

# 탄소중립적 데이터 센터 운영을 위한 LSTM기반 서버 관리 모델

마상균<sup>1</sup>, 박재현<sup>1</sup>, 서영석<sup>1</sup>

<sup>1</sup>영남대학교 컴퓨터공학과

wodon326@yu.ac.kr, kat3160@yu.ac.kr, ysseo@yu.ac.kr

## LSTM-based server management model for carbon-neutral data center operation

Sang-Gyun Ma<sup>1</sup>, Jaehyun Park<sup>1</sup>, Yeong-Seok Seo<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Dept. of Computer Science, Yeungnam University

### 요 약

최근 데이터 활용이 중요해지고 있는 시대인 만큼 데이터센터의 중요도도 높아지고 있다. 하지만 데이터센터는 24시간 가동되는 막대한 전력을 소모하는 시설이기 때문에 환경적, 경제적 측면에서 문제가 되고 있다. 최근 딥러닝 기법들을 사용하여 데이터센터나 서버에서 사용되는 전력을 줄이거나, 트래픽을 예측하는 연구들이 다양한 관점에서 이루어지고 있다. 그러나 서버에서 처리되는 트래픽 데이터양은 변칙적이며 이는 서버를 관리하기 어렵게 만든다. 또한, 가변적으로 서버를 관리하는 기법에 대한 연구들이 여전히 많이 요구되어지고 있다. 따라서 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 시계열 데이터 예측에 강세를 보이는 장단기 기억 신경망(Long-Term Short Memory, LSTM)을 기반으로 한 가변적인 서버 관리 기법을 제안한다. 제안된 모델을 통해 현업환경에서 이전보다 안정적이고 효율적으로 서버를 관리할 수 있게 되며, 서버에서 사용되는 전력을 보다 효과적으로 줄일 수 있게 된다. 제안된 모델의 검증을 위해 위키 피디아(WikiPedia) 서버의 트래픽 데이터양을 수집한 뒤 실험을 수행하였다. 실험 결과 본 논문에서 제안된 모델이 유의미한 성능을 보이며, 서버 관리를 안정적이고 효율적으로 수행할 수 있음을 보여주었다.

### 1. 서론

최근 데이터 사용량이 급증하고 있어 이러한 수요에 대응하여 대규모 데이터 센터가 많아지고 있다. 하지만 이러한 데이터 센터에는 수많은 서버, 저장장치, 냉방장치 등으로 인해 엄청난 양의 전력을 사용하고 있으며, 데이터 센터 특성상 24시간 동안 계속 작동하고 있어야 하므로 전력 사용량이 많다.

데이터 센터에서 전기 소비가 많아짐에 따라 온실가스도 급격하게 증가되고 있다 [1]. 현재 세계에서는 지구온난화를 막기 위해 온실가스를 줄여 탄소중립을 실현하는 방안을 마련하고 있다. 탄소중립은 인간의 활동에 의한 온실가스 배출을 최대한 줄이고, 남은 온실가스는 산림으로 탄소를 흡수, 제거한 뒤 산소를 재생산하여 실질적인 배출량을 0(Zero)으로 만든다는 개념이다. 이러한 탄소중립을 실현하기 위해서는 데이터 센터의 전기사용량 감축방안이 필수적이다.

데이터센터의 전기사용량을 줄이기 위해 서버에서 사용되는 전기를 줄이려는 다양한 연구들이 진행되었다. 시스템의 부하 수준에 따라서 일부 서버들

에게 부하를 집중시킨 후 나머지 서버는 꺼버리거나 소비전력의 추이를 통해 소비전력이 가장 작은 서버를 선택하여 끄는 등 데이터센터의 에너지를 절감하기 위한 다양한 관점에서의 연구들이 있다 [2-3]. 그러나 서버에서 처리되는 트래픽 데이터양은 변칙적이며, 이는 서버 관리하기 어렵게 만든다. 또한, 가변적으로 서버를 관리하는 기법에 대한 연구들이 여전히 많이 요구되어지고 있다.

따라서 본 논문에서는 데이터 센터에서 사용되는 에너지를 절약하기 위해 서버 전원을 제어하기 위한 딥러닝 기반 트래픽 예측 모델을 제안하고자 한다. 제안된 모델은 시계열 데이터 예측에 강세를 보이는 LSTM 기반 학습 모델을 사용한다. 또한 학습 및 성능 평가를 위해 Wikipedia의 트래픽 데이터 셋을 수집하였다. 제안된 모델을 사용하여 정확하게 트래픽 데이터양을 예측할 수 있게 되면 트래픽 데이터양이 작은 서버의 작업을 남는 서버로 옮기고 해당 서버의 전원을 끌 수 있게 된다. 이렇게 정확한 학습을 기반으로 서버 전원을 제어하면 보다 효과적으

로 서버의 전력을 제어할 수 있게 되고 서버에서 사용되는 에너지를 절감하여 탄소중립에 한 걸음 더 나아갈 수 있을 것이다.

이하, 1장 서론에 이어 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 본 논문과 관련된 연구를 기술한다. 3장에서는 본 논문에 대한 전반적인 접근을 설명한다. 다음 4장에서는 실험 설계 및 실험 결과에 관해 서술한다. 마지막으로 5장에서는 본 논문의 결과를 요약하며 결론 및 향후 연구를 기술한다.

## 2. 관련 연구

본 장에서는 LSTM을 통한 시계열 예측과 에너지 절약을 위한 서버 제어 관련 선행 연구들에 대해 소개한다. 딥러닝 모델을 통한 네트워크 트래픽 예측, 서버에서 데이터 배치 및 전원관리, 동적 서버 전원 모드 제어 등의 연구들이 제안되었다 [3-4].

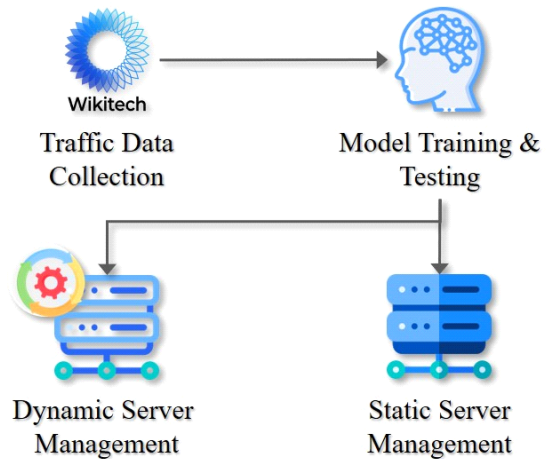
### 2.1. 에너지 절약을 위한 서버 제어

김호연의 연구[3]에서는 서버 소비 전력 이력을 통해 가까운 장래에 서버 소비 전력이 증가할 것인지를 예측한 뒤, 서버의 가동 여부를 제어하여 에너지 소모량을 줄이는 방법을 제안했다. 일정시간동안 각 서버에서 소비전력 데이터를 수집한 뒤 이를 통해 총 소비 전력의 평균과 과거 소비 전력의 평균을 비교하여 이전보다 증가했으면 이후에 증가할 것이라고 예측했다. 제안된 연구는 동일한 성능을 유지하면서 에너지 소모량이 기존 대비 29% 줄어든 것을 증명하였다.

### 2.2. 시계열 예측 모델 기반 네트워크 관리

장용준의 연구[4]에서는 기존 ARIMA 모델에서 계절적 성분을 추가한 Seasonal AutoRegressive Integrated Moving Average (SARIMA) 모델, LSTM 모델, 그리고 CNN 모델을 사용한 네트워크 트래픽 예측 모델을 제안했다. 제안된 모델은 기존 모델보다 향상된 네트워크 트래픽 예측 성능을 보였으며, 효율적인 네트워크 트래픽 관리에 기여했다. 또한, LSTM과 CNN-LSTM 하이브리드 모델이 SARIMA 모델보다 더 높은 정확도(precision)를 보였으며, 11% 감소된 오차율을 보인다는 것을 증명하였다.

서버의 에너지 소모량을 감소시키기 위해 다양한 연구들이 진행되고 있지만, 가변적으로 서버를 관리하는 기법에 대한 연구는 여전히 도전적인 이슈이다. 본 논문에서는 딥러닝 기반 트래픽 예측 모델을 통한 상황에 따른 가변적 서버 관리에 초점을 맞춘다.



(그림 1) Overall approach of the proposed method

## 3. 접근 방법

그림 1은 제안된 논문에 대한 접근법을 나타낸 그림이다. 먼저, 딥러닝 학습을 위해 Wikipedia의 트래픽 데이터 셋을 수집한다. 다음, 수집된 데이터를 통해 LSTM 모델을 학습하며, 학습된 모델로 미래의 트래픽 데이터양을 예측한다. 일반적으로 CPU 사용률이 60~70% 사이일 때 Quality of Service (QoS)가 보장된다 [3]. 따라서 QoS 보장과 함께 CPU 사용률을 높여 가동되는 서버의 수를 줄이기 위해 예측된 값에 보정치 1.5를 곱한다. 보정치를 곱한 값에 실제 트래픽 데이터양을 뺀 값을 수식 (1)과 같이 서버 여유 자원이라고 하며, 최솟값, 최댓값, 평균값을 통해 서버 관리 모델을 검증한다. 예를 들어 음수 상태의 서버 여유 자원 값은 트래픽을 처리의 실패와 서버 다운의 발생으로 간주한다. 제안된 모델은 실제 값과 예측된 값의 차이를 비교해야 하므로 R-squared( $R^2$ ) Score를 평가지표로 사용한다. 또한, QoS를 보장하기 위해 예측된 트래픽 데이터양에서 보정치를  $1.5(1/1.5=66.7\%)$ 으로 곱한 방식뿐만 아니라 서버 상황에 따라 보정치를 1.4~1.8 사이의 값을 가변적으로 변화시켜가며 검증하였다.

$$S_{free}(T) = c * Predicted(T) - Real(T) \quad (1)$$

S: 서버 여유자원, c: 보정치, T: 트래픽 데이터양

### 3.1. 서버 상황에 따른 가변적 제어

본 장에서는 서버 상황에 따라 보정치를 가변적으로 제어하는 방식을 제안한다. 보정치의 초기값은 1.5로 설정한다. 만약 서버 여유 자원이 1GB 이상이면 보정치에서 0.001을 빼며, 이후 연속으로 서버 여유 자원이 1GB 이상이면 0.001에 2를 반복해서 곱

한 후 뻥다. 반대로 서버 여유 자원이 1GB 미만이면 보정치에서 0.001을 더하며, 이후 연속으로 서버 여유 자원이 1GB 이상이면 0.001에 2를 반복해서 곱한 후 더한다.

보정치를 고정적인 값인 1.5로 정하는 것이 아닌 서버 상황에 따라 1.4~1.8 사이의 값으로 가변적으로 조절하면 트래픽 데이터양이 급증할 때 더 안정적으로 서버를 관리할 수 있다. 반대로 트래픽 데이터양이 급감할 때 더 효율적으로 서버를 관리하여 에너지 소모량 감소를 기대할 수 있다.

### 3.2. 서버 여유 자원의 최소, 최대, 평균을 통한 모델 검증

본 장에서는 예측 모델을 통해 나온 값을 가공한 결과인 서버 여유 자원의 최소, 최대, 평균에 대해 서술한다. 이 결과는 본 실험의 평가지표로 사용된다.

#### 3.2.1. 서버 여유 자원의 최솟값

서버 여유 자원의 최솟값이 낮을수록 모든 트래픽 데이터양을 안정적으로 처리할 만큼 충분한 용량을 가지지 못했으며, 서버 다운에 가까워지기 때문에 서버를 안정적으로 관리하지 않았다고 판단한다. 예를 들어 서버 여유 자원의 최솟값이 0.1GB라고 가정한다. 이는 실제 트래픽 데이터양이 조금만 더 높았다면 서버다운이 되었기에 안정적으로 관리되지 않음을 의미한다. 반대로 높을수록 안정적으로 관리했다고 판단한다. 실숫값을 가지며 그 값이 클수록 더 높은 서버 관리 성능을 의미한다.

#### 3.2.2. 서버 여유 자원들의 최댓값, 평균값

서버 여유 자원의 최댓값과 평균값이 높을수록 용량의 낭비가 심했으며, 서버를 효율적으로 관리하지 않았다고 판단한다. 예를 들어 서버가 안정적으로 돌아가는 서버 여유 자원의 평균값이 1GB이고 모델에서 서버 여유 자원의 최댓값과 평균이 3GB, 2GB라고 가정한다. 이는 서버가 관리되는 동안 그 차이만큼 낭비가 되고 있기 때문에 효율적으로 관리되지 않았다고 본다. 반대로 낮을수록 효율적으로 관리했다고 판단한다. 서버 여유 자원의 최솟값과 동일하게 실숫값을 가지며 그 값이 작을수록 더 높은 서버 관리 성능을 의미한다.

최종적으로 서버 여유 자원의 최솟값은 높을수록, 서버 여유 자원의 최댓값과 평균이 낮을수록 서버 관리 성능이 효율적인 것으로 판단한다.

### 3.3. 가변적인 보정치 범위

표 1에서 볼 수 있듯이 보정치의 최솟값을 1.3으로 설정했을 때는 서버 여유 자원의 최솟값이 매우 낮다. 반대로 1.5로 설정했을 때는 서버 여유 자원의 최솟값이 상승해 서버를 안정적으로 관리할 수 있지만, 서버 여유 자원의 평균값과 최댓값이 상승해 서버 관리가 비효율적으로 이루어진다. 따라서 1.3과 1.5의 평균인 1.4를 실험에서 사용할 보정치의 최솟값으로 설정했다.

<표 1> 여러 가변적인 보정치 범위들의 결과

		서버 여유 자원		
		평균값	최댓값	최솟값
보 정 치 범 위	1.3~2	0.9709GB	2.6440GB	0.1597GB
	1.4~2	1.1340GB	2.8906GB	0.3942GB
	1.5~2	1.3377GB	3.3319GB	0.5172GB
	1.4~1.9	1.1188GB	2.8906GB	0.3942GB
	1.4~1.8	1.1003GB	2.8906GB	0.3942GB
	1.4~1.7	1.0782GB	2.8906GB	0.3562GB

보정치의 최댓값을 2에서 1.8로 줄였을 때 서버 여유 자원의 최솟값에는 거의 차이가 없으며 서버 여유 자원의 평균값은 줄어드는 추세이다. 또한, 보정치의 최댓값을 1.7로 줄였을 때 서버 여유 자원의 평균값과 최솟값이 함께 비슷한 양만큼 줄었다. 그러나 서버를 안정적으로 관리하는 것이 우선이기 때문에 실험에서 사용할 보정치의 최댓값을 1.8로 설정했다.

## 4. 실험

### 4.1. 실험 설계

본 논문은 실험을 위해 Wikitech에서 Wikipedia의 트래픽 데이터를 수집한다. 2021년 11월 24일부터 2021년 12월 4일까지 4분 간격의 10일간 데이터인 3,600개 데이터를 train set으로 사용하였으며, 이 데이터의 2달 후인 2022년 2월 2일부터 2022년 2월 22일까지 4분 간격의 20일간 데이터인 7,200개 데이터 test set으로 사용하였다.

### 4.2. 실험 결과

Test set을 활용하여 3.2장에서 서술된 평가지표 측면과  $R^2$  score 측면에서 정리한 결과는 표 2과 같다.  $R^2$  Score 측면에서는 표 2의 두 결과는 동일한 모델에서 나온 결과에 대해 진행한 내용이다.  $R^2$  Score가 0.9972라는 의미는 제안된 모델이 실제 값에 대해 99.72% 적합하다는 의미이다. 따라서 제안된

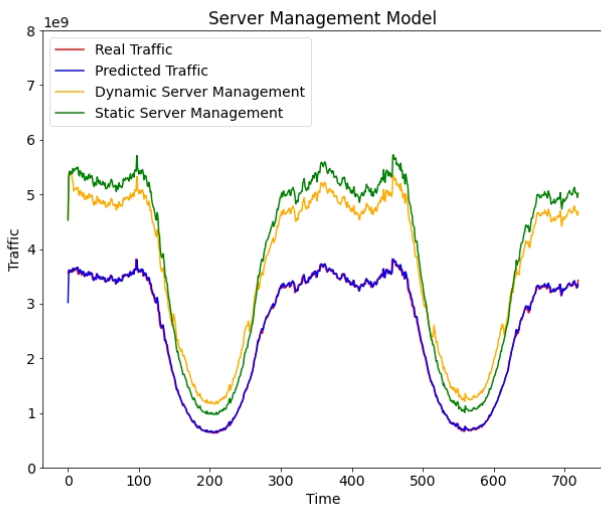
방식이 실제 트래픽 데이터를 높은 수준으로 예측함으로써 서버 관리에 적합한 모델이 됨을 알 수 있다.

<표 2> 실험 결과 요약

	고정 보정치	가변 보정치	증감률
R <sup>2</sup> score	0.9972	0.9972	
서버 여유 자원 평균값	1.2213GB	1.1003GB	-9.91%
서버 여유 자원 최댓값	3.3319GB	2.8906GB	-13.2%
서버 여유 자원 최솟값	0.1726GB	0.3942GB	+128.4%

3.2장에서 서술된 평가지표 측면에서는 서버 여유 자원의 평균값과 최댓값에 대해 보정치를 가변적으로 바꾸었을 때가 보정치를 고정적으로 사용했을 때 대비 약 12% 감소하는 결과를 보였다. 또한, 서버 여유 자원의 최솟값에 대해 보정치를 가변적으로 바꾸었을 때가 보정치를 고정적으로 사용했을 때 0.1726에서 0.3942으로 약 2배 증가하는 결과를 보였다.

그림 2와 같이 트래픽 데이터양이 적을 때와 트래픽 데이터양이 급증할 때 보정치를 고정적으로 두었을 경우보다 가변적으로 두었을 경우에 서버 여유 자원이 더 많은 것을 볼 수 있다. 또한 트래픽 데이터양이 많을 때와 트래픽 데이터양이 급감할 때 보정치를 가변적으로 두었을 경우에 서버 여유자원이 더 적은 것을 볼 수 있다. 이는 보정치를 가변적으로 바꾸며 서버를 관리했을 때가 더 안정적이고 효율적으로 서버를 관리됨을 의미한다.



(그림 2) 실험 결과 그래프

본 실험을 통해 내린 결론은 다음과 같다. 보정치를 고정적인 값으로 설정한 뒤 LSTM 기반 트래픽 데이터양 예측 모델을 사용하며 서버를 관리했을 때가 LSTM 기반 트래픽 예측 모델을 사용하지 않았을 때 보다 서버를 효율적으로 관리한다. 또한, 보정치를 가변적으로 바꾸며 서버를 관리했을 때가 보

정치를 고정적인 값으로 설정해 관리했을 때 보다 향상된 서버 관리 성능을 보임을 3.2장의 평가지표를 통해 알 수 있다. 또한, 트래픽 예측 성능이 높은 수준이며 서버관리에 사용되기 적합한 모델임을 R<sup>2</sup> Score 평가지표를 통해 알 수 있다.

### 5. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 효율적인 서버 관리를 위해 LSTM 기반 트래픽 예측 모델을 제안했다. 모델 검증에 위해 Wikitech에서 실제 Wikipedia의 트래픽 데이터양을 수집했으며, 객관적인 실험과 검증을 위해 R<sup>2</sup> Score와 3.2장에서 서술된 평가지표를 사용했다. LSTM 기반 트래픽 예측 모델은 R<sup>2</sup> Score가 0.9972라는 결과를 보였으며, 보정치를 고정적으로 두었을 때 서버를 원활하게 관리하는 모습을 볼 수 있었다. 그러나 보정치를 서버 상황에 따라 가변적으로 바꾸었을 때는 고정적으로 두었을 때보다 서버 여유 자원들의 평균값과 최댓값이 약 12% 낮아졌고 서버 여유 자원들의 최솟값은 약 2배 증가하는 모습을 볼 수 있었다. 제안된 모델은 두 평가 지표를 통해 유의미한 성능임을 보여주었으며, 서버 관리를 안정적이고 효율적으로 수행함을 보여주었다. 본 논문을 통해 현업환경에서 이전보다 서버를 더 효율적으로 관리할 수 있으며, 궁극적으로 에너지 소모량을 감소해 탄소중립에 기여할 것으로 기대된다.

본 실험에서는 트래픽 데이터만 사용했으나 서버 네트워크는 다양한 요인들로부터 영향을 받는다. 따라서, 향후에는 이 다양한 요인들을 분석한 후 딥러닝 모델에 적용하는 방식으로 연구를 발전시켜 나갈 계획이다.

### Acknowledgement

본 논문은 2022년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(No. NRF-2020R111A3073313) (Corresponding author: Yeong-Seok Seo)

### 참고문헌

[1] Dennis B. "Estimating a data center's electrical carbon footprint", Schneider Electric White Paper Library, pp.14-22, 2011.  
 [2] 이경진, 김은삼 "멀티미디어 서버에서 에너지 절약을 위한 데이터 배치 및 전원 관리", 한국디지털콘텐츠학회 논문지, Vol.19, No.1, pp.43-49, 2018.  
 [3] 김호연, 함지환, 곽후근, 권희웅, 김영중, 정규식 "서버 클러스터 환경에서 에너지 절약 위한 동적 서버 전원 모드 제어", 정보처리학회논문지 C, Vol.19, No.2, pp.135-144, 2012.  
 [4] 장용준 "시계열 예측 모델을 이용한 네트워크 트래픽 발생량 예측", pp.1-56, 2022. 접속일자 2022.04.07, <https://repository.hanyang.ac.kr/handle/20.500.11754/168385>