# Hybrid CNN-LSTM 알고리즘을 활용한 도시철도 내 피플 카운팅 연구

최지혜

연세대학교 컴퓨터정보통신공학부 (toddlf58@yonsei.ac.kr)

이찬호

연세대학교 컴퓨터정보통신공학부 (*Ich931112@naver.com*)

이정희

연세대학교 대학원 전산학과 (smartbio@naver.com)

김민승

연세대학교 컴퓨터정보통신공학부 (kms903@yonsei.ac.kr)

최정환

연세대학교 컴퓨터정보통신공학부 (vkdlxi3562@naver.com)

성태응

연세대학교 컴퓨터정보통신공학부 (tesung@yonsei.ac.kr)

산업혁신의 흐름에 발맞추어 다양한 분야에서 활용되고 있는 IoT 기술은 빅데이터의 접목을 통한 새로운 비즈니스 모델의 창출 및 사용자 친화적 서비스 제공의 핵심적인 요소로 부각되고 있다. 사물인터넷이 적용된 디바이스에서 누적된 데이터는 사용자 환경 및 패턴 분석을 통해 맞춤형 지능 시스템을 제공해줄 수 있어 편의기반 스마트 시스템 구축에 다방면으로 활용되고 있다. 최근에는 이를 공공영역 혁신에 확대 적용하여 CCTV를 활용한 교통·범죄 문제 해결 등 스마트시티, 스마트 교통 등에 활용하고 있다. 그러나 이미지 데이터를 활용하는 기존 연구에서는 개인에 대한 사생활 침해 문제 및 非일반적 상황에서 객체 감지 성능이 저하되는 한계가 있다.

본 연구에 활용된 IoT 디바이스 기반의 센서 데이터는 개인에 대한 식별이 불필요해 사생활 이슈로부터 자유로운 데이터로, 불특정 다수를 위한 지능형 공공서비스 구축에 효과적으로 활용될 수 있다. 대다수의 국민들이 일상적으로 활용하는 도시철도에서의 지능형 보행자 트래킹 시스템에 IoT 기반의 적외선 센서 디바이스를 활용하고자 하였으며 센서로부터 측정된 온도 데이터를 실시간 송출하고, CNN-LSTM(Convolutional Neural Network-Long Short Term Memory) 알고리즘을 활용하여 구간 내 보행 인원의 수를 예측하고자 하였다. 실험 결과 MLP(Multi-Layer Perceptron) 및 LSTM(Long Short-Term Memory), RNN-LSTM(Recurrent Neural Network-Long Short Term Memory)에 비해 제안한 CNN-LSTM 하이브리드 모형이 가장 우수한 예측성능을 보임을 확인하였다. 본 논문에서 제안한 디바이스 및 모델을 활용하여 그간 개인정보와 관련된 법적 문제로 인해 서비스 제공이 미흡했던 대중교통 내 실시간 모니터링 및 혼잡도 기반의 위기상황 대응 서비스 등 종합적 메트로 서비스를 제공할 수 있을 것으로 기대된다.

주제어 : 딥러닝, 피플 카운팅, 메트로 서비스 CNN-LSTM, 사물인터넷(IoT), 빅데이터, 센서, 스마트시티

원고유형: 일반논문 교신저자: 성태응

# 1. 서론

# 1.1 사물인터넷의 도래와 빅데이터

최근 신산업 시대의 도래에 발맞추어 사물인 터넷(Internet of Thing, IoT) 기술의 적용 및 신규 누적된 빅데이터(Big-Data)에 대한 활용 방안은 산업혁신 및 고도화의 핵심 기술로 부각되고 있 다(Y.Mehmood et al., 2017).

사물인터넷은 무선통신기법의 발달과 함께 유무선 네트워크를 활용하여 사람과 사물 및 사물과 사물 간 상호작용이 가능한 지능적 시스템을 지칭한다(Pyo, 2014). 이러한 사물인터넷 서비스는 인간과 기기 간 편리한 소통·교감하는 가교역할을 뛰어넘어, 스마트 디바이스의 확산과 더불어 새로운 유형의 빅데이터 환경을 유발하고 있다. 기기를 통해 수집된 센서 데이터에 대한분석 및 활용은 기업의 사업 다각화 및 고도화에 있어 새로운 통찰을 제시한다는 점에서 산업혁신의 중요한 원천으로 여겨지고 있다(Jung et al., 2014).

사물인터넷이 적용된 디바이스에서는 일반적으로 기기에 내장된 물리적 센서를 통해 기기 및 환경에 대한 정보를 검출하고 있다. 누적된 빅데이터는 주로 온도 및 습도, 모션, 영상 등으로 구성되어 있으며 사용자 환경 및 패턴 분석을 통한지능형 시스템 고도화에 활용 가능성이 높다 (Kim et al., 2012).

이러한 사물인터넷 기반 센서 기술 및 빅데이 터의 활용은 사용자 편의 기반의 스마트 시스템 구축에 다방면으로 활용되고 있는데, 최근에는 가정 및 개인을 위한 지능형 서비스에의 적용을 넘어서 범국민을 대상으로 적용 가능한 스마트 시티로의 활용으로 그 범위가 확대되고 있다.

# 1.2 메트로 서비스의 개념과 제도적 한계

메트로 서비스는 지하철을 이용하는 시민에게 제공되는 치안 예방 및 사고 예방에 해당하는 안 정성의 측면, 지하철 종합 서비스 이용 시 쾌적함에 해당하는 편리성의 측면이 있다. 이와 더불어, 고객의 목소리를 수렴하여 개선 사항들을 수시로 실제 서비스에 반영하는 등 최종적으로 메트로 서비스의 목적은 이용률 제고 및 탑승객 만족도 향상, 각종 범죄와 사고로부터의 예방에 있다.

현재 국내에 도입된 사용자 필요에 따른 서비 스는 스마트 주차 서비스와 같이 기존 활용 중인 자가용 활용성 증대 기반의 서비스가 대부분이 며, 이는 시민들로 하여금 자가용 이용 빈도의 상승을 유발, 스마트시티 등 대다수 국가들이 추 구하고자 하는 자연 친화적 도시 설계와는 다소 동떨어진 결과를 초래하고 있다. 기존의 교통 서 비스들이 메트로 대비 자가용으로 초점이 맞춰 진 이유는 도심 내 교통체계의 수준진단에 대한 평가체계의 미흡 및 서비스 추진체계 설정의 어 려움, 시민 체감형 교통서비스 선정을 위한 의견 수렴의 부재, 개인정보 및 사생활 이슈와 같은 법·제도 등 규제로 인한 한계 등 서비스 시행을 위해 해결해야 할 문제가 다수 존재하기 때문이 다 (Kim et al., 2019). 또한 Top-Down 방식의 서 비스 선정체계는 실제로 대다수의 국민들은 지 하철과 같은 대중교통을 주로 이용함에도 불구 하고, 제도적 측면과 고객 필요 사이의 간극이 좁혀지지 않고 있는 실정이다.

#### 1.3 대중교통에서의 문제 인식

서울시의 '2017년 대중교통 이용현황'에 따르면 일일 평균 대중교통 이용객은 약 1,050만 명으로 추산되며 그 중 지하철은 약 798만 명이 이

용하고 있다.

대다수의 시민이 일상적으로 이용하고 있는 지하철은 기존 자가용에 대한 교통서비스 대비 승객의 쾌적한 이용환경 및 사고 등 비상상황 발 생에 대한 대비책 마련이 다소 미비한 상황이다.

지하철은 개인용 모빌리티와는 달리 여러 사람이 동시에 활용하여 운송수단 내 혼잡도가 발생할 수 있다. 주로 혼잡도가 증가하는 출·퇴근시간대의 경우, 좌석 부족 등으로 인한 승객의불편함을 유발할 수 있는 소지가 다분하며, 성범죄 및 무임승차 등 각종 범죄의 발생빈도가 증가할 수 있다(Lee at al., 2011).

지하철 내 시민 편의의 위해요소로 지적되는 혼잡도와 관련된 모니터링은 통신데이터 및 교통카드자료 등을 활용하거나(Park at al., 2010; Lee at al., 2015). CCTV 영상에서의 객체 인식과 같은 컴퓨터 비전(Computer Vision)을 통해 수행되고 있다(Kim at al., 2009). 그러나 이러한 방식의 측정모형은 각각의 데이터 확보 및 규합이 즉각적으로 이루어질 수 없으며 개인정보 유출 등보안상의 이슈가 발생할 여지가 높아 실시간 모니터링 서비스에 활용되기에는 적합하지 않다.

따라서 시민의 편의성 제고를 위한 메트로 서비스 (Metro Service) 구축 시, 혼잡도 판단을 위한 명확한 탑승인원 계수는 반드시 선행되어야하며 실시간 서비스를 위한 데이터 확보의 용이성 및 보안에 대한 안정성 등을 종합적으로 고려할 필요가 있다.

#### 1.4 관련 선행연구

현재 메트로 서비스는 개인정보와 관련된 법· 제도적 규제 및 시행체계의 설정 미흡 등으로 인 해 구체화가 되지 못하고 있으며, 관련 연구 또 한 미진한 상황이다. 본 연구의 목적과 유사한 트래킹 및 인원 계수 또한 이와 함께 한정적 방식으로 연구가 진행되고 있다.

트래킹 및 인원 계수(People Counting)에 대한 연구는 이미지 기반의 보행자 검출 및 계수를 위한 컴퓨터 비전(Computer Vision)이 주로 활용되고 있다. 이미지 기반의 보행자 검출은 CCTV 등의 실시간 영상 이미지를 통해 객체 추출을 수행하고, 계수가 필요한 사람을 별도 구분(Human Segmentation) 하여 검출해내는 방식으로 대부분의 연구는 객체의 검출 성능을 높이는 방식으로 연구가 진행되고 있다(E.Zhang et al., 2007; H.Fu et al., 2012; A.B.Chan et al., 2008; J.C.Silveira Jacques Jr. et al., 2010; H Xu et al., 2010).

E.Zhang et al.(2007)은 RGB 이미지에서의 동시통행인원을 가우시안 모델 기반의 그룹 트래킹을 통해 검출 및 계수할 수 있음을 보여주었으며 약 95%의 계수 성능을 확인하였다. H.Fu et al.(2012)는 RGB-D 데이터를 활용한 인원 계수방식을 제안하였으며, Convex hull segmentation을 활용하여 혼잡 상황에서의 이미지를 통한 인원 계수 가능성을 제시하였다. A.B.Chan et al.(2008)은 기존 Human segmentation에서의 edge detecting을 활용한 인원 계수 대신 특징 히스토그램을 활용하여 노이즈로 인한 검출 성능 저하를 최소화할 수 있는 모델을 제안하였다. 또한기존의 고정된 환경에 대한 학습 기반 모델과는 달리, 뷰포인트(Viewpoint)에 영향을 받지 않는계수 방식을 통해 모델의 실용성을 제고하였다.

이와 같이 컴퓨터 비전에서의 카메라 방식은 사람의 이미지가 저장되므로 사생활 침해 가능 성이 있고, 기상·주간·주야간 여부에 따라 정확 도가 떨어지는 문제점이 다수 확인되며, 우천 시 성능이 저하되는 등 해당 기술을 산업에 즉각 적 용하기에는 다소 한계가 있을 것이라 여겨진다. 이러한 한계점을 극복하고자 최근의 연구에서 는 이미지가 아닌 레이더 등의 일반 센서 데이터 를 활용한 연구가 진행되고 있는데(Jin He et al., 2014; S.Depatla et al., 2015; Y.Yuan et al., 2013), Jin He et al.(2014)은 레이더에서 검출된 데이터 를 활용하여 일반적 환경에서의 레이더와 보행 상황에서의 데이터를 구분, 주파수의 특성을 반 영하여 두 상황간 주파수 패턴의 차이를 SVR (Support Vector Regression)에 학습시켜 인원 계 수가 가능함을 확인하였다. S.Depatla et al.(2015) 는 대부분의 도심에 설치되어 있는 Wi-Fi를 활용 하여 신호 강도에 대한 군중의 영향력을 수학적 으로 특성화한 후, Kullback-Libler divergence를 활용하여 범위 내 인원을 계수하였다. Y.Yuan et al.(2013)은 무선 센서 네트워크(Wireless Sensor Network, WSN)를 활용, 신체 등 기타 물체로 인 한 RF(Radio Frequency) 신호의 교란 및 패턴 변 화를 바탕으로 수집된 RSS(Radio Signal Strength) 를 머신러닝 기반의 K-means 알고리즘에 적용하 여 군중 혼잡도를 측정하였다.

본 연구에서는 보행 인원 계수에 신규 적용되고 있는 센서 데이터에 대한 딥러닝 알고리즘의 적용을 기반으로 도시철도 내 보행인원의 수를 예측하는 것을 연구의 목표로 설정하였다. 따라서 추후 기술된 본 연구의 단계 중 적절한 학습 데이터의 선정, 적절한 예측 알고리즘의 구축은 본 연구의 목표를 달성하기 위해 가장 중요한 부분이라 할 수 있다.

학습에 활용된 센서 데이터는 기존 선행연구에서 활용한 영상 및 이미지 데이터와는 달리 보행자 개인의 사생활 이슈로부터 다소 자유로울수 있는 데이터이며, 최근 확대된 IoT 디바이스의 보급 활성화로 인해 실시간 수집 및 분석에의

용이성이 확보되었다. 또한 선행연구에서 밝혀 진 바와 같이 기상상황에 따른 감지정확도 변화 가 없으며, 어떠한 상황에서도 객체를 안정적으 로 감지할 수 있다는 장점이 있다.

또한 실시간 수집되는 센서 데이터의 시계적 특성을 고려하여 시계열(Time-Series)분석 및 예 측에 적합한 모형을 활용하고자 하였다. 시계열 분석 및 패턴 추출에서는 이미 성능이 입증되었 으나 센서 디바이스를 활용한 보행인원 계수 분 야에서 상대적으로 연구가 미진한 하이브리드 인공신경망 알고리즘(CNN-LSTM)을 본 연구에 활용하였다.

본 논문의 이후 부분은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 본 연구에 활용된 센서에 대한 설명 및 검출 환경에 대해 기술한다. 이후 3장에서는 검출된 센서 데이터의 분석에 대한 용이성 제고를 위한 전처리 방안을 기술하며, 본 연구에 활용된 CNN-LSTM 알고리즘의 구성에 대해 언급한다. 4장에서는 전처리 된 센서 데이터 및 CNN-LSTM을 활용한 보행 인원 계수 모델의 성능을 확인하며, 타 알고리즘과의 성능 비교를 통해 모델의 적정성을 검증한다. 마지막 5장에서는 본 연구의 기여와 한계점, 향후 연구 방향을 제시한다.

# 2. 데이터 수집 및 환경설정

## 2.1 센서 설명

데이터 수집에 활용한 IoT 디바이스에서의 센서는 4x4 배열의 16개 구역을 측정하는 Infrared thermal array sensor를 사용하였다.

활용된 센서의 선정 기준은 서비스 보급에서

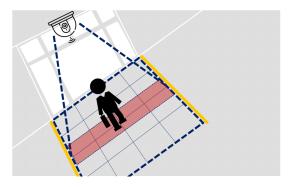
의 효율성을 고려하여 최소 비용으로도 지하철 역사 내 일반적 환경 및 인간의 체온을 감지할 수 있으며. 분석의 용이성 확보를 위해 초 단위 이하 간격(Term)으로 측정이 가능한 IR sensor를 활용하였다. 해당 센서는 열감지의 범위를 0~50℃로 최소화하여 타 기기 대비 최소 비용으로 효과적 서비스 추진이 가능하게 하였다. 또한 물체의 원적외선(far-infrared ray)을 지속적으로 수집하여 정지한 사람의 신호 또한 감지할 수 있으며, 노이 즈에 강한 센서를 사용하여 환경 변화에 민감하지 않은 정확한 온도 측정이 가능하게 하였다.

# 2.2 데이터 측정

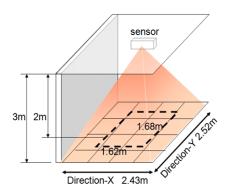
센서는 유동 인구가 많이 발생하는 실제 지하철 출입구 천장 상단부에 설치하였다. 제안하는 적외선 센서의 측정 환경은 Figure 2와 같이, 통행 인원의 신장을 고려하여 바닥에서부터 약 3m 높이에 설치하였으며 출입구의 크기를 반영, 가로 2.43m, 세로 2.52m 영역을 감지한다. 해당 센서는 감지 영역에 출입한 객체에 대한 움직임 및온도 변화를 초당 5회 측정한다. 사람이 존재하지 않는 경우를 기준(Background) 온도로 설정한후, 보행자가 적외선 센서의 영역에 진입하였을때 기준온도 간의 차이를 검출한다. 상기의 과정을 통해 총 6,620개의 온도 데이터를 수집, 분석에 활용하였다.

통행 인원 계수는 상기 Figure 1과 같이 온도데이터를 4 x 4 행렬로 보고 2번째 행에서 3번째 행 사이의 가상의 선을 그려 해당 선을 지나갔을 경우를 지나간 것으로 가정하였다. 구체적으로 보행자가 위쪽으로 들어와서 아래쪽으로 나가고 아래쪽으로 들어와서 위쪽으로 나가는 방향, 즉수직 방향으로 지나가는 경우를 통행인원으로

가정하고 계수하였다. 일시적으로 측정 영역에 들어와서 들어온 방향으로 되돌아가는 경우는 통행인원으로 계수하지 않았다.



(Figure 1) Proposed Sensor Personnel Counting Model(Example)



(Figure 2) Measurement Environment

# 3. 사용된 모델

# 3.1 전처리

데이터는 IR 센서를 통해 기록되었으며, 이렇게 측정된 온도 데이터는 최소 27.2℃에서 최대 31.2℃로 확인되었다.

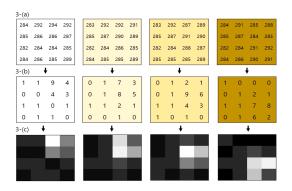
본 연구에서는 제안된 딥러닝(Deep Learning)

알고리즘에 대한 입력 데이터를 구축하기 위하여 정규화(Normalization)를 수행하였다. 정규화 방식은 아래 수식과 같이 서로 다른 16개 영역의 기준값  $\alpha_j$ 을 설정하고, 보행자의 진입이 판단된 경우 해당 영역의 온도와 기준값과의 차이를 계산하여 온도 변화가 발생하였는지를 판단하였다. 이때 영역의 온도는 실제 측정된 값 대비 10을 곱하여 데이터의 영역별 차이에 대한 특성은 그대로 반영하되, 차이에 대한 규모의 크기를 10배 증가 시켜 영역별 온도에 대한 차이를 더욱 민감하게 반영하도록 하였다.

$$x^{'_{i,j}} = (x_{i,j} - \alpha_j)$$

이를 통해 인간의 움직임이 발생했을 때의 레이더 감지 영역 내 움직임만을 분석에 활용할 수 있도록 하였다. 기준값은 온도의 변화가 없는 안정된 상태를 파악하여 변화가 없는 데이터가 일정 이상 유지가 되는 경우, 이에 대한 평균을 기준값으로 지정하였다. 기준값은 환경적 요소에 따른 변화가 존재하므로, 추후 서비스 구축 시적용 환경에 따라 값을 변경할 필요가 있다. 이렇게 정규화된 데이터는 Figure 3의 3-(b)와 같이 최소 0에서 최대 26 사이의 숫자로 표현되며, 주변 환경 변화요소를 제거하여 보행자의 움직임을 극명하게 표현할 수 있다.

Figure 3의 3-(c)와 같이, 측정된 온도 데이터를 이용하여 흑백 이미지로 변환한다. 최종적으로 이미지 학습에 특화되어 있는 CNN 모델의특징을 고려, 정규화 후 데이터를 4X4 이미지로 재조정하였다. 이때 검출 구간별 온도 차이를 보다 단순하면서도 극명하게 표현하기 위해 0~255 픽셀로 표현되는 1-Channel의 Gray scale 이미지로 변환하여 분석에 활용하였다.



(Figure 3) Normalization process for utilizing training data(example)

#### 3.2 모델 설명

본 논문에서는 이미지 분류에서 뛰어난 성능을 보이는 CNN과 시계열 데이터 분석에 적합한 LSTM을 결합한 CNN-LSTM을 사용하였다. 이는 적외선 온도 데이터에서 지역적인 특징을 추출하는데 효과적인 CNN에 장기 시계열 (Long-term Time Series) 데이터에서 발생할 수 있는 Gradient Descent 현상을 예방할 수 있게 해주는 LSTM을 연결하여 시계열 데이터 학습에 적합하도록 구성하였다.

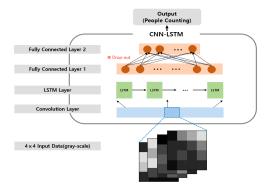
CNN은 이미지를 처리하는 것에 특화되어 패턴을 식별하는데 대표적인 알고리즘이다.

Convolution Layer를 통해 특징을 추출하고자 하는 이미지의 특정 픽셀과 근접 픽셀과의 관계 를 파악하며, Pooling Layer를 통해 추출한 특성 중 의미 있는 값을 Feature로 결정한다. 마지막 층에 Fully Connected Layer를 연결하여 해당 Input 값이 어느 Class에 속하는지를 Softmax Function을 통해 도출한다.

LSTM(Long Short-Term Memory)이란 시계열 데이터의 예측 성능에 강점을 보이는 딥러닝 알 고리즘이다. LSTM은 기존 RNN 알고리즘의 장 기 의존성(Long-Term Dependency)문제를 해결해 주면서 과거의 이벤트를 통해 미래 결과에 영향 을 가질 수 있는 순환구조로 구축되며 번역, 문 자, 음성 인식 등 다양한 분야에서 각광받고 있다.

LSTM에서 핵심적인 개념은 셀 스테이트(The Cell State)와 세 종류의 게이트이다. 셀 스테이트 는 컨베이어 벨트와 같이 전체를 관통하여 연결 되기 때문에 정보를 계속적으로 다음 단계에 전 달할 수 있게 해준다. LSTM은 여기에 게이트 (Gate)란 요소를 활용하여 정보를 더하거나 제거 한다. '포켓 게이트(Forget Gate)'는 셀 스테이트 에서 어떤 정보를 버릴지 선택해준다. 이때 게이 트의 출력값이 1이면 "유지", 0이면 "제거"를 의 미한다. '인풋 게이트(Input Gate)'는 현재 정보를 업데이트할지 결정하는 역할을 한다. 모형은 이 러한 두 게이트를 통해 이전 셀 스테이트를 얼마 나 버릴지, 지금 입력과 이전 출력으로 얻어진 값을 얼마나 셀 스테이트에 반영할지 결정한다. 최종적으로 '아웃풋 게이트(Output Gate)'는 얻어 진 셀 스테이트를 어느 정도 반영할지 결정하여 원하는 값만 결과로 반영한다.

제안한 CNN-LSTM 하이브리드 모형의 흐름 도는 다음의 Figure 4와 같다. 본 연구에서는 딥



(Figure 4) Flowchart of the proposed CNN-LSTM hybrid model

러닝 기반 알고리즘인 CNN과 LSTM을 직렬·병합하여 특정 구간에서의 보행인원 수를 예측하고자 하였다.

# 4. 실험 및 결과

본 연구의 실험은 실제 지하철 출입구에서 수집된 온도 데이터를 활용하여 제안한 딥러닝 방법론에 적용하였다. 모든 딥러닝 과정은 Backend로 Tensorflow 패키지를 사용하는 Keras 라이브러리를 이용하였다. 또한 모형의 성능 비교를 위해 다중 퍼셉트론(MLP), RNN 등 기존에 널리사용되는 몇 가지 접근 방식을 고려하였다.

모형의 성능 확인을 위해 활용된 오차율(ER) 의 식은 다음과 같이 정의하였다(Yang et al., 2017).

$$ER = |\frac{G_T - P_C}{G_T}|$$

이때  $G_T$ 는 실제 데이터의 사람 수를 의미하고,  $P_C$ 는 예측값을 의미한다.

다음의 Table 1은 피플 카운팅(인원 계수)을 위해 제안한 신경망의 네트워크 구성 모듈을 설 명한다.

첫 번째로 Grayscale된 4x4 Image를 CNN에 넣어 1차원 형태의 특징 벡터(Feature Vector)를 추출한다. 활용된 이미지의 Scale을 고려하여 Convolution 연산은 한 번만 수행하였으며, Filter의 크기 또한 작게 설정하였다. 입력 데이터의 공간적인 특징이 반영된 벡터를 시계(Time-term) 순서대로 LSTM에 넣어 온도의 변화를 학습시키다.

(Table	1)	Model	Structur	_
V Laune	1/	MODEL	SHUGHU	┖

type	filter size/ stride	input size	output size
convolution	2x2/2	4x4x1	3x3x64
max_pool	2x2/1	3x3x64	2x2x64
LSTM	LSTM(32)		32
LSTM	LSTM(32)		32
fully connected	flatten(64)		64
Dropout(0.4)			
fully connected	flatten(1)		1

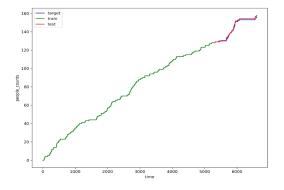
FCN은 64개의 노드로 구성된 한 개의 층으로 쌓았으며, 과적합(Over-Fitting)을 방지하기 위해 마지막 층에 40%의 Dropout을 적용하였다. 제안된 모델은 64 Batch 크기로 총 100번 (100 Epochs) 학습하였다. 학습률(Learning Rate)은 데이터의 규모를 고려하여 0.01로 설정하였으며, 실제로 입구를 지나는 사람과 알고리즘의 예측 값을 비교하여 성능 평가를 하였다.

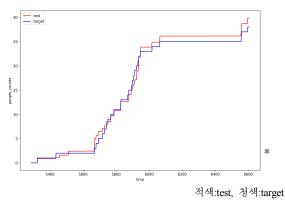
Figure 5에서는 제안된 알고리즘의 성능 검증에 사용된 테스트 데이터에 대한 누적값을 그래프로 보여준다. x축은 시계를 의미하고, v축은

계수된 사람 수를 의미한다. 왼쪽 그래프는 전체 데이터에 대한 누적값이며, 오른쪽 그래프는 테 스트 데이터를 활용했을 때의 예측값과 실제값 의 비교 그림이다. 두 그래프 모두 실제 데이터 와 매우 유사하게 계수하는 것을 확인할 수 있다.

먼저, 본 논문에서 사용한 전처리 작업의 적합성을 확인하기 위해 전처리를 적용하지 않은 원데이터를 사용한 알고리즘의 오차율을 측정하였다. 다음의 Table 2는 동일 데이터를 대상으로 각50개와 100개의 뉴런으로 구성된 3층의 MLP 네트워크 및 CNN, LSTM, RNN-LSTM을 활용하여얻은 오차율을 나타낸다. 모든 알고리즘의 하이퍼 파라미터(Hyper -Parameter)는 최적의 성능을내는 값으로 조정하였다. 구체적으로는 네트워크의 각 단계에서 최적 개수를 16~128개의 범위에서 선택하고, 레이어의 개수는 1~4개의 범위에서 선택하였다.

Table 2의 각 모델 간 오차율 비교를 살펴보면, MLP 네트워크의 경우 오차율이 약 4,135%로 학습이 전혀 되지 않은 모습을 보였다. 이에 반해 RNN- LSTM 모델에서 가장 높은 성능을 보였는데, 이는 데이터의 시계적인 특성이 반영된 결과로 판단된다.





(Figure 5) Performance comparison between actual and predicted values

(Table 2) Comparison for Error Rates without Data Preprocessing

Method	error rate(%)	
MLP	4,135.2564%	
LSTM	12.82051%	
RNN-LSTM	7.771538%	
(Proposed)CNN-LSTM	8.35035%	

최종적으로 정규화를 한 데이터에 대해 MLP, LSTM, RNN-LSTM 모델과 비교, 검증하였다. Table 3에서 보이듯이 타 모델 대비 본 연구에서 제안한 CNN-LSTM의 성능이 가장 우수한 것을 확인하였다. 이는 앞서 언급한 바와 같이 CNN에서의 온도 변화에 대한 공간적 특성을 더 국소적으로 포착할 수 있는 특성이 LSTM의 학습에 효율적으로 반영된 결과라 할 수 있다. 또한 모든 네트워크에서 원 데이터를 사용한 결과에 비해오차율이 눈에 띄게 낮아진 것을 비교하여 본 논문의 전처리 작업이 적절했다고 판단할 수 있다.

(Table 3) Comparison for Error Rates with Data Preprocessing

Method	error rate(%)	
MLP	14.7430%	
LSTM	5.1282%	
RNN-LSTM	4.3741%	
(Proposed)CNN-LSTM	2.5641%	

# 5. 결론

신산업시대의 도래에 발맞추어 고속 성장한 IoT 기반의 서비스들은 수많은 종류의 데이터를 생산·누적시키고 있다. 생산된 빅데이터의 활용 방안은 산업 전반의 효율화를 촉진하고 있으며 다양한 서비스 모델의 구축 및 실행을 통해 새로 운 비즈니스 모델을 창출해내고 있다.

본 연구에서는 다수 국민들이 활용하는 지하 철에서의 빅데이터를 활용한 메트로 서비스 제 공 방안에 주안점을 두었다. IoT 디바이스 기반 의 적외선 센서 정보를 통해 실시간 통행 인원에 대한 예측을 수행, 역사 및 출입구 내 혼잡성을 확인하여 효율적 메트로 서비스 체계 구축에 이 바지하고자 하였다. 또한 빅데이터의 실용화 방 안에서 두각을 나타내고 있는 인공신경망 모델 을 예측에 각각 적용, 성능 비교를 수행하였다. 그 결과, 입력변수의 공간적 특성 및 시계열 데 이터에 대한 패턴 분석을 동시에 수행할 수 있는 CNN-LSTM 모형에서의 오차율이 약 2.6%로 가 장 낮은 것을 확인하였으며, 전반적으로 두 가지 이상의 모형을 혼합 활용한 Hybrid Model이 센 서 데이터에 대해 우수한 예측 성능을 나타냄을 확인하였다.

본 연구는 1개의 지하철 출입구를 분석대상으로 선정, 적외선 IoT 디바이스를 설치하여 데이터를 수집하였으며, 단기간 수집된 데이터를 예측에 적용하였으므로 타 환경에의 적용에 대한 검증이 수행되지 않았다는 한계가 존재한다. 향후 타 역사와의 협조를 통한 여러 환경에서의 데이터 수집을 통해 이에 대한 검증을 추후 연구로수행할 예정이며, 적외선 센서 외 기타 센서 데이터 (Wi-Fi, WSN 등)을 복합 활용하여 학습 데이터를 추가 구성, 모형의 성능을 다소 향상할수 있을 것으로 기대된다. 다수 시설에서의 성능이 현재의 모델과 유사하게 도출될 경우, 본 논문에서 활용한 센서 데이터 분석방안을 토대로개인정보 및 기타 법령의 제약으로 인해 실행에

난항을 겪었던 대중교통 내 실시간 모니터링 및 지하철 차량과 역의 혼잡도를 실시간으로 파악하여 최적 경로를 찾는 것뿐 아니라 시간별, 위치별 트래픽을 지하철 편성계획에 반영하여 운영 효율을 향상할 수 있을 것으로 기대된다. 또한 스마트시티에서의 도시기획 및 에너지 절감, 상권분석, 관광지 활성화 등 데이터 확보의 어려움으로 인해 모델링의 한계가 있던 분야에 대하여 센서 데이터 및 하이브리드 인공신경망 모델의 적용을 통해 산업 발전의 방향성이 확대될 수있을 것으로 기대된다.

# 참고문헌(References)

- Chan, A. B., Z. J. Liang and N. V. "Privacy preserving crowd monitoring: Counting people without people models or tracking", *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1-7, 2008.
- Depatla, S., A. Muralidharan and Y. Mostofi, "Occupancy estimation using only WiFi power measurements", *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, Vol.33, No.7(2015), 1381-1393.
- Fu, H., H. Ma and H. Xiao, "Real-time accurate crowd counting based on RGB-D information", 2012 19th IEEE International Conference on Image Processing, 2685-2688, 2012.
- Jacques Jr, J. C. S. and S. R. Musse, "Crowd Analysis Using Computer Vision", *IEEE* Signal Processing Magazine, Vol.27, No.5(2010), 66-77.
- Jin, H. and A. Anish "A regression-based radar-mote system for people counting",

- IEEE International Conference On Pervasive Computing and Communications, 95-102, 2014.
- Jung, W. S., S. H. Kim and K. S. Min, "An Analysis of the Economic Effect for the IoT Industry", *Journal of Korean Society for Internet Information*, Vol.22, No.1(2013), 7-13.
- Kim, G. J., K. Y. Eom, J. Y. Jung and M. H. Kim, "A Study on the Analysis of Congestion Degree in Platform Image for Urban Traffic", *Proceedings of the KISS conference*, Vol.36, No.2(2009), 422-426.
- Kim, H. W. and D. K. Kim, "IoT technology and security", *Review of KIISC*, Vol.22, No.1 (2012), 7-13.
- Kim, T. H., J. M. Choi, H. Lee, J. H. So and M. J. Kim, "A Study on the Implementation Strategies of Smart City Mobility", Korea Transport Institute, 2018.
- Lee, H. and J. K. Choi, "Development of an Algorithm for Estimating Subway Platform Congestion Using Public Transportation Card Data", *Journal of the Korean Society for Railway*, Vol.18, No.3(2015), 270-277.
- Mehmood, Y., F. Ahmad, I. Yaqoob, A. Adnane, M. Imran and S. Guizani, "Internetof-Things-Based Smart Cities: Recent Advances and Challenges", *IEE Communications Magazine*, Vol.55, No.9(2017), 16-24.
- Park, K. C., D. H. Kim, W. S. Ji and M. Y. Bin, "Making safe public transportation", *Issue & Diagnostics*, Vol.20(2011), 1-25.
- Park, J. W. and K. S. Lee, "Analysis of Passenger Flows in the Subway Transportation Network of the Metropolitan Seoul", *Journal of KIISE:Computing Practices and Letters*,

- Vol.16, No.3(2010), 316-323.
- Pyo, C. S., "Trend of Internet of Things", *Journal* of Korean Institute of Electromagnetic Engineering and Science, Vol.25, No.4(2014), 49-58.
- Xu, H. and L. Meng, "A people counting system based on head-shoulder detection and tracking in surveillance video", IEEE International Conference On Computer Design and Applications, 394-398, 2010.
- Yuan, Y., J. Zhao, C. Qiu and W. Xi, "Estimating Crowd Density in an RF-Based Dynamic Environment", *IEEE Sensors Journal*, Vol.13,

No.10(2013), 3837-3845.

- Yang, H. J., H. Jang, J. H. Jeong, B. W. Lee and D. S. Jeong, "A Real-time People Counting Algorithm Using Background Modeling and CNN," *Journal of the Institute of Electronics* and Information Engineers, Vol.54, No.3(2017), 70-77.
- Zhang, E. and F. Chen, "A Fast Robust People Counting Method in Video Surveillance", *IEEE International Conference on Computational Intelligence and Security*, 339-343, 2017.

http://news.seoul.go.kr/traffic/archives/31616

#### Abstract

# A Study on People Counting in Public Metro Service using Hybrid CNN-LSTM Algorithm

Ji-Hye Choi\* · Min-Seung Kim\* · Chan-Ho Lee\* · Jung-Hwan Choi\* · Jeong-Hee Lee\*\* · Tae-Eung Sung\*\*\*

In line with the trend of industrial innovation, IoT technology utilized in a variety of fields is emerging as a key element in creation of new business models and the provision of user-friendly services through the combination of big data. The accumulated data from devices with the Internet-of-Things (IoT) is being used in many ways to build a convenience-based smart system as it can provide customized intelligent systems through user environment and pattern analysis. Recently, it has been applied to innovation in the public domain and has been using it for smart city and smart transportation, such as solving traffic and crime problems using CCTV. In particular, it is necessary to comprehensively consider the easiness of securing real-time service data and the stability of security when planning underground services or establishing movement amount control information system to enhance citizens' or commuters' convenience in circumstances with the congestion of public transportation such as subways, urban railways, etc. However, previous studies that utilize image data have limitations in reducing the performance of object detection under private issue and abnormal conditions.

The IoT device-based sensor data used in this study is free from private issue because it does not require identification for individuals, and can be effectively utilized to build intelligent public services for unspecified people. Especially, sensor data stored by the IoT device need not be identified to an individual, and can be effectively utilized for constructing intelligent public services for many and unspecified people as data free form private issue.

We utilize the IoT-based infrared sensor devices for an intelligent pedestrian tracking system in metro service which many people use on a daily basis and temperature data measured by sensors are therein

<sup>\*</sup> Department of Computer & Telecommunications Engineering, Yonsei University

<sup>\*\*</sup> Department of Computer Science, Graduate School, Yonsei University

<sup>\*\*\*</sup> Corresponding Author: Tae-Eung Sung

Department of Computer & Telecommunications Engineering, Yonsei University

<sup>#269</sup> Changio-Kwan, Dept. of Computer and Telecommunications Engineering, Yonsei University (Wonju Campus)

<sup>1</sup> Yonseidae-gil, Wonju, Gangwon-do, 26493, Korea

Tel: +82-33-760-2393, Fax: +82-33-760-2393, E-mail: tesung@yonsei.ac.kr

transmitted in real time. The experimental environment for collecting data detected in real time from sensors was established for the equally-spaced midpoints of 4x4 upper parts in the ceiling of subway entrances where the actual movement amount of passengers is high, and it measured the temperature change for objects entering and leaving the detection spots. The measured data have gone through a preprocessing in which the reference values for 16 different areas are set and the difference values between the temperatures in 16 distinct areas and their reference values per unit of time are calculated. This corresponds to the methodology that maximizes movement within the detection area. In addition, the size of the data was increased by 10 times in order to more sensitively reflect the difference in temperature by area. For example, if the temperature data collected from the sensor at a given time were 28.5°C, the data analysis was conducted by changing the value to 285. As above, the data collected from sensors have the characteristics of time series data and image data with 4x4 resolution. Reflecting the characteristics of the measured, preprocessed data, we finally propose a hybrid algorithm that combines CNN in superior performance for image classification and LSTM, especially suitable for analyzing time series data, as referred to CNN-LSTM (Convolutional Neural Network-Long Short Term Memory).

In the study, the CNN-LSTM algorithm is used to predict the number of passing persons in one of 4x4 detection areas. We verified the validation of the proposed model by taking performance comparison with other artificial intelligence algorithms such as Multi-Layer Perceptron (MLP), Long Short Term Memory (LSTM) and RNN-LSTM (Recurrent Neural Network-Long Short Term Memory). As a result of the experiment, proposed CNN-LSTM hybrid model compared to MLP, LSTM and RNN-LSTM has the best predictive performance. By utilizing the proposed devices and models, it is expected various metro services will be provided with no illegal issue about the personal information such as real-time monitoring of public transport facilities and emergency situation response services on the basis of congestion. However, the data have been collected by selecting one side of the entrances as the subject of analysis, and the data collected for a short period of time have been applied to the prediction. There exists the limitation that the verification of application in other environments needs to be carried out. In the future, it is expected that more reliability will be provided for the proposed model if experimental data is sufficiently collected in various environments or if learning data is further configured by measuring data in other sensors.

Key Words: Deep Learning, People Counting, Metro service, CNN-LSTM, IoT, Sensor, Smart city

Received: May 12, 2020 Revised: June 24, 2020 Accepted: June 29, 2020 Publication Type: Regular Paper Corresponding Author: Tae-Eung Sung

# 저 자 소 개



#### 최지혜

현재 연세대학교 컴퓨터정보통신공학부 학생으로 재학 중이며, 정보시스템 연구실에서 학부인턴 과정을 수행 중이다. 주요 관심분야는 머신러닝 및 딥러닝 기반의 데이터 활용, 자연어 처리, 신호 처리 등이다.



#### 김민승

현재 연세대학교 컴퓨터정보통신공학부 학생으로 재학 중이며, 정보시스템 연구실에서 학부인턴 과정을 수행 중이다. 주요 관심분야는 금융계량모형, 기술가치평가, 데이터 마이닝 등이다.



## 이찬호

현재 연세대학교 컴퓨터정보통신공학부 학생으로 재학 중이며, 정보시스템 연구실에서 학부인턴 과정을 수행 중이다. 주요 관심분야는 기술가치평가, 금융 데이터 마이닝, 딥러 닝 등이다.



## 최정환

현재 연세대학교 컴퓨터정보통신공학부 학생으로 재학 중이며, 정보시스템 연구실에서 학부인턴 과정을 수행 중이다. 주요 관심분야는 머신러닝, 빅데이터, 데이터분석, 인공지능(AI), 딥러닝, 데이터표준화 등이다.



# 이정희

충북대학교 의생명과학경영융합학을 전공하여 석사 학위를 취득하고, 현재 연세대학교 전산학을 전공으로 박사과정을 진행 중이다. 주요 관심분야는 Business Intelligence, Data Mining, Cheminformatics, Clinical Information, Deep Learning 등이다.



#### 성태응

텍사스오스틴 주립대에서 전자공학으로 석사학위를 취득하고, 코넬대학교에서 동 전공으로 공학박사를 취득하였다. 현재 연세대학교 컴퓨터정보통신공학부 교수로 재직 중이다. 주요 관심분야는 머신러닝, 딥러닝, 데이터 분석, 기술가치평가 시스템, 무선 센서네트워크 등이다.