

## 딥러닝을 활용한 반려견 비문 이미지 품질 분류 연구

김종복<sup>1</sup>, 장동화<sup>1</sup>, 양가영<sup>1</sup>, 권경석<sup>1</sup>, 하태환<sup>1</sup>, 이준환<sup>2\*</sup>  
<sup>1</sup>농촌진흥청 국립축산과학원, <sup>2</sup>전북대학교 컴퓨터공학부

### Classification of dog nose pattern image quality using deep learning

Jong-Bok Kim<sup>1</sup>, Dong-Hwa Jang<sup>1</sup>, Ka-Young Yang<sup>1</sup>,  
Kyeong-Seok Kwon<sup>1</sup>, Taehwan Ha<sup>1</sup>, Joon-Whoan Lee<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>National Institute of Animal Science, Rural Development Administration  
<sup>2</sup>Devison of Computer Science and Engineering, Jeonbuk National University

**요약** 반려견 수가 급격하게 증가하면서 유기·유실 방지나 반려견 관련 산업 확장을 위해 보다 정확하고 편리한 개체 식별 방법에 대한 필요성이 커지고 있다. 이에 따라 사람 생체인식 기술을 반려견에 적용하는 연구가 이뤄지고 있으며, 그 중 대표적인 반려견 생체인식 방법으로 영상기반의 비문인식이 주목받고 있다. 하지만 반려견의 경우 사람과 달리 비협조적이기 때문에 비문 이미지 수집 과정에서 비문인식에 적합하지 않은 품질의 이미지가 상당수 수집되며, 이는 비문 인식률을 떨어뜨리는 주요 원인이 된다. 따라서 본 연구에서는 딥러닝을 활용하여 반려견 비문 인식에 사용할 이미지의 품질을 평가하고 선별하여 비문 인식 성능을 높일 수 있는 방법을 제안한다. 반려견 11마리로부터 수집된 55장의 원본 이미지를 기반으로 이미지 수집 중에 발생할 수 있는 왜곡 요소 10가지를 반영하여 5,500장의 데이터 세트를 생성하였다. VGG16을 활용하여 전이학습과 미세조정을 통해 모델을 학습하고 평가한 결과, 반려견 비문 이미지 평균 품질 분류 정확도는 86.65%로 나타났다. 이미지 왜곡 종류별 분류 성능은 밝기(91.52%), 선명도(87.65%), 명암(86.43%), 잡음(82.58%) 순으로 나타났다. 본 논문에서 제안한 방법을 통해 반려견 비문 인식 시스템의 불필요한 인식 처리 횟수를 줄이고 인식률도 향상시킬 수 있을 것으로 기대된다.

**Abstract** An accurate and convenient individual identification method for dogs is required alongside the increasing number of dogs to handle the issue of abandoned and lost dogs or expand the pet dog industry with advanced technology. Specifically, some researchers have applied human biometric technology to dogs to meet these requirements. Relatedly, nose pattern image recognition is a representative method in dog biometric technology. However, since the dogs don't cooperate during imaging, many resulting images for nose pattern recognition are of low quality. Using these low-quality images results in a lower recognition rate for dog nose pattern. Therefore, this research proposes improving dog nose pattern recognition by classifying the image quality with a deep learning model. Fifty-five original images collected from 11 dogs were used to generate a dataset of 5,500 images by reelecting ten distortion factors that may occur during image collection. VGG16 was used as a deep learning classifier in this study. The deep learning classifier achieved an average quality classification accuracy of 86.65 % for the dog nose pattern images. The classification performance by image distortion type was in the order of brightness (91.52 %), sharpness (87.65 %), contrast (86.43 %), and noise (82.58 %). In conclusion, the proposed method is expected to improve the recognition rate and reduce the number of unnecessary recognition processing in dog nose pattern recognition.

**Keywords** : Image Quality Classification, Dog, Nose Pattern, Bimometrics, Deep Learning

본 논문은 농촌진흥청 연구사업(세부과제번호: PJ01398601, 과제명: 반려견 생체 인식기반 개체식별 기술 개발)과 2022 농촌진흥청 국립축산과학원 전문연구원 과정 지원사업에 의해 이루어진 것임.

\*Corresponding Author : Joon-Whoan Lee(Jeonbuk National University)

email: chlee@bnu.ac.kr

Received February 14, 2022

Revised March 11, 2022

Accepted April 1, 2022

Published April 30, 2022

## 1. 서론

최근 개인정보 보안에 대한 중요성이 강조되면서 높은 보안 수준과 사용의 편리성을 모두 갖춘 영상 기반의 생체인식 방법이 본인 인증 방법으로 많이 활용되고 있다. 생체인식은 개인의 고유한 생리학적 또는 행동학적 특징을 기반으로 본인을 인증하는 방법이며[1], 여러 생체인식 방법 중 얼굴(face), 홍채(Iris), 지문(fingerprint) 등이 주로 사용되고 있다[2-4]. 반려견의 경우도 유기·유실 방지나 반려견 관련 산업 확장을 위해 개체 식별 방법이 필요하다. 따라서 사람을 대상으로 하는 생체인식 기술을 반려견에 적용하는 연구가 수행되고 있으며, 그 중 대표적인 반려견 생체인식 방법은 비문(코 무늬) 인식이다. 동물의 코 무늬는 사람의 지문과 유사하게 개체별로 고유한 패턴을 가지고 있기 때문에 이를 통해 개체 식별이 가능하다[5,6].

반려견 비문인식 시스템은 일반적인 사람의 영상기반 생체인식 시스템과 동일한 과정으로 구성된다[7]. 개체 등록의 경우 생체정보 이미지를 획득하고 이를 패턴화하여 정보를 데이터베이스에 저장한다. 개체 인증의 경우 등록과 동일한 과정으로 패턴화된 정보를 데이터베이스에 저장된 정보와 매칭하여 개체를 인증한다. 이러한 비문인식 시스템의 성능에 가장 크게 영향을 미치는 요소는 수집된 이미지의 품질이다. 개체식별에 사용할 이미지의 품질이 나쁠 경우 비문인식 시스템에서 동일개체로 인식되기 어려워지고 이는 전체적인 시스템의 성능을 저하시키는 요인이 된다. 특히 반려견은 사람과 달리 비협조적이기 때문에 수집된 이미지의 상당수가 개체식별에 사용하기에는 부적합한 품질인 경우가 많다[8]. 따라서 반려견 비문인식 시스템의 성능을 향상시키기 위해서는 시스템에 입력될 이미지가 개체식별에 적합한지 아닌지를 판별하여 적합한 이미지만 선별해주는 알고리즘이 필요하다.

사람을 대상으로 하는 생체인식의 경우 생체인식 성능 향상을 위해 수집된 이미지의 품질을 평가하는 연구가 활발히 수행되고 있다. 얼굴, 홍채, 지문 등의 이미지 품질을 평가하는 방법이 제시되었으며, 여러 생체인식 방법에 공통적으로 적용할 수 있는 다중 양식(multi-modality) 이미지 품질 평가 방법도 제안되었다[9-15]. 하지만 반려견 생체인식 성능 향상을 위한 이미지 품질 평가 연구는 알려진 바가 없다. 따라서 본 연구에서는 딥러닝을 활용하여 반려견 비문인식에 적합한 품질의 이미지를 자동으로 판별하고 선별하여 비문 인식률을 높일

수 있는 방법을 제안하자 한다. 비문 수집 중 발생할 수 있는 이미지 왜곡 요소를 고려하여 왜곡 이미지를 만들고, 원본 이미지와 함께 비문인식 알고리즘에 입력하여 동일개체로 판별되면 비문인식에 적합한 이미지로, 다른 개체로 판별되면 적합하지 않은 이미지로 라벨링하여 데이터 세트를 생성한다. 생성된 데이터 세트로 딥러닝 분류 모델을 학습시키고 분류 성능을 평가하였다.

본 논문의 나머지 구성은 다음과 같다. 2장에서는 비문인식에 적합한 비문 이미지 판별을 위해 구성한 데이터 세트와 실험 방법을 자세하게 설명하고, 3장에서는 반려견 비문 이미지 품질 판별에 대한 실험결과를 보인다. 마지막으로 4장에서는 결론 및 향후 연구 방향을 기술한다.

## 2. 재료 및 방법

본 연구는 1) 이미지 왜곡 방법을 통해 실험에 사용할 이미지를 생성하고 비문인식 알고리즘을 활용하여 라벨링하는 과정, 2) 전체 왜곡 이미지에 대한 딥러닝 모델의 품질 분류 성능을 평가하는 과정, 3) 이미지 왜곡 종류별로 딥러닝 모델의 품질 분류 성능을 평가하는 과정으로 진행된다.

### 2.1 반려견 비문인식 알고리즘

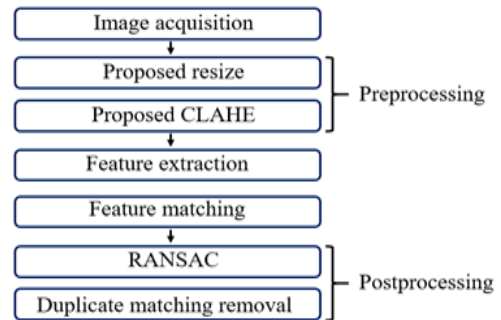


Fig. 1. Dog nose pattern recognition algorithm

본 실험에 사용되는 반려견 비문 이미지가 비문인식에 적합한 품질인지 아닌지 판별하고 라벨링을 하기 위해 선행 연구[7]에서 개발된 비문인식 알고리즘을 사용하였다. Fig. 1은 비문인식 알고리즘의 블록도이며, 이미지의 특징 추출 및 매칭에는 99.65%로 비문인식 성능이 가장 좋았던 Oriented FAST and Rotated BRIEF(ORB)를

사용하였다.

## 2.2 데이터 세트

반려견 11마리로 부터 수집한 비문 이미지 중 유관상으로 선명한 이미지를 개체별로 5장씩 선별하여 55장의 원본 데이터 세트를 구성하였다. Fig. 2는 원본 데이터 세트의 이미지를 보여준다.

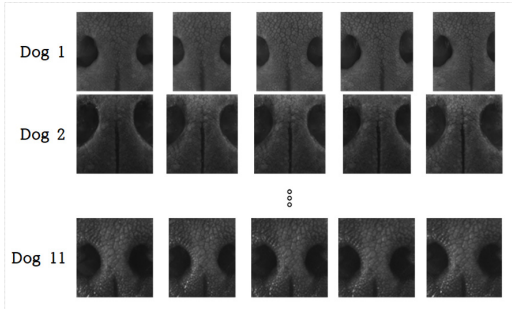


Fig. 2. Original nose pattern images of 11 dogs

이미지 왜곡을 통해 데이터 세트를 생성하기에 앞서 원본 데이터 세트의 이미지가 모두 비문인식에 적합한 품질인지를 검증하였다. 개체별 5장 이미지의 모든 서로 다른 조합으로 비문인식 알고리즘에 입력하여 모두 동일 개체로 인식되는 것을 확인하였다. 품질이 검증된 원본 데이터 세트로부터 비문 이미지 수집 중 발생할 수 있는 이미지 품질 저하요소를 선정하여 실험에 사용할 데이터 세트를 구성하였다[15]. 본 실험에 사용한 이미지 왜곡 요소는 명암(Contrast), 선명도(Sharpness), 밝기(Luminance), 잡음(Noise) 등이며, Python3.6 환경에서 OpenCV와 PIL 라이브러리를 활용하여 생성하였다. 데이터 세트는 각 왜곡 요소별로 550장씩 총 5,500장의 이미지로 구성된다(Table 1).

## 2.3 딥러닝 모델

반려견 비문 이미지 품질 평가를 위한 딥러닝 모델로는 대표적인 이미지 분류 모델인 VGG16을 사용하였다 [16]. Fig. 3은 본 연구에서 사용한 VGG16의 구조이다. VGG16은 크게 특징을 추출하는 합성곱층과 특징을 클래스로 선별하는 분류층으로 구성된다. 본 실험에서는 효율적인 학습을 위해 합성곱층(Block1~5)은 ImageNet 데이터로 학습된 가중치(Weight)를 사용하고 분류층만 반려견 비문으로 학습하는 전이학습(Transfer Learning)을 수행하였다[17,18]. 그 후 합성곱층의 Block을 추가

로 학습시켜 미세조정(Fine Tuning)을 수행하였다.

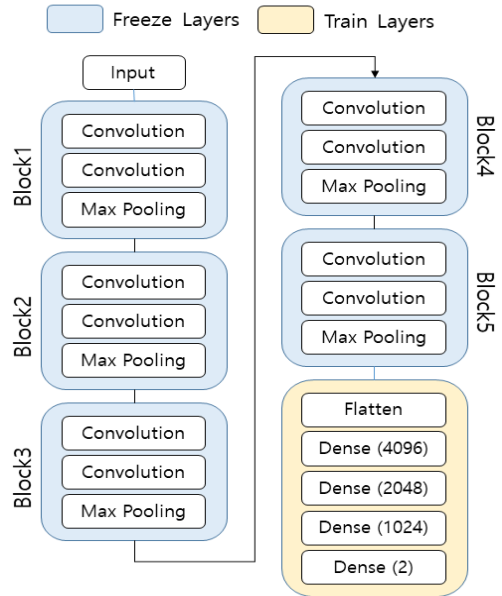


Fig. 3. Structure of VGG16 with transfer learning

## 2.4 평가 방법

반려견 비문 이미지 품질 평가는 딥러닝 모델의 분류 정확도(Accuracy, %)를 사용하였다. 정확도의 신뢰성을 높이기 위해 보편적으로 사용되는 K-fold 교차검증 방법을 사용하였으며, 본 논문에서는 K를 3으로 설정하였다. 우선 데이터 세트를 학습/검증 데이터 세트와 평가 데이터 세트로 분할하고, Fig. 4처럼 학습/검증 데이터 세트는 다시 3개의 세트로 분할하여 2개 세트는 학습에 사용하고 1개 세트는 검증에 사용하였다. 검증에 사용한 데이터 세트가 겹치지 않도록 교차하여 테스트를 3회 반복하였다. 최종적으로 3개의 학습 모델이 생성되고 이를 평가용 데이터 세트로 평가하였다.

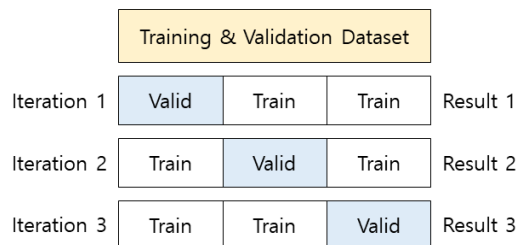


Fig. 4. Partitioning method of dataset for 3-fold validation

Table 1. Summary of the artificially distorted image dataset

Image Distortion		Python Function	Parameters	Range	Number of Images	
					Positive	Negative
Contrast	High	ImageEnhance.Contrast()	value	1.5 ~ 15.0	271	279
	Low		value	0.04 ~ 0.40	270	280
Sharpness	Vertical Blur	cv2.filter2D()	kernel size	3 ~ 21	279	271
	Horizontal Blur		kernel size	5 ~ 23	275	275
	Gaussian Blur	cv2.GaussianBlur()	value	3 ~ 21	281	269
Luminance	High	ImageEnhance.Brightness()	value	1.5 ~ 6.0	285	265
	Low		value	0.04 ~ 0.40	275	275
Artifacts	White Gaussian	img + np.random.normal()	sigma	1.73 ~ 5.48	272	278
	Salt & Pepper	img[np.random.randint()]	amount	0.0051 ~ 0.051	275	275
	Compression	cv2.imwrite()	quality	4 ~ 40	280	270
Sub Total					2,763	2,737
Total					5,500	

### 3. 실험결과

#### 3.1 데이터 세트 생성 결과

실험 데이터 세트의 이미지는 비문인식 알고리즘을 통해 개체별 5장의 원본 이미지와 비교하여 5번 모두 동일 개체로 판별되면 비문인식에 적합한 이미지로(Positive), 하나의 매칭이라도 동일개체가 아닌 것으로 판별되면 비문인식에 적합하지 않은 이미지로(Negative) 라벨링을 하였다. 클래스 간에 비율이 적절한 데이터 세트를 만들기 위해 각 이미지 왜곡별 Positive와 Negative 이미지 수가 최대한 같도록 반복 실험을 통해 이미지 왜곡 매개 변수(Parameter)의 범위를 조정하였다. Table 1은 최종 적용된 이미지 왜곡 매개변수의 범위와 라벨링된 이미지 수를 보여준다. Positive와 Negative로 분류된 이미지가 각각 2,763과 2,737개로 거의 반반의 비율로 데

이터 세트가 생성되었다. Fig. 5는 최종 생성된 데이터 세트의 이미지를 보여준다.

#### 3.2 비문 이미지 품질 분류 평가 결과

VGG16 모델을 활용하여 생성된 데이터 세트에 대해 비문 이미지 품질 분류 평가를 실시하였다. 학습/검증 데이터와 평가 데이터는 이미지 왜곡 종류별로 8:2의 비율로 무작위로 선정하여 분할하였다. 학습/검증에는 Positive 2,208장, Negative 2,188장으로 총 4,396장의 이미지가 사용되었으며, 평가에는 Positive 555장, Negative 549장으로 총 1,104장이 사용되었다. 학습모델의 하이퍼 파라미터인 옵티마이저(Optimizer)는 RMSProp, Learning rate는 0.00002, Batch size는 16, epoch는 200으로 설정하였으며, 검증 데이터로 검증 시 정확도가 가장 높은 가중치를 최종 모델로 선정하였다. Table 2은 VGG16 전이학습 모델의 반려견 이미지 품질 분류 결과를 보여준다. 3-fold 교차검증 방식으로 학습된 모델의 평균 분류 정확도는 86.05%로 나타났다.

이는 학습 과정에서의 평균 검증 정확도 89.03% 보다 2.98% 낮지만, 차이가 크지 않아 모델이 과적합(Over-fitting)되지 않은 것으로 확인되었다.

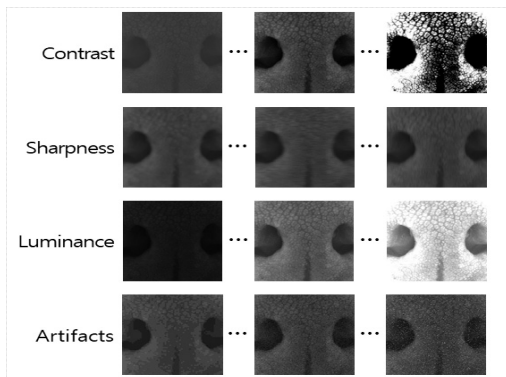


Fig. 5. Example of the artificially distorted images

Table 2. Result of VGG16 transfer learning

K-fold dataset	Accuracy(%)	
	Validation	Test
1st	86.27	84.69
2nd	89.79	85.69
3rd	91.02	87.77
Average	89.03	86.05

비문 이미지 품질 분류 모델의 성능 향상을 위해 전이 학습 방법으로 학습된 VGG16 모델에서 합성곱층의 Block5만 학습 가능하도록 설정하고 재 학습하여 미세 조정을 하였다. Table 3는 미세조정 결과를 보여준다. 미세조정 결과 평균 품질 분류 정확도는 86.65%로 미세 조정 전보다 0.6%가 향상 되었다.

Table 3. Result of VGG16 fine-tuning

K-fold dataset	Accuracy(%)	
	Validation	Test
1st	87.08	86.05
2nd	90.88	86.32
3rd	91.23	87.59
Average	89.73	86.65

Fig. 6은 최종 모델 평가에 사용한 1,104장의 이미지의 상세 분류 결과를 보여준다. 원본 평가 데이터의 경우 Postive가 555장 이므로 비문 인식률이 50.27%인 데이터 세트라고 볼 수 있다. 반면에 본 모델에서 Postive로 인식된 이미지 중 True Postive의 비율은 84.96% 이다. 결국 본 모델을 통해 비문인식 알고리즘에 입력되는 테스트 이미지를 선별하면, 비문 인식률이 50.27%인 데이터 세트를 84.96% 까지 향상시킬 수 있는 것으로 나타났다.

		Predicted Labels	
		Negative	Positive
Actual Labels	Negative	<b>True Negative</b> Dataset 1 : 457 Dataset 2 : 458 Dataset 3 : 469	<b>False Positive</b> Dataset 1 : 92 Dataset 2 : 91 Dataset 3 : 80
	Positive	<b>False Negative</b> Dataset 1 : 62 Dataset 2 : 60 Dataset 3 : 57	<b>True Positive</b> Dataset 1 : 493 Dataset 2 : 495 Dataset 3 : 498

Fig. 6. Confusion matrix of final VGG16 model

Table 4. Image quality classification accuracy according to the image distortion

Image Distortion		Classification Accuracy(%)			
		1st	2nd	3rd	Average
Contrast	High	83.78	88.29	86.49	86.19
	Low	88.18	83.63	88.18	86.66
Sharpness	Vertical Blur	89.19	88.29	94.59	90.69
	Horizontal Blur	84.55	86.36	87.27	86.06
	Gaussian Blur	84.68	85.59	88.29	86.19
Luminance	High	92.73	93.64	93.64	93.34
	Low	91.81	89.09	88.18	89.69
Artifacts	White Gaussian	81.08	81.08	81.98	81.38
	Salt & Pepper	74.55	79.09	78.18	77.27
	Compression	90.00	88.18	89.09	89.09

### 3.3 이미지 왜곡 종류별 품질 분류 평가 결과

최종 모델의 성능을 자세히 분석하기 위해 10가지 이미지 왜곡 종류별 평가 이미지로 각각 품질 평가를 수행 하였다. Table 4는 이미지 왜곡 종류별 품질 분류 평가 결과이다. 이미지 왜곡 종류 중 밝기에 대한 분류 성능이 91.52%로 가장 우수했다. 선명도와 명암에 대해서는 각각 87.65%, 86.43%로 전체 데이터 평균 분류 성능 수준이었으며, 잡음에 대해서는 82.58%로 가장 낮은 분류 성능을 보였다. 잡음 내에서 JPEG 압축손실은 선명도와 유사한 형태의 왜곡이기 때문에 큰 성능 저하가 없었지만, 백색잡음(White Gaussian)과 소금&후추(Salt & Pepper) 노이즈의 경우는 랜덤한 값이 이미지를 왜곡하기 때문에 분류가 어려웠던 것으로 판단된다.

## 4. 결론

본 논문에서는 VGG16을 활용하여 반려견 비문 인식에 사용할 이미지의 품질을 평가하고 선별하여 비문 인식 성능을 높일 수 있는 방법을 제안하였다. 반려견 비문 이미지 수집 중 발생할 수 있는 이미지 왜곡 요소 10가지를 활용하여 데이터 세트를 만들어 모델을 학습하고 평가한 결과, 86.65%의 정확도로 비문 인식에 적합한 이미지와 부적합한 이미지를 분류하였다. 또한, 모델이 적합하다고 판단한 데이터에서 실제 비문 인식에 적합한 이미지의 비율은 84.96%로 나타났다. 비문 인식률이 50.27%인 데이터 세트의 이미지를 학습모델을 통해 선별하여 비문 인식률을 84.96% 까지 향상시킬 수 있었다.

반려견의 경우 사람과 달리 비협조적이기 때문에 생체 정보 수집을 위해서는 최대한 많은 이미지를 수집하는 방향으로 시스템이 개발되어야 하지만, 이 경우 비문 인

식에 적합하지 않은 품질의 이미지가 함께 수집되는 문제가 있다. 본 논문에서 제안한 방법을 통해 불필요한 인식 처리 횟수를 줄이고 인식률도 향상시킬 수 있을 것으로 기대된다. 또한, 반려견 비문인식 시스템의 상용화를 위해 향후 분류 성능을 더욱 향상시킬 수 있는 방법에 대한 연구와 더불어 인위적인 왜곡 이미지가 아닌 실제 수집된 데이터 기반의 분류 성능 분석 연구도 수행되어야 할 것이다.

## References

- [1] A.K. Jain, A. Ross, S. Prabhakar, "An introduction to biometric recognition", *IEEE Transaction Circuits Systems for Video Technology*, Vol.14, No.1, pp.4-20, Jan. 2004.  
DOI: <https://doi.org/10.1109/TCSVT.2003.818349>
- [2] R.Y.F. Ng, Y.H. Tay, K.M. Mok, "A review of iris recognition algorithms", *In Proceedings of the 2008 International Symposium on Information Technology*, Kuala Lumpur, Malaysia, Vol.2, pp. 1-7, Aug. 2008.  
DOI: <https://doi.org/10.1109/ITSIM.2008.4631656>
- [3] W. Yang, S. Wang, J. Hu, G. Zheng, C. Valli, "Security and accuracy of fingerprint-based biometrics: A review", *Symmetry*, Vol.11, No.2, 141, Jan. 2019.  
DOI: <https://doi.org/10.3390/sym11020141>
- [4] A.S. Tolba, A.H. El-Baz, A.A. El-Harby, "Face recognition: A literature review", *International Journal of Signal Processing*, Vol.2, No.2, pp.88-103, 2006.
- [5] W. Petersen, "The identification of the bovine by means of nose-prints", *Journal of Dairy Science*. Vol.5, pp.249-258, 1922  
DOI: [https://doi.org/10.3168/jds.S0022-0302\(22\)94150-5](https://doi.org/10.3168/jds.S0022-0302(22)94150-5)
- [6] A.S. Baranov, R. Graml, F. Pirchner, D.O. Schmid, "Breed differences and intra-breed genetic variability of dermatoglyphic pattern of cattle", *J. Anim. Breed. Genet.*, Vol.110, pp.385-392, 1993  
DOI: <https://doi.org/10.1111/i.1439-0388.1993.tb00751.x>
- [7] D.H. Jang, K.S. Kwon, J.K. Kim, K.Y. Yang, J.B. Kim, "Dog identification method based on muzzle pattern image", *Applied Sciences*, 10, 8994, Dec. 2020.  
DOI: <https://doi.org/10.3390/app10248994>
- [8] J.B. Kim, et al., "Recognition of dog's front face using deep learning and machine learning", *Journal of the Korea Academia-Industrial Cooperation Society*, Vol.21, No.12, pp. 1-9, Dec. 2020.  
DOI: <https://doi.org/10.5762/KAIS.2020.21.12.1>
- [9] M.G. Armando, A.P. Patricia, C.G. Jose, B. Graca, "Development of a naive bayes classifier for image quality assessment in biometric face images", *WebMedia*, Rio de Janeiro, Brazil, pp.177-180, Nov. 2019.  
DOI: <https://doi.org/10.1145/3323503.3360622>
- [10] X. Liu, M. Pedersen, P. Bours., "Performance evaluation of no-reference image quality metrics for face biometric images", *Journal of Electronic Imaging*, Vol.27, No.2, 023001, Mar. 2018.  
DOI: <https://doi.org/10.1117/1.JEI.27.2.023001>
- [11] M. Jenadeleh, M. Pedersen, D. saupe, "Blind quality assessment of iris images acquired in visible light for biometric recognition", *Sensors*, 20, 1308, Feb. 2020.  
DOI: <https://doi.org/10.3390/s20051308>
- [12] X. Liu, C. Charrier, M. Pedersen, P. Bours, "Performance evaluation of no-reference image quality metrics for visible wavelength iris biometric images", *26<sup>th</sup> European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*, pp.1437-1441, 2018.  
DOI: <https://doi.org/10.23919/EUSIPCO.2018.8553002>
- [13] S.H. Lee, "Fingerprint Image Quality Assessment for On-line Fingerprint Recognition", *The Institute of Electronics and Information Engineers*, Vol.47, No.2, pp.77-85, Mar. 2010.
- [14] M. El-Abed, C. Charrier, C. Rosenberger, "Quality assessment of image-based biometric information", *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, Feb. 2015.  
DOI: <https://doi.org/10.1186/s13640-015-0055-8>
- [15] X. Liu, M. Pedersen, C. Charrier, "Image-based attributes of multi-modality image quality for contactless biometric samples", *3<sup>rd</sup> International Conference on Signal Processing and Integrated Networks (SPIN)*, 2016.  
DOI: <https://doi.org/10.1109/SPIN.2016.7566671>
- [16] K. Simoyan et al., "Very deep convolutional networks for large-scale image recognition", *International Conference on Learning Representations*, arXiv:1409.1556, 2015.
- [17] E.S. Nho, S.R. Yi, S.M. Hong, "Binary classification of bolts with anti-loosening coating using transfer learning-based CNN", *Journal of the Korea Academia-Industrial Cooperation Society*, Vol22., No.2, pp.651-658, 2021.  
DOI: <https://doi.org/10.5762/KAIS.2021.22.2.651>
- [18] D.H. Seol, J.H. Oh, H.J. Kim, "Comparison of deep learning-based CNN models for crack detection", *Journal of the Architectural Institute of Korea Structure & Construction*, Vol.36, No.3, pp.113-120, 2020.  
DOI: [https://doi.org/10.5659/JAIK\\_SC.2020.36.3.113](https://doi.org/10.5659/JAIK_SC.2020.36.3.113)

김 종 복(Jong-Bok Kim)

[정회원]



- 2006년 9월 : UCLA Electrical Eng.(공학석사)
- 2006년 10월 ~ 2018년 1월 : LG 이노텍 책임연구원
- 2018년 2월 ~ 현재 : 농촌진흥청 국립축산과학원 연구관

<관심분야>

축산 스마트팜, 반려동물 ICT

권 경 석(Kyeong-Seok Kwon)

[정회원]



- 2010년 8월 : 서울대학교 지역시스템공학 (공학석사)
- 2016년 8월 : 서울대학교 지역시스템공학 (공학박사)
- 2017년 2월 ~ 현재 : 농촌진흥청 국립축산과학원 연구사

<관심분야>

시설환경, 대기환경, 전산유체역학

장 등 화(Dong-Hwa Jang)

[정회원]



- 2020년 2월 : 전북대학교 농업기계공학과 (공학석사)
- 2020년 1월 ~ 현재 : 농촌진흥청 국립축산과학원 전문연구원
- 2022년 3월 ~ 현재 : 농촌진흥청 국립축산과학원 학연 박사과정

<관심분야>

축산 스마트팜, 영상처리

하 태 환(Taehwan Ha)

[정회원]



- 2014년 2월 : 서울대학교 지역시스템공학 (공학석사)
- 2018년 2월 : 서울대학교 지역시스템공학 (공학박사)
- 2019년 2월 ~ 현재 : 농촌진흥청 국립축산과학원 연구사

<관심분야>

시설환경, 축산 스마트팜, 에너지부하해석

양 가 영(Ka-Young Yang)

[정회원]



- 2012년 2월 : 강원대학교 동물자원학 (농학석사)
- 2016년 8월 : 강원대학교 축산학 동물시스템과학 (농학박사)
- 2017년 2월 ~ 현재 : 농촌진흥청 국립축산과학원 전문연구원

<관심분야>

동물복지, 동물행동, 축산 스마트팜

이 준 환(Joon-Whoan Lee)

[정회원]



- 1982년 2월 : 한국과학기술원 전자공학과 (공학석사)
- 1990년 8월 : 미국 미주리대학교 전기 및 컴퓨터공학과 (공학박사)
- 2013년 8월 ~ 2014년 8월 : 캐나다 SFU 객원교수
- 1985년 10월 ~ 현재 : 전북대학교 교수

<관심분야>

영상 및 오디오 신호처리, 인공지능