모바일 크라우드소싱 기반 음식 배달에서 딥러닝을 이용한 작업자 선정

이윤열*, 김응모*
*성균관대학교 전자전기컴퓨터공학과
yylee0102@naver.com, ukim@skku.edu

Assignning Workers with Deep Learning in Food Delivery based on Mobile Crowdsouring

Yoonyeol Lee*, Ung-Mo Kim*
*Dept. of Electrical and Electronic Computer Engineering Sungkyunkwan University

요 약

최근 모바일 기술이 실생활에 널리 활용하면서 점점 모바일 크라우드소싱 활용이 크게 기대되고 있다. 그래서 배달 인력이 아닌 일반인도 어플리케이션을 모바일 기기에 설치하면 배달 인력이 되어 작업을 수행할 수 있다. 본 연구에서는 일반인도 참여할 수 있는 모바일 크라우드소싱 기반 배달에서 딥러닝을 이용한 작업자 선정 기법을 소개한다. 그리고 실험을 통하여 합성곱 신경망(Convolutional Neural Network)을 적용한 본 기법이 효과적이라는 것을 보인다.

1. 서론

전통적인 웹 기반의 크라우드소싱은 공유 경제 발달과 함께 점점 모바일 크라우드소싱으로 전환되고 있다. 모바일 크라우드소싱은 모바일 기기를 이용하여 인간에게 용이한 작업에 능등적으로 혹은 수동적으로 참여하는 과정을 말하며, AMT 등과 같은 크라우드소싱 플랫폼이 많이 소개되었다[1]. 특히, 공간 크라우드소싱 서비스는 크게 공유 경제 기반 도시 서비스와 크라우드소싱을 이용한 시공간 데이터 수집 서비스로 나눌 수 있다 [1]. 먼저, 공유 경제 기반 도시 서비스는 음식 배달과 같이 작업자를 고용하여 서비스를 제공하고, 크라우드소싱을 이용한 시공간적인 데이터 수집 서비스는 일반인에게 센서나 혹은 다른 장치를 부착해서 다양한 시공간적인 정보(예, 미세먼지 현황, 온도, 위치 정보 등)를 수집한다. 본 연구에서는 공유 경제 기반 도시 서비스 중에 크라우드소싱 배달에 초점을 둔다. 크라우드소싱 배달은 일반인이 언제든지 작업자가 되어 배달하는 크라우드소싱을 결합한 서비스이다. 이러한 서비스는 다양한 고객 요구에 맞추면서 더 빠르게 제공될 수 있고, 고객과 작업자 모두 비용 측면에서도 장점을 갖는다. 크라우드소싱 배달에서 작업자를 선정하는 것이 중요한 문제인데, 이전 연구들에서는 적절한 작업자를 선정하는데 한계가 있었다. 음식 배달은 소요시간과 배달거리가 모두 짧고, 또한 배달 물건의 중량과 부피 측면에서 소규모라는 점에서 일반 배달과의 차이점을 가진다. 특히, 최근 음식 배달에서는 한 번에 한 제품만 배달하는 단건 배달이 물류 업계의 관심사이다. 일부에서는 인공지능(AI)을 통해 배달 시간을 줄이기 위한 서비스도 기획중이나, 문제는 배달 인력 수급이다. 그래서 이러한 문제를 해결하기 위하여 본 연구에서는 일반인도 참여할 수 있는 모바일 크라우드소싱 기반 배달에서 딥러닝을 이용한 배달 작업자 선정 기법을 소개한다.

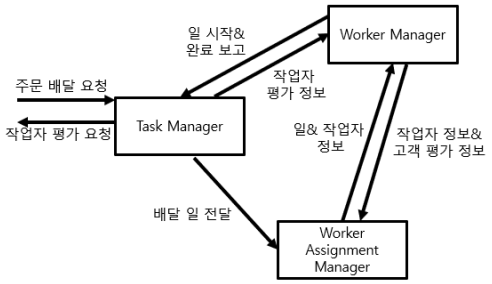
먼저 2장에서는 크라우드소싱 배달 관련 연구를 설명하고, 3장에서는 크라우드소싱 배달에 딥러닝을 적용하는 과정을 기술하고, 4장에서는 본 연구의 실험에 대해 기술한다. 마지막으로 5장에서 결론을 맺는다.

2. 관련연구

크라우드소싱 기반 배달에서 중요한 이슈인 작업자 선정과 관련된 연구들을 기술한다. [2]에서는 크라우드 소싱 기술을 소포 배달에 도입해 적절한 차량을 찾기 위해서 강화 학습 기반 접근 방식을 사용하여 문제를 해결한다. 하지만, 현재 작업자에 해당되는 차량 정보와 과거의 작업들 정보를 모두 다 알고 있다는 가정이 있기 때문에 실생활에는 적용하기

힘들다는 한계점이 있다. [3]에서는 작업자 수입을 극대화시켜주기 위해서 작업 선택에 영향을 미치는 목적지와 거리를 포함하는 요인들의 균형을 맞추는 스케쥴링 알고리즘을 통해서 선정 문제를 해결한다. 이 연구에서는 스케줄링을 통해서 작업자가 배달을 많이 할수록 수입이 증가한다고 간주한다. [4]에서는 크라우드소싱 배달에서 일반인들은 좋은 품질의 서비스를 항상 일관성있게 제공하는데 한계가 있다고 간주한다. 따라서, MCCA (MultiCriteria Competence Analysis) 접근법을 이용해서 일반인들 중에서 적절한 작업자들을 선발함으로서 좋은 품질의 서비스를 제공할 수 있도록 하였다. 일반인들은 모두 일을 하고 싶어하지만 자질을 갖춘 일반인들만이 작업자에 선정된다. [5]에서는 딥러닝 기반 작업자 선정을 제안하지만 합성곱에 대한 설명이 부족하고, 구체적이지 못 한 한계가 있다. 앞의 연구들에서는 모든 작업자들이 일을 할 수 있다고 가정하거나 구체적이지 못하지만, 본 연구에서는 딥러닝(함성곱 신경망)을 적용한 적절한 작업자 선정을 구체적으로 소개한다.

3. 딥러닝을 적용한 모바일 크라우드소싱 배달



(그림 1) 전체 아키텍처.

본 연구는 음식 배달 상황에서 딥러닝 기법을 통해서 크라우드소싱 플랫폼에서 작업자를 선정하는 부분을 다룬다. 사용자/고객이 크라우드소싱 플랫폼에 음식 주문을 하면, 플랫폼은 주문에 대해서 배달할 작업자를 선정한다 (그림 1). 그리고 작업자가 배달을 완료하면, 플랫폼은 고객/사용자에게 작업자에 대한 평가를 요구하고. 작업자에게 배달에 대한 보수를 지급한다.

3.1. 작업 정보

본 연구에서는 고객으로부터 음식 주문이 들어오는데, 이것이 작업이다. 작업은 음식, 수량, 가격, 주문시간, 완료시간, 소요시간, 배달장소, 목적지, 평가, 만족도, 작업자로 표현된다. 만족도는 5단계 수준(매우만족, 만족, 보통, 불만, 매우불만)으로 평가한다.

3.2. 작업자 정보

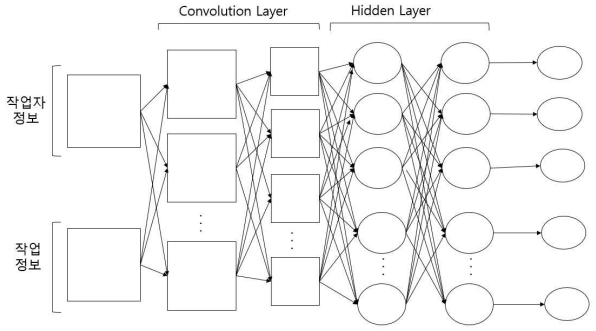
<표 1> 작업자 정보 속성

속성	설명
운송 수단	작업자가 배달을 하는데 운송할 수단
소요시간	작업자가 음식점까지 걸리는 시간
만족도	작업자의 배달들에 만족도 평균
평가	작업자의 배달들에 평가점수 평균

작업자 정보는 적절한 작업자의 특징을 뽑아 속성으로 정의한다. 이 속성은 일반인들이 작업자가 되기 위한 속성(운송수단, 예상소요시간 등)과 작업자가 배달을 마친 후 사용자가 작업자에 관해 작성한 속성(평가, 만족도 등)이 있다 (표 1). 본 연구는 작업과 작업자 정보들을 딥러닝 모델에 학습시켜서 적합한 작업자를 선정한다

3.3. 작업자 선정 방법

본 연구에서는 딥러닝 기술 중에 CNN(Convolution Neural Network)을 사용한다. CNN 방식이 이미지에 특징을 추출하는 역할을 하고 있다는 점에서 적절한 작업자의 특징을 추출하는 데에 적절하다고 판단하였다. 작업 정보와 작업자 정보에서 나온 각각의 속성들을 인코딩을 통해서 각각의 속성들을 변환한 후, 이를 딥러닝 모델에 학습을 시킨다 (그림 2). 이렇게 학습된 모델을 기반으로 새로운 배달 요청이 오면 선정 모델에 적용하여 적합한 배달자를 선정한다.



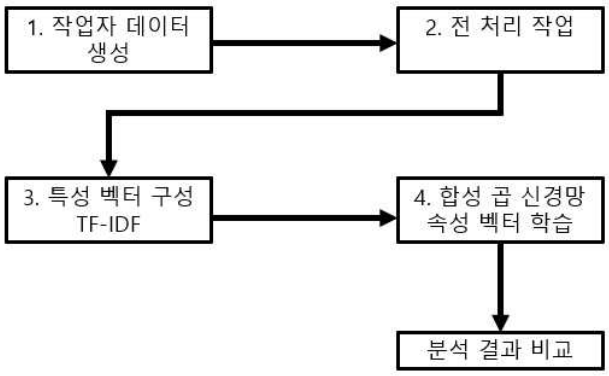
(그림 2) 딥러닝 기반 작업자 선정.

사용자/고객으로부터 주문이 들어오면 작업 정보로 표현되고, 현재 학습된 작업자 모델을 기반으로 딥러닝 기반 작업자 선정 기법이 적용되어 작업자를 선정한다. 본 연구의 목표는 적절한 작업자의 특징을 갖춘 작업자를 선정하는 것이므로, 입력 자료가

편향되지 않고 공정성을 갖도록 만족도가 좋은 경우와 좋지 않은 경우를 모두 포함한다. 먼저, 기존의 작업 정보와 작업자 정보들을 딥러닝 기반에 작업자 선정 모델에 적용하여 학습시킨다.

4. 실험

본 연구는 작업자에 배달 작업 정보들을 사용하여 학습시키고, 새로운 작업자의 배달정보가 주어졌을 때 어떤 작업자가 가장 적절한 작업자인지를 찾는다. 작업자의 배달 정보는 음식, 음식점, 소요시간, 목적지로 구성되어 있다. 본 연구에서는 특성 벡터가 될 수 있도록 전처리 작업을 거친다. 특정 기술을 이용해서 작업자 데이터를 특성 벡터로 만든 후 합성곱 신경망 모델에 학습시킨다. 그리고 새로운 작업자 데이터들을 보내서 적절한 작업자를 뽑아낸다. 또한 파이썬을 통해 각각의 작업자 데이터를 전처리 과정을 거치고, TF-IDF [6] 척도를 사용하여 특성 벡터를 구성한다. 또한, 합성곱 신경망 모델은 수치 연산용 오픈소스 라이브러리인 텐서플로우(tensorflow)를 사용한다. 본 연구에서 적용한 순서는 그림3에 나타나 있듯이 총 5단계로 구성되어 있다. 단계별 설명은 다음과 같다.



(그림 3) 실험 작업 순서

4.1. 데이터 집합 생성

본 연구에서는 120명의 작업자가 배달한 작업 정보들을 임의로 생성하여 실험한다.

4.2. 전처리 작업

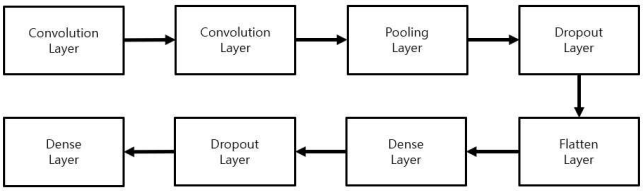
배달 정보들을 각각의 작업자 별로 수집한다. 다음은 작업자별 배달에 대해서 음식, 음식점, 소요시간, 목적지, 평가 단어 형태 데이터를 전처리한다. 평가는 5단계로 구분하고, 소요시간은 5분 단위로 구분하고, 목적지는 아파트명으로 명시한다.

4.3. 특성벡터 구성

전처리한 데이터를 적절한 작업자를 선정하기 위한 속성을 채택하여 특성벡터 형태로 변환시킨다. 본 연구에서는 특성벡터가 전체 400차원의 요소를 갖는데, 음식이 200개 요소, 음식점이 100개 요소, 소요시간이 24개 요소, 목적지가 76개 요소로 구성된다. 음식은 다시 중식 60개 요소, 한식 40개 요소, 분식 40개 요소, 일식 20개 요소, 간식 20개 요소, 카페식 20개 요소로 구분한다. 음식점 종류는 음식 개수의 1/2 개수 요소로 구분한다. 소요시간 24개 요소는 5분 단위로 최대 2시간을 가정한다. 본 연구에서는 전처리한 데이터를 가지고 TF-IDF를 계산한 후 이를 특성벡터로 정의한다. 단어의 수를 세는 TF와 문서에서 단어의 중요도를 나타내는 IDF를 이용하여 특성벡터를 구성한다. 이렇게 생성된 특성벡터는 속성이 가지는 중요도를 나타낸다.

4.4. 합성곱 신경망 실행

본 연구에서의 합성곱 신경망 계층은 그림 4와 같다. 그림 4의 첫 Convolution Layer 입력은 특성벡터(1x400 행벡터)이고, 마지막 Dense Layer 출력은 5단계 평가(1x5 행벡터)이다. Convolution Layer의 필터 크기는 1x4, pool 크기는 1x4 로 하였고, Dropout 비율은 0.5로 설정하였다. 합성곱 신경망 실행에 생성한 데이터 집합을 사용하여 6-폴더 교차검증을 수행해서 본 기법에 대한 객관적인 측정치를 얻는다. 6-폴더 교차검증 방법 [7]은 주어진 데이터들을 6개의 그룹으로 임의로 분할한 후 5개 그룹은 학습용 데이터로 사용하고 남은 1개의 그룹은 테스트용 데이터로 사용하는 방법이다. 각 그룹별 실험에서 반복 회수는 100번으로 설정한다.



(그림 4) 합성곱 신경망 계층

4.5. 실험 결과

본 기법의 성과평가를 하기 위해서 정확도, 정밀도, 재현율, 그리고 F1점수 척도를 계산한다. 척도를

계산하기 위하여 TP, FP, TN, FN을 사용하는데, TP는 긍정을 긍정으로 정분류한 건수이고, FP는 부정을 긍정으로 오분류한 건수, TN은 부정을 부정으로 정분류한 건수이고, FN은 긍정을 부정으로 오분류한 건수이다. 이 건수들을 사용하여 정확도와 정밀도, 재현율, F1 점수를 아래 수식으로 구한다. 교차검증 각 과정을 그룹별 10번 반복하고 값을 평균하여 최종 실험 결과로 산출한다 (표 2). 정확도는 0.63, 정밀도는 0.65, 재현율은 0.61, F1-점수는 0.63 결과를 얻었다.

$$\text{정확도} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$$

$$\text{정밀도} = \frac{TP}{TP+FP}$$

$$\text{재현율} = \frac{TP}{TP+FN}$$

$$F1-\text{점수} = 2*\frac{\text{정밀도}*\text{재현율}}{\text{정밀도}+\text{재현율}}$$

<표 2> 실험 결과

척도	정확도	정밀도	재현율	F1점수
결과	0.63	0.65	0.61	0.63

실험 결과를 보면 합성곱 신경망 자체의 성능을 개선하기 위한 Convolution Layer의 필터 크기와 개수, Pooling Layer의 크기, Dropout Layer의 비율 등의 파라미터 설정 값에 대한 개선이 필요하다. 또한 반복회수를 100으로 설정했는데, 성능 개선을 위한 반복회수 분석도 필요하다.

5. 결론

본 연구에서는 작업자 정보와 작업 정보를 사용하여 특성벡터를 정의하고, 120개의 데이터 집합을 CNN 기반 작업자 선정 모델에 학습시키고 적절한 작업자를 선정하는 기법을 제안하였다. 실험을 통하여 제안한 기법이 효과적이라는 것을 보였다. CNN 파라미터 설정을 분석하여 최적화하면 더 좋은 성능을 보일 것으로 기대한다.

향후에는 작업과 작업자 정보를 정제하고, 다양한 자료집합을 사용하여 작업자 선정 기법을 개선할 계획이다. 특히 작업자 정보에서 의사소통 능력, 업무 스타일, 임기응변 능력 등과 같은 본질적인 작업자 속성이 추가되면 음식 배달뿐만 아니라 일반 배달에서도 더욱 바람직할 것으로 기대된다. 또한 다른 딥러닝 모델을 적용하여 성능을 개선하기 위한 노력도 함께 할 것이다.

참고문헌

[1] Y. Tong, Z. Zhou , Y. Zeng, L.Chen , and C. Shababi. “Spatial Crowdsourcing : A Survey.” The VLDB Journal vol. 29 pp. 217-250, 2020.

[2] Y. Kang, S. Lee, B. Chung, "Learning-based logistics planning and scheduling for crowdsourced parcel delivery", Computers & Industrial Engineering, vol. 132, pp 271 - 279, 2019.

[3] D. Sun, K. Xu, H. Cheng, Y. Zhang, T. Song, R. Liu, a nd Y. Xu, “Online delivery route recommendation in spatial crowdsourcing.” World Wide Web, pp. 2083-2104, 2019.

[4] L. Li, X. Wang, and J. Rezaei, “A Bayesian best-worst method-based multicriteria competence analysis of crowdsourcing delivery personnel”, Complexity, vol. 2020, Oct. 2020.

[5] 이윤열, 김응모, "모바일 크라우드소싱을 이용한 효과적인 음식 배달," 한국인터넷정보학회 춘계학술발표논문집, April 2021.

[6] H. Schutze, C. Manning, P. Raghaven, “Introduction to information retrieval”, Cambridge University Press:Cambrdge, UK, pp 403-417, 2008.

[7] S. Arlot, A. Celisse, “A survey of cross-validation procedures for model selection”, Statistics Surveys, vol 4, pp 40-79, 2010.