

# 패션 의류 영상 분류 딥러닝

신성윤<sup>1,\*</sup> · 왕광싱<sup>2</sup> · 신광성<sup>3</sup> · 이현창<sup>3</sup>

<sup>1</sup>군산대학교 · <sup>2</sup>중국 구강대학교 · <sup>3</sup>원광대학교

## Fashion Clothing Image Classification Deep Learning

Seong-Yoon Shin<sup>1,\*</sup> · Guangxing Wang<sup>2</sup> · Kwang-Seong Shin<sup>3</sup> · Hyun-Chang Lee<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Kunsan National University · <sup>2</sup>Jiujiang University · <sup>3</sup>Wonkwang University

E-mail : s3397220@kunsan.ac.kr / wanggxrs@163.com / {waver0984, hclglory}@wku.ac.kr

### 요약

본 논문에서는 패션 의류 이미지의 빠르고 정확한 분류를 달성하기 위해 최적화된 동적 붕괴 학습률과 개선된 모델 구조를 가진 딥러닝 모델을 기반으로 하는 새로운 방법을 제안한다. Fashion-MNIST 데이터 셋에서 제안된 모델을 사용하여 실험을 수행하고 CNN, LeNet, LSTM 및 BiLSTM의 방법과 비교한다.

### ABSTRACT

In this paper, we propose a new method based on a deep learning model with an optimized dynamic decay learning rate and improved model structure to achieve fast and accurate classification of fashion clothing images. Experiments are performed using the model proposed in the Fashion-MNIST dataset and compared with methods of CNN, LeNet, LSTM and BiLSTM.

### 키워드

deep learning, fashion clothing image, Fashion-MNIST dataset, CNN, LeNet, LSTM, BiLSTM

## I. 소개

패션 의류에 AI를 적용하는 것은 흥미로운 연구 분야입니다. 예를 들어, 딥러닝(DL)을 사용하여 패션 의류 재료, 의류 이미지 인식 및 분류를 인식하고 감지합니다[1,2]. 패션 의류는 항상 사람들이 삶의 취향을 추구하는 데 필수적인 부분이었습니다. 전자 상거래의 성장과 급속한 발전, 네트워크는 패션 의류 이미지로 가득합니다. 이 이미지에서 가장 트렌디하고 혁신적인 옷을 찾는 방법은 바로 인공지능이 해결해야 하는 문제입니다.

## II. AI 방법론

캐스케이드를 통해 입력에서 출력까지 완전히 연결된 퍼셉트론인 인공 신경망(ANN)을 기반으로 하는 DL 모델입니다. 그림 1은 ANN 구조를 보여줍니다.

식에서 (1),  $x_0, x_1, \dots, x_m$ 은 입력 벡터의 성분이고,  $w_{0j}, w_{1j}, \dots, w_{mj}$ 는 신경 유닛의 각 시냅스의 가중치,  $b_j$ 는 바이어스 항,  $f(x)$ 는 일반적으로 비선형 함수인 전달 함수이고,  $y_j$ 는 뉴런 출력입니다.

식 (1) 뉴런의 단일 레이어의 수학적 표현을 나타냅니다. 여러 개의 뉴런으로 구성된 다층 신경망의 수학적 표현은 식 (2)에서 보여준다.

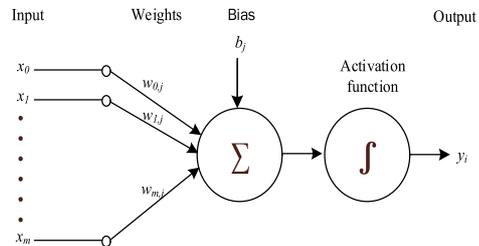


Fig. 1. The unit of Artificial Neural Network.

\* corresponding author

$$y_j = f\left(\sum_{i,j=0}^{m-1} w_{i,j}x_i + b_j\right) \quad (1)$$

$$y_j^k = f\left(\sum_{i,j=0}^{m-1} w_{i,j}^k x_i^{k-1} + b_j^k\right) \quad (2)$$

### III. 학습률 최적화 방법

학습률은 신경망 훈련 및 학습 능력이며 신경망에서 조정하기 가장 까다로운 전역 매개변수이다. 학습률이 너무 크게 설정되면 모델 학습의 손실률이 진동하거나 수렴하지 않을 수도 있다. 학습률을 너무 작게 설정하면 훈련 과정이 크게 늘어난다. 일반적으로 학습률은 신경망 모델에서 0.1부터 시작하여 0.01, 0.001과 같이 기하급수적으로 감소한다. 학습률은 단계 크기라고도 한다. 즉, 역전파 알

고리즘  $\eta: w^n \leftarrow w^n - \eta \frac{\partial L}{\partial W^n}$ 에서  $\eta$ 이다.

표 1은 우리가 제안한 학습률 최적화 알고리즘의 의사 코드를 나타낸다.

Table 1. The pseudo-code of optimization algorithm for dynamic learning rate

Algorithm: Optimized Dynamic Learning Rate	
<b>Require:</b>	Initial learning rate $\alpha_0$ , and the total iterations $global\_step$
<b>Require:</b>	Initialize parameter, decay rate $\rho$ , hyper-parameter $d$ ,
1:	Initialize accumulation variables $E[g^2]_i = E[\Delta\alpha^2]_{i=0}$
2:	<b>For</b> $t = 1, 2, \dots, global\_step$ <b>do</b>
3:	Accumulate Gradient: $E[g^2]_i = \rho E[g^2]_{i-1} + (1-\rho)g_i^2$
4:	Computer Update: $\Delta\alpha = RMS[\Delta\alpha]_i / RMS[g]_i \cdot g_i$
5:	Accumulate update: $E[\Delta\alpha^2]_i = \rho E[\Delta\alpha^2]_{i-1} + (1-\rho)\Delta\alpha_i^2$
6:	Computer learning rate: $\alpha_i = \alpha_{i-1} * e^{d_i * global\_step}$
7:	Learning rate update: $\alpha_{i+1} = \alpha_i + \Delta\alpha_i$
8:	<b>End For</b>

### IV. 실험

이 절에서는 실험 방법과 결과를 자세히 소개하고 실험 결과를 분석하고 논의한다.

Fashion-MNIST는 Zalando의 기사 이미지 데이터 세트이다. 이 데이터 세트에는 60,000개의 예제로 구성된 훈련 세트와 10,000개의 예제로 구성된 테스트 세트가 포함되어 있다. 각 예는 10개의 레이블 범주와 연결된 28x28 회색조 이미지이다. 또한, 카테고리별 데이터 예시의 수가 고르게 분포되어 있다. 실험에서는 훈련 데이터 셋을 2:8의 비율로 나누어 훈련 48,000개, 모델 검증을 위한 12,000개

데이터로 나누어 각 데이터 유형을 무작위로 선택하였다. 테스트 세트에서 모델을 평가하여 예측 결과를 얻는다. 또한 훈련 데이터와 검증 데이터를 먼저 정규화 하였다.

표 2는 개선된 모델의 상세한 실험 결과를 나타낸다.

Table 2. Detailed prediction results of models on the test set (Pre: precision, Rec: recall, F1: f1-score. The number of test samples in each category is 1000.)

Category	CNN			LeNet			LSTM			BiLSTM			Ours		
	Pre	Rec	F1	Pre	Rec	F1	Pre	Rec	F1	Pre	Rec	F1	Pre	Rec	F1
T-shirt/top	0.86	0.80	0.83	0.88	0.74	0.80	0.80	0.82	0.81	0.85	0.79	0.82	0.88	0.88	0.88
Trouser	0.98	0.98	0.98	0.99	0.97	0.98	0.99	0.96	0.98	0.99	0.97	0.98	0.99	0.99	0.99
Pullover	0.85	0.77	0.80	0.76	0.86	0.81	0.77	0.80	0.79	0.78	0.79	0.78	0.91	0.86	0.88
Dress	0.92	0.89	0.90	0.89	0.88	0.88	0.82	0.92	0.87	0.87	0.88	0.88	0.93	0.95	0.94
Coat	0.82	0.87	0.84	0.81	0.79	0.80	0.80	0.75	0.77	0.77	0.84	0.80	0.87	0.89	0.88
Sandal	0.96	0.95	0.96	0.99	0.92	0.95	0.98	0.96	0.97	0.97	0.94	0.95	0.99	0.98	0.98
Shirt	0.69	0.78	0.73	0.67	0.70	0.68	0.67	0.62	0.65	0.71	0.66	0.68	0.78	0.80	0.79
Sneaker	0.95	0.93	0.94	0.92	0.96	0.94	0.92	0.98	0.95	0.91	0.96	0.94	0.96	0.97	0.96
Bag	0.96	0.98	0.97	0.96	0.97	0.96	0.97	0.97	0.97	0.95	0.97	0.96	0.99	0.99	0.99
Ankle	0.93	0.97	0.95	0.94	0.97	0.95	0.98	0.95	0.96	0.96	0.95	0.95	0.98	0.97	0.97
Boot	0.93	0.97	0.95	0.94	0.97	0.95	0.98	0.95	0.96	0.96	0.95	0.95	0.98	0.97	0.97
avg/total	0.89	0.89	0.89	0.88	0.88	0.88	0.87	0.87	0.87	0.87	0.87	0.87	0.93	0.93	0.93

### V. 결론

본 논문에서는 학습률과 모델 구조의 최적화에 초점을 맞춘 DL 기반 패션 의류 이미지 인식 및 분류를 위한 새로운 방법을 제안하였다. 훈련의 배치 크기에 따라 모델의 학습률을 동적으로 조정한다. convolution과 pooling 레이어의 조합 모듈을 설정함으로써 우리 모델은 이미지의 유용한 특징을 추출하는 뛰어난 능력을 가지고 있다.

### References

[1] S. Thewsuan and K. Horio, "Texture-Based Features for Clothing Classification via Graph-Based Representation," *Journal of Signal Processing*, pp. 299-305, 2018. DOI:10.2299/jsp.22.299.

[2] R. Li, F. Feng, I. Ahmad, and X. Wang, "Retrieving real world clothing images via multi-weight deep convolutional neural networks," *Cluster Computing*, Vol. 22, Supplement 3, pp. 7123-7134, 2019. DOI: 10.1007/s10586-017-1052-8.