

<http://dx.doi.org/10.17703/JCCT.2022.8.2.385>

JCCT 2022-3-51

딥러닝을 이용한 소도체 영상의 등급 분석 및 단계별 평가

Grade Analysis and Two-Stage Evaluation of Beef Carcass Image Using Deep Learning

김경남*, 김선종**

Kyung-Nam Kim*, Seon-Jong Kim**

요약 소도체의 품질평가는 축산업 분야의 중요한 문제이다. 최근 인공지능을 기반으로 한 AI 모니터 시스템을 통해 품질 관리사는 소도체 영상의 분석이나 결과 정보를 기반으로 정확한 판단에 도움을 받을 수 있다. 이러한 인공지능의 데이터셋은 성능을 판단하는 중요한 요소이다. 기존의 데이터셋은 표면의 방향이나 해상도가 달라질 수 있다. 본 논문에서는 딥러닝을 이용한 소도체 영상의 등급을 효율적으로 관리할 수 있는 단계별 분류 모델을 제안하였다. 그리고 기존의 세그멘테이션 추출된 영상의 데이터셋의 다양한 조건의 일관성을 위해 새로운 데이터셋 1,300장을 구성하였다. 새로운 데이터셋을 이용한 5등급 분류에 대한 딥러닝의 인식률은 72.5%를 얻었다. 제안된 단계별 분류는 1++, 1+, 1등급과 2, 3등급의 차이가 크다는 것을 이용한 방안이다. 이로 인해 제안된 2단계 모델의 두 가지 방법에 따른 실험 결과, 73.7%, 77.2%의 인식률을 얻을 수 있었다. 이처럼 1단계 인식률을 100%를 갖는 데이터셋을 가진다면 더욱 효율적인 방법이 될 것이다.

주요어 : 딥러닝, 소도체 영상, 등급 분석, 단계별 평가

Abstract Quality evaluation of beef carcasses is an important issue in the livestock industry. Recently, through the AI monitor system based on artificial intelligence, the quality manager can receive help in making accurate decisions based on the analysis of beef carcass images or result information. This artificial intelligence dataset is an important factor in judging performance. Existing datasets may have different surface orientation or resolution. In this paper, we proposed a two-stage classification model that can efficiently manage the grades of beef carcass image using deep learning. And to overcome the problem of the various conditions of the image, a new dataset of 1,300 images was constructed. The recognition rate of deep network for 5-grade classification using the new dataset was 72.5%. Two-stage evaluation is a method to increase reliability by taking advantage of the large difference between grades 1++, 1+, and grades 1 and 2 and 3. With two experiments using the proposed two stage model, the recognition rates of 73.7% and 77.2% were obtained. As this, The proposed method will be an efficient method if we have a dataset with 100% recognition rate in the first stage.

Key words : Deep learning, Carcass Image, Grade analysis, Two-stage evaluation

*정회원, 부산대학교 IT응용공학과 석사과정 (제1저자)

**정회원, 부산대학교 IT응용공학과 교수 (교신저자)

접수일: 2022년 2월 28일, 수정완료일: 2022년 3월 1일

게재확정일: 2022년 3월 8일

Received: February 28, 2022 / Revised: March 1, 2022

Accepted: March 8, 2022

*Corresponding Author: ksj329@pusan.ac.kr

Dept. of IT Applied Eng., Pusan National University, Korea

I. 서론

영상처리 기술은 카메라의 성능 향상과 함께 발전되고 있으며, 다양한 분야에 널리 이용되고 있다. 이 기술은 실시간 처리가 가능할 만큼 빠른 컴퓨터 성능과 신호 처리 기술을 기반으로 하고 있다[1, 2]. 이는 인공지능과 함께 4차 산업혁명의 핵심 기술로써 자율주행[3], 스마트 공장[4], 보안[5] 등 산업 전반으로 확장되는 실정이다.

인공지능은 인간의 뇌와 같은 구조를 가지도록 설계된 집적화된 네트워크를 기반으로 하고 있다. 이는 학습과 추론의 기능을 부여한 기술로써, 사람의 인식 능력보다 뛰어나서 복잡하고 어려운 상황에서도 좋은 결과를 얻게 해 준다[6, 7]. 따라서 인공지능은 주어진 데이터를 통한 분석이나 학습을 통해 다양한 문제 해결을 가능하게 한다. 이러한 분석이나 학습 능력은 사물의 특징을 인식하고 그것을 분류하는 연구를 활발하게 하는 동기를 부여하고 있다[8, 9].

최근 영상처리 기술이나 인공지능 기술들은 디지털 농업 분야에도 다양한 방법으로 적용되고 있다[10-12]. 이 기술은 주어진 영상의 색상이나 텍스처를 이용한 평가[13], 다양한 과일 영상에서 종류를 인식[14] 등에 사용되고 있다. 이 기술들은 생산량을 늘리고 품질을 개선하며 궁극적으로 농업 및 관련 영역의 수익성을 높이는 데 도움이 될 것이다.

특히, 소도체의 품질평가[15]는 축산업 분야의 중요한 문제의 하나이다. 품질 판별은 근내지방도, 고기의 색상 등이 사용되고 있다. 최근 인공지능을 기반으로 한 품질 관리사의 등급 판정을 지원하는 AI 모니터 시스템에 관한 연구가 진행되고 있다. 이는 조명이나 시력, 반복 노동으로 인한 피로 등으로 품질 관리사의 숙련도와 경험의 일관성을 유지하기 어려운 문제를 지원하는데 사용될 수 있다. 영상처리 기술이나 인공지능은 학습에 따라 전문가 수준의 결과를 가지며, 이를 기반으로 생산 비용의 절감이 가능하여 반복적인 노동에 따른 피로가 없어서 사람보다 오류가 적다는 장점이 있다. 또한, 품질 관리사는 인공지능의 소도체 영상의 분석이나 결과 정보를 기반으로 정확한 판단을 결정할 수 있다.

데이터셋은 인공지능의 학습이나 분석을 위해 사용되고 있으며, 인공지능의 성능을 판단하는 중요한 요소이다.

신뢰성 높은 데이터셋은 수년에 걸쳐 일관되게 수집되고 축적되어야 한다. 한국축산 데이터[16]는 노출, ISO 등 일정한 파라미터로 하여 소도체 영상을 공개 데이터로 제공하고 있다. 유 등[17]은 더욱 신뢰성 있는 파라미터로 자료 수집을 하기 위한 카메라 시스템을 제안하였다. 김 등[18]은 세그멘테이션된 소도체 영상을 인공지능에 적용하여 적은 파라미터 수를 가지고 빠르게 학습이 이루어질 모델을 보여주고 있다. 그러나 수집된 소도체 영상의 세그멘테이션 영상은 표면의 방향이나 해상도가 달라질 수 있다. 특히 추출된 소도체의 3차원적인 표면이 일정하게 2차원 영상에 반영되지 않아 원하는 결과와 다를 수 있다. 또한, 세그멘테이션 처리된 영상의 크기를 정규화시키면 해상도가 달라질 수 있어서 성능에 문제가 있을 수 있다.

따라서 본 논문에서는 일정한 크기를 갖는 새로운 데이터셋을 만들고, 이를 통해 인공지능을 적용하여 성능을 분석한다. 또한, 구축된 데이터셋을 기반으로 소도체 등급 분류를 실험하며, 2단계를 가지는 단계별 인식 방법을 제안한다. 그리고 제안된 방법의 성능 분석을 통해 타당성을 확인하고자 한다.

II. 딥러닝을 이용한 단계별 평가

1. 데이터 셋

소고기 품질은 전문가들에 의해 1++, 1+, 1, 2, 3등급으로 각각 평가되어 진다. 공개된 데이터셋[16]은 소도체 과정에서 나타나는 각 등급에 대한 수많은 도축 영상으로 구성되어 있다. 그림 1은 데이터 영상의 일부분을 보여주고 있다. 이는 고정된 카메라로부터 작업 당시의 도축 영상을 데이터로 저장된 것이다. 이 데이터셋은 환경이나 조명 등 일관성 있는 환경에 맞게 적합한 데이터셋으로 다시 편집하거나 구축될 필요가 있다.

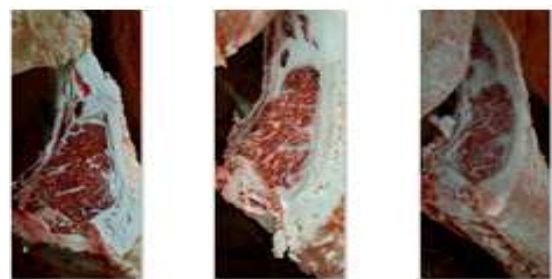


그림 1. 소도체 데이터
Figure 1. Examples of dataset

그림 2는 기존의 세그멘테이션 방법을 이용하여 추출한 영상으로서, 추출된 영상은 영상의 소도체의 평면 각도나 위치가 일정하지 않다. 데이터셋은 세그멘테이션된 영상을 상하 두 부분으로 나누어 사용하였다. 그러나 추출된 영상은 표면이나 세그멘테이션 후의 영상 해상도, 크기 등 다양한 변수가 존재한다.



그림 2. 소도체의 세그멘테이션 추출 방법
 Figure 2. The segmentation of the data image using algorithm

본 논문에서는 이러한 단점을 해결하기 위하여 신뢰성 있는 데이터로의 일정한 크기를 갖는 영상으로만 다시 구성하였다. 데이터셋은 비슷한 각도나 크기를 갖는 영상에서 추출하도록 노력하였다. 또한, 등급별 일부분을 캡처함으로써 인해 1등급 중에서도 다른 등급으로 판단되는 부위가 있는 문제가 발생할 수 있다. 그림 3의 경우, 전체적으로 1등급으로 판별된 소도체 영상이지만 (b)는 1+ 또는 1등급일 수 있지만, (c)는 지방이 적고 육량이 많아 2등급으로 판단될 가능성이 보인다. 이처럼 하나의 소도체 영상에는 다양한 등급의 품질이 존재할 수 있다. 이로 인한 오류의 가능성이 있다. 따라서 2, 3등급의 소도체 영상은 지방이 많은 경우가 상대적으로 적게 분포한다. 반면 1, 1+, 1++의 경우 지방량이 비슷한 부분이 많아 데이터셋을 얻을 때 조심하여야 한다. 소도체 영상으로부터 등급을 판단할 수 있는 인자는 육색,

지방색, 육량, 지방 등이다. 각 부분별 데이터 셋은 주의를 하여 분류되어야 한다. 이렇게 추출된 영상의 일부 부분은 그림 4에 도시하였다. 데이터셋은 조명이나 각도 등 최대한 변수를 줄이고, 일정한 크기의 영상 데이터를 가려내어 추출하였다.

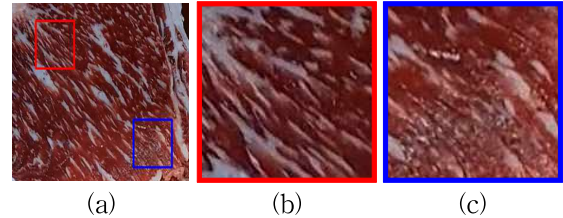


그림 3. 1등급 판정된 소도체 (a)원 영상 (b),(c) 추출 영상
 Figure 3. The beef carcass of grade 1 (a) the original, (b) and (c) the extracted image

본 논문에서는 그림 5와 같이 각 추출된 영상의 크기는 적용될 딥러닝에 맞는 149×149로 하였다.

2. 단계별 딥러닝을 가지는 인공지능

본 논문에서는 그림 5에 도시된 단계별 인공지능을 구성하고, 모델별로 다른 영상으로 학습하는 방법을 제안한다. 등급 차이가 있는 영상에 대해 먼저 1단계에서 적용하고, 이후 다시 세부 등급으로 하는 2단계로 하였다. 즉, 1단계에서는 대략적인 분류, 2단계에서는 소분류를 하도록 한다.

단계별 딥러닝은 단계 1에서 두 가지 클래스만 분류하고, 단계 2에서는 세부 분류과정을 가지도록 하였다. 동일한 영상으로 학습을 하지만 분류는 각각 달리하여 적용한다. 단계 1은 1++, 1+, 1과 2, 3등급을 분류하고, 단계 2에서는 항목별 세부 분류를 하도록 하였다.

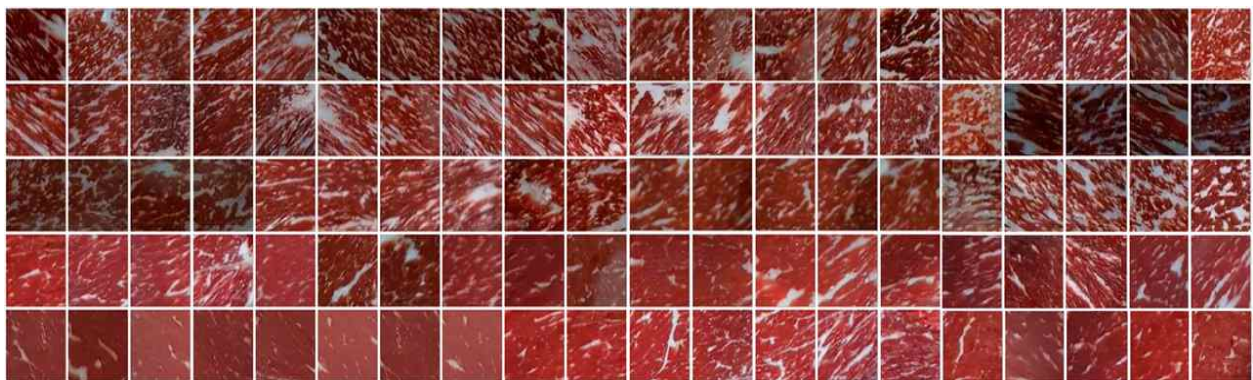


그림 4. 데이터셋
 Figure 4. Our dataset

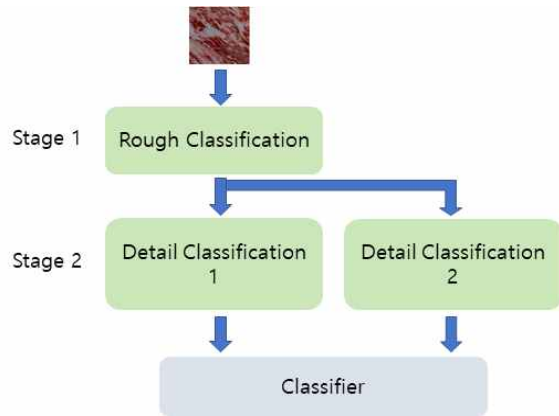


그림 5. 제안한 모델
Figure 5. The proposed model

III. 실험 및 결과 고찰

주어진 소도체 영상의 데이터 셋을 이용하여 딥러닝에 적용하여 성능을 분석하였다. 사용된 데이터는 표 4와 같이하였다. 또한, 1000장의 학습 데이터를 이용하였으며, 학습 데이터셋은 전처리로 ImageDataGenerator를 이용해 추가되도록 하였다. 성능평가를 위해 사용된 딥러닝 모델은 CNN 기반의 Inception_ResNet_V2로 하였다. 그림 6은 대표적인 학습 영상을 도시한 것이다.

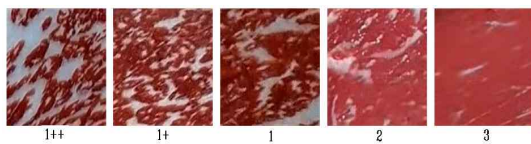


그림 6. 5등급 예
Figure 6. The example of five grades

표 1. 데이터셋
Table. 1 Dataset

구분	Training	Validation	Test
패턴수	1,000장	100장	200장

그림 7은 5등급 분류와 단계별 학습의 경우, 학습 과정에서 나타난 손실 값을 도시한 것이다. 얼마나 학습이 잘 되는가를 보여주고 있다. 그림에서 보면 1단계 분류에서 아주 낮은 손실 값이 나타나 학습이 잘 이루어지고 있음을 알 수 있다. 또한, 2단계에서 3등급 분류의 손실 값이 가장 크게 나타난다는 것은 학습이 천천히 이루어지고 있다는 것을 알 수 있다. 이는 학습 영상에서 오분류가 일어날 가능성이 있다는 것을 의미한다.

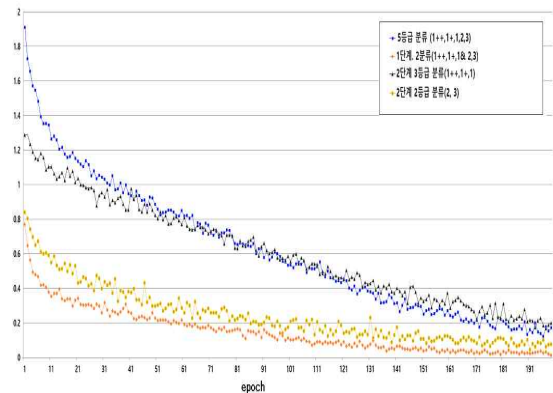


그림 7. 딥러닝 학습 손실 값
Figure 7. Loss value of deep learning for each module

먼저 소도체 영상의 5등급으로 분류한 딥러닝의 성능 분석하였다. 표 2에 그 결과를 도시하였다. 표 2로부터 평균 72.5%의 인식 성능을 가진다는 것을 알 수 있다.

표 2. 5등급 분류 결과
Table 2. The result for 5 grades

등급	1++	1+	1	2	3
인식패턴수	37/40	30/40	24/40	24/40	30/40
인식률(%)	92.5	75.0	60.0	60.0	75.0
평균	72.5%				

그림 8은 5등급 분류의 인식 결과 분포를 나타낸 것이다. 그림에서 보면 3등급 영상의 경우 2등급과 3등급으로 구성되어 있음을 알 수 있다. 그리고 2등급의 2.5%가 1등급으로 분류되어 대부분은 2등급 또는 3등급으로 인식되고 있다. 또한, 1++, 1+, 1등급에서도 2, 3등급으로 인식되는 확률은 아주 낮다. 이로 보아 1++, 1+, 1등급과 2, 3등급의 차이가 있음을 알 수 있다. 따라서 이를 활용하여 모듈별 인식을 하고자 한다.

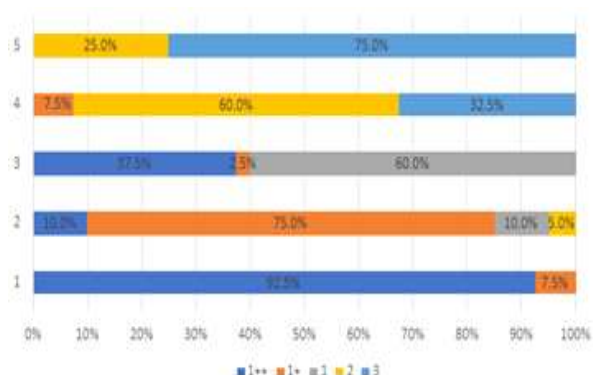


그림 8. 5등급 분류에 관한 결과 분포
Figure 8. The distribution of results for 5 grades

모듈별 인식 평가는 두 가지로 하였다. 5등급 분류에 우선한 성능평가와 2등급 분류에 우선한 평가를 각각 수행하였다. 이는 데이터셋들이 전체적인 등급 판정된 소 도출 영상에서 일부분을 추출하여 정확한 등급에 오류가 있을 수 있기 때문이다.

먼저 5등급 분류 우선 실험은 그림 8에 따른 결과로부터 실험하였다. 5등급 분류에서 1++, 1+, 1과 2, 3등급 분류에 오인식을 가져온 영상은 평가에서 제외된 것이다. 1+등급에서 2개 영상과 2등급에서 3개 영상을 제외한 후, 모듈별 실험 결과를 조사하였다. 또한, 2단계 분류에서도 1단계 오류 영상은 결과에서 제외하였다.

표 3. 5등급 우선 1단계 분류
 Table 3. Five grades priority stage 1

등급	1++, 1+, 1	2, 3
인식패턴수	118/118	71/77

표 4. 5등급 우선 2단계 분류
 Table 4. Five grades priority stage 2

등급	1++	1+	1	2	3
인식패턴수	36/40	28/38	25/40	22/35	34/36

표 5. 5등급 우선 분류 결과
 Table 5. The results for five grades priority

등급	방법	단계별			
		전체 인식률	1단계	2단계	인식률
1++		92.5	100	90	90
1+		75.0	100	73.7	73.7
1		60.0	100	62.5	62.5
2		60.0	94.6	62.9	59.5
3		75.0	87.5	94.4	82.6
평균		72.5	96.4	76.7	73.7

표 3과 4는 첫 실험에 대한 단계 1과 2에 대한 인식 패턴 수를 각각 보여주고 있다. 표 5는 전체적 인식률을 나타낸 것이다. 제안된 단계별 인식에서는 1단계에서 96.4%, 2단계에서 76.7%를 얻었으며, 따라서 제안된 방법의 전체적인 인식률은 73.7%를 얻을 수 있었다.

두 번째 실험은 1++, 1+, 1과 2, 3등급을 분류하는 1단계 분류를 우선한 결과를 조사하였다. 먼저, 전술한 방법에 따라 1단계 성능 결과 분포는 그림 9와 같이 분포하였다.

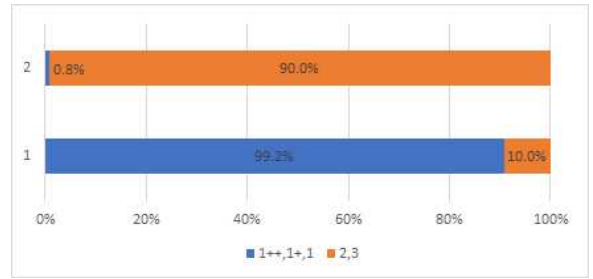


그림 9. 단계별 우선 1단계 디러닝 결과 분포
 Figure 9. The distribution of results for stage 1 with the stage priority

표 6은 실험 결과의 패턴 수를 나타낸 것이며, 9개 영상이 오인식되었다. 그리고 오인식을 일으킨 9개의 영상을 제외하고 모듈별 성능을 평가하였다. 이렇게 하면 1단계에서 분류 성능은 100%가 된다는 것을 알 수 있다. 2단계 분류과정의 인식 패턴 수는 표 7에 표시되었으며, 표 8은 5등급 인식 패턴 수를 나타낸 것이다. 9개 영상이 빠진 5등급 분류의 경우 69.2%로 첫 번째 실험보다 낮은 인식률로 나타났다. 이는 우선순위에 따른 당연한 결과로 예측되어 진다.

표 6. 단계별 우선 1단계 분류
 Table 6. The stage 1 with the stage priority

등급	1++, 1+, 1	2, 3	전체
인식 패턴수	119/120	72/80	191/200

표 7. 단계별 우선 2단계 분류
 Table 7. The stage 2 with the stage priority

등급	1++	1+	1	2	3
인식패턴수	36/40	29/39	25/40	22/37	33/35

표 8. 단계별 우선 5등급 분류
 Table 8. Five grades with the stage priority

등급	1++	1+	1	2	3
인식패턴수	37/40	30/39	24/40	22/37	25/35

표 9는 두 번째 실험에 대한 전체 인식률을 나타낸 것이다. 따라서 표 5과 9를 통해 5등급 분류 인식률이 72.5%인 것에 비해 단계별 우선 분류의 인식률은 각각 73.7%, 77.2%로 나타나 제안된 단계적 분류 방법이 효율적임을 알 수 있다. 또한, 첫 번째 실험의 1단계 우선 분류의 인식률이 높아질수록 인식률도 증가하며, 단계별 학습의 1단계에서 오류가 생기지 않는 영상으로 데이터셋을

구성한다면 더욱 효과적일 것이다. 하나의 소도축 영상 내에는 다양한 등급을 갖는 소규모 영상이 존재할 수 있으며, 이들의 분포로 최종 등급을 판단하는 것이 유리할 수 있겠다.

표 9. 단계별 우선 분류 결과

Table 9. The results with the stage priority

등급	방법	단계별		
	인식률	1단계	2단계	인식률
1++	92.5	100	92.5	92.5
1+	75	100	74.4	74.4
1	60	100	60.0	60.0
2	55	100	64.9	64.9
3	62.5	100	94.3	94.3
평균	69.0	100	77.2	77.2

IV. 결론

본 논문에서는 인공지능을 이용한 소도축 영상의 등급을 효율적으로 관리할 수 있는 단계별 분류 모델을 제안하였다. 그리고 기존의 세그멘테이션 방법으로 추출된 영상의 데이터셋들과 다르게 다양한 변수에 대한 문제점을 극복하기 위해 새로운 데이터셋을 구성하였다. 새로운 데이터셋을 이용한 5등급 분류에 대한 딥러닝의 인식률은 72.5%를 얻을 수 있었다. 그리고 제안된 2단계 모델은 두 가지 실험에 따른 73.7%, 77.2%의 인식률을 가져 인식 성능이 높게 나타난다는 것을 확인하였다. 이는 1++, 1+, 1등급과 2, 3등급의 차이가 크다는 것을 이용한 것이다. 앞으로 모델별 데이터 신뢰를 높이는 방안이 마련되어야 한다.

References

- [1] V. Wiley and T. Lucas, "Computer vision and image processing: A paper review", *International Journal of Artificial Intelligence Research*, Vol. 2, No. 1, pp. 28-36, June 2018. <https://doi.org/10.29099/ijair.v2i1.42>
- [2] Soyong Chung and Min Gyo Chung, "GAN-based Image-to-image Translation using Multi-scale Images", *The Journal of the Convergence on Culture Technology*, Vol. 6, No. 4, pp. 767-776, 2020. <https://doi.org/10.17703/JCCT.2020.6.4.767>
- [3] Mun-Yong Park, Suk-Ki Lee, Dong-Jin Shin, "A Vehicle Recognition Method based on Radar and Camera Fusion in an Autonomous Driving Environment", *International Journal of Advanced Smart Convergence* Vol.10 No.4, 263-272, 2021. <https://doi.org/10.7236/IJASC.2021.10.4.263>
- [4] ByungJoo Kim, "Image Enhanced Machine Vision System for Smart Factory", *International Journal of Internet, Broadcasting and Communication* Vol.13 No.2, pp. 7-13, 2021. <https://doi.org/10.7236/IJIBC.2021.13.2.7>
- [5] Jiyoo Lee, Seung-Jung Shin, "A Study of Video-Based Abnormal Behavior Recognition Model Using Deep Learning", *International Journal of Advanced Smart Convergence* Vol.9 No.4, pp. 115-119, 2020. <https://doi.org/10.7236/IJASC.2020.9.4.115>
- [6] KyungNamChoi, "Implementation of the stone classification with AI algorithm based on Vggnet neural networks", *Smart Media Journal*, Vol. 10, No. 1, pp. 32-38, 2021. <https://doi.org/10.30693/SMJ.2021.10.1.32>
- [7] Kyung Ran Oh, Kim, Jeong Hwan, "Technology trends in digital intermediate process using artificial intelligence based on deep learning-Focused on Colourlab Ai software", *Journal of Image and Cultural Contents*, Vol. 23, pp. 143-174, 2021. <https://doi.org/10.24174/jicc.2021.06.23.143>
- [8] NaeJoung Kwak, DongJu Kim, "Object detection technology trend and development direction using deep learning", *International Journal of Advanced Culture Technology* Vol.8 No.4, pp. 119-128, 2020. <https://doi.org/10.17703/IJACT.2020.8.4.119>
- [9] Heil Kim, Yeongjee Chung, "Effect of Input Data Video Interval and Input Data Image Similarity on Learning Accuracy in 3D-CNN", *International Journal of Internet, Broadcasting and Communication* Vol.13 No.2, pp. 208-217, 2021. <https://doi.org/10.7236/IJIBC.2021.13.2.208>
- [10] Soo-Kyoung Park, Na Hojun, and Ji-Hye Kim, "A Study on Basalization of the Classification in Mountain Ginseng and Plain Ginseng Images in Artificial Intelligence Technology for the Detection of Illegal Mountain Ginseng", *The Journal of Bigdata*, Vol. 5, No. 1, pp. 209-225, Aug. 2020. <https://doi.org/10.36498/kbigdt.2020.5.1.209>
- [11] V. Meshram, K. Patil, V. Meshram, D. Hanchate, and S.D. Ramkteke, "Machine learning in agriculture domain: A state-of-art survey", *Artificial Intelligence*

- in the Life Sciences, Vol. 1, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.aills.2021.100010>.
- [12]Xing S, Lee M, and Lee K. “Citrus pests and diseases recognition model using weakly dense connected convolution network”. *Sensors*, Vol. 19, No. 14, 2019. <https://doi.org/10.3390/s19143195>
- [13]Seon-Jong Kim, “Image analysis and dimension reduction for color-texture space using IOCLBP”, *Journal of Korean Institute of Information Technology*, Vol. 19, No. 9, pp. 87-93, Sept. 2021. <https://doi.org/10.14801/jkiit.2021.19.9.87>
- [14]Hossain MS, Al-Hammadi M, Muhammad G. “Automatic fruit classification using deep learning for industrial applications”. *IEEE Trans Ind Inf*, Vol. 15, No. 2, 2019. <https://doi.org/10.1109/TII.2018.2875149>
- [15]Gwan-Tae Kim, “Beef carcass rating standard supplement(Draft) development status”, *Korean Society for Food Science of Animal Resources*, Vol. 5, No.2, pp. 85 - 92, 2016.
- [16]AI dataset, www.aihub.or.kr
- [17]Hunsoo Kim et al, “Development of a deep learning model for the quality grade assessment of livestock product : Focusing on cattle images”, *The Conferences of Korean Institute Of Industrial Engineers*, pp. 1955-1981, June 2021.
- [18]H.-C. Yoo, J.-G. Lim, A.-Y. Lee, B.-G. Kim, Y.-W. Seo, and S.-M. Kim, “Development of an image acquisition device based on smartphone for grading determination of beef carcass”, *Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society*, Vol. 22, No. 11, pp. 839-847, 2021. <https://doi.org/10.5762/KAIS.2021.22.11.839>

※ 이 논문은 2018년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(No. 2018R1D1A1B07045565).