

딥러닝 기반 사진 분석을 활용한 실종 반려견 찾기 시스템 설계와 구현

변경태*, 강창구**

Design and Implementation of a Missing Pet Search System using Deep Learning-based Image Analysis

Gyeong-Tae Byeon*, Changgu Kang**

요 약

본 연구는 딥러닝 기반 사진 분석을 이용한 실종 반려견 찾기 시스템을 설계하고 구현하는 방법을 제안한다. 실종된 반려견을 찾는 기존의 전통적 방법들은 시간과 비용이 많이 들며 성공률이 낮고, 이는 보호자에게 심리적 부담을 초래한다. 이를 해결하기 위해, 본 연구에서는 반려견 사진을 업로드하고 실시간 알림을 제공하는 통합 시스템을 제시한다. 사용자는 실종된 반려견의 사진을 업로드하고, 시스템은 딥러닝 모델을 통해 강아지 여부를 판별하고, 견종을 분류하여 유사한 견종을 찾는다. 본 시스템은 클라이언트-서버 구조로 설계되어, 사용자 인증, 데이터 관리, 모델 호출 및 알림 기능을 통합하여 실시간 알림을 제공한다. 실험 결과, 강아지 여부 판별 모델은 99.3%의 정확도, 견종 분류 모델은 93.5%의 정확도를 달성하였다. 본 연구는 실종 반려견 문제를 해결하는 방법을 제시하며, 향후 다양한 반려동물 실종 문제에도 확장 가능하다.

Abstract

This study proposes a method for designing and implementing a lost pet finding system using deep learning-based image analysis. Traditional methods for locating lost pets are time-consuming, costly, and have low success rates, leading to psychological burdens for pet owners. To address this issue, this study presents an integrated system that allows pet owners to upload photos of lost pets and receive real-time notifications. Users upload photos of the lost pet, and the system uses a deep learning model to classify whether the animal is a dog and identify the breed. The system is designed with a client-server architecture, integrating user authentication, data management, model calls, and notification features to provide real-time alerts. Experimental results show that the dog identification model achieved an accuracy of 99.3%, and the breed classification model achieved an accuracy of 93.5%. This study proposes a new approach to solving the problem of lost pets and is expandable to address the issues of missing other types of pets in the future.

Keywords

missing pets, deep learning, image analysis, system design, breed classification

* 경상국립대학교 컴퓨터공학과 학사과정
- ORCID: <https://orcid.org/0009-0007-2467-9301>
** 경상국립대학교 컴퓨터공학과 교수(교신저자)
- ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4060-6835>

• Received: Feb. 04, 2025, Revised: Mar. 07, 2025, Accepted: Mar. 10, 2025
• Corresponding Author: Changgu Kang
Dept. of Computer Science and Engineering, Gyeongsang National University, Korea
Tel.: +82-55-772-3321, Email: cgk@gnu.ac.kr

I. 서 론

반려견 실종 문제는 매년 증가하고 있으며, 이는 보호자들에게 정서적, 경제적 부담을 초래한다. 반려동물을 잃은 보호자들은 심리적으로 부정적 영향을 받으며, 이로 인한 슬픔과 스트레스는 Pet Loss Syndrome으로 나타난다[1]. 특히, 반려동물이 가족 구성원으로 자리 잡은 현대 사회에서 이러한 문제는 단순한 경제적 손실을 넘어 심리적 영향을 초래할 수 있다. 또한, 반려동물을 키우는 가구 수가 지속적으로 증가하면서 실종 반려견의 수도 늘어나고 있다.

M. Larkin et al.[2]에 따르면, 반려동물 가구 비율이 50%를 초과한 국가에서는 실종 동물 문제가 심각한 사회적 이슈로 부각되고 있다. 하지만 현재 실종된 반려견을 찾는 방식은 주로 포스터 부착, 동물 보호소 방문 등 전통적 방법에 의존하고 있으며, 이는 시간과 비용이 많이 들 뿐 아니라 성공률이 낮다. 2020년 한 연구에 따르면, 실종된 반려견 중 약 30%만이 원래 보호자에게 반환되었다고 한다. 이는 기존 방식의 한계를 가지고 있다.

본 연구는 이러한 한계점을 극복하기 위해 딥러닝 사진 분석을 이용한 실종 반려견 찾기 시스템 설계 및 구현 방법을 제안한다. 본 시스템은 실종된 반려견 문제 해결을 위해 보호자가 실종 정보를 간편히 등록하고, 목격자의 정보를 활용하여 데이터베이스 기반 실시간 알림을 제공하는 통합 앱 서비스이다. 또한 이 시스템은 사용이 간편한 인터페이스와 AI 모델을 통해 시간과 노력을 절약하며, 맞춤형 알림 기능으로 신속한 대처를 지원한다. 반려견 외 다양한 반려동물 실종 문제에도 적용할 수 있는 확장성과 유연성을 갖추고, 전통적 방식의 불편함을 개선할 가능성을 제시하고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제2장에서는 관련 연구를 소개하며, 반려동물 실종 문제 해결을 위한 기존 기술과 연구들을 다룬다. 제3장에서는 시스템 설계 및 구현에 대해 설명하고, 데이터셋 구축과 사용된 딥러닝 모델에 대해 기술한다. 제4장에서는 실험을 통해 시스템의 성능을 평가하고, 모델의 정확도와 효과성을 분석한다. 마지막으로 제5장에서는 결론을 제시하고, 향후 연구 방향과 서비스 개선 가능성에 대해 논의한다.

II. 관련 연구

반려동물 실종 문제를 해결하기 위한 다양한 연구들이 진행되어 왔다. 특히, 딥러닝과 IoT 기술을 활용한 시스템 설계는 실종 반려동물의 탐색 및 추적에 있어 중요한 발전을 이루고 있다.

H. Mo[1]는 반려동물을 잃은 보호자들이 경험하는 슬픔과 스트레스, 이른바 Pet Loss Syndrome의 심각성을 논의하며, 실종 문제 해결의 필요성을 강조하였다. M. Larkin et al.[2]에 따르면, 반려동물을 키우는 가구의 비율이 지속적으로 증가함에 따라 실종 문제가 더욱 심각한 사회적 문제로 대두되고 있음을 보여주었다. 이러한 배경 속에서 디지털 기술을 활용한 문제 해결 접근법이 활발히 연구되고 있다.

J. Kim et al.[3]은 딥러닝 기반의 반려동물 활동 인식 및 모니터링 시스템을 설계하여, 반려동물의 행동 데이터를 분석하고 보호자에게 제공함으로써 실종 예방에 기여할 수 있는 가능성을 제시하였다. 이 연구는 반려동물 모니터링 기술의 확장 가능성을 보여주었으나, 실종 발생 후 대응 체계에는 한계가 있었다. 한편, Ráduly et al.[4]은 반려견 품종을 식별하기 위한 딥러닝 기반의 모델을 설계하여, 실종 반려동물을 탐색할 수 있는 가능성을 제시하였다. 이 연구는 반려견 탐색에서 품종 식별의 정확도를 향상시키는 데 초점을 맞추었다.

IoT 기술을 활용한 연구들도 주목받고 있다[5][6]. Y. M. Park et al.[6]은 IoT 기반의 위치 추적 시스템을 설계하여, 실시간으로 반려동물의 위치를 보호자에게 제공함으로써 실종 예방 및 탐색의 효율성을 높였다. 이 연구는 IoT 센서를 활용하여 실시간 데이터를 수집하고, 스마트폰 애플리케이션을 통해 정보를 시각화하는 방식을 도입하였다.

최근에는 딥러닝과 실시간 알림 시스템을 결합한 연구가 주목받고 있다. Valarmathi et al.[7]은 반려동물 이미지 분석과 데이터 기반의 알림 기능을 결합하여 실종 반려동물의 탐색 시간을 단축시키는 시스템을 설계하였다. 이 연구는 실종 초기 단계에서의 신속한 대응이 중요함을 강조하며, 기존의 전통적 방식이 가진 한계를 극복할 수 있는 가능성을 보여주었다.

본 연구는 이러한 선행 연구들을 바탕으로 딥러닝 기반 이미지 분석 기술과 실시간 알림 시스템을 결합하여, 실종된 반려동물 문제 해결의 효율적인 접근 서비스를 제안한다. 특히, 보호자가 입력한 반려동물의 정보를 기반으로 목격자가 제공한 데이터를 분석하고, 이를 알림으로 제공하여 사용자에게 편의성을 제공하고자 한다.

III. 시스템 설계 및 구현

3.1 시스템 설계 및 구성

그림 1은 제안된 시스템 구조를 보여준다. 본 시스템은 클라이언트-서버 구조를 기반으로 하며, 사용자 인증, 데이터 관리, 딥러닝 모델 호출, 알림 기능을 통합하여 서비스를 제공합니다. 이 시스템은 각 기능을 독립적으로 구분하고, 클라이언트와 서버 간의 원활한 데이터 흐름을 보장하도록 설계되었습니다. 본 절에서는 시스템의 주요 구성 요소에 대해 설명한다.

본 시스템의 클라이언트는 사용자가 반려견의 사진을 업로드하고, 실종 게시글을 작성하거나 알림을 받을 수 있는 플랫폼이다. 클라이언트 애플리케이션은 사용자는 텍스트와 이미지 데이터를 클라이언트에서 입력하고 이를 서버로 전송하며, 서버는 이를 처리한 후 결과를 클라이언트에 반환한다. 클라이언트는 axios를 사용하여 서버의 API와 통신하며, 이를 통해 실시간 알림을 제공하고, 유사도가 가장 높

은 견종의 매칭 결과를 사용자에게 전달한다.

사용자 인증은 Spring Boot 기반으로 구현되며, JWT(JSON Web Token)를 사용하여 인증 절차를 처리한다. 클라이언트는 이 JWT 토큰을 이후 요청에 포함시켜, 서버가 사용자의 인증 여부를 검증할 수 있도록 한다. 이 인증 방식은 RESTful API와의 호환성 덕분에 서버와 클라이언트 간의 비동기 통신에 적합하며, 특히 여러 이미지를 포함한 요청 처리와 보안 강화를 위해 사용되었다.

서버는 두 개의 주요 백엔드 시스템으로 구성되어 있다. 하나는 사용자 인증, 데이터 관리 및 API 제공을 담당하며, 다른 하나는 딥러닝 모델 호출과 이미지 전처리 작업을 수행한다.

첫 번째 서버는 사용자 인증과 보안을 처리하고, 게시글, 사용자 정보, 반려견 이미지 및 유사도 데이터를 관리한다. 데이터베이스와 연동되어 효율적인 쿼리 실행과 데이터 관리를 지원하며, 세션 관리와 캐싱 최적화를 통해 시스템 성능을 향상시킨다. 또한, 사용자의 행동이나 시스템에서 발생한 이벤트에 대한 알림을 실시간으로 전달하는 기능도 포함되어 있어, 게시글 매칭 결과 등을 사용자에게 푸시 알림으로 제공한다. 두 번째 시스템은 딥러닝 모델을 실행하고 이미지 분석을 담당한다. 이 시스템은 첫 번째 시스템과 API를 통해 통신하며, 처리된 데이터를 전달하여 최종 결과를 클라이언트에 반환한다. 이러한 이중 백엔드 시스템 구조는 각 시스템의 역할을 명확히 구분하여, 성능과 확장성 측면에서 효율적인 아키텍처를 제공한다.

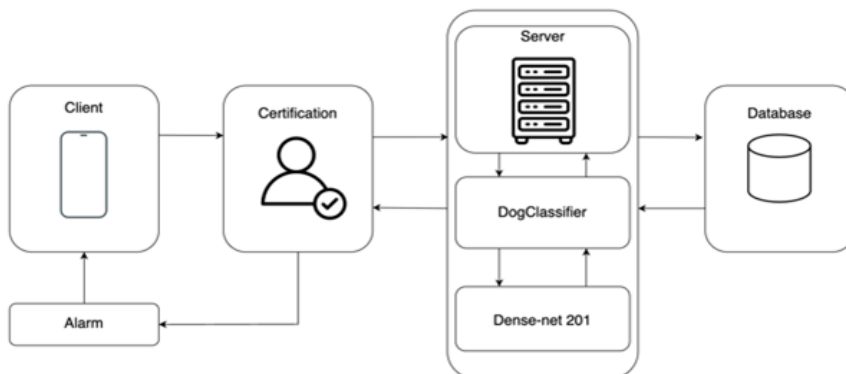


그림 1. 시스템 아키텍처
Fig. 1. System architecture

3.2 데이터셋 구축과 분류 모듈 설계

모델 설계 및 학습을 위해 필요한 데이터셋은 강아지 여부 판별 데이터셋과 견종 분류 데이터셋으로 구성된다.

강아지 여부 판별 데이터셋은 Keras 기반 분류기 학습을 위해 반려견 사진과 기타 동물 또는 비동물 사진으로 구성되었으며, 다양한 조명, 각도, 배경에서 촬영된 이미지를 포함하여 실제 환경에서의 강건성을 강화하도록 하였다. 견종 분류 데이터셋은 DenseNet-201[8] 모델 학습을 위해 비숄, 보더콜리, 불도그, 치와와, 골든 리트리버, 말티즈, 포메라니안, 푸들, 시바견, 시츄, 시베리안 허스키, 요크셔테리어 등 총 12개의 주요 견종의 특징을 포함하도록 한다.

강아지 여부 판별에는 Keras 기반 MobileNetV2[9] 모델이 사용되었다. 이 모델은 사전 학습된 ImageNet 가중치를 활용하며, 입력 이미지를 분석하여 해당 이미지가 강아지인지 여부를 분류한다. 출력층은 Softmax 활성화 함수를 통해 강아지 여부에 대한 확률을 반환한다.

견종 분류에는 PyTorch 기반 DenseNet-201 모델이 사용되었다. 이 모델은 학습 시 사용된 12개의 주요 견종을 분류하도록 설계되었으며, 학습된 가중치를 불러와 활용한다. 출력층은 12개의 클래스 각각에 대한 확률을 반환한다.

IV. 실험 및 평가

4.1 서비스 실행 결과

그림 2는 앱을 실행했을 때의 로그인 화면과 지역/견종별 검색화면을 보여준다. 회원가입 후, 로그인 또는 소셜 로그인을 통해 앱을 이용할 수 있다. 로그인후 지역과 견종 검색화면으로 이동한다. 사용자는 검색 창을 이용하여 지역과 견종 별로 게시글을 검색할 수 있다. 그리고 입력된 정보에 따라 가장 최근에 게시된 게시물을 순차적으로 볼 수 있다.

그림 3는 딥러닝 모델을 사용하여 개의 여부를 판별하고, 자동으로 견종이 분류되는 과정을 보여준다. 실종된 반려견에 대한 최대 5장의 사진을 업로드할 수 있으며, 각 사진을 분석한 후 가장 유사도가 높은 견종이 선택된다.



그림 2. 로그인 화면(좌)과 지역 및 견종 검색화면(우)
Fig. 2. Login screen(left) and region & breed search screen(right)

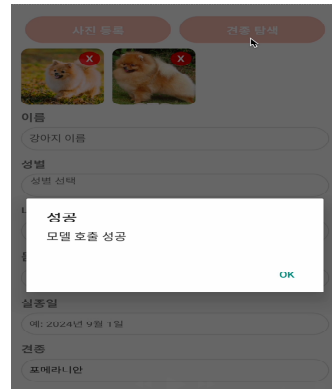


그림 3. 업로드된 사진의 자동 견종 분류 화면
Fig. 3. Automatic breed classification screen using a photo

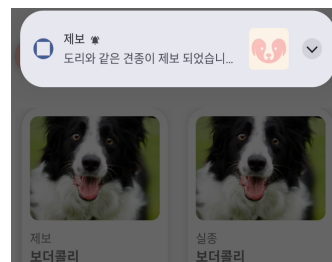


그림 4. 같은 견종 제보시 알림 발생 화면(우)
Fig. 4. Notification screen when a report is made for the same breed (right)

그림 4는 근처 지역에서 동일한 견종이 제보되었을 경우 사용자의 모바일 폰에 알림이 나타나는 기능을 보여준다. 새로운 제보 게시물 중, 제보된 견종과 같은 시 또는 구에 실종된 반려견 게시글이 있을 경우, 해당 게시글을 작성한 사용자에게 알림을 발송한다.

4.2 모델 평가

본 연구에서 제안된 모델의 성능은 학습 및 검증 데이터셋에 대한 정확도(Accuracy)와 손실(Loss)을 기준으로 평가되었다. 모델 학습 과정에서는 배치 크기(Batch size) 32를 사용하여 학습 효율성과 메모리 사용량의 균형을 이루고자 하였다. 손실 함수로는 다중 클래스 분류 문제에 적합한 교차 엔트로피를 사용하여 예측된 클래스 확률 분포와 실제 클래스 간의 차이를 최소화하였다. 또한 최적화 알고리즘으로는 학습률 0.0001로 설정된 아담(Adam) 옵티마이저를 사용하여 빠르고 안정적으로 수렴하게 하였다.

모델의 학습 결과, 최종 검증 정확도는 99.3%에 도달하였으며, 검증 손실은 0.02%로 나타난다. 학습 및 검증 지표는 약 10 에포크 이후부터 안정적인 추세를 보였으며, 이는 제안된 학습 전략이 효과적으로 작동했음을 시사한다. 그림 5는 모델의 정확도와 손실에 대한 성능 그래프를 보여준다.

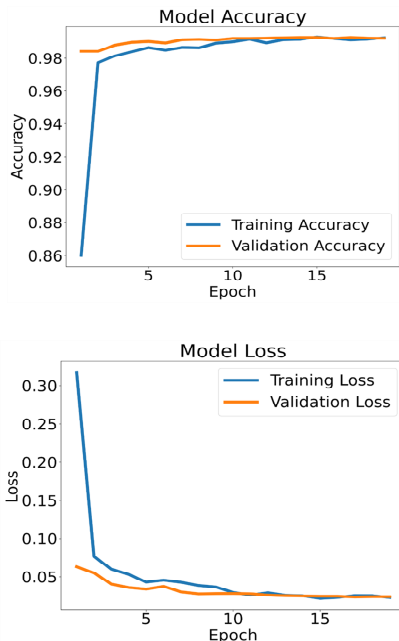


그림 5. 개 판별 모델의 정확도(위)와 손실률(아래)에 대한 성능 그래프

Fig. 5. Performance graph of the dog identification model showing accuracy (top) and loss rate (bottom)

4.3 견종 분류 모델 평가

DenseNet-201 모델의 성능을 평가할 때 사용된 표본 자료수는 견종당 최소 2,000장, 총 25,000장이었으며, 이를 훈련(Train) 20,000장, 검증(Validation) 2,500장, 테스트(Test) 2,500장으로 8:1:1 비율로 나누어 사용했다. 모델은 검증 데이터셋에 대한 정확도(Accuracy)와 손실(Loss)을 기준으로 평가했다. 학습 과정에서는 배치 크기 32를 설정하였으며, 손실 함수로는 교차 엔트로피 기반을 사용하여 다중 클래스 분류 문제에 적합한 손실 값을 도출했다. 교차 엔트로피 손실 함수는 다음과 같이 식 (1)로 정의된다.

$$CrossEntropy Loss = - \sum_{i=1}^c y_i \log(\hat{y}_i) \quad (1)$$

C는 클래스의 수, y_i 는 실제 레이블의 원-핫 인코딩 값, $\hat{y}_i$ 는 모델이 예측한 확률 값이다. 옵티마이저(Optimizer)는 학습률이 0.001로 설정된 아담을 사용하여 가중치 업데이트를 수행했다. 학습 결과, DenseNet-201 모델은 최종 검증 정확도 93.5%와 검증 손실 0.06%를 기록했다. 그림 6은 모델의 정확도와 손실에 대한 성능 그래프를 보여준다.

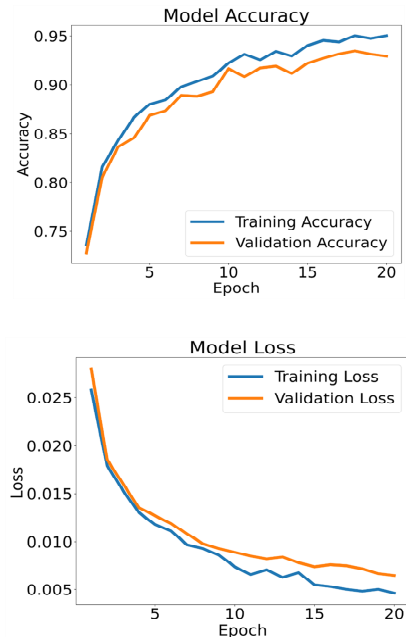


그림 6. 견종 분류 모델의 정확도(위)와 손실률(아래)에 대한 성능 그래프

Fig. 6. Performance graph of the breed classification model showing accuracy (top) and loss rate (bottom)

V. 결론 및 향후 과제

본 연구에서는 우리는 실종된 반려견을 찾기 위해 딥러닝 기반 사진 분석 기술을 이용한 통합 시스템을 제시하였다. 본 시스템은 반려견 실종 정보를 관리하고, 유사 견종을 매칭하며, 실시간 알림 기능을 통해 탐색의 효율성을 높였다. 또한 사용자는 실종된 반려견 정보를 쉽게 등록할 수 있고, 목격 정보가 실시간으로 제공되면서 빠르게 대처할 수 있도록 지원된다.

제시한 시스템은 여러 기능을 제공하지만, 몇 가지 한계점이 존재한다. 시스템이 처리할 수 있는 반려견 품종 수가 제한적이며, 견종 데이터가 부족할 경우 인식 및 매칭 정확도가 저하될 수 있다. 또한, 유기견 보호소 및 기존 제보 시스템과의 데이터 연동이 부족하여 매칭 범위가 제한될 가능성이 있으며, 목격자가 반려견 정보를 자발적으로 제공할 동기가 부족하여 제보 참여율이 낮아질 우려가 있다. 또한, 제보된 사진의 품질이나 환경 변화에 따른 모델의 성능 변화에 대한 검증이 필요하다.

이러한 한계점을 극복하기 위한 향후 과제는 다음과 같다. 견종 데이터를 더욱 다양화하여 시스템이 더 많은 반려견 품종을 정확하게 인식하고 매칭할 수 있도록 개선하고, 포인트 적립, 기부 연계 같은 인센티브 시스템을 적용시킬 수 있다. 또한, 지도 또는 GPS 기반 기능을 통해 사용자가 위치 정보를 수동으로 입력하지 않아도 자동으로 지역 정보가 등록되도록 하여 사용 편의성을 향상시킬 수 있다. 마지막으로, 유기견 보호소 사이트의 데이터를 크롤링하여 시스템에 통합함으로써 제보된 반려견과의 추가적인 매칭을 가능하게 하여 탐색 성공률을 높이고, EfficientNet[10] 등의 최신 모델과 비교 실험을 수행하여 제안된 모델의 성능을 검증하고, 환경 변화에 따른 모델의 강건성을 평가할 예정이다.

References

[1] H. Mo, "Grieving after the Loss of Companion Animals - Symptoms of Pet Loss -", Institute of Human, Environment & Future, No. 15, pp. 91-120,

2015. <https://doi.org/10.34162/hefins.2015..15.004>.

- [2] M. Larkin and R. Radich, "Pet population still on the rise, with fewer pets per household", Journal of the American Veterinary Medical Association (JAVMA), Vol. 259, No. 11, pp. 1243-1245, Nov. 2021.
- [3] J. Kim, H. Kim, C. Park, and N. Moon, "Deep Learning-based Pet Monitoring System and Activity Recognition device", Journal of the Korea Society of Computer and Information, Vol. 27, No. 2, pp. 25-32, Feb. 2022. <https://doi.org/10.9708/JKSCI.2022.27.02.025>.
- [4] Z. Ráduly, C. Sulyok, Z. Vadász, and A. Zölde, "Dog breed identification using deep learning", 2018 IEEE 16th International Symposium on Intelligent Systems and Informatics (SISY), Subotica, Serbia, pp. 271-276, Sep. 2018. <https://doi.org/10.1109/SISY.2018.8524715>.
- [5] Y. Seo, H. Kim, J. Moon, S. Lee, and K. Kim, "A Study on the Artificial Intelligence-based Wearable Sensor Data Pet Behavior Analysis", The Journal of Korean Institute of Information Technology, Vol. 21, No. 2, pp. 33-41, Feb. 2023. <https://doi.org/10.14801/jkiit.2023.21.2.33>.
- [6] Y. M. Park, S. M. Gang, J. H. Chae, and J. J. Lee, "Classification method of plant leaf using DenseNet", Journal of Korea Multimedia Society, Vol. 21, No. 5, pp. 571-582, May 2018. <https://doi.org/10.9717/KMMS.2018.21.5.571>.
- [7] B. Valarmathi, N. S. Gupta, G. Prakash, R. H. Reddy, S. Saravanan, and P. Shanmugasundaram, "Hybrid deep learning algorithms for dog breed identification—A comparative analysis", IEEE Access, Vol. 11, pp. 77228-77239, Jul. 2023. <https://doi.org/10.1109/access.2023.3297440>.
- [8] G. Huang, Z. Liu, L. V. D. Maaten, and K. Q. Weinberger, "Densely Connected Convolutional Networks", Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Honolulu, Hawaii, pp. 4700-4708, Jul. 2017. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2017.243>.

- [9] M. Sandler, A. Howard, M. Zhu, A. Zhmoginov, and L.-C. Chen, "MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks", Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Salt Lake City, Utah., pp. 4510-4520, Jun. 2018. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2018.00474>.
- [10] M. Tan and Q. Le, "EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks", Proceedings of the International Conference on Machine Learning (ICML), Long Beach, California, pp. 6105-6114, May 2019.

저자소개

변 경 태 (Gyeong-Tae Byeon)



2024년 3월 ~ 현재 :

경상국립대학교 컴퓨터공학과
학사과정

관심분야 : 웹, 플랫폼, 인공지능

강 창 구 (Changgu Kang)



2010년 2월 : 광주과학기술원

정보기전공학부(공학석사)

2017년 8월 : 광주과학기술원

전기전자컴퓨터공학부(공학박사)

2018년 3월 ~ 현재 :

경상국립대학교 컴퓨터공학과
부교수

관심분야 : 컴퓨터 그래픽스, 증강현실, 인공지능