Journal of Scientific Criminal Investigation
ISSN 2466-1422 (Print), ISSN 2466-1430 (Online)
J. Sci. Crim. Invest. Vol. 17, No. 3: 177-185, September 2023
http://dx.doi.org/10.20297/jsci.2023.17.3.177

딥러닝에 기반한 족적수사 체계의 고도화 방안

이은지 · 정재훈[1] · 김은진 · 오소정 · 윤신규[2] · 김기범*
성균관대학교 대학원 과학수사학과, [1]성균관대학교 소프트웨어학과
[2]서울 관악경찰서

Article

An Advancement Plan of Footprint Investigation System Based on Deep Learning

Eun-ji Lee, Jaehoon Jeong[1], Eun-jin Kim, So-jung Oh, Shin-Kyu Yun[2], and Gi-bum Kim*
Department of Forensics, Graduate School, Sungkyunkwan University, Seoul 03063, Korea
[1]*Department of Computer Science and Engineering, Sungkyunkwan University, Suwon, Gyeonggi-do 16419, Korea*
[2]*Gwanak Police Station, Seoul Metropolitan Agency, Seoul, 08833 Korea*
**E-mail: freekgb02@gmail.com*
(Received August 18, 2023; Revised August 18, 2023; Accepted September 05, 2023)

요 약: 본 논문은 족적 감정의 객관성과 신속성을 확보하기 위해 감정기법에 딥러닝을 도입하여 새로운 감정기법 개발을 목표로 하였다. 실험환경은 범죄현장과 유사하게 구성하고 족적을 남긴 후, 휴대전화 카메라로 촬영하였다. 인공지능은 3단계를 거쳐 보완하였다. 1단계에서 2개의 신발 모델을 대상으로 인공지능의 도입 가능성을 확인하였다. 2단계에서 5개의 신발 모델을 이용하여 7개의 환경에서 족적을 수집하고 딥러닝 모델을 적용하였다. 3단계에서 모델의 정확도 향상 및 양질의 데이터 확보를 위해 전처리 작업을 추가한 후, 딥러닝 모델을 적용하였다. 그 결과, 실험 대상 모델에 대해 정확도 0.9346을 달성하였다. 그러나 더 많은 신발 모델에서도 높은 정확도를 얻을 수 있도록 제안된 방법론의 지속적인 고도화가 필요하다. 제안한 딥러닝 기반 족적검색 기법과 CCTV(폐쇄회로 텔레비전)의 영상을 연계하여 용의자를 특정하는 등 과학기술을 도입한 족적수사 체계에 대한 발전방안을 제시하였다.

Abstract: This paper proposes a deep-learning-based classification scheme for footprint analysis to achieve the objectivity and swiftness of footprint analysis. Experiment environments resembling a crime scene are set up with footprints, and their photos are taken by smartphones. Artificial Intelligence (AI) are complemented with three steps. In the first step, the possibility of the introduction of AI to forensic science was verified with two kinds of shoe models. In the second step, the footprints were collected in seven environments with five kinds of shoe models, and a deep learning model was applied to them. In the third step, a preprocess was used in order to improve the accuracy of a model and obtain data in terms of quantity and quality, and then a deep learning model was applied to the data. As a result, the accuracy for the model for the experiment objects was 0.9346. However, a continuous enhancement for our methodology is needed to achieve a high accuracy for more shoe models. Thus, this paper suggested a proposal to enhance the footprint investigation framework that adopted the science technology to specify a suspect by associating the proposed deep learning-based footprint searching scheme with the video from CCTV (closed-circuit television).

Key Words: Digital forensics, Footprint investigation, Machine learning, Footprint evaluation system.

서 론

우리나라에서 족적은 2015년 아파트 주민이 옥상에서 떨어진 벽돌에 맞아 사망한 사건[1] 및 2019년 20여 건의 연쇄 절도 사건[2] 등을 통하여 용의자를 특정하는데 중요 수단으로 사용되었다. 미국에서는 살인 현장에서 발견된 족적과 용의자의 집에 있던 신발을 비교하여 용의자를 특정하기도 하였다.[3]

족적 수사의 효용성을 뒷받침하듯 경찰청에 의뢰된 족적 데이터베이스 검색 건수는 2017년 296건에서 2021년 602건으로 약 2배 증가하였다.[4] 또한, 2022년 12월 경찰청은 족적, 윤적, 문서(인영) 감정 등 3개 분야에서 KOLAS 공인인정을 받아 법과학 감정의 신뢰성을 제고하였다.[5] 혈흔 형태,[6-8] 위조문서[9,10] 감정에 인공지능을 사용하여 법과학 감정에 효용성을 더하고 있다. 그러나 족적 감정은 수집, 전달, 감정이 제한된 데이터베이스를 기반으로 이루어지고 있으므로 보다 발전된 시스템의 도입이 필요하다.

현행 족적 수집 방식은 진흙이나 대리석 등 주변 환경에 따라 흐릿하거나 손상이 되어 복원, 채증하는데 복잡한 과정이 필요하다. 필요한 경우 입체 족적을 채증하는 석고채취법,[11] 표면 족적을 채증하는 젤라틴전사법[12] 등을 이용하여 전사하거나, 정전기, 진공압 등의 방법을 이용해 수집하고 있다.[13] 채증 이후, 과학수사요원들이 현장에서 족적을 수집하여 육안으로 감정한다. 하지만 신발 종류가 많아지면서 족적의 종류나 브랜드에 대한 체계적인 관리가 필요하게 되었다.

경찰청은 1997년 족·윤적감정시스템(Footwear Impression & Tire Imprint Identification System, FTIS)을 구축하였고[14] 2002년 전국 시·도 경찰청으로 확대하였다.[15] 족·윤적감정시스템은 수사관이 육안으로 수집한 족적 이미지의 패턴을 확인하여 원, 이중원 등 문양을 설정하면 유사한 족적을 검색하여 결과를 도출한다. 이후, 감정관이 2차 대조작업을 거쳐 동일한 밑창의 신발을 특정한다.[16] 감정관이 직접 문양을 설정하여 비효율적이고, 훼손된 경우나 일부분만 획득하는 경우에는 단순 패턴 매칭이므로 정확성을 담보하기 어려운 점 등 여러 한계점에 있어 현직 경찰 수사관들도 현행 족적 감정 체계의 한계점을 인식하고 있다.[17] 이러한 한계를 극복하기 위해 족적 감정을 디지털화하는 연구가 진행되었다. 족적 이미지를 분할하고 각 영역에서 문양 크기와 방향 정보를 탐지하는 방식,[18] 클러스터링으로 족적에서 선, 원, 타원으로 구성된 모양 특징을 추출한 후 인쇄거리를 유사성 측정하는 방식이 제안되었다.[19] 비지도 학습을 통해 배경을 족적과 분리할 수 있는 알고리즘과 함께 족적 검색 프로세스에 통합하는 방안도 제시되었다.[20]

6개월 동안 수집한 864개 이미지로 SIFT, SURF, KAZE 등 디스크립터 추출 모델을 사용하여 Random Forest로 패턴 매칭하여 높은 정확도가 도출되기도 하였다[21]. 딥러닝으로 족적의 손상된 부분을 복원하는 DeepShoePaint 모델[22], 인공지능을 이용하여 100개의 신발과 4가지 인상유형을 가진 데이터베이스[23]를 데이터셋으로 하여 유사성을 비교하는 검색 방법도 연구되었다.[24]

이와 같은 연구들은 족적 감정을 자동화한 연구라는 점에서 의미가 있으나 데이터수가 적고 수사환경에서 적합성을 판단하기는 어렵다. 이외에도 유럽에서는 완전하지 않은 상태의 신발 및 타이어흔에 대해 휴대용 3D 스캐너와 전문 분석 소프트웨어를 활용하여 복원하는 기술이 개발되고 있다.[25] 미국연방수사국(Federal Bureau of Investigation, FBI), 미국 국립표준기술연구소(National Institute of Standards and Technology, NIST) 등과 같은 연구기관에서도 보다 객관적인 족적 감정을 위해 알고리즘을 개발하고 있다.[16] 우리나라에서도 미래 범죄 수사에 대응하기 위해 족적 수사에 첨단 정보기술(IT, Information Technology)을 도입할 필요가 있다.

본 연구에서는 기계학습 중에서도 이미지 학습에 최적화된 이미지 딥러닝 모델을 사용하여 족적을 분류하고 신발 모델을 특정하고자 하였다. 먼저 인공지능을 이용하여 수사 현장에서 채증한 족적을 실시간으로 식별할 수 있는지에 대한 가능성을 검토하고, 이를 활용한 차세대 족적 수사 체계를 제안하였다. 족적 감정에 대한 개념과 한계, 딥러닝을 이용한 족적 탐지 가능성에 대한 실험과 그 결과에 대한 고찰, 실험결과를 바탕으로 차세대 족적 수사 체계를 제시하였다.

재료 및 방법

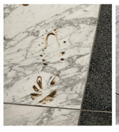
1. 족적감정 실험 설계

본 실험은 범죄 현장에서 수사관이 휴대전화로 족적을 촬영하고 족적감정시스템에 전송하여 신발 모델을 특정할 수 있는지에 대한 가능성을 제시하고자 한다. 인공지능 모델의 성능 강화를 위해 데이터 확대, 전처리 과정을 3단계로 나누어 실험을 수행하였다.

Table 1. Number of data points by step

Step	Total	Hiking boots	Sneakers			Man Loafer
			Adidas	Fila	Muji	
1st	320	160	160	-	-	-
2nd	2,476	391	379	582	386	538
3rd	2,070	370	371	437	435	457

Table 2. Footprint data collected

Types	Scan	Soles	MM	PVC-mud	BC	Paper-stain	DI	Tile	Cement
Fig.									
1st	O	O	O	O	O	O	O	X	X
2nd, 3rd	O	O	O	O	O	O	O	O	O

Abbreviation; MM; Marble-mud, BC; Bloodstains on clothes, DI; Dirt-impression.

Table 1은 단계별로 신발 종류별 수집한 데이터 개수를 나타낸다.

사건 현장의 족적 환경을 표현하기 위하여 입체흔과 평면흔을 모두 획득할 수 있도록 Table 2와 같이 다양한 장소를 선정하였다. 1단계는 '기초실험'으로 운동화와 등산화 각 1개를 선정하여 대리석, PVC (polyvinyl chloride) 바닥재, 옷, 종이, 흙 5가지 환경에서 총 320장을 촬영하였다. 인공지능 모델은 Keras를 사용하였다. 2단계는 '평가실험'으로 신발은 운동화(휠라, 아디다스), 등산화, 남성구두, 스니커즈(무지) 각 1종으로 총 5개 구성하였고, 기존 5개 환경에 타일, 시멘트 환경을 추가해 7개로 구성하여 총 2,476장을 수집하였다. 딥러닝은 라이브러리 PyTorch를 사용하였다. 3단계는 '정확도 향상실험'으로 2단계와 동일한 사진 2,476장 중에서 선별과 전처리를 통하여 총 2,070장으로 데이터를 구성하였다.

딥러닝 프레임워크는 Tensorflow, Keras, PaddlePaddle, Keras 등이 존재하는데, Keras는 간단한 구조 만으로 구현이 가능하고 Tensorflow와 Pytorch는 신뢰성 있고 성능 측면에서 효과성이 입증되었다.[26,27,28] 간단한 실험에는 구현을 빠르게 진행하여 단기간에 정확도를 대략적으로 향상시키며 실험할 수 있는 Keras를 선택하였고 여기서 정확도를 확인 후 더 정교한 모델인 Tensorflow와 Pytorch를 사용하는 것으로 계획하였다. Tensorflow와 Pytorch를 사용한 이미지 딥러닝 모델 연구가 많이 존재하고, 각각 장단점을 가지고 있으나 큰 이미지에 더 좋은 성능을 내는 Pytorch를 선택하였다.[29,30]

전처리는 흔들리거나 족적이 선명하지 않은 것을 선별한 후 족적이 뒤집히거나 각도가 다른 사진을 정방향으로 조정하고, 노이즈 없이 밑창만 학습할 수 있도록 배경을 크롭(Crop)하였다. 신발에 진흙, 잉크 등 의도적으로 오염시킨 상태로 타일, 종이 등 5가지 환경에 족적을 남기고 휴대전화 일반 카메라(iPhone 12 pro, 4032x3024, 1200만 화소, 72px/in)로 사진을 촬영하였다. 획득한 훈련데이터는 실험, 검증, 테스트 데이터의 비율을 3:1:1로 설정하였다. 인공지능 모델의 성능은 이미지에서 족적 영역을 특정하고, 다양한 환경에서도 해당 신발의 모델을 식별하는지를 기준으로 정확도를 산정하여 평가하였다. 데이터와 코드는 Github에 공개하였다.(https://anonymous.4open.science/r/footprint_project-EE8F/)

2. 족적감정 딥러닝 모델 개발

1) 1단계

1단계는 족적 이미지의 분류가 가능한지 판단하기 위한 실험으로 구성하였다. Table 3과 같이 운동화 1족과 등산화 1족, 2개 모델을 5개 환경에서 10장씩 총 200장을 촬영하였다. 데이터 증강을 통해 120장을 추가하여 총 320장을 수집하였다. 딥러닝 모델은 이미지 분류에 효과적인 Keras 라이브러리를 활용하였고 매개변수를 구성하기 위해 epoch는 200, Learning

Table 3. Number of data used in the 1st experiment

Types	Hiking boots	Sneakers
		Adidas
Total	320	
Soles	2	2
Footprint	158	158

Rate는 0.0012, optimizer (최적화 알고리즘)는 RMSprop으로 설정하였다. 그 결과, 정확도 0.8214로 비교적 높은 수준을 보였다. 다만, 데이터 제작에 활용한 모델과 환경이 적고, 실험데이터 수도 현저히 적어 구체적인 모델 평가를 수행하기 어렵고 신뢰성에 한계가 있다고 판단하였다.

2) 2단계

1단계에서 확보한 정확도를 환경, 신발이 증가한 상태에서 유지할 수 있는지 확인하기 위해 데이터를 확장하였다. Table 4에서, 신발은 2종에서 5종으로 확대하고 실험환경은 기존 5개에 시멘트, 흙을 추가하여 7개로 늘려 320장에서 약 7.73배 확장된 2,476장을 획득하였다.

1차로 1단계와 동일한 라이브러리와 매개변수로 실험한 결과, 정확도가 0.3으로 확인되어 기존 라이브러리는 증가한 실험데이터에 적합하지 않은 것으로 판단하였다. 이에 모델을 변경하여 실험을 2차는 라이브러리를 PyTorch로 변경하였다. Pytorch을 사용하여 Resnet50 모델로 실험을 해보았으나 최고 정확도가 0.6055로 좋지 않아 직접 컨볼루션 신경망을 구성하여 작성하였다. Fig. 1은 모델의 레이어 구성으로, 컨볼루션 레이어 4개, 풀링 레이어 3개, 플래튼 레이어 1개, 덴스레이어 2개를 포함하여 총 10개의 레이어로 구성하였다. 매개변수는 epoch 200, optimizer는 Adam, 학습률 0.001로 구성하여 성능 테스트를 수행하였다.

신발-환경별 오탐 성능을 비교한 결과, 배경에 무늬가 있는 환경과 특정 신발 모델에서만 정확도가 낮은 것으로 보아 대리석의 무늬 등 사진의 배경도 족적의 문양으로 학습하는 것으로 판단하였다. 2단계에서 정

Table 4. Experimental data used in the 2nd experiment

Types	Total	Hiking boots	Sneakers			Man Loafer
			Adidas	Fila	Muji	
Total	2,476	391	379	582	586	538
Soles	10	2	2	2	2	2
Footprint	2,466	389	377	580	584	536

1	conv2d_input : InputLayer	[(None, 200, 200, 1)]	[(None, 200, 200, 1)]
2	Conv2d : Conv2D	(None, 200, 200, 1)	(None, 198, 198, 16)
3	max_pooling2d_1 : MaxPooling2D	(None, 198, 198, 16)	(None, 99, 99, 16)
4	conv2d_1 : Conv2D	(None, 99, 99, 16)	(None, 97, 97, 32)
5	max_pooling2d_2 : MaxPooling2D	(None, 97, 97, 32)	(None, 48, 48, 32)
6	conv2d_2 : Conv2D	(None, 48, 48, 32)	(None, 46, 46, 64)
7	max_pooling2d_3 : MaxPooling2D	(None, 46, 46, 64)	(None, 23, 23, 64)
8	flatten : Flatten	(None, 23, 23, 64)	(None, 33856)
9	dense : Dense	(None, 33856)	(None, 512)
10	dense_1 : Dense	(None, 512)	(None, 1)

Fig. 1. CNN layers in footprint search systems.

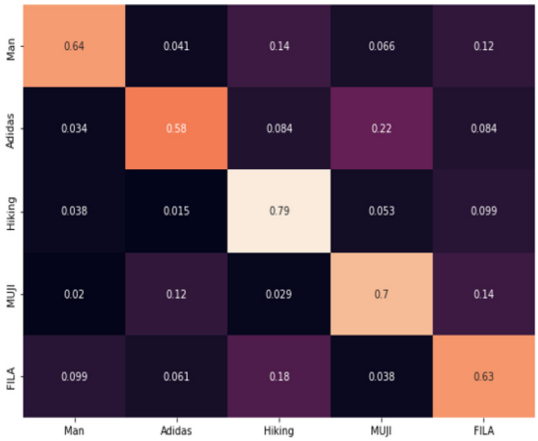


Fig. 2. Confusion matrix of the 2nd experiment.

확도는 0.6672, 정밀도는 0.6733, 재현율은 0.6664, F1-Score는 0.6655로 나타났다. Fig. 2에서 등산화가 0.79로 가장 높았고, 운동화(아디다스) 0.58, 남성구두 0.64, 운동화(휠라) 0.63, 스니커즈(무지) 0.7로 나타났다. 운동화(아디다스)를 스니커즈(무지)로 예측한 경우는 0.02로 나타났고 운동화(휠라)를 등산화로 예측한 경우 0.18, 남성구두를 등산화로 예측한 경우가 0.14로 나타났다. 오분류율이 높지는 않았으나 정확도가 0.7 이하에 머물러있었다. 종합적으로 판단할 때, 신발 종류가 증가하면서 정확도 0.66으로 1단계보다 성능이 저하되었다. 신발 모델(클래스)이 5개로 확대되면서 실험데이터의 증가로 인해 성능이 저하된 것으로, 데이터 양을 단순히 확대하는 것 보다 질적인 데이터를 확보하는 것이 중요하다고 판단하였다.

3) 3단계

3단계는 2단계에서 수집한 데이터 중 흔들리지 않고 선명한 데이터만 선별하고, 족적 방향 조정, 배경 크롭 등 데이터를 전처리하여 높은 정확도를 달성할 수 있도록 하였다. Table 5와 같이 2단계에서 수집한 2,476장 중 406장을 제외하고 최종 2,070장을 선정하였다. 데이터는 육안으로 판단할 때 족적의 문양 등이 흐릿하거나 뭉개진 경우, 족적보다 바닥의 무늬나 색이 더 선명한 경우 제거하였다. 선별된 데이터에 대해 신발을 정방향으로 조정하였고 배경을 노이즈로 취급하여 현장에 남겨진 족적만 사진에 남을 수 있도록 배경을 크롭하였다.

Table 6에서 데이터셋의 잔여 데이터를 다시 3:1:1로 구분하고 PyTorch를 적용하였다. 그 결과, 신발 평균 0.93으로 향상된 정확도를 나타내었다. 운동화(휠라)는 0.97로 가장 높았고 스니커즈(무지)는 0.86으로 가장 낮았다. 그러나 2단계에서 가장 낮은 정확도를 보였던 운동화(아디다스)는 0.58에서 0.96으로 크게 향상되었다. 낮은 정확도 원인을 파악하기 위해 데이터를 확인한 결과, 정확도를 저해할 데이터를 일부 확인하여 증강보다는 먼저 전처리를 통해 학습에 적절한 데이터를 확보하는 것이 중요하다고 판단하였다.

정확도 향상실험은 2단계 실험과 동일한 레이어로 구성된 모델을 적용하되 전처리 과정만 추가하였음에도 정확도 0.9346, 정밀도 0.935, 재현율 0.9331, F1-Score 0.9336를 달성하였다. Fig. 3은 정확도 25-30

Table 5. Data cleaning of the 3rd experiment

Types	Total	Hiking boots	Sneakers			Man Loafer
			Adidas	Fila	Muji	
Total	2,476	391	379	582	586	538
Remove	406	21	7	146	151	81
Residue	2,070	370	372	436	435	457

Table 6. Data classification of the 3rd experiment

Types	Total	Hiking boots	Sneakers			Man Loafer
			Adidas	Fila	Muji	
Total	2,070	370	372	436	435	457
Train	1,243	222	224	261	261	275
Validation	414	74	74	88	87	91
Test	413	74	74	87	87	91

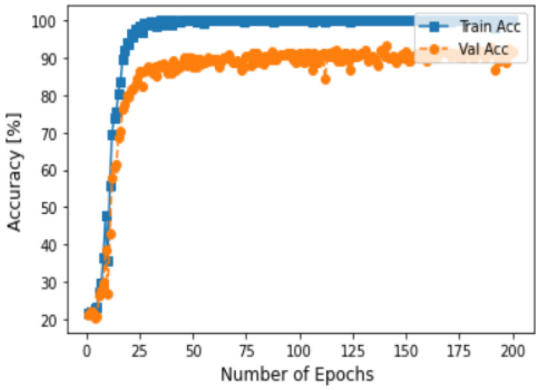


Fig. 3. Accuracy improvements in train/validation of the 3rd experiment.

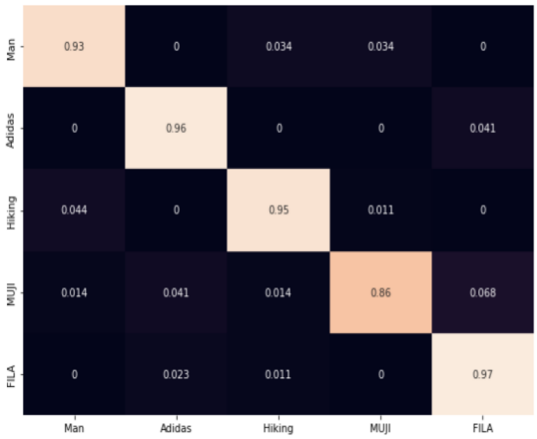


Fig. 4. Confusion matrix of accuracy of the 3rd experiment.

epoch 사이에서 최대값에 가까워졌다. 최종값은 train에서 손실율은 0.0008, 정확도 1.0000, Validation에서 손실율 0.4768, 정확도 0.9153을 달성하였다. Fig. 4에서 오분류율이 가장 낮고 전체적인 평가지표의 성능이 향상된 것을 확인하였다. 운동화(휠라)를 스니커즈(무지)로 분류하는 경우가 0.068로 가장 높았으나, 나머지 신발 모델의 예측-정답 오분류율이 크게 낮아졌고 이전 실험과 비교했을 때 가장 높은 정확도가 나타났다. 종합적으로 전처리가 성능개선에 기여하였다고 판단하였다.

Table 7. Footprint search system performance metrics

Metrics	2nd experiment	3rd experiment
Accuracy	0.6672	0.9346
Precision	0.6733	0.9350
Recall	0.6664	0.9331
F1-Score	0.6655	0.9336

결과 및 고찰

1. 실험결과 및 시사점

전체적인 성능평가지표가 3단계 실험에서 크게 향상되었다. 2단계 실험 정확도는 0.6672에서 3단계 실험의 정확도는 0.9364로 26.74 % 증가하였다. 정밀도는 2단계 실험 0.6733에서 3단계 실험 0.9350으로 26.17 % 증가하였고 정확도와 같이 전처리 과정이 효과가 있었다. 재현율은 2단계 실험 0.6664에서 3단계 실험 0.9331로 26.67 % 증가하였으나 다른 측정값 중 제일 낮았다. Table 7의 FI-Score는 2단계 실험 0.6655에서 3단계 실험 0.9336으로 26.81 % 증가하여 전체적인 균형이 좋아졌다.

본 연구는 인공지능 기술을 적용한 족적감정시스템의 구현 가능성을 확인하였다. 그러나 5개의 신발로 정확성을 판단하는 것은 섣부를 수 있으며, 데이터베이스에 없는 신발 모델에 대해서는 예측할 수 없다. 따라서 본 자료는 데이터베이스에 존재하는 신발 모델을 예측하는 것으로 한정한다. 또한 족적을 수집할 때 신발 밑창의 형태가 온전한 족적 이미지로만 실험한 점, 실험에 각도 회전, 크롭, 밝기 조절 등 증강 과정을 수행하지 못한 점에서 데이터셋이 다양하지 않고 이에 따른 손실율 증가, 과적합 가능성이 있다는 한계점이 존재한다.[31] 따라서 추후 연구로 족적 데이터에 대해 더 높은 정확도와 성능을 달성하기 위해 여러 분류모델간의 실험을 통한 비교분석, 다른 연구와의 모델구성 차이점 등 분석이 필요할 것으로 사료된다.

2. 차세대 족적 수사 체계 설계 방안

1) CCTV 연계 시스템 도입

차세대 족적 수사 체계는 Fig. 5에서 수사 현장의 족적 사진을 시스템으로 전송하는 현장 애플리케이션, 족적 데이터를 학습한 족적데이터베이스, 현장 족적 사진을 감정하는 족적감정시스템과 CCTV를 연계한 시스템으로 구성할 것을 제안한다. 현장 애플리케이션은 수사관이 스마트폰으로 족적을 촬영하여 실시간으로 족적감정시스템에 전송하면 결과를 수신받을 수 있도록 연동한다. 족적데이터베이스는 국민 참여형 플랫폼으로 개발하여 사람들이 데이터를 업로드할 수 있도록 구축한다. 족적감정시스템은 데이터베이스의

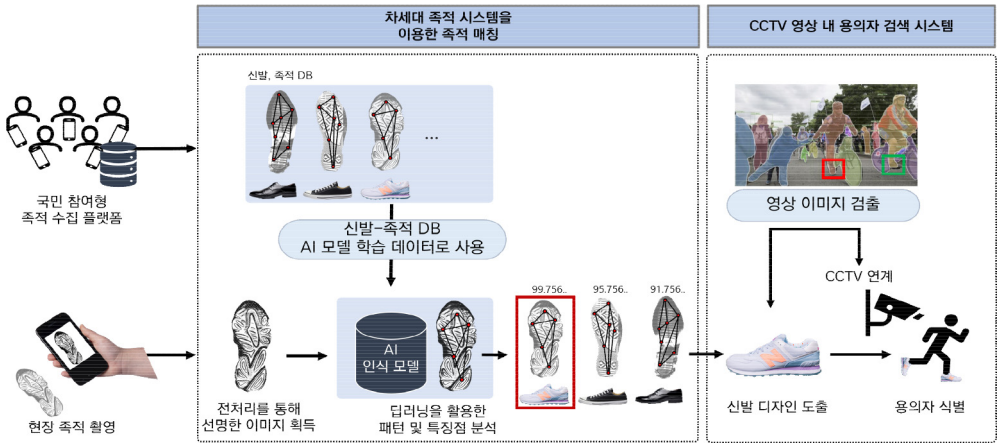


Fig. 5. Overview of the implementation of the next-generation footprint investigation system.

Table 8. Next-generation footprint implementation system framework

Steps	As-Is	To-Be
Collection	Direct transfer of gypsum, gelatin, etc. or use of static electricity	Investigator take a photo of footprints on smartphone on site
Preparation	Display images after post-processing, such as drying collected footprints	Detect footprints with preprocessing programs, edit photos, and send them to the search system
Search	Searching in the DB with FTIS	Search in DB by analyzing feature points and patterns with DNN
Specified	Appraiser visually identifies the model by comparing the site and pattern	Identify suspects by linking CCTV images after checking the shoe model

데이터를 학습한 인공지능 모델로 현장 족적 사진의 특징점과 패턴을 분석하여 데이터베이스에서 일치하는 모델을 찾고 신발 종류를 특정한다. 신발 종류가 특정되면 CCTV 연계를 통해 수사 현장 주변의 CCTV 영상을 불러온다. 영상에서 해당 신발을 검색, 식별하여 다시 현장 애플리케이션에 해당 CCTV의 위치와 영상을 전송한다. 이를 통해 용의자의 도주 경로, 인상착의를 파악할 수 있고 새로운 수사 단서를 확보할 수 있을 것이다.

2) 인공지능 도입 방안

차세대 족적감정시스템은 신발의 마모 상태가 다르고 방향이 다른 족적, 훼손되거나 흐릿한 족적에도 효과적인 딥러닝 모델을 사용한다. 모델의 성능은 학습하는 족적데이터베이스의 견고성으로부터 큰 영향을 받는다. 새로운 데이터가 추가될 때마다 전체 데이터를 재학습하는 것이 아닌 기존의 인공지능 모델에 추가학습이 가능한 인공지능 체계를 구축하여 지속적인 모델을 개발한다. 이미지 인공지능은 현장의 족적이 마모된 신발 등 문양의 일부가 훼손되거나 흐릿하여 알아보기 어려운 상태에서도 스스로 조정해 예측할 수 있어 결과적으로 신발 모델을 특정할 수 있다.

특히, 사건마다 신발 상태와 사진 속 족적 각도와 크기 등이 모두 다르기 때문에 전처리 작업을 통해 인공지능의 정확도 향상에 도움을 줄 수 있다. 학습은 신발 전체를 하는 것이 아니라 신발의 밑창이 가진 특징점을 구분하고 이를 기반으로 패턴을 분석한다. 범죄 수사의 신속성과 과학적 입증을 통한 신뢰성 관점에서 보면, 딥러닝을 이용한 족적 수사 체계는 Table 8에서 제시한 바와 같이, 향후 범죄예방과 대응에 효과적일 것이다.

결 론

딥러닝에 기반한 족적수사 체계의 고도화 방안에 관련한 연구의 일환으로 시도된 기계학습을 이용한 족적감정 분석 실험과 고찰, 차세대 족적 수사체계

설계 방안을 검토하여 다음과 같은 결론을 얻었다.

1. 실험은 3단계로 구분하여 수행하였고 1단계에서 320장, 2단계에서 2,476장의 실험 데이터를 수집하여 모델 테스트를 하였다. 1단계 320장, 2단계 2,476장, 3단계 2,070장의 실험 데이터를 바탕으로 PyTorch 라이브러리를 사용하고 컨볼루션 레이어 4개, 풀링 레이어 3개, 플래튼 레이어 1개, 덴스레이어 2개 등 총 10개의 레이어를 구성하여 족적 감정 딥러닝 가능성을 실험한 결과 정확도, 정밀도, 재현율 등에서 유의미한 결과를 도출함으로써 족적 감정 딥러닝 모델 구축의 가능성과 효용성을 확인하였다.

2. 족적 검색 딥러닝 실험, 현 족적 수사의 한계와 발전 방향을 고찰하여, 차세대 족적 수사 체계를 제안하였다. 현장에서 촬영한 족적 사진을 곧바로 검색 시스템에 전송하고, 족적감정시스템으로 신발 모델과 상단 디자인을 특정한 후, 수사 현장 주변 CCTV와 연계하여 용의자를 특정하는 체계를 구축하여 범죄 수사의 실효성을 제고할 수 있을 것이다.

3. 실험을 통해 인공지능을 도입한 족적 검색이 활용될 수 있다는 가능성을 증명하였지만, 신발 종류와 모델 클래스를 확대하고, 다양한 족적 채취 환경에서의 자료들을 추가하여 인공지능 족적 검색 성능을 고도화하여야 한다. 문양이 겹치거나 여러 개의 족적을 판단해야 할 상황을 고려하여 객체 인식과 같은 모델을 적용할 필요가 있다.

감사의 글

이 논문은 성균관대학교의 2022학년도 AI융합연구비에 의한 연구이자, 2020년 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2022-0- 01199-002, 융합보안핵심인재양성)(이은지 및 정재훈은 공동 제1저자임).

참고문헌 및 노트

1. 임언영 (2015), 초등학생 '장난'으로 밝혀진 용인 캣맘 사건의 전말, 조선일보, https://www.chosun.com/site/data/html_dir/2015/10/23/2015102302950.html (검색일: 2023년 3월 15일).
2. 박철홍 (2019), "휴대전화 흘리고·족적 남기고' 어설픈 도둑…경찰 구속", YNA, https://www.yna.co.kr/view/AKR20190304052100054 (검색일: 2023년 3월 15일).
3. A Wyrich (2017), "Wood-Ridge man's shoes presented as evidence at murder trial", Northjersey, https://www.northjersey.com/story/news/crime/2017/05/02/authorities-shoes-found-wood-ridge-mans-apartment-matched-impression-found-crime-scene-east-rutherford/101215470/ (검색일: 2023년 3월 15일).
4. 공공데이터포털 (2020), "경찰청_족적 검색 처리 현황", https://www.data.go.kr/data/15030190/fileData.do?recommendDataYn=Y (검색일: 2023년 3월 15일).
5. KOLAS 공인시험기관, https://www.knab.go.kr/; 강승연 (2022), "경찰, 발자국 수사전문가 양성한다…감정관 자격제 도입", 헤럴드경제, http://news.heraldcorp.com/view.php?ud=20220817000049 (검색일: 2023년 3월 15일).
6. K Książek, M Romaszewski, P Głomb, B Grabowski, and M Cholewa (2022), Blood stain classification with hyperspectral imaging and deep neural networks, *Sensors*, 20(22); 6666: 1-3.
7. P Tiwari, J Qian, Q Li, B Wang, D Gupta, A Khanna, JJPC Rodrigues, and VHC De Albuquerque (2018), Detection of subtype blood cells using deep learning, *Cognitive Systems Research*, (52): 1036-1044.
8. T Bergman, M Klöden, J Dreßler, and D Labudde (2022), Automatic Classification of Bloodstains with Deep Learning Methods. *KI-Künstliche Intelligenz*, 36(2): 135-141.
9. G Jaiswal, A Sharma, and SK Yadav (2022), An Analytical Review of Machine Learning and Deep Learning Approaches for Document Forgery Detection, In Proceedings of 3rd International Conference on Machine Learning, Advances in Computing, Renewable Energy and Communication: MARC 2021, 629-638.
10. P Yang, W Fang, F Zhang, L Bai, and Y Gao (2022), Document Image Forgery Detection Based on Deep Learning Models, In 2022 International Symposium on Electrical, Electronics and Information Engineering (ISEEIE), 36-41.
11. 장요한 (2017), 석고분말의 종류와 물의 함량에 따른 족적 본뜨기에 관한 연구, 순천향대학교 석사학위논문, 17-18.
12. S Wiesner, T Tsach, C Belser, and Y Shor (2011), A comparative research of two lifting methods: electrostatic lifter and gelatin lifter, *J Forensic Sci* (56): S58-S62.

13. 서영일 (2017), 형사 사건의 물리적 증거 해석 향상을 위한 형태학적 흔적 연구, 국립과학수사연구원 연구보고서, 41-58.
14. 임기창 (2016), “한국의 과학수사, ⑫ 범인 다녀간 현장…‘신발의 지문’이 남았다”, YNA, https://www.yna.co.kr/view/AKR20160819178800004 (검색일: 2023년 3월 15일).
15. 경찰청 (2021), 2021 경찰백서, 5장, 381.
16. 양호진, 장문수, 박소영 (2022), 이미지 기술자를 활용한 범죄 족적의 매칭, 한국데이터정보과학회지, 33(2): 223-236.
17. a) 경찰청 (2018), 제3회 과학치안 아이디어 공모전 시상식 개최, 정책브리핑, https://www.korea.kr/news/pressReleaseView.do?newsId=156241686 (검색일: 2023년 05월 17일). b) 박미영 (2018), “과기정통부, ‘제4회 과학치안 아이디어 공모전’ 시상식 개최”, 보안뉴스, https://www.boannews.com/media/view.asp?idx=74911 (검색일: 2023년 05월 17일).
18. 최성호 (2009), 방향벡터를 이용한 족적이미지 자동검색 시스템, 한국멀티미디어학회, 21-23.
19. Y Tang, SN Srihari, and H Kasiviswanathan (2010), Similarity and clustering of footwear prints, In 2010 IEEE International Conference on Granular Computing, 459-464.
20. A Kortylewski, T Albrecht, and T Vetter (2015), Unsupervised footwear impression analysis and retrieval from crime scene data, In Computer Vision-ACCV 2014 Workshops: Singapore, Revised Selected Papers, Part I (12): 644-658.
21. SY Park, and A Carriquiry (2022), The effect of image descriptors on the performance of classifiers of footwear outsole image pairs, *Forensic Sci.* Int’l 331(111126): 7-9.
22. M Hassan, Y Wang, D Wang, W Pang, K Wang, D Li, Y Zhou, and D Xu (2022), Restorable-inpainting: A novel deep learning approach for shoeprint restoration, *Information Sciences* (600): 22-42.
23. N Richetelli, MC Lee, CA Lasky, ME Gump and JA Speir (2017), Classification of footwear outsole patterns using Fourier transform and local interest points, Forensic Sci Int’l, (275): 102-109.
24. Z Wen, JM Curran, and G Wevers (2023), Shoeprint image retrieval and crime scene shoeprint image linking by using Convolutional Neural Network and Normalized Cross Correlation, *Science & Justice*, 439-450.
25. S Crabbe, P Kühmstedt, G Vassena, W Spanje, and A Hendrix (2014), 3D-forensics-mobile high-resolution 3D-Scanner and 3D data analysis for forensic evidence, Proceedings of the 9th Future Security, Security Research Conference, 16-18.
26. F Liang, Y Zhou, X Chen, F Liu, C Zhang, and X Wu (2021), Review of target detection technology based on deep learning. In Proceedings of the 5th International Conference on Control Engineering and Artificial Intelligence, 132-135.
27. A Paszke, S Gross, F Massa, A Lerer, J Bradbury, G Chanan, S Chintala (2019), Pytorch: An imperative style, high-performance deep learning library. *Advances in neural information processing systems*, 32.
28. 김남호 (2022), 글로벌기업들의 머신 비전 솔루션. 한국통신학회지 (정보와통신), 39(10), 32-36.
29. MC Chirodea, OC Novac, CM Novac, N Bizon, M Oproescu, CE Gordan (2021), “Comparison of tensorflow and pytorch in convolutional neural network-based applications.” 2021 13th international conference on electronics, computers and artificial intelligence (ECAI). *IEEE, 1-6.*
30. OC Novac, MC Chirodea, CM Novac, N Bizon, M Oproescu, OP Stan, CE Gordan (2022), Analysis of the application efficiency of TensorFlow and PyTorch in Convolutional Neural Network. *Sensors* 22(22), 8872.
31. 과적합은 ‘기계학습(machine learning)에서 학습 데이터를 과하게 학습(overfitting)하는 것’을 말함.

<저자정보>

이은지(대학원생), 정재훈(교수), 김은진(대학원생), 오소정(대학원생), 윤신규(경찰), 김기범(부교수)