# Cost의 변화율에 기반한 학습 종료

전영태, 김진혁, 이기훈, 이채원, 유숙현, 권희용

안양대학교 컴퓨터공학과 e-mail: hykwon@anyang.ac.kr

# Termination of Learning Based on Gradient of Cost

YoungTae Jeon, JinHyeok Kim, GiHun Lee, ChaeWon Lee, Suk Hyun Yu, Hee Yong Kwon
Dept of Computer Eng., Anyang University

요 약

인공신경망 모델의 학습시 학습 종료 기준은 모델의 성능에 큰 영향을 미친다, 기존의 Cost 또는 Epoch 기준의 종료 조건은 예측 문제에 있어 학습 및 평가 데이터에 따라 일관된 성능을 보장 할 수 없는 문제가 있다. 본 연구에서는 모델별로 서로 다른 최적의 학습 종료 시기를 Cost의 변화율을 이용하여 찾는 방법을 제안한다. 제안 된 방법은 기존의 방법에 비해 성능의 저하 없이 다수의 데이터 셑에 대해 일관된 성능을 보장한다.

### 1. 서론

인공신경망을 이용한 미세먼지 예보시스템의 경우 한 개의 네트워크만을 이용하는 것이 아닌 10개의 네트워크를 통합하여 당일, 내일, 모레의 예보를 진행한다. 이때, 시스템의 학습 진행 시 학습을 종료하는 방법에는 일반적으로 epoch를 이용한 방법과 validation set을 이용하는 방법이 있다.

전자의 학습 종료 방법의 경우 각 네트워크별로 학습에 필요한 epoch를 구하는 것이 어려우며, validation set을 이용하는 경우에는 validation set에 결과가 fitting되는 문제점이 발생한다. 본 논문에서는 위 두 가지 방법이 아닌학습 시 발생하는 cost의 delta값을 이용한 학습종료 방법을 연구하였다.

#### 2. 실험 개요

기존 네트워크 학습 진행시 일반적으로 여러 개의 네트워크를 학습하게 될 시 각 네트워크별 최적 epoch의 경우그림 1과 같이 각각의 차이를 보이게 된다. 그림 1의 T는 예보에 필요한 각 시간대를 의미한다.

< T별 학습 종료 EPOCH>

T	EPOCH	
T06	22000	
T07	8000	
T08	12000	
T09	27000	
T10	9000	
T11	10000	
T12	24000	
T13	17000	
T14	17000	
T15	28000	

그림 1 시간대별 학습 종료 epoch

동일 epoch를 기준으로 학습을 진행할 경우 다음과 같은 문제가 발생하는데, 먼저 미세먼지 예보의 경우 각 시간대의 해당하는 날짜의 네트워크들을 ensemble하여 그림 2와 같이 당일(D0), 내일(D1), 내일모레(D2)에 대하여 예보를 하게 된다. 이때, 각 날짜별로 최적 성능이 나오는 epoch가 다르기 때문에 동일 epoch를 이용한 학습종료를 이용할 시 과도한 학습으로 인한 overfitting문제의 발생으로 실제 예보 시 저농도를 고농도로 판단하는 fArm의 값이 상승하게 되는 문제점과 같이 예보성능에 악영향을 끼치게 된다.

< Day별 학습 종료 EPOCH>

Day	EPOCH	Accuracy	POD	fArm
D0	16000	81.6	82.1	233
D1	16000	73.8	72.2	38.1
D2	16000	67.2	21.1	20
DO	17000	81.9	82.1	23.3
D1	17000	72.6	77.8	364
D2	17000	71.7	579	21.4
DO	18000	813	82.1	23.3
D1	18000	72	77.8	39.1
D2	18000	68.7	57.9	47.6
DO	19000	813	82.1	23.3
D1	19000	70.8	778	46.2
DZ	19000	69	68.4	43.5
DO	20000	81	82.1	25.8
D1	200000	71.1	77.8	46.2
D2	20000	69	68.4	43.5
D0	21000	80.1	78.6	29
D1	21000	729	77.8	46.2
D2	21000	68.7	68.4	43.5
DO	22000	79.5	78.6	33.3
D1	22000	74.4	77.8	41.7
D2	22000	67.8	63.2	45.5
DO	23000	79.5	78.6	33.3
D1	230000	75	72.2	35
D2	23000	68.1	63.2	47.8

그림 2 날짜별 학습 종료 epoch

이때, cost의 delta값을 이용하여 학습을 진행할 시 각각 의 네트워크 별로 최적의 epoch에 맞춰 학습을 종료하기 때문에 과도한 학습으로 인해 생기는 overfitting 현상을 억제할 수 있으며, 학습 데이터의 변화가 이루어지게 되더라도 변화된 데이터에 맞춰 delta값을 통해 해당 데이터에 적합한 학습 종료가 가능하기 때문에 데이터의 변화에 크게 구애받지 않으며, 또한 일반적으로 학습을 진행할 때모든 epoch를 학습 할 경우 상당한 시간이 소비되지만 delta값에 의한 학습 종료를 진행할 경우 모든 epoch를 수행 하는 것에 비해 속도가 향상 될 수 있다.

그림 2의 Accuracy의 경우 적중률을 의미하며, 실제 측정값이 좋음일 때, 인공지능 예보가 좋음으로 정확히 맞춘비율을 의미하고, POD의 경우 감지확률을 의미하며, 측정값이 고농도일 때, 인공지능 예보의 경우 역시 고농도로 (나쁨을 나쁨 혹은 매우 나쁨으로 판단) 판단한 하는 비율을 의미한다. 마지막으로 fArm의 경우 거짓 경보율로서실제 측정값은 저농도 이지만 인공지능 예보의 경우 고농도로 예보한 경우이다.

# 3. 연구 내용과 방법

본 논문에서 사용된 방법의 경우 그림 3와 같이 cost를 일정 epoch별로 cost값을 저장한 후 이전 epoch의 cost와 현재 epoch의 차이 즉, delta값을 구한다. 이후 이 delta값이 크게 떨어지는 지점, 즉 cost의 낙차가 발생하는 지점을 찾아 낙차발생 flag를 On시켜준 다음 delta 값이 일정값 이하로 떨어지는 지점을 찾은 후 학습을 종료 한다.

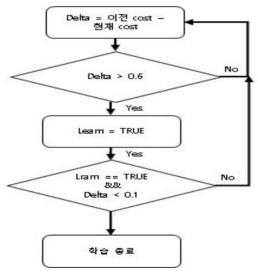


그림 3 학습 종료 알고리즘

그림 4의 그래프를 보게 되면 7천번 epoch 이전에 한번 낙차가 발생한 이후 평평한 cost를 유지하다가 21000직후에 큰 낙차가 발생하는 모습을 볼 수 있다. cost의 낙차가 그림4와 같이 두 번 발생할 경우를 대비하여 delta값을 5천번 epoch이후에 계산하며, 두 번째 낙차가 발생하고, 평평한 지점인 빨간 원 지점을 찾아 학습을 종료 하게 된다.



그림 4 학습 종료 지점

# 4. 실험 및 결론

실험의 경우 2015년 01월 01일부터 2016년 12월 31일의미세먼지 데이터를 학습 한 후, 2018년 01월01일부터 2018년 12월 31일까지의 실험 결과 표 1과 같이 D0에서는 Accuracy 1퍼센트, fArm 3퍼센트 향상 정도의 큰 효과는 없었으나, D1의 경우 fArm이 4퍼센트나 떨어지는 모습이보이고, D2의 경우 실제 체감 오염률에 해당되는 POD의경우 6퍼센트 fArm 2퍼센트가 향상되는 모습을 보인다.

전반적으로 fArm의 경우 감소하는 모습으로 보아 기대한 만큼 큰 효과는 아니지만 overfitting발생을 억제하는 모습을 보이고 있고, D2에 대하여 예보성능 향상이 이루어진 모습을 볼 수 있다.

	Accuracy	POD	fArm
epoch_D0	81	82	26
epoch_D1	71	78	46
epoch_D2	69	68	44
cost_D0	82	82	23
cost_D1	72	78	42
cost_D2	69	74	42

표 1 epoch 및 cost기준 학습 결과(%)

Accuracy와 POD의 경우 퍼센트가 높을수록 좋으며, fArm의 경우 낮을수록 좋다.

# 참고문헌

- [1] Ian G. McKendry: 'Evaluation of Artificial Neural Networks for Fine Particulate Pollution (PM10 and PM2.5) Forecasting', Journal. of Air & Waste Management Association, Sep., 2002.
- [2] J.L.McClelland, D.E.Rumelhart, Parallel Distributed Processing, Vol 1: Foundations, Cambridge, MA, MIT Press, 1986.