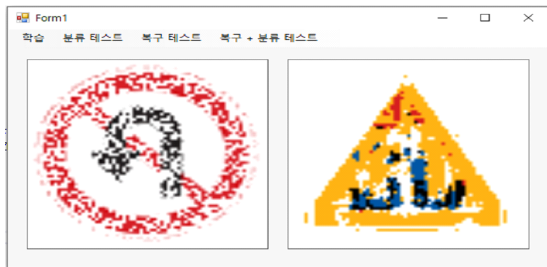


Fig. 4 Failure to restore traffic signs using Hopfield Network

홉필드 네트워크는 하나의 가중치 행렬에 학습패턴의 개수가 증가할수록 복원 성능이 저하된다. 그 원인은 복원에 적용할 학습 패턴들의 특징들이 중복되는 경우가 많은 경우이다. 따라서 본 논문에서는 이러한 문제점을 개선하기 위하여 퍼지 Max-Min 신경망을 적용하여 교통 표지판의 특징을 1차적 분류하고 분류한 특징을 가지고 있는 교통 표지판 영상들을 홉필드 네트워크에

학습시켜 홉필드 네트워크의 학습 패턴들의 중복 특성들을 최소화 한다.

2.3. 제안된 교통 표지판 인식 방법

교통 표지판은 종류에 따라 빨간색, 노란색, 파란색, 흰색, 검은색 총 5가지 색채 중 3가지 이하의 색 조합으로 이루어져 있다. 위와 같은 색의 조합을 이용하여 퍼지 Max-Min 신경망으로 4개의 클래스로 분류하고 분류된 클래스별로 홉필드 네트워크를 적용하여 학습한다. 이는 하나의 가중치 행렬에 학습되는 패턴간의 중복 특성을 최소화 한다. 그 후에 홉필드 네트워크를 통하여 복원된 교통 표지판의 특징들을 퍼지 Max-Min 신경망에 적용하여 최종적으로 교통 표지판을 분류하고 인식한다. 그림 5는 교통 표지판을 분석하여 도출된 색 조합의 일부를 나타낸 것이다.



Fig. 5 Example of color information classification in traffic signs

III. 실험 및 결과 분석

본 논문에서는 제안된 방법의 성능을 분석하기 위하여 Intel(R) Core(TM) i7-8700 CPU @3.20Hz와 16GB RAM이 장착된 PC상에서 Visual Studio 2019 C#으로 제안된 방법을 구현하였고 70×70 해상도를 가진 교통 표지판 영상 8개를 대상으로 전체 픽셀 중에서 30%에서 부터 70% 사이로 임의로 손상시켜 실험하였다. 실험에 적용된 교통 표지판 영상은 그림 6과 같다.



Fig. 6 Types of traffic signs applied in the experiment

교통 표지판의 손상의 정도가 적은 경우에는 퍼지 Max-Min 신경망과 제안된 방법 모두 교통 표지판을 인식하였다.

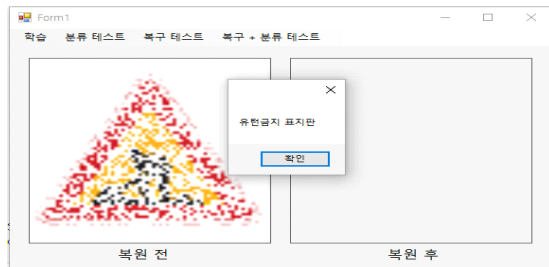


Fig. 7 Recognition failures of fuzzy Max-Min neural network



Fig. 8 Recognition success of the proposed method

그림 7과 같이 교통 표지판의 특징이 많이 손상된 영상의 경우에는 퍼지 Max-Min 신경망으로는 교통 표지판의 특징들이 정확히 분류되지 않아 잘못 인식하였지만 그림 8과 같이 제안된 방법을 적용할 경우에는 교통

표지판의 특성이 손상된 경우에 대해서 홉필드 네트워크 특징들을 복원하여 특징들을 정량화하였기 때문에 퍼지 Max-Min 신경망에서 특징들이 정확히 분류되어 교통 표지판을 정확히 인식한 경우이다.

그림 9와 같이 교통 표지판의 특징들이 많이 손상된 영상의 경우에는 제안된 방법으로도 교통 표지판을 정확히 인식할 수 없었다. 그 이유는 1차적으로 적용한 퍼지 Max-Min 신경망에서 서로 다른 교통 표지판의 특징들이 혼합되어 분류되었다. 그리고 서로 다른 특징들이 혼합된 상태로 홉필드 네트워크의 입력으로 적용되어서 교통 표지판의 특징들이 복원되지 않아 비정량적인 데이터로 존재한 상태에서 퍼지 Max-Min 신경망에 적용되었기 때문에 서로 다른 교통 표지판의 특징들이 정확히 분류되지 않았기 때문이다.



Fig. 9 Example of image classification failure applying the proposed method

표 1은 임의로 10회씩 교통 표지판을 손상하여 퍼지 Max-Min 신경망과 딥러닝 기법 중의 YOLO V5 및 제안된 방법 간의 분류 및 인식 성능을 나타내었다.

Table. 1 Traffic sign classification performance results between each method

White random damage			
Images	Fuzzy Max-Min Neural Network	YOLO	Proposed Method
caution sign	40%	90.5%	90%
regulatory sign	40%	93.6%	95%
instruction sign	67%	94.5%	94%
auxiliary sign	72%	95.6%	95%
Color random damage			
Images	Fuzzy Max-Min Neural Network	YOLO	Proposed Method
caution sign	36%	84.5%	85.1%
regulatory sign	39%	90.5%	90.7%

instruction sign	61%	91.4%	91.6%
auxiliary sign	71.4%	94.7%	95.1%

표 1에서와 같이 퍼지 Max-Min 신경망을 이용한 교통 표지판 분류 성능은 흰색 컬러로 교통 표지판을 손상한 경우에 평균적으로 54.75%로 나타났고, 다양한 컬러로 교통 표지판을 손상한 경우에 대해서는 평균적으로 51.85%의 분류 성능을 보였다. 그러나 제안된 방법에서는 흰색을 적용하여 임의로 손상한 경우에는 교통 표지판의 분류 성능이 평균적으로 93.5%로 나타났고 다양한 컬러로 교통 표지판을 손상시킨 경우에는 90.62%의 분류 성능을 보였다. 또한 딥러닝 기법 중의 YOLO V5은 흰색을 적용하여 임의로 손상한 경우에는 교통 표지판의 분류 성능이 평균적으로 93.55%로 나타났다. 다양한 컬러로 교통 표지판을 손상시킨 경우에는 YOLO V5는 90.27%의 분류 성능을 보여 교통 표지판이 다양한 컬러 형태로 훼손된 경우에는 제안된 방법보다 인식 성능 다소 낮아지는 것을 확인하였다.

IV. 결론

본 논문에서는 손상, 변형된 교통 표지판들을 효과적으로 분류 및 인식하기 위한 방법으로 홉필드 네트워크와 퍼지 Max-Min 신경망을 결합하는 방법을 제안하였다. 교통 표지판의 색의 조합을 이용하여 퍼지 Max-Min 신경망으로 4개의 클래스로 분류하고 분류된 클래스별로 홉필드 네트워크로 학습하여 하나의 가중치 행렬에 학습되는 패턴간의 중복 특성을 최소화 하였다. 그 후에 복원된 교통 표지판의 특징들을 퍼지 Max-Min 신경망에 적용하여 최종적으로 교통 표지판을 분류하고 인식 하였다.

본 논문에서는 그림 6과 같은 8개의 교통 표지판 영상 8개를 대상으로 흰색과 색체로 임의로 손상시켜 영상 당 10회씩 분류 성능을 실험하였고, 퍼지 Max-Min 신경망을 적용하여 분류한 경우보다 홉필드 네트워크를 적용하여 영상을 복원한 후에 퍼지 Max-Min 신경망으로 분류한 경우가 38.76%의 분류 성능이 개선되었다. 그리고 딥러닝 기법 중의 YOLO V5와 비교 분석한 결과, 다양한 색상으로 훼손된 표지판의 경우에는 제안된 방법이 조금 더 인식 성능이 우수한 것을 확인하였다.

YOLO의 경우에는 교통 표지판 특징이 다양한 색으로 많이 훼손되거나 손상된 경우에는 인식 성능이 저하되는 것을 확인하였고 제안된 방법보다 학습 패턴의 수를 많이 적용해야 하는 단점이 있었다.

향후 연구 과제로는 학습 과정에서 영상을 복원하는 방법으로 홉필드 네트워크를 적용하였지만 학습 영상 개수가 증가할수록 복원 성능이 낮아지는 문제점이 발생하였다. 이러한 문제점을 개선하기 위하여 퍼지 연상 메모리 기법 중에서 IFAM 알고리즘을 적용하는 방안에 대해 연구할 것이다.

ACKNOWLEDGEMENT

Following are results of a study on the "Leaders in Industry-university Cooperation 3.0" Project, supported by the Ministry of Education and National Research Foundation of Korea.

REFERENCES

- [1] B. S. Chu, "Impact of Visual Performance on Recognition of Road and Traffic Sign," *Journal of Korean Society of Transportation*, vol. 29 no. 1, pp. 48-56, Feb. 2011.
- [2] G. W. Bang, D. W. Kang, and W. H. Cho, "Traffic Sign Recognition Using Color Information and Error Back Propagation Algorithm," *The KIPS Transactions : Part D*, vol. 14-D, no. 7, pp. 809-818, Dec. 2007.
- [3] J. T. Oh, H. W. Kwak, and W. H. Kim, "Recognition of Traffic Signs using Wavelet Transform and Shape Information," *Journal of the Institute of Electronics and Information Engineers*, vol. 41, no. 5, pp. 125-134, Sep. 2004.
- [4] S. Ren, K. He, R. Girshick, and J. Sun, "Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 15, no. 6, pp. 1137-1149, Jun. 2017.
- [5] J. Dai, Y. Li, K. He, and J. Sun, "R-FCN: Object Detection via Region-based Fully Convolutional Networks," in *Proceedings of the 30th International Conference on Neural Information Processing Systems*, Barcelona, Spain, vol. 29, pp. 379-387, 2016.

- [6] W. Liu, D. Anguelov, D. Erhan, C. Szegedy, S. Reed, C. -Y. Fu, and A. C. Berg, "SSD: Single Shot MultiBox Detector," in *Proceedings of European Conference on Computer Vision(ECCV)*, Amsterdam, The Netherlands, pp. 21-37, 2016.
- [7] P. Jiang, D. Ergu, F. Liu, Y. Cai, and B. Ma, "A Review of Yolo Algorithm Developments," *Pocedia Computer Science*, vol. 199, pp. 1066-1073, 2022.
- [8] N. Upasani and H. Om, "Optimized fuzzy min-max neural network: an efficient approach for supervised outlier detection," *Neural Network World*, vol. 28, no. 4, pp. 285-303, Jan. 2018.
- [9] Y. L. Karpov, L. E. Karpov, Y. G. Smetanin, "Some Aspects of Associative Memory Construction Based on a Hopfield Network," *Programming and Computer Software*, vol. 46, pp. 305-311, Oct. 2020.



김광백(Kwang Baek Kim)

1999년 부산대학교 전자계산학과 졸업(이학박사)
1997년~2020년 : 신라대학교 컴퓨터소프트웨어공학부 교수
2021년~현재 : 신라대학교 인공지능학과 교수
1999년~2000년 : Biomedical Fuzzy Systems Association, Editor, Japan
2009년 : Journal of Digital Imaging (Springer: SCI), Guest Editor
2013년 : International Journal of Computational Vision and Robotics(SCOPUS), Guest Editor
2013년 : International Journal of Information and Communication Technology(SCOPUS), Guest Edit
2014년~현재 : Open Computer Science Journal, Editor,
2012년~현재 : 한국지능정보시스템학회 편집위원
2013년~현재 : International Journal of Intelligent Information Processing(SCOPUS), Editor
2015년 : Computational Intelligence and Neuroscience(SCIE), Lead Guest Editor
2016년~2017 : 한국정보통신학회 회장
2016년~현재 : The International Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems(SCOPUS, ESCI), Associate Editor
※ 관심분야 : 심층 신경망, 딥러닝, 기계 학습, 퍼지 논리, 의료 영상 처리, 컴퓨터비전