

스마트글라스 및 경량 OCR 기반 축산동물 귀표 식별 시스템

전광명, 류인철, 김누리, 임채준, 오영우*, 전찬준*, 최우열*

인트플로우 주식회사, 조선대학교*

{kmjeon, inchul_ryu, somi-u, cjleem}@intflow.ai, snlyoungwoo@gmail.com, {cjchun, wyc}@chosun.ac.kr

Livestock eartag recognition system based on smart glasses and lightweight OCR

Kwang Myung Jeon, Inchul Ryu, Nuri Kim, Leem Chaejun, Youngwoo Oh*, Chanjun Chun*,

Wooyeol Choi*

Intflow Inc., Chosun University*

요약

본 논문은 스마트글라스와 경량화된 광학문자인식 (Optical Character Recognition, OCR) 기술을 활용한 축산동물 귀표 식별 시스템을 제안한다. 제안하는 시스템은 축산개체관리에 필수적인 동물식별용 귀표 (Ear Tag)를 축산 현장에서 신속하게 식별하기 위해 디스플레이와 카메라가 포함된 스마트글라스를 활용한다. 스마트글라스에 부착된 카메라는 화각 내 포함된 귀표의 영역을 식별하고, 해당 영역 내의 식별번호를 인식하기 위해 OCR을 활용한다. 이때 OCR은 스마트폰 혹은 그에 준하는 저전력 웨어러블 디바이스에서 실시간으로 구동되어야 하므로 일정 수준의 정확성을 유지하면서 낮은 복잡도를 지녀야 한다. 이에 제안하는 시스템은 귀표 OCR을 위한 문자영역 검출 및 문자식별 신경망에 대한 채널 가지치기 및 경량화를 수행하여 모바일 디바이스에서의 실시간 동작을 구현한다. 제안하는 방법의 성능을 검증하기 위해 스마트글라스의 카메라로 촬영한 한우의 귀표사진 1,000장에 대한 문장식별 정확성 및 반응 속도를 평가하였다. 평가결과 제안된 시스템은 평균 99.8%의 정확성을 지니면서 평균 62.3ms의 프레임당 처리시간을 보이며 실시간 구동이 가능함을 보였다.

I. 서론

축산물 이력관리는 가축의 출생에서부터 도축, 포장처리, 판매에 이르기까지의 정보를 기록, 관리하여 위생안전에 문제가 발생할 경우 그 이력을 추적하여 신속하게 대처를 하기 위한 제도이다 [1]. 국내에서는 현재 한우와 젓소의 사육과정에서 이력관리를 수행하고 있다. 이때 소와 젓소 개체의 고유 식별 정보를 담는 것이 귀표 (Ear Tag)이다. 귀표는 이력추적을 위한 개체식별번호를 표시하기 위해 문자와 숫자 및 바코드를 기재하여 귀에 부착할 수 있도록 제작한 표로, 인쇄형, 단추형, 재부착용 귀표로 그 종류를 나눌 수 있다 [2]. 12자리의 고유 숫자열로 구성된 개체식별번호는 가축 개체별 생애 주기를 담는 고유 식별자이다. 따라서 출생, 사양, 질병, 번식, 출하성적 등 가축 별 생애 전과정을 관리하기 위해서는 귀표의 개체식별번호의 인식이 필수적으로 선행되어야 한다. 하지만 현재의 귀표 인식은 사람의 육안으로 수행하는 경우가 대부분이며, 이를 자동화하기 위한 RFID 귀표 역시, RFID의 짧은 통신거리와 수신기 설치 및 운영에 따른 비용 부담의 이유로 축산 내 제한적인 영역에서만 활용어 왔다 [3]. 최근에는 스마트폰 기반 광학문자인식 (Optical Character Recognition, OCR)기술이 널리 보급되어 산업의 다방면에 널리 쓰이고 있다. 현재의 스마트폰 기반 OCR 기술 수준은 축산업 현장에서 귀표를 인식하는데 충분한 성능이다. 하지만 양손이 자유롭지 못한 축산현장의 작업자들이 스마트폰을 조작하여 활용하기에는 그 이용성이 떨어지는 단점이 있다. 또한 충분한 정확성을 지니는 스마트폰 기반 OCR 기술들은 대부분 인공지능 서비스 제공자를 통한 클라우드 API 기반으로 동작하므로 축산현장에 사용하기 위해서는 API 활용에 따른 지속적 비용 발생 및 농장 내 인터넷 연결성이 보장되어야 한다는 제약이 존재 한다. 이러한 단점들을 극복하기 위해서는 축산현장에서 OCR 기술을 실용적으로 활용하기 위한 요소 기술간 융합이 요구된다.

본 논문에서는 스마트글라스와 경량화된 OCR 기술을 활용한 축산동물

귀표 식별 시스템을 제안한다. 제안하는 시스템은 축산현장에서 작업자가 손쉽게 귀표를 식별하기 위한 목적으로 디스플레이와 카메라가 포함된 스마트글라스를 활용한다. 스마트글라스에 부착된 카메라는 화각 내 포함된 귀표의 영역을 자동으로 검출한 다음, 해당 영역 내의 식별번호를 인식한다. 기존의 클라우드 API 기반 OCR을 대신하여, 제안하는 시스템은 스마트폰 혹은 그 역할을 담당하는 저전력 웨어러블 디바이스에서 실시간으로 귀표인식을 수행하기 위한 경량화된 객체검출 및 문자열식별 신경망을 탑재한다. 스마트글라스와 영상인식 기술을 실용적으로 조합하여, 제안하는 시스템은 대부분 수기로 기록하는 한우, 젓소, 모돈 등 가축 개체별 사양관리 현황정보를 디지털 전환하는데 적합한 사용자 인터페이스를 제공한다. 서론에 이어 II장에서는 제안하는 시스템의 HW 및 SW 구성, 그리고 각 신경망의 구조와 경량화 전략을 상세히 설명한다. 이어서 III장에서는 제안 시스템의 실험 및 그 결과를 논의하고, 마지막으로 IV장에서 결론을 맺는다.

II. 제안하는 축산동물 귀표 식별 시스템

제안하는 축산동물 귀표 식별 시스템은 카메라와 증강현실 디스플레이를 포함하는 스마트글라스를 주요 사용자 인터페이스 장치로 활용한다. 스마트글라스는 휴대가 가능한 저전력 모바일 디바이스와 연결되며 해당 디바이스에는 디스플레이 표출과 카메라 제어, 그리고 영상 기반 귀표 식별 연산을 수행하는 귀표 식별 SW가 포함된다. 귀표 식별 SW의 핵심 기능은 카메라로부터 입력된 동영상 프레임으로부터 귀표가 존재하는 영역을 탐지하고, 탐지영역에 표출된 귀표 번호를 식별하여 개체식별번호를 확인하는 것이다. 따라서 귀표식별 SW에는 딥러닝 기반 귀표영역 검출 모델과 귀표 내 개체식별번호 식별 모델이 구현된다. 각 모델은 개별 학습을 통해 주어진 데이터에 대한 최적 성능을 달성 후 경량화 과정을 추가적으로 거쳐 정확성 대비 연산 효율성을 극대화 하는 과정을 거친다. 각 모델 개발에 대한 세부 사항은 다음과 같다.

1. 귀표영역 검출 모델

제안하는 시스템의 귀표영역 검출 모델은 매우 낮은 계산량을 지니면서 비교적 높은 정확성을 제시하는 것으로 알려진 YOLOX [4] 구조를 기반으로 개발하였다. 다양한 YOLOX 구조 중에서 모바일 장치에 실시간 구현을 목적으로 설계된 YOLOX-Nano를 채택하였는데, 이 구조는 객체검출 분야에서 성능평가의 척도로 쓰이는 COCO (Common Objects in Context) [5] 평가 데이터셋 기준으로 25.3%의 평균 AP를 보여 종래의 경량 객체검출 모델 대비 우수한 정확성을 보인다 [5]. 또한 모델을 구성하는 파라미터 수는 0.91M으로 종래에 다양한 분야에 활용된 YOLOv3 모델의 파라미터 수인 63.00M의 1.4% 수준으로 대단히 낮다고 할 수 있다. 제안하는 시스템의 귀표영역 검출 모델은 COCO 학습용 데이터로 학습된 80-class YOLOX-Nano 모델 파라미터를 초기값으로 설정 후, 자체 수집한 귀표 이미지와 영역 레이블링 데이터셋을 활용하여 전이학습을 수행한다. 전이학습 과정에서 평가 데이터셋에 대한 AP (Average Precision)이 수렴하면 학습을 중단하고, 채널 가지치기 및 양자화를 수행하여 추가적인 경량화를 수행한다.

2. 개체번호 인식 모델

자동차 번호판 인식과 같은 영상기반 숫자열 인식 분야는 숫자가 일렬로 나열되어 있기 때문에 주로 객체검출이 아닌 문자열 인식 모델을 주로 사용한다 [6]. 하지만 그림 1에 나타난 것과 같이 귀표의 경우 숫자의 배치가 일렬로 되어있지 않고 상하 좌우에 나누어 배치되어 있으므로, 각 위치별 숫자를 식별하고 재정렬 할 필요가 있다. 이에 제안하는 시스템의 개체번호 인식 모델 역시 귀표영역 검출과 마찬가지로 YOLOX-Nano를 기본적으로 선택 하였다. 개체번호 인식의 경우 앞서 검출된 귀표영역 내의 이미지에서만 동작을 수행하며, 숫자 영역을 검출하고 그 영역 내 숫자를 식별한다. 식별된 12자리 숫자는 최상단 좌측의 숫자를 기준으로 3행으로 구분한 뒤 각 행별 숫자를 순서대로 나열하여 12자리의 개체식별번호로 정렬한다.

3. 신경망 모델의 경량화

상기 소개한 귀표영역 검출 및 개체번호 인식 모델들 모두 YOLOX-Nano 구조를 기반으로 이미 매우 경량화 된 모델들이지만, 추가적인 전력 효율의 이득을 얻기 위해 필터 가지치기 (Pruning)와 양자화를 수행한다. 가지치기 기법은 신경망을 구성하는 층 (Layer)에 따라 적합한 전략을 채택해야 한다. 제안하는 시스템의 신경망들은 대부분 합성곱 신경망 (CNN, Convolutional Neural Network)로 구성된 관계로, 합성곱 신경망의 가지치기에 큰 효과를 보이는 필터 가지치기 [7] 방법을 활용하였다. 구체적으로, 각 합성곱 층별 가지치기 전략으로 L1 거리 비교 전략 [7]을 사용하였으며, 가지치기 강도는 출력층에서 입력층으로 갈수록 강도가 낮아지도록 하여 입력 직후 얻는 저차원의 특징추출 정보의 손실에 따른 오류 전파의 영향을 낮추도록 하였다. 가지치기 된 모델들은 가지치기 전과 5% 이내의 성능 저하를 만족하도록 합성곱 층별 가지치기 강도 파라미터를 그리드 서치 방식으로 조정하며 훈련을 반복 하였다. 이렇게 얻어진 각 모델 파라미터들은 모바일 포팅을 위한 변환 툴을 활용하여 양자화한다. 본 논문에서는 안드로이드 모바일 디바이스에서의 구동을 위해 Tencent社의 NCNN library [8]와 OpenCV Mobile [9]를 활용하였다.

4. 안드로이드 기반 귀표식별 SW

귀표식별 SW는 안드로이드 디바이스에서 구동하도록 앱 형태로 개발



그림 1. 한우 귀표 일반형에 대한 영역 검출 및 개체번호 인식 동작 예하였다. 앱은 카메라 API를 통해 영상을 입력받아 경량화된 귀표영역 검출 모델 및 개체번호 인식 모델에 이미지 프레임을 전달하여 사용자의 시야 안에 있는 축산동물 귀표의 개체식별 번호를 인식한다. 인식된 개체식별번호는 별도의 축산 개체관리 플랫폼과 연계하여 현장의 가축정보를 갱신하는데 활용한다.

표 1. 이표 인식 신경망 모델의 가지치기 전/후 성능 비교

	가지치기 전		가지치기 후	
	AP50	No. Parameter	AP50 (감소율)	No. Parameter (감소율)
이표영역 검출 모델	94.7%	0.891M	91.4% (3.4%)	0.596M (33.0%)
개체번호 인식 모델	92.2%	0.901M	88.0% (4.5%)	0.632M (28.1%)

III. 성능 평가

제안하는 축산동물 귀표 식별 시스템의 성능은 다음과 같이 평가하였다. 먼저 귀표영역 검출 모델과 개체번호 인식 모델을 각각 1만장의 합성 이미지로부터 전이학습 기법으로 학습 시켰다. 다음으로 각 모델의 검증 데이터에 대한 정확성 척도인 AP50 (Average Precision, IoU=0.5)이 5% 이내로 낮아지는 조건을 만족하도록 필터 가지치기를 진행하였다. 표 1은 두 모델에 대한 가지치기 전 후 정확성과 파라미터 수에 대한 비교를 나타낸다. 실험 결과, 귀표영역 검출 모델은 경량화 후 33.0%의 파라미터 감소 효과와 3.4%의 정확성 감소를 보였으며, 개체번호 인식 모델은 경량화 후 28.1%의 파라미터 감소 효과와 4.5%의 정확성 감소 효과를 보였다. 이는 각 모델들이 이미 대단히 경량화된 구조를 지녔지만 필터 가지치기를 통해 미미한 성능감소를 대가로 추가적인 파라미터 감소가 가능함을 보인다.

다음으로 경량화가 진행된 각 모델들은 16비트 부동소수점 (fp16) 정밀도로 양자화 후 NCNN을 통해 안드로이드 앱 형태로 구현하였다. 이 안드로이드 앱을 상용 안드로이드 폰에 설치한 후 상용 AR 글래스와 연결하여 전체 시스템을 구성 하였다. 스마트글래스상에서의 구동 화면 및 UI 구성은 각각 그림2와 그림3에서 확인할 수 있다.

전체 시스템의 귀표인식 동작 성능을 검증하기 위해 스마트글래스의

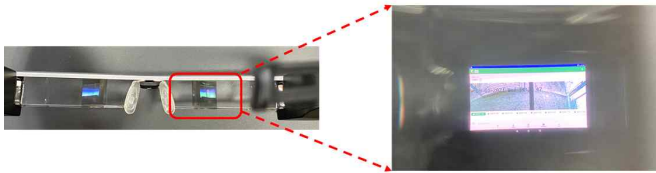


그림 2. 스마트글래스 스크린에서의 제안시스템 구동 화면

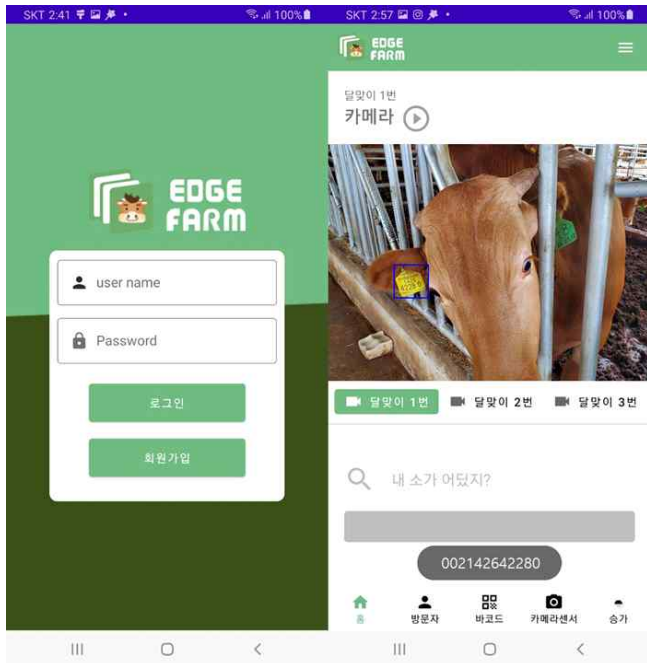


그림 3 제안시스템의 앱 UI 구성 화면

카메라로 촬영한 농장 내 한우의 귀표사진 1,000장에 대한 문장식별 정확성과 반응 속도를 평가하였다. 평가 결과 제안하는 시스템은 평균 99.8%의 정확성을 지니면서 평균 62.3ms의 프레임당 처리시간을 보이며 실시간 구동이 가능함을 보였다.

IV. 결론

본 논문에서는 스마트폰에서 구동 가능한 수준의 딥러닝 기반 객체검출 기술과 스마트글래스 UI를 활용한 축산동물 귀표 식별 시스템을 제안하였다. 본 시스템은 지난 20여년간 활용되어 온 축산동물 귀표의 표준을 준수하면서도 작업자가 스마트폰과 스마트글래스를 통해 현장의 개체별 정보를 실시간으로 인식할 수 있다는데 의의가 있다. 이후 축산분야에서 수기로 관리되어 온 축산개체별 관리대장을 실시간으로 읽어내는 경량화된 OCR 모델의 설계 및 구현방법에 대한 후속연구가 진행된다면 축산업 분야의 효율성 재고를 위한 디지털 전환의 속도를 높이는 데 일조할 것으로 기대된다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 SW중심대학지원사업의 연구결과로 수행되었음. (2017-0-00137)

참 고 문 헌

- [1] Lee, S. G., Song, W. I., Hong, Y. S., Park, M. H., Im, H. J., So, H. G., ... & Jeon, G. J. (2005). 국내 축산물 원산지 추적관리를 위한 생산이력관리시스템. In Proceedings of the Korean Society for Food

Science of Animal Resources Conference (pp. 274-277). Korean Society for Food Science of Animal Resources.

- [2] 한우자조금 관리위원회 소식지, 7월호, 2009.7
- [3] Ng, M. L., Leong, K. S., Hall, D. M., & Cole, P. H. (2005, August). A small passive UHF RFID tag for livestock identification. In 2005 IEEE International Symposium on Microwave, Antenna, Propagation and EMC Technologies for Wireless Communications (Vol. 1, pp. 67-70). IEEE.
- [4] Ge, Z., Liu, S., Wang, F., Li, Z., & Sun, J. (2021). YOLOX: Exceeding yolo series in 2021. arXiv preprint arXiv:2107.08430.
- [5] Lin, T. Y., Maire, M., Belongie, S., Hays, J., Perona, P., Ramanan, D., ... & Zitnick, C. L. (2014, September). Microsoft coco: Common objects in context. In European conference on computer vision (pp. 740-755). Springer, Cham.
- [6] Wang H, Li Y, Dang L-M, Moon H. Robust Korean License Plate Recognition Based on Deep Neural Networks. Sensors. 2021; 21(12):4140. <https://doi.org/10.3390/s21124140>
- [7] Li, H., Kadav, A., Durdanovic, I., Samet, H., & Graf, H. P. (2016). Pruning filters for efficient convnets. arXiv preprint arXiv:1608.08710.
- [8] nihui et al. ncnn. <https://github.com/Tencent/ncnn>, 2017.
- [9] nihui et al. opencv-mobile, <https://github.com/nihui/opencv-mobile>, 2021.