

# 딥러닝을 이용한 소외계층 아동의 스포츠 재활치료를 통한 정신 건강에 대한 변화

김명미\*

Variation for Mental Health of Children of Marginalized Classes  
through Exercise Therapy using Deep Learning

Myung-Mi Kim\*

요약

본 논문은 소외계층 아동의 운동학습프로그램에서 체력 활동 중 나를 잘 따른다(0-9), 마음의 결정을 내리는데 많은 시간이 걸린다(0-9), 백빠진(0-9) 등을 변수로 사용하여 '성별', '체육교실', 나이의 '상중하'를 분류하고 스포츠 재활치료를 통한 자아 탄력(ego-resiliency)과 자아 통제(self-control)의 변화를 관찰하여 정신 건강 변화를 알아본다. 이를 위해 취득한 데이터를 병합하고 Label encoder와 One-hot encoding을 사용하여 숫자의 크고 작음의 특성을 제거한 후 MLP, SVM, Dicesion tree, RNN, LSTM의 각각의 알고리즘을 적용하여 성능을 평가하기 위해 Train, Test 데이터를 75%, 25% 스플릿 한 뒤 Train 데이터로 알고리즘을 학습하고 Test 데이터로 알고리즘의 정확성을 측정한다. 측정 결과 성별에서는 LSTM, 체육 교실은 MLP와 LSTM, 나이는 SVM이 가장 우수한 결과를 보임을 확인하였다.

## ABSTRACT

This paper uses variables following as : to follow me well(0-9), it takes a lot of time to make a decision (0-9), lethargy(0-9) during physical activity in the exercise learning program of the children in the marginalized class. This paper classifies 'gender', 'physical education classroom', and 'upper, middle and lower' of age, and observe changes in ego-resiliency and self-control through sports rehabilitation therapy to find out changes in mental health. To achieve this, the data acquired was merged and the characteristics of large and small numbers were removed using the Label encoder and One-hot encoding. Then, to evaluate the performance by applying each algorithm of MLP, SVM, Dicesion tree, RNN, and LSTM, the train and test data were divided by 75% and 25%, and then the algorithm was learned with train data and the accuracy of the algorithm was measured with the Test data. As a result of the measurement, LSTM was the most effective in sex, MLP and LSTM in physical education classroom, and SVM was the most effective in age.

## 키워드

Machine learning, Support vector machine, Decision tree, Multi-perceptron, Recurent Neural Network, Long Short Term Memory,

머신 러닝, 서포트 벡터 머신, 결정 트리, 다중 퍼셉트론, 재귀 신경망, 중기 단기 기억

\* 교신저자: 경기대학교 대체의학대학원 스포츠재활 치료전공 • Received : Jul. 08, 2020, Revised : Jul. 27, 2020, Accepted : Aug. 15, 2020  
• Corresponding Author : Myung-Mi Kim  
Kyonggy University, Alternative medicine  
Email : mm0820@hanmail.net

• 접수일 : 2020. 07. 08  
• 수정완료일 : 2020. 07. 27  
• 게재확정일 : 2020. 08. 15

## I. 서 론

시대가 발전함에 따라 딥러닝의 중요성은 점점 부각되어 지고 있다. 현재 다중 사이트를 고려한 머신러닝 기반 태양광 발전량 예측 기술[1], 머신러닝을 활용한 과학 논변 구성 요소 코딩 자동화 가능성 탐색 연구[2], 다중 모달 생체신호를 이용한 딥러닝 기반 감정 분류[3] 등 많은 연구들이 진행되고 있다 [4-7].

소외계층 아동의 운동학습프로그램(그리핀체육학교)은 생활체육 활동 대상에서 소외되기 쉬운 저소득층 아동들을 대상으로 운영되고 있는 체육중심 프로그램으로 소외계층에게 폭 넓은 체육활동 참여기회를 제공하는데 프로그램의 목적이 있으며, 아동들의 체육 학습을 통하여 신체적, 심리적, 사회적 치유 의미로서의 아동의 체육학습에 도움이 필요하다.

본 논문은 소외계층 아동의 운동학습프로그램에서 체력 활동 중 나를 잘 따른다(0-9), 마음의 결정을 내리는데 많은 시간이 걸린다(0-9), 맥빠진(0-9) 등을 변수로 사용하여 '성별', '체육교실', '나이의 '상·중·하'를 분류하고 스포츠 재활치료를 통한 자아 탄력(ego-resiliency)과 자아 통제(self-control)의 변화를 관찰하여 정신 건강 변화를 알아본다. 이를 위해 소외계층 아동의 운동학습프로그램에서 취득한 데이터를 분석하고 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 학습 데이터와 테스트 데이터로 분할한다. 학습 데이터로 학습 데이터로 MLP( Multi Layer Perceptron), SVM( Support Vector Machine), 결정 트리(Decision Tree), RNN( Recurrent Neural Network), LSTM( Long Short Term Memory)을 학습하고 테스트 데이터를 이용하여 대상자의 성별, 나이, 과목, 상중하를 분류한다. 분류된 값을 분류의 성능 평가 지표인 정밀도(precision)를 이용하여 각 알고리즘의 성능을 평가한다.

## II. 연구 방법

### 2.1 연구 대상자

연구에 참여한 대상자는 대구광역시 소외계층 아동의 운동치료프로그램(그리핀 체육학교) 총 120명의 초등학생이며, 참여자 60명과 비참여자 60명이다. 체

육학교 참여자의 경우 2018년 3월- 2019년 2월까지 주 2회 2시간씩 수영(16명), 키성장비만교실(16명), 체능교실(19명) 종목에 참여하였다. 비참여자의 경우는 운동참여 유무를 판단하였다.

### 2.2 조사도구

#### (1) 자아탄력과 자아통제 척도

Block & Block[8]이 개발한 것을 구형모와 황순택[9]이 California Child Q-Set(CCQ) 문항을 기본으로 하여 전문가 평정을 통해 구성한 자아탄력과 자아통제척도를 이 연구에 맞게 수정·보완하여 사용하였다. 자아탄력척도(33문항)는 자아탄력 문항과 자아취약 문항들로 구성되며, 자아통제척도(30문항)는 과소통제 문항과 과잉통제문항들로 구성(총 57문항; 중복 6문항) 되어 있다. 각 문항은 1-9점까지(1=전혀 그렇지 않다, 9점=전적으로 그렇다)의 9점 척도로 평가하도록 되어 있다. 이 연구에서 나타난 검사지의 신뢰도계수는 자아탄력 .890, 자아취약 .870, 과소통제 .843, 과잉통제 .819로 나타나 양호함을 보였다.

#### (2) 무드상태검사지

연구대상자들의 정신건강을 검사하기 위하여 McNair, Lorr & Droppleman[10]이 개발하여 타당성이 입증되었고, 한국어 버전에서도 신뢰도가 입증된 무드상태검사지(Profile of Mood States)[11]을 사용하였다. 긴장, 우울, 울화, 활력, 피로, 혼동의 6개 하위요인, 총 58문항으로 구성되어 있으며, 각 문항은 “매우 그렇다” 4점에서 “전혀 그렇지 않다” 0점까지의 5단계 리커트 척도로 평가하도록 되어 있다. 이 연구에서 나타난 신뢰도계수는 긴장 .737, 우울 .929, 울화 .915, 활력 .746, 피로 .784, 혼동 .689로 나타나 양호함을 보였다.

#### (3) 자료처리

본 연구에서 수집된 자료는 SPSS win. 18.0K 프로그램을 이용하여 분석하였다. 연구대상자들의 일반적 특성은 빈도분석(frequency analysis)을 통하여 알아 보았으며, 측정도구의 신뢰도를 검증하기 위하여 내적 일관성신뢰계수(Cronbach's  $\alpha$ )를 이용한 신뢰도 분석을 실시하였다. 연구대상자들의 그리핀체육학교 참여 유무에 따른 자아탄력과 자아통제 및 정신건강의 차

이를 알아보기 위해 독립 t검증을 실시하였으며 모든 통계분석의 유의수준은 .05로 설정하였다.

### III. 알고리즘 이론

#### 3.1 MLP( Multi Layer Perceptron)

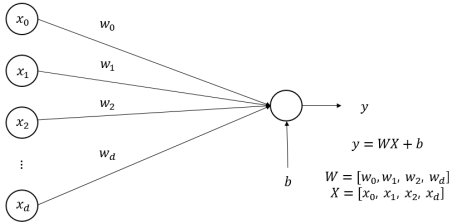


그림 1. 기본적인 퍼셉트론의 구성  
Fig. 1 Composition of basic perceptron

그림 1는 기본적인 퍼셉트론을 나타낸다. 입력이 주어진 층을 입력층(input layer)이라 하는데, 주어진 입력을 다음 층으로 전달하는 역할을 한다. 여기에서 입력값들을 식(1)로 나타낸다[12].

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_d) \quad (1)$$

입력층에서 다음 층으로 연결되는 선의 가중치는  $W_d$ 로 나타낸다. 최종적으로 출력을 계산하는 마지막 층을 출력층(output layer)이라 한다. 입력층과 출력층 사이에 있는 층은 은닉층(hidden layer)이라고 한다. 다층 퍼셉트론은 여러 개의 은닉층을 가질 수 있다. 그림 2는 2층으로 이루어진 은닉층을 구성하고 있다. 다층 퍼셉트론은 (입력, 출력) 쌍의 학습 데이터를 사용하여 학습한다. 입력이 주어질 때 어떤 값이 출력되어야 하는지에 대한 정보를 사용하여 연결선의 가중치와 편차항을 결정한다. 출력층에는 출력값에 대한 정보가 있는 반면에, 은닉층에 대해서는 값에 대한 아무런 정보가 없다. 어떤 값에 대한 정보가 없기 때문에 은닉층이라고 부른다.

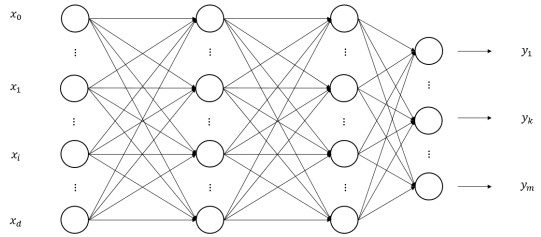


그림 2. 은닉층이 2층으로 구성된 다층 퍼셉트론  
Fig. 2 Multilayer perceptron with two layers of hidden layer

#### 3.2 SVM( Support Vector Machine)

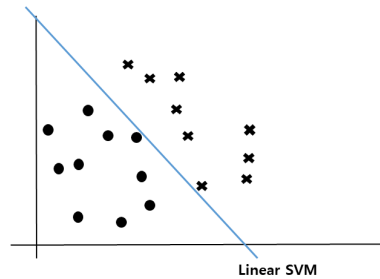


그림 3. 서포트 벡터머신  
Fig. 3 Support vector machine

서포트 벡터 머신은 1996년 바프닉 등이 제안한 분류 모델로, 여러 목록 중 어느 하나에 속한 데이터의 집합이 주어졌을 때, 주어진 데이터 집합을 바탕으로 하여 새로운 데이터가 어느 목록에 속할지 판단하는 비확률적 이진 선형 분류 모델을 만든다[13]. 그림3은 선형 SVM을 나타낸다.

#### 3.3 Decision tree

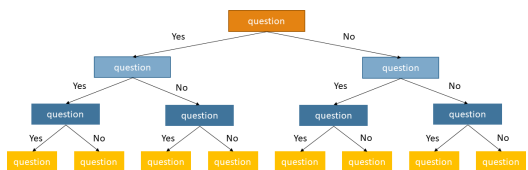


그림 4. 결정 트리의 학습 과정  
Fig. 4 Learning process of decision tree

결정 트리는 결정을 내리기 위해 사용하는 트리로, 복잡한 문제를 간단한 문제들로 이루어진 계층 구조 형태로 나누기 위한 기술이다[14]. 결정트리는 특성이 많아도 시각화가 된다는 장점이 있다. 깊어지는 정도를 깊이라고 하며 깊이가 너무 크면 과대적합이 일어날 수 있으므로 주의하여야 한다.

### 3.3 RNN(: Recurrent Neural Network)

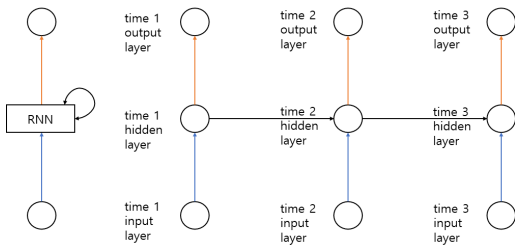


그림 5. RNN의 은닉층 적 과정  
Fig. 5 Application process of RNN's hidden layer

RNN은 뉴럴 네트워크의 구조 중 하나로, 앞뒤 순서가 존재하는 시계열 데이터에 대해 강력한 성능을 보여준다[15]. 그림 5는 RNN의 은닉층의 적용 과정을 보여준다. RNN은 뉴럴 네트워크 구조에 과거의 은닉층 출력을 현재 시간의 은닉층으로 다시 적용시키는 경로가 추가된 형태이다. RNN은 현재 시간의 결과가 다음 시간에 영향을 미치고, 이는 다시 다음 시간에 영향을 미치는 과정이 끊임없이 반복되는 형태이다.

### 3.4 LSTM(: Long Short Term Memory)

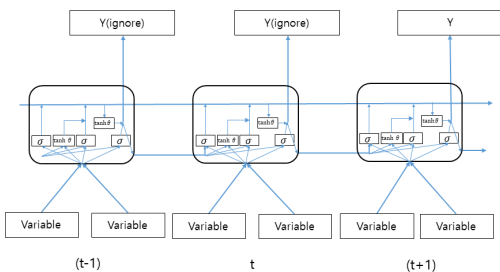


그림 6. LSTM의 은닉층 구성도  
Fig. 6 Hidden layer diagram of LSTM

LSTM은 RNN에서 파생된 알고리즘으로 전체적인 그림은 RNN 알고리즘과 같다[16]. LSTM은 그림 5의 RNN의 은닉층을 Input Gate, Output Gate, Forget Gate라는 세 가지 게이트로 구성된 Memory Block으로 대체한 구조이다[14]. 그림 6은 LSTM의 은닉층 구성도를 나타낸다.

### 3.5 Soft max

Soft max는 이진 분류인 Sigmoid 함수를 확장한 것이다. Soft max는 점수로 나온 결과를 전체 합계가 1이 되는 0과 1사이의 값으로 변경한다. Soft-max 함수의 기본 수식은 식(2)와 같다.  $y_n$ 는  $n$ 번째 출력이고  $I$ 는 분류의 개수이다.

$$y_n = \frac{e^{a_n}}{\sum_{i=1}^I e^{a_i}} \quad (2)$$

## IV. 알고리즘 구성 및 결과

데이터는 성별, 나이, 상중하, 과목이 있고 성별은 남자와 여자로 구성되어 있다. 나이는 8세부터 14세, 과목은 수영, 키 성장비만, 체능 교실로 구성되어 있다. 나를 잘 따른다(0-9), 마음의 결정을 내리는데 많은 시간이 걸린다(0-9), 맥빠진(0-9) 등을 변수로 설정하고성별, 과목 그리고 상·중·하는 문자형으로 이루어져 있기 때문에 Label-encoder를 사용하여 숫자형 데이터로 변형 하였고 나이도 마찬가지로 숫자형으로 되었지만 Label-encoder를 사용하여 변형하였다. 그림 7은 변형 전 데이터와 변형 후 데이터를 나타낸다.

		Before																					
Number	Gender	Age	Upper Middle, Lower	Class	Existence	Unexistence1	Existence	Unexistence2	1	2	3	...	106	107	108	109	110	111	112	113	114	115	
0	1	male	13	Upper	Physical Edu	Unexistence	Unexistence	5	9	7	...	4	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	1
1	2	male	13	Middle	Physical Edu	Unexistence	Unexistence	1	9	9	...	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	3	male	12	Upper	Physical Edu	Unexistence	Unexistence	5	9	9	...	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	1
3	4	male	13	Upper	Physical Edu	Unexistence	Unexistence	4	5	3	...	2	0	0	0	0	3	0	0	2	0	0	3
4	5	male	13	Upper	Physical Edu	Unexistence	Unexistence	6	9	9	...	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
		After																					
Number	Gender	Age	Upper Middle, Lower	Class	Existence	Unexistence1	Existence	Unexistence2	1	2	3	...	106	107	108	109	110	111	112	113	114	115	
0	0	5	2	0	1	1	1	4	7	6	...	4	0	0	0	0	0	0	0	4	0	1	
1	1	0	5	1	0	1	1	1	0	7	8	...	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
2	2	0	4	2	0	1	1	1	1	7	8	...	0	0	0	0	2	0	0	0	0	1	
3	3	0	5	2	0	1	1	1	3	3	2	...	2	0	0	0	3	0	0	2	0	3	
4	4	0	5	2	0	1	1	1	5	7	8	...	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	

그림 7. 변형 전 데이터와 변형 후 데이터  
Fig. 7 Before and after modulation data

### 4.1 MLP, RNN, LSTM 학습과정

뉴럴 네트워크로 이루어진 MLP, RNN, LSTM은 Label-encoder를 적용한 상태에서 데이터를 알고리즘에 학습 시키면 분류하기 위해 사용된 숫자형 값들이 숫자의 크고 작음의 특성이 작용되어 알고리즘의 성능이 떨어질 수 있다. 이러한 위험을 막기 위해 One-hot encoding을 사용하여 데이터 크기와 상관 없는 성별, 과목을 0과 1로만 구성하게 만들었다. 그림 8은 One-hot encoding을 적용한 데이터를 나타낸다. 성별과 과목의 카테고리가 성별\_0, 성별\_1, 과목\_0, 과목\_1, 과목\_2로 증가한 것을 볼 수 있다.

Gender_0	Gender_1	Class_0	Class_1	Class_2	Age_0	Age_1	Age_2	Age_3	Age_4	...	106	107	108	109	110	111	112	113	114	115		
0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	1
1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	1
3	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	3	0	0	2	0	0	3	0
4	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

그림 8. One-hot encoding을 적용한 데이터  
Fig. 8 Data with one-hot encoding

MLP, RNN, LSTM의 구성은 그림 9와 같다.

은닉층은 2층으로 구성되어 있으며 각 층은 25개의 노드로 존재한다. Dense는 출력 값의 개수를 지정하고 그다음 Soft max를 적용하여 분류를 한다. A는 MLP, RNN, LSTM이다.

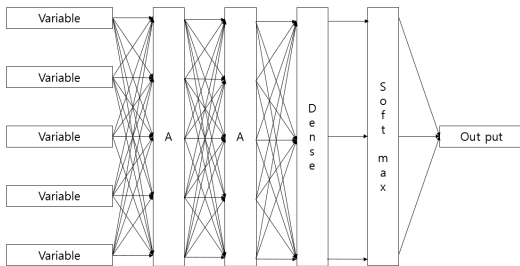


그림 9. MLP, RNN, LSTM 알고리즘의 구성도  
Fig. 9 Composition of MLP, RNN, and LSTM algorithms

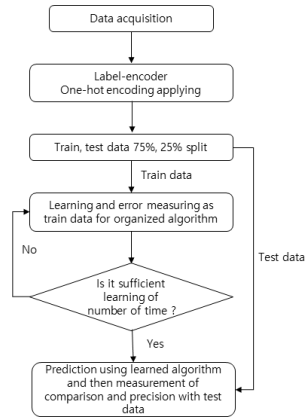


그림 10 알고리즘 순서도

Fig. 10 Flowchart of algorithm

그림 10는 알고리즘 순서도를 나타낸다. 데이터를 취득한 후 Label-encoder를 통하여 문자형 데이터를 숫자형으로 바꾼다. 또한 숫자형의 크고 작음의 특성을 없애기 위해 One-hot encoding을 성별, 과목에 적용하였다. 알고리즘을 학습하고 성능을 평가하기 위해 Train, Test 데이터를 75%, 25%로 랜덤하게 분할 하였다. 결과 값은 Soft-max 활성화 함수를 사용하였기 때문에 오차 계산은 교차 엔트로피(Cross entropy)를 사용하였다. 최적화 함수는 tensorflow에서 제공하는

'Adam' 방법을 사용하였다. Train 데이터를 이용하여 학습하고 Adam 최적화 함수를 적용하여 알고리즘을 최적화 한 뒤에 Test 데이터를 이용하여 정확도를 측정한다.

### 4.2 SVM, 결정트리 학습 과정

SVM과 결정트리 알고리즘은 분류에 최적화된 알고리즘이기 때문에 One-hot encoding 과정을 거치지 않아도 된다. 그림 11은 결정 트리의 성별을 분류할 때의 학습 과정이다. X[2]는 학습 데이터의 2번째 특성을 나타내고 samples는 데이터의 개수이고 value는 데이터 분류의 개수이다. class는 학습된 결과값이다. 첫 번째 학습 과정을 보면 학습 데이터의 2번째 특성이 0.5보다 클 때 0이 되도록 학습되었다는 뜻이다.

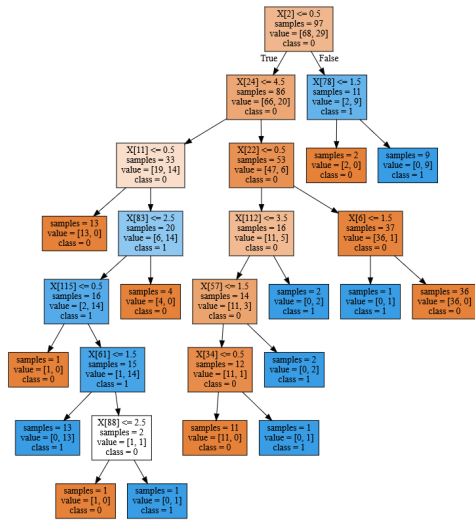


그림 11. 성별을 분류할 때 결정트리의 학습 과정  
Fig. 11 Learning process of the decision tree when classifying gender.

표 1은 학습된 알고리즘을 Test 데이터를 이용하여 식(3)을 사용하여 성능을 평가하였다.

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

여기서 TP( True Positive)는 실제 True인 정답을 True라고 예측한 값이고 FP( False Positive)는 실제

False인 값을 True라고 예측한 값이다. 표 1은 각각의 알고리즘을 사용하였을 경우 Precision을 백분율로 나타낸 것이다. 결과적으로 5가지의 알고리즘을 사용하여 분류를 하였을 때 성별, 교실, 나이, 상중하를 각각 90% 이상 분류가 가능함을 볼 수 있다.

#### IV. 결론

취득한 데이터를 데이터를 병합하고 Label encoder 와 One-hot encoding을 사용하여 숫자의 크고 작음의 특성을 제거한 후 각각의 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 Train, Test 데이터를 75%, 25% 스플릿한 뒤 Train 데이터로 알고리즘을 학습하고 Test 데이터로 알고리즘의 Precision을 측정하였다. 결과적으로 '성별', '체육교실', '상중하'는 90% 이상의 높은 정확도를 보였고 '나이'도 마찬가지로 90%에 준하는 정확도를 보였다. 본 논문은 다른 친구들이 나를 잘 따른다(0-9), 마음의 결정을 내리는데 많은 시간이 걸린다(0-9), 맥빠진(0-9)등을 변수로 사용하여 '성별', '나이', '참가종목', '심리상담'을 각각 분류 예측하였다.

표 1. 알고리즘의 성능 평가 비교  
Table 1. Comparison of performance evaluations of algorithms

Precision	Gender	Physical education room	Age	Upper, middle and lower	Average
MLP	90.9%	95.96%	21.42%	90.95%	74.81%
SVM	90.1%	93.93%	87.88%	91.94%	90.96%
Decision tree	90.09%	87.79%	87.79%	93.90%	89.89%
RNN	84.85%	91.92%	21.21%	90.91%	72.22%
LSTM	96.97%	95.96%	24.24%	90.91%	77.02%
Highest score	96.97%	95.96%	87.88%	93.90%	

## References

- [1] C. Jung, R. Jang, D. Nyang, and K. Lee, "A Study of User Behavior Recognition-Based PIN Entry Using Machine Learning Technique," *Korea Information Processing Society review, computer and communication systems*, vol. 7, no. 2, 2018, pp. 127-136.
- [2] G. Lee, H. Ha, H. Hong, and H. Kim, "Exploratory Research on Automating the Analysis of Scientific Argumentation Using Machine Learning," *J. of the Korean Association for Science Education*, vol. 38, no. 2, 2018, pp. 219-234.
- [3] J. Lee and S. Yoo, "Deep learning based emotion classification using multi modal bio-signals," *J. Korea Multimedia Society*, vol. 23, no. 2, 2020, pp. 146-154.
- [4] D. Hwang, S. Kim, and Y. Bae, "A prediction of bid price using k-nearest neighbors algorithm," *J. Korea institute of intelligent Systems*, vol. 29, no. 6, 2019, pp. 482-487.
- [5] G. Bak, H. Yoon, and Y. Bae, "Prediction of groundwater level lstm algorithm of using data-based learning," *J. Korea institute of intelligent Systems*, vol. 30, no. 2, 2020, pp. 161-166.
- [6] G. Bak and Y. Bae, "Performance comparison of machine learning in the various kind of prediction," *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 14, no. 1, 2019, pp. 169-178.
- [7] G. Bak and Y. Bae, "Groundwater level prediction using ANFIS algorithm," *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 14, no. 6, 2019, pp. 1235-1240.
- [8] J. H. Block and J. block, "The role of ego-control and ego-resiliency in the organization of behavior," In *Minnesota symposium on child psychology*, vol. 61, no. 4, 1980, pp. 315-327.
- [9] H. Koo and S. Hwang, "A validity study on ego resilience scale and ego control scale of California child Q - Set ( CCQ )," *Korean Journal Clinical Psychology*, vol. 20, no. 2, 2001, pp. 345-358.
- [10] D. McNair, M. Lorr, and L. F. Droppleman, "Profile of mood states manual (revision): educational and industrial testing service," *San Diego, CA: Educational and Industrial Testing Service*.
- [11] M. Han, "Study on the POMS's Predictability of Athletic Performances," *Korean Society of Sport Psychology*, vol. 13, no. 2, 2002, pp. 119-132.
- [12] D. W. Ruck, S. K. Rogers, M. Kabrisky, M. E. Oxley, and B. W. Suter, "The multilayer perceptron as an approximation to a bayes optimal discriminant function," *IEEE transactions on neural networks*, vol. 1. no. 4, 1990, pp. 296-298.
- [13] J. A. K. Suykens and J. Vandewalle, "Least squares support vector machine classifiers," *Neural processing letters*, 1999, pp. 293-300.
- [14] M. A. Friedl and C. E. Brodley, "Decision tree classification of land cover from remotely sensed data," *Remote sensing of environment*, vol. 61, no. 3, 1997, pp. 399-409.
- [15] T. Mikolov, S. Kombrink, L. Burget, J. Černocký, and S. Khudanpur, "Extensions of recurrent neural network language model," *IEEE, International Conference on Acoustics, speech and signal processing(ICASSP)*, Prague, Czech Republic, 2011, pp. 5528-5531.
- [16] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, "Long short-term memory," *Massachusetts institute of technology*, vol. 9, no. 8, 1997, pp. 1735-1780.

## 저자 소개



### **김명미(Myung-Mi Kim)**

1994년 계명대학교 체육대학 무용학과 (체육학사)

1996년 계명대학교 교육대학원 체육학과(교육학석사)

2005년 대구대학교대학원 체육학과(이학박사)

2002년-2009년 아시아대학교 대체요법학과 교수

2016년-경기대학교 대체의학대학원 스포츠재활치료 전공 교수

※ 관심분야 : 스포츠재활치료, 노인체육, 건강관리