1	초분광 이미지 분석을 활용한 식육의 구조체 분석 및 이화학적					
2	특성 분석 연구					
3	차지윤, 김예지, 김정헌, 박민경, 정사무엘 <sup>1</sup> , 최윤상*					
4	한국식품연구원 가공공정연구단, 충남대학교 동물자원과학부					
5	Study on structural analysis and physicochemical properties of					
6	meat using hyperspectral image analysis					
7						
8	Ji Yoon Cha, Yea-Ji Kim, Jeong-Heon Kim, Min Kyung Park, Samooel Jung <sup>1</sup> , Yun-Sang					
9	Choi*					
10	Research Group of Food Processing, Korea Food Research Institute, Wanju 55365, Korea					
11	<sup>1</sup> Department of Animal Science and Biotechnology, Chungnam National University, Daejeon					
12	34134, Korea					
13						
14	Running title: Meat properties using hyperspectral image analysis					
15						
16						
17						
18	V					
19	*Corresponding author: Yun-Sang Choi, Research Group of Food Processing, Korea Food					
20	Research Institute, Wanju 55365, Korea, Tel: 82-63-219-9387, Fax: 82-63-219-9076, E-mail:					
21	kcys0517@kfri.re.kr					

# Study on structural analysis and physicochemical properties of meat using hyperspectral image analysis

## 25 26

#### Abstract

27 The objective of this study was to evaluate the physicochemical and structural properties of pork (loin, tenderloin, neck, and belly) and beef (loin, tenderloin, round, and brisket) using 28 hyperspectral imaging and food scanner analyses. Color, pH, and water-holding capacity (WHC) 29 were analyzed, revealing that pork belly showed the highest lightness (69.90), while beef round 30 exhibited the lowest (35.54). Redness and yellowness varied significantly among cuts, 31 influenced by intramuscular fat and chemical composition. The pH ranged from 5.66 to 6.23, 32 with pork neck having the highest pH and WHC, confirming the correlation between pH and 33 WHC. Food scanner analysis quantified fat, moisture, protein, ash, and collagen content, 34 showing that pork belly had the highest fat content, whereas beef loin had the highest collagen 35 content. Hyperspectral imaging analysis extracted mean reflectance spectra, identifying key 36 37 wavelengths such as 430 nm, 541 nm, 574 nm, and 980 nm related to heme, water, and oxidation states. Pork showed higher reflectance than beef, highlighting chemical composition 38 39 differences. Partial least squares regression (PLSR) models predicted fat, moisture, and protein content, with protein prediction demonstrating moderate accuracy ( $R^2 = 0.411$ ). However, 40 limited data posed challenges to model generalization. These findings suggest hyperspectral 41 imaging as a promising tool for comprehensive meat quality assessment. 42

43

44 Keywords: pork, beef, hyperspectral imaging, food scanner, PLSR

45

47 서론

축산업은 인류의 주요 식량 공급원으로서 중요한 역할을 하고 있으며, 고품질의 축산물 48 에 대한 소비자 요구는 점점 증가하고 있다(Yoon et al., 2024). 특히, 돼지고기와 소고기와 49 같은 주요 식육은 전 세계적으로 널리 소비되는 단백질 공급원으로, 그 품질은 소비자 50 선호도와 구매 결정에 큰 영향을 미친다(Herrero et al., 2013). 식육의 품질과 관련된 신뢰할 51 수 있는 평가 방법 개발은 학계와 산업계 모두에서 중요한 연구 과제가 되고 있다. 육류 52 품질 평가는 전통적으로 관능 평가, 화학 분석, 및 물리적 분석과 같은 방법을 통해 이루 53 어졌으나, 이러한 방법은 주관적인 요소가 개입될 가능성이 높거나 시간과 비용이 많이 54 소요되는 한계가 있다. 이에 따라 비파괴적이고 신속하며 정확한 품질 평가 기술에 대한 55 56 관심이 증가하고 있으며, 초분광 이미징(hyperspectral imaging, HSI)은 이러한 요구를 충족 시킬 수 있는 도전적인 기술로 각광받고 있다(Durojaiye et al., 2024; Pu et al., 2023; Sun et al., 57 58 2024).

초분광 이미징 기술은 공간적 및 스펙트럼적 정보를 동시에 제공하여 시료의 물리적 59 및 화학적 특성을 분석할 수 있는 고도화된 기술이다(ElMasry and Sun, 2010). 이 기술은 가 60 시광선, 근적외선, 중적외선 등 광범위한 파장 대역에서의 스펙트럼 데이터를 기반으로 61 시료 내의 구성 성분 및 구조를 정밀하게 파악할 수 있다(Ahn et al., 2012; Jia et al., 2022). 식 62 육과 같은 복잡한 생물학적 시료는 이질적인 구조와 화학적 특성을 가지므로, 이를 분석 63 하기 위해서는 시료의 미세 구조와 구성 성분을 동시에 평가할 수 있는 기술이 필요하다. 64 초분광 이미징은 이러한 요구를 충족시키며, 특히 식육의 수분, 단백질, 지방, 색소와 같 65 은 주요 이화학적 특성을 정량적으로 분석하는 데 유용하다(ElMasry and Sun, 2010). 또한, 66 이 기술은 비파괴적으로 작동하기 때문에 육류 산업에서 품질 관리 및 제품 인증 과정에 67 서의 활용 가능성이 크다. 68

돼지고기와 소고기는 각각 특정 부위별로 고유한 조직학적 및 화학적 특성을 가지며, 69 이는 부위별 용도와 소비자 선호도에 큰 영향을 미친다(Song et al., 2024). 돼지고기 부위로 70 는 등심, 안심, 목심, 삼겹이 주요하게 소비되며, 소고기에서는 등심, 안심, 우둔, 양지가 71 72 널리 활용된다. 이들 부위는 단백질 및 지방 함량, 조직의 결착력, 색상 등 품질 지표에 서 뚜렷한 차이를 나타내며, 이러한 차이를 정밀히 평가하는 것은 소비자 맞춤형 제품 73 개발과 고품질 육류 제공에 있어 매우 중요하다. 그러나, 기존의 품질 평가 방법은 이들 74 부위 간의 미세한 구조적 및 이화학적 차이를 정량적으로 분석하는 데 한계가 있으므로, 75 초분광 이미징 기술을 활용한 새로운 접근법이 필요하다. 76

초분광 이미징을 이용한 식육 품질 분석에 대한 연구는 주로 신선도 평가, 지방 함량 77 예측, 또는 냉동 이력 확인과 같은 특정 목표에 초점이 맞추어져 왔다(Feng et al., 2018; Jo 78 79 et al., 2024; Kamruzzaman et al., 2016). 미국과 유럽에서는 돼지고기와 소고기의 품질 지표를 80 예측하는 데 초분광 이미징과 기계 학습 알고리즘을 결합한 연구가 진행되고 있다(Al-Sarayreh et al., 2020; ElMasry et al., 2012). 국내에서도 TBARS, VBN, 해동 손실 등과 초분광 81 이미징 간의 상관관계를 분석한 연구가 보고되고 있습니다(Choi et al., 2024; Jeong et al., 2025; 82 Kim et al., 2024b; Park et al., 2023). 다양한 이화학적 성분과 초분광 이미징 기술 간의 연관 83 성을 탐구하려는 연구가 점차 확대되고 있다. 본 연구는 초분광 이미징 기술을 활용하여 84 단백질, 수분, 지방, pH, 보수력 등 주요 이화학적 성분과의 관계를 분석함으로써, 식육 품 85 질 평가에서 기술의 활용 범위를 확장하고자 한다. 86

87 따라서, 본 연구는 돼지고기와 소고기의 주요 부위를 초분광 이미징 기술을 적용하여
88 이들 부위 간의 구조적 차이와 이화학적 특성을 분석함으로써, 기존 품질 평가 방법의
89 한계점을 보완하고자 하였다. 기존의 물리·화학적 분석법은 시간이 많이 소요되고 비파괴
90 적 평가에 제약이 있다는 한계가 있어, 이를 극복하기 위한 대안으로 초분광 이미징 기
91 술이 주목받고 있다. 이를 통해 초분광 이미징 기술이 품질 평가의 새로운 도구로서 가
92 질 수 있는 잠재력을 탐구하고, 육류 품질 관리와 관련된 기존 한계를 보완할 수 있는
93 가능성을 모색하고자 하였다.

- 94 재료 및 방법
- 95 1. 실험재료

96 본 연구에 사용된 시료는 대한민국 국내 전라북도 소재의 마트에서 구입하였다. 시료로
97 사용된 돈육의 부위는 등심(pork loin), 안심(pork tenderloin), 목심(pork neck), 삼겹
98 (pork belly)과 우육의 부위는 등심(beef loin), 안심(beef tenderloin), 우둔(beef round),
99 양지(beef brisket)로 총 8종으로 모든 시료는 익일 배송되어 실험을 진행하였다.

100

101 2. 실험방법

- 102 (1) 색도 분석
- 103 식육의 색도는 색차계(CR-410, Minolta, Japan)로 표 면을 3회 이상 측정하였으며, 명
- 104 도(lightness, L\*), 적색도(redness, a\*), 황색도(yellowness, b\*)로 나타내었다.
- 105
- 106
- 107 (2) pH 분석

108약 5g의 시료와 증류수 20mL를 균질기(ultra turrax T-25, IKA, Germany)로 8000rpm,10960초 동안 균질 후, pH meter(340, Mettler-toledo, Switzerland)로 3회 측정하였다.

- 110
- 111 (3) 보수력 분석

112 식육의 보수력은 Grau and Hamm(1953)의 압착법을 응용하여 측정하였다. Plexiglass
113 판 위에 Whatman No.2 여과지를 놓고, 그 위에 시료 300mg을 올린 뒤 다시
114 Plexiglass 판으로 덮고 일정한 압력을 가하여 1분간 압착한 후, 여과지를 꺼내어 시료
115 의 묻은 면적과 수분으로 젖은 총 면적을 planimeter(Type KP-21, Koizumi, Japan)을
116 사용하여 3번 반복 실험하였다.

117

118 (4) 푸드스캐너 분석

6개의 육류 특성을 푸드스캐너(FOODSCAN<sup>™</sup> 2 Meat Analyzer, FOSS, Denmark)를 통
해 수집되었으며, 다진 시료 약 20g을 페트리디쉬에 넣고 3회 이상 스캔하여 지방, 수분,
단백질, 회분, 콜라겐 및 탄수화물을 분석하였다.

122

123 (5) 초분광 이미지 분석

124 식육의 초분광 이미지는 축종 및 부위별 총 8종을 3번 반복하여 초분광 카메라(Ultris
125 X20 plus, Cubert GmbH, Germany)와 CUVIS 소프트웨어(Cubert GmbH, Germany)를 사
126 용하여 얻었으며, 350-1002 nm의 파장영역에서 가시광선 근적외선 스펙트럼 데이터를
127 추출하였다.

- 128
- 129 (6) 통계분석

130 분산분석(Analysis of Variance, ANOVA) 및 Tukey 검정을 통해 각 처리구 간 평균의
131 유의차를 검정하였으며, 부분최소제곱 회귀 분석(Partial Least Squares Regression,
132 PLSR)을 포함한 통계 분석은 XLSTAT(Addinsoft, New York, USA)을 사용하여 수행하
133 였다. PLSR모델의 구축에는 총 24개의 샘플이 활용되었으며, 이를 바탕으로 분석이 진행
134 되었다. 다중요인분석(Multiple factor analysis, MFA)은 R 통계 소프트웨어의
135 FactoMineR 패키지를 활용하여 표본 간의 유사점과 차이점을 평가하였다.

#### 137 결과 및 고찰

#### 138 (1) 식육 축종 및 부위별 색도, pH, 보수력 분석

식육의 축종 및 부위에 따라 육질의 특성(색도, pH, 보수력)을 평가하였다(Table 1). 명 139 도는 35.54-69.90의 범위를 보였으며, 돈육삼겹에서 가장 높고, 우육우둔에서 가장 낮게 140 나타났다(p<0.05). 또한, 돈육의 부위별 명도가 우육보다 높은 경향을 확인하였다. 적색 141 도는 6.48-12.26의 범위를 보였으며, 돈육삼겹과 돈육등심에서 낮은 경향을 보였고 돈육 142 목심과 우육등심에서 상대적으로 높게 나타났다(p<0.05). 황색도는 6.23-12.73의 범위를 143 보였으며, 우육안심과 우육양지에서 높고, 돈육목심과 우육우둔에서는 낮게 나타났다 144 (p<0.05). 적색도와 황색도는 육류의 단백질, 지방, 수분의 함량이 영향을 주는 것으로 145 알려져 있으며 근내지방의 함량이 색도에 영향을 미칠 수 있다(Kim et al., 2024a). 146

식육의 pH는 품질 변화에 영향을 미치는 요소로 축종 및 부위별 pH는 약 5.66-6.23 147 으로 나타났다. 돈육목심에서 높은 pH 값을 가졌으며, 돈육 안심에서 pH가 낮은 경향으 148 로 나타났다(p<0.05). 식육에서 도축 후 대사의 중심산물인 수소이온의 축적으로 근육에 149 서 pH 감소를 유발한다고 보고되고 있다(Scheffler et al., 2015; Wang et al., 2022). 보수 150 력은 가열, 분쇄 등 물리적인 힘이 작용했을 때 식육 자체의 수분이나 첨가된 수분을 보 151 유하는 능력으로 식육의 중요한 품질 지표로 알려져 있다(Hughes et al., 2014). 돈육목심 152 과 돈육삼겹에서 높은 보수력이 나타났으며, 우육우둔에서 가장 낮은 경향을 보였다 153 154 (p<0.05). 주로 돈육에서 우육보다 높은 경향성을 확인할 수 있다. pH가 높은 시료인 돈 육목심에서 보수력이 높게 나타났으나, 낮은 시료인 돈육안심에서 보수력이 낮은 경향성 155 을 보였다. 156

157

#### 158 (2) 식육 축종 및 부위별 푸드스캐너 분석

159 푸드스캐너는 AOAC(Association of Official Analytical Chemists) 인증을 받은 기기로 (Anderson, 2007), 근적외선(NIR) 투과 방식을 기반으로 보조 상관관계 기법을 활용하여 160 지방, 수분, 단백질, 회분, 콜라겐, 탄수화물 등을 측정하였다(Table 2). 돈육삼겹에서 가 161 장 높은 지방 함량을 보였으며 돈육등심에서 가장 낮은 함량으로 나타났다. 수분 함량은 162 돈육등심, 돈육안심에서 높았으며, 돈육삼겹에서 가장 낮았다. 단백질 함량은 돈육등심에 163 서 가장 높았으며, 돈육삼겹에서 가장 낮았다. 회분 함량은 우육우둔, 우육등심에서 높았 164 으며, 돈육 부위는 모든 부위에서 회분 함량이 3.00% 이하로 상대적으로 낮은 수준을 보 165 였다. 콜라겐 함량은 우육등심에서 가장 높았으며 돈육목심에서 가장 낮았다. 콜라겐 함 166

167 량은 우육이 돈육보다 높은 경향을 보였다. 또한, Okeudo and Moss (2005)에서 보고된
168 바와 같이 지방함량과 수분함량은 반비례하는 경향을 보이며 지방 분포가 수분 함량에
169 영향을 미치는 것으로 보인다.

170

#### 171 (3) 식육 축종 및 부위별 초분광 이미지 분석

식육의 축종 및 부위별 초분광 카메라 이미지를 표시하였다(Fig. 1). 적색 부분은 배경, 172 청색 부분은 단백질, 녹색 부분은 지방으로 설정하여 분석하였다. 돈육의 표면에서 녹색 173 부분이 높아 표면의 지방을 확인할 수 있었으나, 우육의 표면에서는 청색 부분이 높아 174 단백질의 함량을 확인할 수 있었다. 식육 축종 및 부위별 평균 반사 스펙트럼을 초분광 175 이미지에서 추출하여 표시하였다(Fig. 2). 축종 및 부위별 스펙트럼 곡선은 유사한 형태를 176 보였으나 반사율의 수준은 차이가 있었다. 약 430nm 부근에서 나타나는 흡수 피크는 177 Soret 밴드로 알려져 있으며, 미오글로빈 내의 heme 보결분자에서 발생하며 전자 전이 178 179 를 통한 육색 결정에 영향을 미친다(Mamani-Linares et al., 2012). 541nm와 574nm는 고기 색상을 담당하는 미오글로빈, 옥시미오글로빈, 옥시헤모글로빈에 기인한다고 보고되 180 고 있다(Cozzolino and Murray, 2004). 또한, 600~650nm 파장 범위의 스펙트럼 특성은 181 옥시미오글로빈, 메트미오글로빈, 데옥시미오글로빈의 상태 변화와 관련하여 이들 색소의 182 고유한 특징을 나타낸다고 알려져 있다(Kim et al., 2024). 또한, 980nm는 식육 내 수분의 183 OH 결합과 관련된 세 번째 오버톤으로 수분함량을 반영할 수 있으며, 757nm는 미오글 184 로빈 산화 상태와 OH 결합의 세 번째 오버톤과 관련이 있어 육류의 수분과 산화 상태를 185 평가할 수 있다(Cozzolino and Murray, 2004). 돈육의 반사율이 우육보다 높은 경향을 186 확인하였으며, 식육의 스펙트럼 반사율 차이는 축종 및 부위별의 화학적 특성의 차이에 187 기인한 것으로 보인다. 188

189 식육의 축종 및 부위별 이화학적 특성과 스펙트럼을 변수로 다중요인분석(MFA)을 실 시하였다(Fig. 3). MFA는 변수 그룹간의 기여도를 균형화하여 상관관계가 높은 변수를 다 190 수 포함한 그룹이 변동성의 첫 번째 차원을 과도하게 지배하지 않도록 조정하고, 표본간 191 의 유사점과 차이점을 평가하기 위해 수행되었다(Semion et al., 2020), 차원 1은 변동의 192 193 49.8%을 설명하고, 차원 2는 변동의 24.6%를 설명하며 총 변동성의 약 74.4%를 나타내 었다. 돈육등심에서 Dim1의 과 Dim 2의 음수 방향에 위치하여 다른 시료와 구분되었다. 194 돈육목심과 돈육삼겹은 서로 근접하여 유사한 것으로 나타났다. 또한, 우육류는 Dim 2의 195 양의 상관관계로 나타났다. 지방은 Dim 1의 양수 방향에서 주요 기여 변수로 작용하였으 196

나 단백질과 수분은 음수방향에 위치하여 서로 음의 상관관계를 보인다. UEDA et al. 197 (2007)는 수분 함량이 지방 함량과 음의 상관관계를 보이고, 단백질 함량은 일정 수준의 198 199 지방 함량까지는 안정적이나 이후 감소한다고 보고하였다. 또한, 명도, pH, 보수력은 서 200 로 밀접하게 위치하여 양의 상관관계를 나타냈다. 식육의 pH와 보수력간의 상관관계는 201 품질 예측에 유용한 정보를 제공하며, Huff-Lonergan and Lonergan (2005)에 따르면 pH 가 단백질의 등전점에 가까워질수록 물 분자와의 결합력이 약해지고 단백질 간 공간이 202 좁아져 보수력이 낮아진다고 보고하였다. pH와 보수력 간의 상관성은 육즙 손실 감소와 203 조직감 개선 가능성을 시사하며, 본 연구는 품질 예측 시스템 개발에 기초 자료로 활용 204 될 수 있다. 205

부분 최소제곱 회귀 분석(PLSR)을 활용하여 독립변수로는 스펙트럼 데이터를, 종속변 206 수로는 지방, 수분, 단백질 함량을 설정하여 분석을 수행하였다(Fig. 4). 이를 통해 모델 207 의 적합성, 예측 성능, 그리고 주요 변수들의 기여도(Variable Importance in Prediction, 208 209 VIP)를 평가하였다. PLSR은 공선적이고 노이즈가 많으며 불완전한 데이터를 처리하면서 X와 Y 변수 간의 관계를 현실적으로 분석할 수 있으며, 관련 변수와 관찰치가 많아질수 210 록 모델 매개변수의 정밀도가 향상되는 유용한 기법으로 활용되고 있다(Wold et al., 211 2001). R<sup>2</sup>Y(cum)은 Y 행렬의 설명된 변동으로 모델의 적합도를 나타내고, Q<sup>2</sup>(cum)은 예 212 측 변동으로 모델의 예측 능력을 평가하는 지표이다(Zhu et al., 2019). 지방 모델에서는 213 R<sup>2</sup>Y 값이 0.255로 독립변수가 종속변수 지방의 변동 중 25.5%를 설명하여 모델간의 적 214 합성이 부족함을 나타내었다. Q<sup>2</sup>값이 0.159로 교차검증기반 예측력을 표현하는데 0.5이 215 하로 예측이 부족함을 나타내었다. 평균제곱근오차(Root Mean Square Error, RMSE)는 216 7.628로 예측 값과 실제 값의 평균적인 차이를 보여주었다. 주요 변수 기여도(VIP>1.5) 217 218 는 446, 442, 450, 950, 954nm 순으로 나타났으며, 지방 모델의 성능은 낮게 평가되어 219 독립변수와 종속변수간의 관계가 약하게 나타났다. 수분에서 R<sup>2</sup>Y 값이 0.239, Q<sup>2</sup>값이 0.141, RMSE 값이 5.334로 모델의 예측력이 낮게 나타났다. 또한 주요 변수 기여도 220 (VIP>1.5)는 446, 442, 450, 954nm 순으로 나타났으며 지방과 유사한 변수로 나타났으 221 며, 관계가 약한 것으로 보인다. 단백질 모델에서는 R<sup>2</sup>Y 값이 0.411, Q2값이 0.360, 222 RMSE 값이 1.745로 모델의 예측력은 보통수준으로 나타났다. 주요 변수 기여도 223 (VIP>1.5)는 954, 958, 962, 950nm 순으로 나타났다. 지방과 수분에 비해 단백질의 모델 224 적합성이 높은 것으로 보이나 모델의 학습데이터가 총 24개로 인하여 모델의 성능 평가 225 와 일반화 가능성에 제한이 있음을 확인하였다. 226

228 **요약** 

본 연구는 식육 축종 및 부위별 이화학적 특성과 구조적 특성을 다각적으로 분석하고, 229 이들 간의 상호작용을 탐색하였다. 돈육 4종과 우육 4종을 포함한 총 24개의 샘플을 대 230 상으로 다중요인분석(MFA)을 수행한 결과, 축종별로 일부 유의미한 차이가 나타났으며, 231 특히 돈육등심이 다른 시료와 구분되는 경향을 보였다. 지방, 수분, 단백질 간에는 음의 232 상관관계가, 명도, pH, 보수력 간에는 양의 상관관계가 관찰되었다. 이러한 상관관계는 233 품질 특성 변수 간의 상호작용을 이해하는 데 기초적인 정보를 제공한다. 또한, 부분최소 234 제곱회귀분석(PLSR)을 통해 예측 모델을 구축하였으며, 제한된 샘플 수로 인해 모델의 235 일반화 가능성에는 한계가 있었으나, 통계적 기법을 활용하여 품질 특성 데이터를 예측 236 하고 활용할 수 있는 가능성을 제시하였다. 향후 대규모 데이터 수집 및 고도화된 분석 237 기법을 통해 보다 정교한 품질 예측 모델과 데이터 활용 전략을 수립하는 데 중요한 기 238 초 자료로 활용될 수 있을 것이다. 239

240

#### 241 **Conflict of interest**

242 No potential conflict of interest relevant to this article was reported.

243

#### 244 Acknowledgments

245 This research was supported by the Main Research Program [E0211200-05] of the Korea Food Research Institute (KFRI), funded by the Ministry of Science and ICT (Korea). This research 246 was also partially supported by the High Value-Added Food Technology Development Program 247 248 [RS-2024-00398457] of the Korea Institute of Planning and Evaluation for Technology in Food, Agriculture, and Forestry (IPET), funded by Ministry of Agriculture, Food and Rural Affairs 249 (Republic of Korea). This work was supported by the National Research Foundation of 250 251 Korea (NRF) grant funded by the Korean government (MSIT) [NRF Project RS-2024-00338753]. 252

254 Ethics approval

This article does not require IRB/IACUC approval because there are no human and animal participants.

257

#### 258 **References**

- Ahn C-K, Cho B-K, Mo CY, Kim MS. 2012. Study on development of non-destructive measurement
  technique for viability of lettuce seed (lactuca sativa l) using hyperspectral reflectance imaging.
  Journal of the Korean Society for Nondestructive Testing 32:518-525.
- Al-Sarayreh M, Reis MM, Yan WQ, Klette R. 2020. Potential of deep learning and snapshot
   hyperspectral imaging for classification of species in meat. Food Control 117:107332.
- Anderson S. 2007. Determination of fat, moisture, and protein in meat and meat products by using the
   foss foodscan near-infrared spectrophotometer with foss artificial neural network calibration
   model and associated database: Collaborative study. Journal of AOAC international 90:1073 1083.
- Choi M, Kim HJ, Ismail A, Kim HJ, Hong H, Kim G, Jo C. 2024. Combination model for freshness
   prediction of pork using vis/nir hyperspectral imaging with chemometrics. Anim Biosci.
- Cozzolino D, Murray I. 2004. Identification of animal meat muscles by visible and near infrared
   reflectance spectroscopy. LWT-Food Science and Technology 37:447-452.
- Durojaiye AI, Olorunsogo ST, Adejumo BA, Babawuya A, Muhamad II. 2024. Deep learning
  techniques for the exploration of hyperspectral imagery potentials in food and agricultural
  products. Food and Humanity:100365.
- Elmasry G, Barbin DF, Sun D-W, Allen P. 2012. Meat quality evaluation by hyperspectral imaging
  technique: An overview. Critical reviews in food science and nutrition 52:689-711.
- Elmasry G, Sun D-W. 2010. Meat quality assessment using a hyperspectral imaging system. In
   Hyperspectral imaging for food quality analysis and control. Elsevier.
- Feng C-H, Makino Y, Oshita S, Martín JFG. 2018. Hyperspectral imaging and multispectral imaging as
   the novel techniques for detecting defects in raw and processed meat products: Current state-of the-art research advances. Food Control 84:165-176.
- Grau R, Hamm R. 1953. Eine einfache methode zur bestimmung der wasserbindung im muskel.
  Naturwissenschaften 40:29-30.
- Herrero M, Grace D, Njuki J, Johnson N, Enahoro D, Silvestri S, Rufino MC. 2013. The roles of
  livestock in developing countries. animal 7:3-18.
- 286 Huff-Lonergan E, Lonergan SM. 2005. Mechanisms of water-holding capacity of meat: The role of

- 287 postmortem biochemical and structural changes. Meat science 71:194-204.
- Hughes J, Oiseth S, Purslow P, Warner R. 2014. A structural approach to understanding the interactions
  between colour, water-holding capacity and tenderness. Meat science 98:520-532.
- Jeong S-K-C, Jo K, Lee S, Jeon H, Choi Y-S, Jung S. 2025. Classification of frozen-thawed pork loins
   based on the freezing conditions and thawing losses using the hyperspectral imaging system. Meat
   Science 221:109716.
- Jia W, Van Ruth S, Scollan N, Koidis A. 2022. Hyperspectral imaging (hsi) for meat quality evaluation
   across the supply chain: Current and future trends. Current research in food science 5:1017-1027.
- Jo K, Lee S, Lee D-H, Jeon H, Jung S. 2024. Hyperspectral imaging–based assessment of fresh meat
   quality: Progress and applications. Microchemical Journal 197:109785.
- Kamruzzaman M, Makino Y, Oshita S. 2016. Online monitoring of red meat color using hyperspectral
  imaging. Meat Science 116:110-117.
- Kim J-Y, Kim Y-J, Cha JY, Oh S-M, Sung J-M, Park M-K, Ahn J-H, Choi Y-S. 2024a. A study on the
   packaging method and quality analysis of small package refrigerated beef for distribution. Food
   and Life 2024:33-40.
- Kim M, Yun D-Y, Lee G, Park S-K, Lim J-H, Choi J-H, Park K-J, Cho J-S. 2024b. Early detection of
   beef-quality indicators using hyperspectral imaging combined with pixel-based segmentation
   method corresponding to fat and protein region. Food Bioscience 62:105501.
- Mamani-Linares L, Gallo C, Alomar D. 2012. Identification of cattle, llama and horse meat by near
   infrared reflectance or transflectance spectroscopy. Meat science 90:378-385.
- 307 Okeudo N, Moss B. 2005. Interrelationships amongst carcass and meat quality characteristics of sheep.
   308 Meat science 69:1-8.
- Park S, Yang M, Yim DG, Jo C, Kim G. 2023. Vis/nir hyperspectral imaging with artificial neural
   networks to evaluate the content of thiobarbituric acid reactive substances in beef muscle. Journal
   of Food Engineering 350:111500.
- Pu H, Wei Q, Sun D-W. 2023. Recent advances in muscle food safety evaluation: Hyperspectral imaging
   analyses and applications. Critical Reviews in Food Science and Nutrition 63:1297-1313.
- Scheffler TL, Matarneh SK, England EM, Gerrard DE. 2015. Mitochondria influence postmortem
  metabolism and ph in an in vitro model. Meat science 110:118-125.
- Semjon B, Marcinčáková D, Koréneková B, Bartkovský M, Nagy J, Turek P, Marcinčák S. 2020.
  Multiple factorial analysis of physicochemical and organoleptic properties of breast and thigh
  meat of broilers fed a diet supplemented with humic substances. Poultry Science 99:1750-1760.
- Song S, Park J, Cheng H, Du L, Baek J, Kim G-D. 2024. A review on the technology of discriminating
  different types of meat. Food and Life.

- Sun D-W, Pu H, Yu J. 2024. Applications of hyperspectral imaging technology in the food industry.
   Nature Reviews Electrical Engineering 1:251-263.
- Ueda Y, Watanabe A, Higuchi M, Shingu H, Kushibiki S, Shinoda M. 2007. Effects of intramuscular
  fat deposition on the beef traits of japanese black steers (wagyu). Animal Science Journal 78:189194.
- Wang C, Matarneh SK, Gerrard D, Tan J. 2022. Contributions of energy pathways to atp production and
   ph variations in postmortem muscles. Meat Science 189:108828.
- Wold S, Sjostrom M, Eriksson L. 2001. Pls-regression: A basic tool of chemometrics. Chemometrics
  and intelligent laboratoary systems 58: 109–130.
- Yoon I, Oh S-H, Kim SW. 2024. Sustainable animal agriculture in the united states and the implication
  in republic of korea. Journal of Animal Science and Technology 66:279.
- 332 Zhu M, Shi T, Chen Y, Luo S, Leng T, Wang Y, Guo C, Xie M. 2019. Prediction of fatty acid
- composition in camellia oil by 1h nmr combined with pls regression. Food Chemistry 279:339-334 346.
- 335
- 336
- 337
- 338
- 339





**Fig. 1**. Hyperspectral images and spectral profiles of meat species and parts.



**Fig. 2**. Spectral profiles of meat species and parts.









- **Fig. 4**. Partial least squares regression analysis by meat species and parts.

360	Table 1. Evaluation	of color, pH,	and water-holding	capacity of meat	t species and parts
-----	---------------------	---------------	-------------------	------------------	---------------------

	L*	a <sup>*</sup>	b*	рН	WHC (%)
Pork loin	$50.46 \pm 0.48^{\circ}$	6.86±0.43°	6.23±0.10 <sup>d</sup>	5.91±0.02 <sup>b</sup>	41.38±2.52 <sup>b</sup>
Pork tenderloin	$49.64 \pm 0.88^{\circ}$	$10.81 \pm 0.70^{ab}$	11.29±0.69 <sup>ab</sup>	5.66±0.03 <sup>f</sup>	41.50±0.07 <sup>b</sup>
Pork neck	$60.88 \pm 0.29^{b}$	12.26±0.59 <sup>a</sup>	9.66±0.58 <sup>bc</sup>	6.23±0.02 <sup>a</sup>	55.30±4.49 <sup>a</sup>
Pork belly	69.90±0.75 <sup>a</sup>	6.48±0.29 <sup>c</sup>	11.39±0.50 <sup>a</sup>	5.95±0.03 <sup>b</sup>	$52.17 \pm 2.89^{a}$
Beef loin	48.46±0.81°	11.67±0.47 <sup>a</sup>	11.77±0.60 <sup>a</sup>	5.81±0.02 <sup>cd</sup>	$39.71 \pm 1.92^{bc}$
Beef tenderloin	$48.12 \pm 0.64^{\circ}$	9.86±0.13 <sup>b</sup>	12.73±0.44 <sup>a</sup>	$5.68 \pm 0.04^{ef}$	48.63±3.01 <sup>ab</sup>
Beef round	35.54±0.73 <sup>e</sup>	11.75±0.47 <sup>a</sup>	8.49±0.36°	$5.87 \pm 0.02^{bc}$	32.14±2.14 <sup>c</sup>
Beef brisket	$42.36{\pm}0.80^d$	11.52±0.36 <sup>a</sup>	12.39±0.23 <sup>a</sup>	5.75±0.02 <sup>de</sup>	40.93±2.10 <sup>bc</sup>

361 <sup>a-f</sup> Significant difference among treatments was presented by different letters on side of value (p<0.05).

	Fat	Moisture	Protein	Ash	Collagen	Carbonates
Pork loin	$2.31{\pm}0.08^{f}$	73.33±0.05 <sup>a</sup>	22.24±0.20 <sup>a</sup>	2.96±0.02 <sup>cd</sup>	$0.74 \pm 0.00^{cd}$	-
Pork tenderloin	$3.10 \pm 0.10^{ef}$	72.80±0.24 <sup>a</sup>	20.96±0.14 <sup>b</sup>	3.00±0.02 <sup>cd</sup>	$0.45 \pm 0.11^{d}$	0.15±0.11°
Pork neck	19.93±0.60 <sup>b</sup>	62.18±0.34 <sup>e</sup>	16.06±0.46 <sup>g</sup>	3.10±0.06 <sup>bc</sup>	$0.32 \pm 0.06^{d}$	-
Pork belly	27.64±0.75 <sup>a</sup>	$55.15 \pm 0.67^{g}$	14.98±0.16 <sup>g</sup>	2.57±0.04 <sup>d</sup>	$0.74 \pm 0.52^{cd}$	-
Beef loin	15.93±0.39°	$64.38 \pm 0.12^{d}$	17.49±0.14 <sup>de</sup>	3.48±0.25 <sup>ab</sup>	1.81±0.01 <sup>a</sup>	-
Beef tenderloin	$20.03 \pm 0.65^{b}$	60.53±0.32 <sup>g</sup>	17.04±0.22 <sup>e</sup>	2.93±0.18 <sup>cd</sup>	1.27±0.08 <sup>abc</sup>	-
Beef round	4.34±0.30 <sup>e</sup>	71.41±0.47 <sup>b</sup>	18.13±0.06 <sup>cd</sup>	3.56±0.14 <sup>a</sup>	$1.14 \pm 0.02^{bc}$	2.56±0.16 <sup>a</sup>
Beef brisket	$8.97{\pm}0.12^{d}$	67.98±0.03 <sup>c</sup>	18.58±0.17 <sup>c</sup>	$2.60{\pm}0.07^{d}$	1.45±0.01 <sup>ab</sup>	$1.88 \pm 0.28^{b}$

### **Table 2**. Fat, moisture, protein, ash, collagen, and crabs by meat species and parts using food scanner analysis

a-g Significant difference among treatments was presented by different letters on side of value (p<0.05).