

초음파 데이터를 활용한 인공지능모델 기반 한우 등급 분류

(Korean Beef Classification Based on a Artificial Intelligence Model using Ultrasonic Data)

박수련* , 김학선** , 김성학** , 정영선***

(Soo Ryeon Park, Hak-seon Kim, Sung-Hak Kim, Young-Seon Jeong)

요약

한우 등급 판정은 도축 이후의 품질 평가뿐 아니라, 도축 전(송아지·비육 단계) 초음파 영상을 통해 육질을 미리 예측함으로써 종축개량 및 고급육 생산 전략을 수립하는 데 활용된다. 그러나 현재 현장에서는 초음파 영상의 판독이 숙련 인력에 크게 의존하며, 판독자의 주관성 및 업무 부담으로 인해 일관된 등급 판단과 대규모 적용에 한계가 있다. 본 연구는 이러한 문제를 해결하기 위해 초음파 영상 기반 한우 등급 분류 모델을 제안한다. 세부적으로 (1) 초음파 영상에서 핵심 조직 신호가 포함된 관심영역(ROI)을 탐지·추출하고, (2) 전이학습 기반 ResNet-18을 이용해 등급 분류를 수행하며, (3) 소량·불균형 데이터 환경을 고려해 가중치 기반 학습 및 샘플링 전략을 적용한다. 실험을 통해 클래스별 분류 성능과 혼동 양상을 분석하였으며, 특히 데이터가 적은 등급에서 발생하는 오분류 문제를 중심으로 학습 전략의 영향을 비교하였다. 본 연구 결과는 도축 전 초음파 판독의 자동화를 통해 등급 판정의 객관성을 높이고, 현장 적용 가능성을 확장함으로써 종축개량 및 고급육 생산을 위한 의사결정 지원에 기여할 것으로 기대된다.

■ 중심어 : 초음파 데이터 ; 소량·불균형 데이터 ; 특징변수추출 ; 인공지능

Abstract

The Korean beef grade classification is used not only to evaluate the quality after slaughter, but also to establish strategies for longitudinal improvement and high-quality meat production by predicting the meat quality in advance through ultrasound images before slaughter (calf and finishing stage). However, the human classification is highly dependent on personnel skill, and there are limitations in consistent grade judgment and large-scale application due to the subjectivity and workload of the reader. In order to overcome this problem, this paper proposes an automatic classification model for Korean beef grade based on ultrasound images. Specifically, the proposed method is (1) to detect and extract the region of interest (ROI) including the core tissue signal from ultrasound images, (2) to perform grade classification using ResNet-18, and (3) to apply weight-based learning and sampling strategies in consideration of small and imbalanced data environments. Through the experiments, classification performance by class and confusion patterns were analyzed, and the impact of ROI treatment and learning strategies was compared, especially for the misclassification that occurs in grades with low data. The results of this paper are expected to contribute to decision support for breeding improvement and high-quality meat production by increasing the objectivity of grade judgment through automation of ultrasound reading before slaughter and expanding the possibility of application in the field.

■ keywords : Ultrasound data ; Small amounts and Imbalanced data ; Feature Extraction ; Artificial Intelligence

I. 서론

한우 산업에서 육질 등급은 가격 형성 및 유통 전략에 직접적인 영향을 미치는 핵심 지표이며,

생산 단계에서의 품질 예측은 종축개량과 사양 관리의 효율을 높이는 데 중요한 역할을 한다. 특히 도축 전 초음파 영상은 비침습적으로 근내 지방 등 육질 관련 정보를 확인할 수 있어, 송아

* 준회원, 전남대학교 산업공학과

** 정회원, 전남대학교 동물자원학부

*** 정회원, 전남대학교 산업공학과 및 아트&디자인 테크놀로지 협동과정

이 논문은 전남대학교 학술연구비 교내중견연구 (과제번호: 2025-1048-01) 지원에 의하여 연구되었음.

지 또는 비육 단계에서 고급육 생산 가능성을 사전에 평가하고 의사결정을 지원하는 수단으로 활용되고 있다 [1, 2]. 그러나 현재 현장에서는 초음파 영상 판독이 숙련 인력의 경험에 크게 의존하며, 판독자의 주관성, 인력·시간 소요, 대규모 적용의 어려움 등으로 인해 등급 판정의 객관성과 재현성 확보에 한계가 존재한다 [2].

최근 딥러닝 기반 영상 분류 기술의 발전으로 다양한 영상 진단 및 품질 평가 분야에서 자동 분류가 시도되고 있으나, 초음파 영상은 스펙클 (speckle) 노이즈와 대비 변화가 크고 촬영 환경 (기기, 각도, 압력 등)에 따라 영상 특성이 달라져 학습이 어렵다 [2, 10]. 또한 실제 데이터는 수집 비용과 라벨링 부담으로 인해 규모가 제한적인 경우가 많고, 등급별 데이터 수가 불균형하게 분포하여 다수 클래스 중심의 분류 편향이 발생하기 쉽다. 더불어 초음파 영상에는 화면 테두리, 문자 정보, 배경 영역 등이 함께 포함되며, 이로 인해 모델이 육질과 무관한 패턴을 학습할 위험이 있다. 따라서 도축 전 초음파 기반 한우 등급 자동화를 위해서는 유효 신호가 집중된 ROI을 안정적으로 확보하고, 소량·불균형 데이터 환경에서도 일반화 성능을 유지할 수 있는 학습 전략이 요구된다.

본 연구는 이러한 문제를 해결하기 위해 도축 전 초음파 영상에서 관심영역을 추출하는 전처리 과정과 전이학습 기반 분류 모델을 결합한 한우 등급 분류 방법을 제안한다. 제안 방법은 초음파 영상 내 핵심 조직 신호가 포함된 영역을 강조하여 배경 영향을 완화하고, 사전학습된 합성곱 신경망(ResNet-18)을 활용하여 제한된 학습 데이터에서도 안정적인 특징 표현을 학습하도록 설계하였다 [3, 7-9]. 또한 클래스 불균형을 고려한 학습 기법을 적용하고, 혼동행렬 및 클래스별 정밀도·재현율·F1 점수 등을 기반으로 성능을 분석하여 모델의 적용 가능성을 검토한다.

본 논문의 주요 기여는 다음과 같다. 첫째, 도축 전 초음파 영상에서 유효 관심영역을 확보하

기 위한 전처리 절차를 제시한다. 둘째, 전이학습 기반 등급 분류 모델을 구축하고, 소량·불균형 데이터 환경에서의 성능 특성을 분석한다. 셋째, 오류 양상(특히 소수 등급의 오분류)을 정량·정성적으로 분석하여 향후 데이터 확장 및 모델 개선 방향을 제안한다.

II. 관련 연구

1. 비파괴 기법과 한우 육질 예측의 이론적 배경

비파괴 기법은 대상에 물리적 손상을 가하지 않고 내부 구조나 품질 특성을 측정·평가하는 방법을 의미한다. 축산 분야에서 비파괴 기법은 생체 상태의 가축으로부터 육량 및 육질과 관련된 정보를 사전에 획득할 수 있다는 점에서 중요한 의미를 가진다. 기존의 한우 품질 평가는 주로 도축 이후 도체 판정을 통해 이루어져 왔기 때문에, 사육 단계에서 개체의 품질 특성을 객관적으로 파악하는 데에는 한계가 있었다. 이에 따라 도축 이전 단계에서 육질과 관련된 형질을 예측할 수 있는 비파괴 기법은 개체 관리, 출하 전략 수립, 유전평가 및 개량체계 개선에 활용 가능한 기술로 주목받고 있다.

특히 한우 산업에서는 근내지방도, 등지방두께, 등심단면적과 같은 형질이 육질 등급 결정에 중요한 영향을 미치므로, 생체 상태에서 이러한 형질을 예측하는 기술의 필요성이 지속적으로 제기되어 왔다. 비파괴 기법은 이러한 요구에 대응할 수 있는 수단이며, 그중 초음파 영상은 비교적 간편하면서도 실용적으로 활용할 수 있는 대표적 방법으로 알려져 있다.

나. 초음파 영상 기반 한우 육질 평가

한우의 초음파 촬영 위치는 목적에 따라 달라지는데, 근내지방도나 등지방두께와 같은 육질

을 평가할 때는 다음과 같은 방법으로 초음파 촬영을 진행한다 (그림. 1).

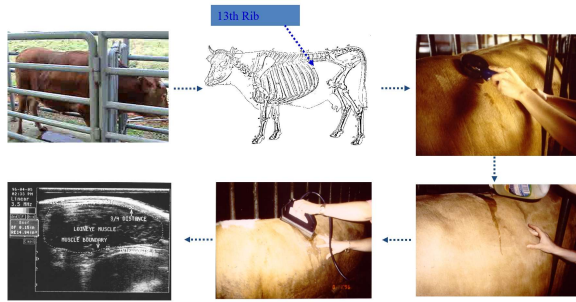


그림. 1 한우 초음파 촬영 과정

또한 데이터의 신뢰성을 확보하고 근내지방도를 정확히 판정하기 위해, 축산물품질평가원 (KAPE)이 규정한 표준 판정 부위와 동일한 왼쪽 제13늑골(Thoracic Vertebra)과 제1요추(Lumbar Vertebra) 사이에서 촬영을 수행한다. 이 부위는 도축 후 실제 등급 판정 시 배최장근 단면을 측정하는 위치와 해부학적으로 일치하여, 생체 상태에서 육질 특성을 예측하는 데 있어 가장 높은 상관관계를 가진다.

나. 초음파 영상을 활용한 육질 판단

한우 육질 평가는 초음파 영상 내에서 횡경막과 등심의 경계 특성, 그리고 내부 반사파의 분포 양상을 종합적으로 고려하여 이루어진다. 근내지방도가 높을수록 우수한 육질 등급을 부여 받으며, 이를 도축 이전에 예측하기 위한 방법으로 초음파 영상 분석이 활용되고 있다. 특히 초음파 영상에서는 근내지방의 분포 형태가 반사파의 패턴으로 나타나기 때문에, 반사파의 특성은 육질 등급 판별에 있어 중요한 지표로 작용한다 [1, 2].

등급별 초음파 영상의 주요 차이는 근내지방도, 횡경막과 등심의 경계 명확성, 그리고 반사파의 분포 양상에서 나타난다. 등급이 높아질수록 근내지방도가 높아 반사파의 입자가 작고 조밀하게 분포하며, 반사파가 영상 전반에 걸쳐 비교

적 균일하게 나타난다. 이로 인해 횡경막과 등심의 경계가 상대적으로 불분명하게 관찰된다. 반대로 낮은 등급일수록 근내지방도가 낮아 반사파의 입자가 굵고 산발적으로 분포하거나 일부 영역에 집중되는 경향을 보이며, 반사파가 적어 어두운 영역이 넓게 나타난다. 이러한 특성으로 인해 횡경막과 등심의 경계는 비교적 뚜렷하게 구분된다.

다. 초음파 데이터 자동 분류

일반적인 이미지 분류 문제에서는 클래스 간 시각적 차이가 명확할수록 모델의 학습이 용이하다. 그러나 한우 초음파 영상은 등급 간 차이가 미세하고, 초음파 영상 특유의 스펙클 노이즈 (Speckle Noise)로 인해 객체의 경계가 모호하게 나타나는 특성을 가진다. 또한 데이터 개수가 1++등급 8개, 1+등급 25개, 1등급 61개, 2등급 5개로 클래스간 불균형이 존재하는데, 이는 이미지 자동 분류 모델이 편향성을 갖게 하는 구조적 문제를 만든다 [2, 10].

이로 인해 단순한 이미지 분류 모델 적용만으로는 안정적인 분류 성능을 확보하는 데 한계가 존재한다. 따라서 초음파 영상과 한우의 특성, 클래스 불균형 문제를 모두 고려한 맞춤형 방법론이 필요하다.

2. 한우 육질 예측 관련 선행연구

가. 비파괴 기법을 활용한 한우 개량체계 연구

이 연구는 생체 상태에서 획득 가능한 형질 정보를 활용하여 한우의 유전평가 정확도를 높이고, 궁극적으로 개량체계를 개선할 수 있는 가능성을 제시한다. 특히 도축 후에만 확인 가능한 형질 정보에 의존하던 기존 평가 방식의 한계를 지적하고, 초음파 영상을 포함한 비파괴 측정 자

료를 활용함으로써, 보다 조기적이고 객관적인 개체 선별이 가능하다는 점을 강조한다. 이는 초음파 영상에 한우의 육질 관련 형질을 도축 이전 단계에서 파악할 수 있는 유효한 수단이 될 수 있음을 보여준다는 점에서 유의미하다 [11].

그러나 실제 농가 현장에서 초음파 영상을 활용하기 위해서는 작업자가 직접 영상을 촬영하고 이를 판독해야 하므로, 인력 의존성, 숙련도 편차, 시간 소요 및 비용 부담이 수반된다. 따라서 해당 연구는 초음파 영상 활용의 가능성을 제시하였다는 점에서는 의의가 있으나, 현장 적용의 효율성을 높이기 위한 영상 판독의 자동화 필요성까지는 충분히 반영하지 못한 한계가 있다.

나. 초음파를 이용한 한우의 도체육질 예측 연구

초음파를 이용한 한우의 도체육질 예측 연구는 초음파 영상과 측정 정보를 활용하여 한우의 도체육질 특성을 도축 이전에 예측할 수 있음을 보여준 연구이다. 해당 연구는 한우 초음파 영상에서 육질 판정의 주요 부위를 구분하고, 제13늑골의 선명도, 배최장근 아래 경계면의 선명도, 배최장근 내 반사파의 특성 등을 육질 index로 수치화한 후 decision tree 분석을 수행하였다. 이를 통해 생체 상태에서 획득한 초음파 영상이 실제 도체 형질과 관련성을 가지며, 도메인 지식에 기반한 시각적 특징이 육질 예측에 유의미하게 활용될 수 있음을 제시하였다. 특히 이러한 접근은 초음파 영상에서 어떤 특징이 육질 판정에 중요한지를 구조화하여 보여주었다는 점에서 본 연구의 문제 설정에도 중요한 참고가 되었다 [12].

다만 초음파 영상은 촬영자, 촬영 위치, 장비 설정, 개체별 상태 및 영상 잡음 등에 따라 형태와 품질이 달라질 수 있음에도, 이러한 영상 획득 조건의 변동성을 충분히 반영하지 못하였다는 한계가 있다. 따라서 제시된 판정 기준과 예측 방식은 다양한 현장 조건에서 획득된 영상에

대해 일반화하는 데 제약이 있다.

다. 본 연구의 차별성

선행연구들은 초음파 영상이 한우의 도체육질 특성을 도축 이전에 예측할 수 있는 유효한 비파괴 수단임을 입증하였으며, 특정 부위의 시각적 특징과 도메인 지식 기반 분석이 육질 예측에 유의미하게 활용될 수 있음을 보여주었다. 그러나 기존 연구는 초음파 영상의 획득과 판독, 특징 정의 및 수치화 과정에서 작업자의 개입이 크고, 다양한 촬영 조건에서 발생하는 영상 변동성을 충분히 반영하지 못하였다는 한계를 가진다. 이에 본 연구는 초음파 영상으로부터 육질 등급 판별에 필요한 특징을 자동으로 학습하고 분류하는 방법을 적용함으로써, 기존 방식의 인력 의존성과 주관성을 완화하고 보다 효율적인 현장 적용 가능성을 모색하고자 한다.

III. 실험 설계

1. 데이터 수집

본 연구에 사용된 데이터는 한우 사육 환경에서 수집된 초음파 측정 데이터와 실제 도축 이후 확인된 도체 등급 데이터를 연계하여 구성하였다. 초음파 측정은 전문 장비와 숙련된 인력을 통해 특정 성장 단계에서 수행되었으며, 이후 실제 육질 등급과의 연계를 위해 개체 식별 정보를 유지한 상태로 도축 시점까지 추적 관리하였다. 또한 본 연구에서는 동일 농장 환경에서 동일한 측정 장비와 분석 방법을 적용함으로써 데이터의 신뢰성과 일관성을 확보하고자 하였다.

한우의 초음파 측정 데이터와 실제 도체 등급 데이터를 동일 개체 기준으로 함께 확보하기 위해서는 장기간의 개체 추적 관리가 필요하며, 사육 기간이 길고 농장 운영 일정의 영향을 받기 때문에 대규모 데이터 확보에는 현실적인 제약이 있다. 따라서 본 연구의 데이터셋은 규모 측

면에서 한계를 가지지만, 초음파 기반 육질 예측 가능성을 평가하기 위한 기초 자료로서 의미가 있다.

연구에 활용된 데이터는 도축이 완료되어 실제 등급이 나온 데이터로, 연구에서는 예측 등급과 실제 등급의 매핑 수준을 주요 지표로 활용한다.

전체 데이터는 총 98개로 소규모 데이터일뿐더러, 클래스 간 불균형이 크기 때문에 train: test: validation data의 비율은 20 : 60 : 20으로 한다.

또한 2등급의 경우 초음파 데이터가 5개임을 고려하여, Stratified K-Fold 교차 검증을 통해 모델의 유연성을 줄이고 신뢰성을 높인다.

2. 관심영역(Region of Interest; ROI)

가. 탐색 영역 제한 및 전처리 (Search Space Restriction)

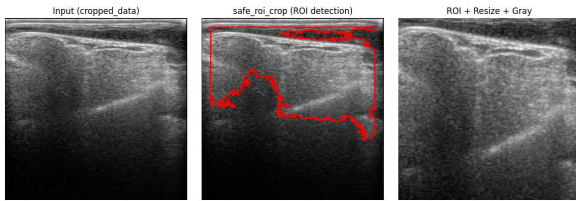


그림 2. ROI 자동 추출 및 전처리 알고리즘 적용 과정

원본 영상의 가장자리에는 개체 정보나 촬영 설정값 등의 텍스트 정보가 포함될 가능성이 높다. 이를 배제하고 분석 대상인 등심 부위에 집중하기 위해, 영상의 상하좌우 가장자리에서 약 5%의 여백을 제외한 내부 영역만을 1차 탐색 구간으로 설정하였다 (그림. 2). 이후, 명암 대비가 낮은 초음파 영상의 특성을 고려하여 히스토그램 평활화(Histogram Equalization)를 적용해 객체와 배경의 대조비를 강조하였다 [5].

나. 오투 이진화 및 노이즈 제거 (Otsu's Binarization & Morphology)

등심 영역과 배경을 분리하기 위해 오투 알고리즘(Otsu's Method)을 기반으로 한 이진화를 수행하였다. 오투 알고리즘은 영상의 히스토그램을 분석하여 클래스 간 분산(Inter-class Variance)을 최대화하는 최적의 임계값(Threshold)을 자동으로 산출하므로, 조명 조건이 다른 초음파 영상에서도 강건하게 동작한다. 이진화 과정에서 발생할 수 있는 미세한 백색 잡음을 제거하기 위해, 커널을 이용한 모폴로지 열기 연산(Morphological Opening)을 1회 수행하여 객체의 경계선을 매끄럽게 보정하였다.

다. 최대 윤곽선 기반 ROI 추출 (Max-Contour based Extraction)

전처리된 이진 영상에서 윤곽선 검출(Contour Detection)을 수행하여 다수의 객체 후보를 확보하였다. 이후 검출된 윤곽선 중 면적(Contour Area)이 가장 큰 객체를 최종 ROI 후보로 선정하였다. 선정된 객체의 외접하는 사각형(Bounding Rect) 좌표를 계산하여 원본 영상에서 해당 영역을 크롭(Crop)하였다.

이 과정을 거쳐 추출된 최종 ROI 영상은 이후 입력 데이터로 사용된다.

3. 모델 설계

앞서 언급한 바와 같이 데이터 수가 매우 적고 클래스 간 데이터 불균형이 매우 심하기 때문에 과적합을 방지하고 일반화 성능을 높이기 위해서는 더 많은 데이터가 필요하다. 따라서 데이터 증강과 전이학습을 통해서 이러한 문제점을 해결하고자 한다.

가. 데이터 증강을 활용한 CNN

소규모·불균형 초음파 영상 데이터 환경에서 합성곱 신경망(CNN)의 과적합을 완화하고 클레

스 간 학습 기회를 균등화하기 위해 데이터 증강을 적용하였다[2, 8, 9]. 증강은 학습(training) 데이터에 대해서만 수행하였으며, 각 등급 클래스별 이미지 수가 최소 100장이 되도록 반복적으로 증강 샘플을 생성하는 방식으로 구성하였다. 즉, 원본 학습 이미지 중 하나를 무작위로 선택한 뒤, 밝기 및 대비 변환과 좌우 반전을 적용하여 변형 이미지를 생성하고 이를 해당 클래스 학습 폴더에 추가하였다. 이러한 절차를 통해 클래스별 학습 데이터 수를 동일 수준으로 맞추어(class balancing) 다수 클래스 편향을 줄이고, 소수 클래스의 학습 기여도를 증가시키고자 하였다.



그림 3. CNN with Augmentation

구체적으로, 밝기(brightness)는 원본 픽셀 값에 $\alpha \in [0.8, 1.2]$ 를 곱하여 조정하였으며, 값의 범위를 초과하는 픽셀은 $[0, 255]$ 구간으로 클리핑하였다. 대비(contrast)는 영상의 평균 밝기(mean)를 기준으로, $\beta \in [0.8, 1.2]$ ($I - \mu$) $\beta + \mu$ 형태로 변환하였다. 또한 좌우 반전(horizontal flip)은 50% 확률로 적용하여 촬영 방향 및 위치 변화에 대한 강건성을 확보하고자 하였다. 생성된 증강 이미지는 입력 크기에 맞추어 리사이즈 후 저장되며, 각 클래스의 학습 이미지가 100장에 도달할 때까지 동일 과정을 반복하였다. 위에서 설명한 내용은 [그림 3]으로 도식화 하였다.

다만 초음파 영상은 speckle 노이즈 및 신호 대비가 분류 성능에 중요한 영향을 미칠 수 있으므로, 증강 강도는 실제 촬영 환경에서 발생 가능

한 수준을 반영하도록 제한하였다. 본 연구에서는 밝기·대비 변환 범위를 $[0.8, 1.2]$ 로 설정해 과도한 신호 왜곡을 방지하였으며, 기하학적 변형 중에서도 구조를 크게 손상시키지 않는 좌우 반전을 적용하였다.

나. ResNet-18

ResNet-18은 ImageNet과 같은 대규모 자연 영상 데이터에서 사전 학습된 가중치를 활용할 수 있어, 제한된 데이터에서도 안정적인 특징 표현을 기반으로 학습을 진행할 수 있다는 장점이 있다 [3, 7-9].

소수 등급 데이터가 매우 제한적인 불균형 상황을 고려하여, 학습 과정에서는 클래스 불균형 완화를 위한 전략을 적용하였다. 구체적으로 클래스별 표본 수에 반비례하도록 가중치를 부여한 손실함수(가중 교차엔트로피)를 사용하고 교차검증을 통해 데이터가 적은 2등급의 분류 능력에 대한 신뢰도를 확인했다. 또한, 샘플링 기반의 재균형을 통해 학습 배치 내에서 소수 클래스가 충분히 관측되도록 설계하였다. 이를 통해 다수 클래스 중심으로 예측이 편향되는 문제를 완화하고, 소수 클래스의 재현율(Recall)을 개선하는 것을 목표로 하였다.

(1) Baseline Model

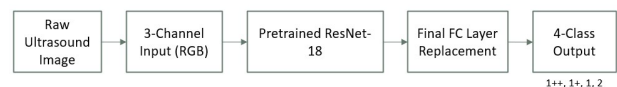


그림 4. Baseline Model 구성도

소규모·불균형 초음파 영상 데이터 환경에서의 등급 분류 성능을 향상시키기 위해 전이학습(transfer learning) 기반 ResNet-18 모델을 활용한다. ImageNet 사전학습 모델과의 호환성을 최우선으로 한 전이학습을 목적으로 한다.

먼저 ImageNet으로 학습된 ResNet-18은 3채널로 데이터를 입력 받는다. 이때 이미지는

ResNet-18 모델의 표준 입력 크기인 224x224 픽셀로 리사이즈 된다. 이후 Train Data에는 ImageNet 기반 전이학습에 주로 활용되는 RandomHorizontalFlip, RandomRotation (10), ColorJitter (brightness, contrast)을 활용해 ImageNet feature를 유지하는 데이터 증강 기법을 적용한다. 마지막으로 최종 분류기 층(fc)을 본 과제의 등급 클래스 수(4-class)에 맞게 교체하여 미세조정(fine-tuning)을 수행한다.

이때, Baseline Model은 ImageNet으로 사전학습된 ResNet-18의 기본 합성곱 구조를 그대로 유지하고, 최종 fully connected layer만 4개 등급 분류에 맞게 교체한 전이학습 기반 비교 모델로 설정하였다. 즉, 원본 초음파 영상 전체를 입력으로 사용하여 사전학습 표현을 최대한 유지한 상태에서 분류기만 과제에 맞게 조정된 구조이다. 학습 시에는 cross-entropy loss를 사용하고, Adam 계열 optimizer와 초기 학습률 1×10^{-4} 를 적용하였다. 또한 batch size는 8, epoch 수는 최대 20으로 설정하였으며, validation accuracy가 5회 연속 향상되지 않을 경우 early stopping을 적용하였다. 학습률 조정을 위해 Reduce LR On Plateau scheduler를 사용하였고, 학습 안정성을 위해 gradient clipping을 적용하였다.

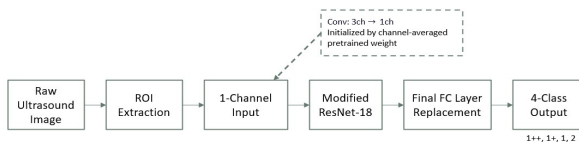


그림 5. Proposed Model 구성도

(2) Proposed Model

제안하는 모델에서는 초음파 영상의 물리적 특성과 획득 변동성을 반영한 모델을 만들기 위해 Baseline 모델의 ResNet-18 모델 구조를 수정한다.

먼저 초음파 데이터가 GrayScale이라는 점을 반영하여 ResNet-18의 3채널(RGB) 레이어를 1채널(GrayScale)로 교체한다. 학습 데이터에는

초음파 영상의 물리적 특성을 반영하기 위해 RandomRotation(7), RandomAffine(translate, scale)을 적용한다. 이를 통해 이미지 내 특징들의 위치와 스케일의 불변성을 강조하는 모델을 구축한다. 또한 초음파 영상에는 촬영 환경에 따른 잡음 및 배경 정보가 포함될 수 있으므로, 추가로 관심영역(ROI) 기반 전처리를 적용하여 핵심 조직 신호가 포함된 영역을 강조한 입력을 구성하였다. 이를 통해 모델이 화면 UI나 비관련 배경 패턴에 과적합되는 현상을 완화한다.

이때, Proposed Model의 학습 및 평가는 Baseline Model과 동일한 프로토콜을 따르되, 입력 채널 구성과 데이터 증강 방식에서 차이를 두었다. 구체적으로 첫 번째 합성곱 층은 1채널 입력에 맞게 수정하였으며, 초기 가중치는 기존 3채널 사전학습 가중치의 채널 평균을 이용해 초기화하였다. 또한 소규모·불균형 데이터 환경을 고려하여 stratified 5-fold cross-validation을 적용하였고, 각 fold에서 동일한 학습 조건으로 성능을 평가하였다.

IV. 실험 결과

먼저, 데이터 증강을 적용한 후 전통적인 CNN 구조를 사용하여 학습한 모델의 train 데이터와 test 데이터에 대한 실험 결과를 [표 1.]와 [표 2.]에 나타낸다.

표 1. 데이터 증강 후 CNN Train data 결과

Confusion MTX		Predicted			
		1++	1+	1	2
True	1++	46	0	54	0
	1+	43	0	57	0
	1	24	0	76	0
	2	48	0	52	0

[표 1.]을 살펴보면, 모델은 실제 클래스와 무관하게 대부분의 샘플을 1등급 또는 1++등급으로만 예측하고 있으며, 1+와 2등급에 대해서는 거의 예측을 수행하지 못하는 현상이 관찰된다. 이

는 학습 데이터에 대해 충분히 낮은 loss를 달성하지 못했을 뿐 아니라, 클래스 전반에 대한 결정 경계(decision boundary)가 제대로 형성되지 않았음을 의미한다.

표 2. 데이터 증강 후 CNN Test data 결과

Confusion MTX		Predicted			
		1++	1+	1	2
True	1++	0	0	2	0
	1+	0	0	5	0
	1	0	0	13	0
	2	0	0	1	0

더욱 심각한 문제는 [표 2.]에서 확인된다. test 데이터에 대해서는 모든 샘플이 단일 클래스(1등급)으로 예측되었으며, 이는 모델이 입력 영상의 특징을 기반으로 분류를 수행한 것이 아니라, 학습 과정에서 특정 클래스에 강하게 편향된 붕괴된 분류 전략을 학습했음을 시사한다.

표 3. Precision/ recall/ f1-score of Baseline Model

Fold	result	1++	1+	1	2
1	precision	0	0.27	1	0
	recall	0	0.8	0.25	0
	f1-score	0	0.4	0.4	0
2	precision	0.33	0	0.69	1
	recall	1	0	0.75	1
	f1-score	0.5	0	0.72	1
3	precision	0.67	0.5	1	0
	recall	1	1	0.5	0
	f1-score	0.8	0.67	0.67	0
4	precision	0	0	0.6	0
	recall	0	0	0.5	0
	f1-score	0	0	0.55	0
5	precision	0.1	0	0	0.11
	recall	0.5	0	0	1
	f1-score	0.17	0	0	0.2

Baseline Model의 경우, 모델은 초음파 신호 영역 외에도 문자, 프레임, 스케일 바 등 분류와 직접적인 관련이 없는 배경 정보를 함께 학습하

게 되며, 이로 인해 Fold별로 서로 다른 우연적 특징에 과도하게 적합되는 경향을 보였다.

표 4. Confusion Matrix of Baseline model

Fold	Pred \ True	1++	1+	1	2	total
1	1++	0	1	1	0	2
	1+	2	4	8	1	5
	1	0	0	3	0	12
	2	0	0	0	0	1
2	1++	2	1	3	0	2
	1+	0	0	0	0	5
	1	0	4	9	0	12
	2	0	0	0	1	1
3	1++	2	0	1	0	2
	1+	0	5	4	1	5
	1	0	0	6	0	12
	2	0	0	1	0	1
4	1++	0	0	0	0	2
	1+	0	0	0	0	5
	1	1	2	6	1	12
	2	1	3	6	0	1
5	1++	1	2	7	0	2
	1+	0	0	1	0	5
	1	0	0	0	0	12
	2	1	3	4	1	1

실제로 교차 검증 결과, ROI 미적용 모델은 Fold 간 성능 변동 폭이 매우 크고, 특정 Fold에서만 높은 정확도를 보이는 불안정한 일반화 특성을 나타냈다 (표 3).

Confusion Matrix 분석 결과, Baseline model은 상대적으로 표본 수가 많은 클래스에 대해서는 일부 예측이 가능하였으나, 1++ 및 2등급과 같은 소수 클래스에서는 정분류가 매우 제한적이었다. 특히 실제 소수 클래스 샘플이 인접한 다수 클래스인 1+ 또는 1등급으로 집중적으로 오분류되는 양상이 반복적으로 관찰되었다. 이는 제한된 학습 데이터와 클래스 불균형으로 인해 모델이 다수 클래스 중심의 decision boundary를 형성하였기 때문으로 해석할 수 있다 (표 4).

또한 [표 4.]를 보면 인접한 등급 간 혼동이 두

드러지게 나타남을 확인할 수 있었다. 예를 들어 1++와 1+, 1+와 1, 1과 2 사이에서 상호 오분류가 빈번하게 발생하였으며, 이는 초음파 영상에서 등급 간 시각적 차이가 미세하고 경계가 명확하지 않기 때문으로 해석된다. 따라서 Baseline Model에서 원본 영상 전체를 사용하는 방식만으로는 한우 도체등급 분류에 필요한 핵심 특징을 안정적으로 추출하는 데 한계가 있는 것으로 판단된다.

따라서 confusion matrix 분석은 단순 정확도만으로는 확인하기 어려운 클래스별 오분류 특성을 보여주며, 본 연구에서 ROI 기반 입력 방식과 다양한 성능지표를 함께 제시해야 하는 필요성을 뒷받침한다.

표 5. Precision/ recall/ f1-score of Proposed Model

Fold	result	1++	1+	1	2	Macro F1
1	precision	1	1	1	1	1.0000
	recall	1	1	1	1	
	f1-score	1	1	1	1	
2	precision	1	1	0.92	1	0.9622
	recall	1	0.8	1	1	
	f1-score	1	0.89	0.96	1	
3	precision	1	0.83		1	0.9664
	recall	1	1	0.92	1	
	f1-score	1	0.91	0.96	1	
4	precision	1	0.83	0.92	0	0.7065
	recall	1	1	0.92	0	
	f1-score	1	0.91	0.92	0	
5	precision	1	1	1	1	1.0000
	recall	1	1	1	1	
	f1-score	1	1	1	1	

반면, Proposed Model은 초음파 유효 영역만을 입력으로 사용함으로써 모델이 학습해야 할 특징 공간을 명확히 제한하였으며, 이로 인해 특징 학습의 일관성과 안정성이 크게 향상되었다(표 5).

특히 주목할 점은, ROI 적용 모델의 교차 검증 결과에서 전체 Fold 중 한 개를 제외한 모든

Fold에서 2등급 클래스를 완벽하게 분류해냈다는 점이다 (표 6).

표 6. Confusion Matrix of Proposed model

Fold	Pred \ True	1++	1+	1	2	total
1	1++	2	0	0	0	2
	1+	0	5	0	0	5
	1	0	0	12	0	12
	2	0	0	0	1	1
2	1++	2	0	0	0	2
	1+	0	4	0	0	5
	1	0	1	12	0	12
	2	0	0	0	1	1
3	1++	2	0	0	0	2
	1+	0	5	1	0	5
	1	0	0	11	0	12
	2	0	0	0	1	1
4	1++	2	0	0	0	2
	1+	0	5	1	0	5
	1	0	0	11	1	12
	2	0	0	0	0	1
5	1++	2	0	0	0	2
	1+	0	5	0	0	5
	1	0	0	12	0	12
	2	0	0	0	1	1

또한 나머지 한 Fold에서도 2등급을 완전히 오분류하지 않고, 저차원(인접한 하위 클래스)으로만 분류하였다. 이는 단순한 정확도 수치 이상의 의미를 가지며, 모델이 클래스 간의 서열적 관계(상위 등급 - 하위 등급 구조)를 정확히 학습하고 있음을 시사한다. 즉, ROI 기반 모델은 단순한 패턴 암기가 아닌, 초음파 영상 내에서 등급을 구분하는 핵심적인 구조적 특징을 의미적으로 파악하고 있는 것으로 해석할 수 있다.

대부분의 Fold에서 예측값이 대각선 성분에 집중되는 경향을 보였으며, 이는 각 등급 클래스가 전반적으로 안정적으로 정분류되었음을 의미한다. Baseline Model에서 관찰되었던 다수 클래스 편중 예측이나 특정 클래스에 대한 집중적 오분류 현상은 ROI 적용 후 현저히 감소하였다. 일부 Fold에서 소수의 오분류가 발생하였으나, 이러

한 경우에도 주로 인접한 등급 간 혼동에 국한되었으며, 등급 간 구조적 유사성을 고려할 때 이는 무작위적 오류라기보다 경계 영역에 위치한 샘플에 대한 제한적 혼동으로 해석할 수 있다. 특히 1++, 1+, 1, 2등급 전반에서 confusion matrix의 대각선 값이 높게 유지된 점은, ROI 기반 입력이 클래스별 판별 특징을 보다 선명하게 반영하도록 도와주었음을 보여준다 (표 6).

기존 한우 초음파 기반 육질 예측 연구는 주로 초음파 측정 지표나 통계적 예측 기법을 활용하여 수행되어 왔다. 이(2005)는 초음파 육질 index와 decision tree를 이용하여 86.4%의 정확도를 보고하였으며, 방(1997)과 Brethour (1990)도 각각 67%와 77.5%의 예측율을 제시하였다. 이에 비해 본 연구는 초음파 영상을 직접 입력으로 사용하는 딥러닝 기반 4등급 분류를 수행하였고, ROI 기반 proposed model에서 90.0~100.0%의 test accuracy를 확인하였다. 비록 데이터 규모와 평가 조건의 차이로 인해 직접적인 절대 비교에는 한계가 있으나, 본 연구 결과는 ROI 기반 입력 구성이 초음파 영상 기반 육질 등급 분류의 성능 향상에 효과적일 수 있음을 시사한다[12, 13, 14].

이에 본 연구에서는 클래스 불균형이 존재하고, 전체 데이터 수가 제한적인 조건임에도 불구하고 ROI 기반 모델이 전반적으로 높은 성능과 안정적인 분류 결과를 보였다. 이는 의료 영상과 같이 데이터 확보가 어려운 환경에서, ROI 전처리와 적절한 데이터 증강 전략이 소규모 데이터 문제를 효과적으로 완화할 수 있음을 보여주는 결과라 할 수 있다.

V. 결 론

본 연구에서는 한우 등급 판별 과정에서 주관성과 인력 의존도가 높은 기존 육안 평가 방식의 한계를 보완하고자, 초음파 영상 기반 한우 등급 분류 모델을 제안하였다. 특히 초음파 영상이 갖

는 잡음, 미세한 등급 차이, 데이터 소규모와 불균형 문제를 고려하여 데이터 증강과 ResNet-전이학습 기반 접근을 병행하고, 초음파 데이터와 한우가 갖는 특징을 고려해 ROI를 지정했다.

연구에서는 초음파 영상에서 관심영역(ROI)을 설정한 후 반사파 중심의 영상 특징을 추출하고, 데이터를 증강시킨 합성곱 신경망(CNN) 기반 모델과 전이학습을 시킨 ResNet 모델을 적용하여 성능을 비교하였다. 또한 전이학습의 경우 ROI 추가로 설정하여 한우의 도메인 지식을 반영하는 가공된 데이터를 활용한 실험을 수행하였다. 그 결과, 데이터 증강의 경우 다수 클래스 위주의 분류 경향을 나타냈다. 이에 본 연구에서는 스펙클 노이즈(speckle noise)와 낮은 대비(low contrast) 같은 문제로 인해 이미지 품질이 저하되는 경향을 가진 초음파 데이터에는 도메인 지식(ROI)을 반영한 ResNet-18 모델이 본 연구 목적에 가장 적합한 모델임을 확인하였다.

본 연구의 초음파 영상의 도메인 특성을 반영한 분석을 통해, 단순한 모델 성능 비교를 넘어 소규모 및 불균형 데이터 환경에서의 분류 기준을 제시하였다는 점에 있다. 이는 초음파 영상 기반 한우 등급 판별 자동화 연구의 기초 자료로 활용될 수 있을 것으로 기대된다. 특히 기존의 초음파 영상 기반 육질 평가에 들어가는 시간 및 교육의 비용을 절감하고 기술자별 판독 편차 문제를 해결할 것으로 보인다. 또한 작업 환경이 판단에 영향을 미치는 불가피한 운영 방식에 자동화 분류 모델을 도입함으로써 농가와 유통 시장에 신뢰성과 투명성을 제고한다.

본 연구는 제한된 규모의 데이터를 기반으로 수행되었으므로 결과 해석에는 신중함이 필요하다. 그럼에도 불구하고 동일 농장 환경에서 동일한 측정 장비와 분석 방법을 적용하여 수집된 데이터를 활용함으로써 데이터의 일관성과 신뢰성을 확보하고자 하였으며, 이를 통해 초음파 기반 육질 예측의 가능성을 기초적으로 확인하였다는 의의가 있다. 다만, 본 연구는 제한된 데이터셋을

활용하여 수행되었기에 성능 결과의 일반화에는 한계가 있으며, 향후 다양한 데이터 증강 기법 및 추가 데이터 확보를 통한 검증이 필요하다. 향후에는 더 많은 농장과 개체를 포함한 확장된 데이터셋을 구축하여 모델의 일반화 가능성을 추가적으로 검증할 필요가 있다.

REFERENCES

- [1] H.-W. Jang, K.-B. Kim, and C. W. Kim, "The classification of fatty liver by ultrasound imaging using computerizing method," *J. Korea Inst. Inf. Commun. Eng.*, Vol. 17, No. 9, pp. 2206-2212, Sep. 2013.
- [2] Y. Wang, X. Ge, H. Ma, S. Qi, G. Zhang, and Y. Yao, "Deep Learning in Medical Ultrasound Image Analysis: A Review," *IEEE Access*, Vol. 9, pp. 54310-54335, Apr. 2021.
- [3] Z. Liu, H. Mao, C.-Y. Wu, C. Feichtenhofer, T. Darrell, and S. Xie, "A ConvNet for the 2020s," *Proc. of CVPR* (또는 *arXiv*), pp. 1-10, Mar. 2022.
- [4] S. Woo, S. Debnath, R. Hu, X. Chen, Z. Liu, I. S. Kweon, and S. Xie, "ConvNeXt V2: Co-designing and Scaling ConvNets with Masked Autoencoders," *arXiv:2301.00808*, Jan. 2023.
- [5] U. Sesadri, C. Nagaraju, and M. Ramakrishna, "Fuzzy Histogram Equalization for Image Enhancement," *International Journal of Innovative Research in Science, Engineering and Technology*, Vol. 8, Issue 7, pp. 7854-7859, July 2018.
- [6] 이병우, 이우창, 채승완, 김동현, 이충권, "딥러닝 기반 이미지 특징 추출 모델을 이용하나 유사 디자인 검출에 대한 연구," *스마트미디어저널*, 제9권, 제4호, 162-168쪽, 2020년 12월
- [7] 박준, 심춘보, 김준영, 박성욱, 정세훈, "ResNet 기반 작물 생육단계 추정 모델 개발," *스마트미디어저널*, 제11권, 제2호, 53-62쪽, 2022년 3월
- [8] A. AlZoubi, F. Lu, Y. Zhu, et al., "Classification of breast lesions in ultrasound images using deep convolutional neural networks: transfer learning versus automatic architecture design," *Med Biol Eng Comput*, Vol. 62, pp. 135-149, 2024.
- [9] X. Zhang, et al., "Transfer learning for accurate fetal organ classification from ultrasound images: a potential tool for maternal healthcare providers," *Sci Rep*, Vol. 13, No. 44689, 2023.
- [10] R. Droste, Y. Cai, H. Sharma, et al., "Ultrasound image representation learning by modeling sonographer visual attention," *arXiv:1903.02931*, 2019.
- [11] 이상재, "비파괴 기법을 이용한 암소 유전평가 및 한우 개량체계 개선방안 연구," *건국대학교 박사학위 논문*, 2016년 2월
- [12] 이용준, 김지용, 이성기, 송영한, "초음파를 이용한 한우의 도체육질 예측," *한국축산학회지*, 제47권, 제6호,

1095-1100쪽, 2005.

- [13] 방극승, "초음파를 이용한 한우 생체평가와 도체평가의 비교," *한국축산학회지*, 제39권, 117-123쪽, 1997년
- [14] J. R. Brethour, "Relationship of ultrasound speckle to marbling score in cattle," *J. Anim. Sci.*, Vol. 68, pp. 2603-2613, 1990.

저자 소개



박수련(준회원)

2026년 전남대학교 산업공학과 학사 졸업.

2026년~ 전남대학교 산업공학과 석사 과정.

<주관심분야 : 이미지처리, 데이터마케팅, 컴퓨터비전>



김학선(정회원)

2004년 국립한국해양대학교 해사대 전기전자제어공학 석사졸업.

2015년~ 농업회사법인 주식회사 일등축산 대표이사.

2024년~ 전남대학교 농업생명대학 동물공학과 박사과정.

<주관심분야 : 한우유전체, 비룻 오믹스분석>

스분석>



김성학(정회원)

1999년 전남대학교 동물자원학부 학사 졸업.

2000년 서울대학교 농생대 농업생명공학 석사졸업.

2007년 서울대학교 의과대학 중앙생물학 박사졸업.

2016년~현재 전남대학교 동물자원학부 교수

<주관심분야 : 한우유전체, 비룻 오믹스분석>



정영선(정회원)

1997년 전남대학교 산업공학과 학사 졸업.

2001년 고려대학교 산업공학과 석사 졸업.

2011년 뉴저지주립대학교 산업시스템공학과 박사 졸업.

2014년~현재 전남대학교 산업공학과 교수.

<주관심분야:통계적데이터마케팅>