

The Food and Life has published all type articles such as research articles, review articles, survey articles, research note, short communication or editorial since 2020. It covers the all scientific and technological aspects of food and life science.

<https://www.foodnlife.org>



초분광 이미지 분석을 활용한 식육의 구조체 분석 및 이화학적 특성 분석 연구

차지윤¹, 김예지¹, 김정현¹, 박민경¹, 정사무엘², 최윤상^{1,*}

¹한국식품연구원 가공공정연구단

²충남대학교 동물자원과학부

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

Ji Yoon Cha¹, Yea-Ji Kim¹, Jeong-Heon Kim¹, Min Kyung Park¹, Samooel Jung², Yun-Sang Choi^{1,*}

¹Research Group of Food Processing, Korea Food Research Institute, Wanju 55365, Korea

²Department of Animal Science and Biotechnology, Chungnam National University, Daejeon 34134, Korea

Abstract

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

Keywords: pork, beef, hyperspectral imaging, food scanner, partial least squares regression (PLSR)

서론

축산업은 인류의 주요 식량 공급원으로서 중요한 역할을 하고 있으며, 고품질의 축산물에 대한 소비자 요구는 점점 증가하고 있다(Yoon et al., 2024). 특히, 돼지고기나 소고기와 같은 주요 식육은 전 세계적으로 널리 소비되는 단백질 공급원으로, 그 품질은 소비자 선호도와 구매 결정에 큰 영향을 미친다(Herrero et al., 2013). 식육의 품질과 관련된 신뢰할 수 있는 평가 방법 개발은 학계와 산업계 모두에서 중요한 연구 과제가 되고 있다. 육류 품질 평가는 전통적으로 관능 평가, 화학 분석, 및 물리적 분석과 같은 방법을 통해 이루어졌으나, 이러한 방법은 주관적인 요소가 개입될 가능성이 높거나 시간과 비용이

많이 소요되는 한계가 있다. 이에 따라 비파괴적이고 신속하며 정확한 품질 평가 기술에 대한 관심이 증가하고 있으며, 초분광 이미징(hyperspectral imaging, HSI)은 이러한 요구를 충족시킬 수 있는 도전적인 기술로 각광받고 있다(Durojaiye et al., 2024; Pu et al., 2023; Sun et al., 2024).

초분광 이미징 기술은 공간적 및 스펙트럼적 정보를 동시에 제공하여 시료의 물리적 및 화학적 특성을 분석할 수 있는 고도화된 기술이다(EIMasry and Sun, 2010). 이 기술은 가시광선, 근적외선, 중적외선 등 광범위한 파장 대역에서의 스펙트럼 데이터를 기반으로 시료 내의 구성 성분 및 구조를 정밀하게 파악할 수 있다(Ahn et al., 2012; Jia et al., 2022). 식육과 같은

*Corresponding author : Yun-Sang Choi. Research Group of Food Processing, Korea Food Research Institute, Wanju 55365, Korea. Tel: +82-63-219-9387, Fax: +82-63-219-9076, E-mail: kcys0517@kfri.re.kr

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>).

복잡한 생물학적 시료는 이질적인 구조와 화학적 특성을 가지므로, 이를 분석하기 위해서는 시료의 미세 구조와 구성 성분을 동시에 평가할 수 있는 기술이 필요하다. 초분광 이미징은 이러한 요구를 충족시키며, 특히 식육의 수분, 단백질, 지방, 색소와 같은 주요 이화학적 특성을 정량적으로 분석하는 데 유용하다(ElMasry and Sun, 2010). 또한, 이 기술은 비파괴적으로 작동하기 때문에 육류 산업에서 품질 관리 및 제품 인증 과정에서의 활용 가능성이 크다.

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

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

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

재료 및 방법

실험재료

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

실험방법

색도 분석

식육의 색도는 색차계(CR-410, Minolta, Osaka, Japan)로 표면을 3회 이상 측정하였으며, 명도(lightness, L^*), 적색도(redness, a^*), 황색도(yellowness, b^*)로 나타내었다.

pH 분석

약 5 g의 시료와 증류수 20 mL를 균질기(ultra turrax T-25, IKA, Staufen, Germany)로 8,000 rpm, 60초 동안 균질 후, pH meter(340, Mettler-toledo, Greifensee, Switzerland)로 3회 측정하였다.

보수력 분석

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

푸드스캐너 분석

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

초분광 이미징 분석

식육의 초분광 이미지는 축종 및 부위별 총 8종을 3번 반복하여 초분광 카메라(Ultris X20 plus, Cubert Hyperspectral, Ulm, Germany)와 CUVIS 소프트웨어(Cubert Hyperspectral)를 사용하여 얻었으며, 350-1,002 nm의 파장영역에서 가시광선 근적외선 스펙트럼 데이터를 추출하였다.

통계분석

분산분석(analysis of variance, ANOVA) 및 Tukey 검정을 통해 각 처리구 간 평균의 유의차를 검정하였으며, 부분최소제곱 회귀 분석(partial least squares regression, PLSR)을 포함한 통계 분석은 XLSTAT(Addinsoft, New York, NY, USA)을 사용하여 수행하였다. PLSR모델의 구축에는 총 24개의 샘플이 활용되었으며, 이를 바탕으로 분석이 진행되었다. 다중요인분석(multiple factor analysis, MFA)은 R 통계 소프트웨어의 FactoMineR 패키지를 활용하여 표본 간의 유사점과 차이점을 평가하였다.

결과 및 고찰

식육 축종 및 부위별 색도, pH, 보수력 분석

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

식육의 pH는 품질 변화에 영향을 미치는 요소로 축종 및 부위별 pH는 약 5.66-6.23으로 나타났다. 돈육목심에서 높은 pH 값을 가졌으며, 돈육 안심에서 pH가 낮은 경향으로 나타났다

($p<0.05$). 식육에서 도축 후 대사의 중심산물인 수소이온의 축적으로 근육에서 pH 감소를 유발한다고 보고되고 있다(Scheffler et al., 2015; Wang et al., 2022). 보수력은 가열, 분쇄 등 물리적인 힘이 작용했을 때 식육 자체의 수분이나 첨가된 수분을 보유하는 능력으로 식육의 중요한 품질 지표로 알려져 있다(Hughes et al., 2014). 돈육목심과 돈육삼겹에서 높은 보수력이 나타났으며, 우육우둔에서 가장 낮은 경향을 보였다($p<0.05$). 주로 돈육에서 우육보다 높은 경향성을 확인할 수 있다. pH가 높은 시료인 돈육목심에서 보수력이 높게 나타났으나, 낮은 시료인 돈육안심에서 보수력이 낮은 경향성을 보였다.

식육 축종 및 부위별 푸드스캐너 분석

푸드스캐너는 AOAC(association of official analytical chemists) 인증을 받은 기기(Anderson, 2007), 근적외선(near-infrared, NIR) 투과 방식을 기반으로 보조 상관관계 기법을 활용하여 지방, 수분, 단백질, 회분, 콜라겐, 탄수화물 등을 측정하였다(Table 2). 돈육삼겹에서 가장 높은 지방 함량을 보였으며 돈육등심에서 가장 낮은 함량으로 나타났다. 수분 함량은 돈육등심, 돈육안심에서 높았으며, 돈육삼겹에서 가장 낮았다. 단백질 함량은 돈육등심에서 가장 높았으며, 돈육삼겹에서 가장 낮았다. 회분 함량은 우육우둔, 우육등심에서 높았으며, 돈육 부위는 모든 부위에서 회분 함량이 3.00% 이하로 상대적으로 낮은 수준을 보였다. 콜라겐 함량은 우육등심에서 가장 높았으며 돈육목심에서 가장 낮았다. 콜라겐 함량은 우육이 돈육보다 높은 경향을 보였다. 또한, Okeudo and Moss (2005)에서 보고된 바와 같이 지방함량과 수분함량은 반비례하는 경향을 보이며 지방 분포가 수분 함량에 영향을 미치는 것으로 보인다.

Table 1. Evaluation of color, pH, and water-holding capacity (WHC) of meat species and parts

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

^{a-f} Significant difference among treatments was presented by different letters on side of value ($\alpha<0.05$). WHC, water-holding capacity.

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

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

^{a–g} Significant difference among treatments was presented by different letters on side of value ($p < 0.05$).

식육 축종 및 부위별 초분광 이미지 분석

식육의 축종 및 부위별 초분광 카메라 이미지를 표시하였다 (Fig. 1). 적색 부분은 배경, 청색 부분은 단백질, 녹색 부분은 지방으로 설정하여 분석하였다. 돈육의 표면에서 녹색 부분이 높아 표면의 지방을 확인할 수 있었으나, 우육의 표면에서는 청색 부분이 높아 단백질의 함량을 확인할 수 있었다. 식육 축종 및 부위별 평균 반사 스펙트럼을 초분광 이미지에서 추출하여 표시하였다(Fig. 2). 축종 및 부위별 스펙트럼 곡선은 유사한

형태를 보였으나 반사율의 수준은 차이가 있었다. 약 430 nm 부근에서 나타나는 흡수 피크는 Soret 밴드로 알려져 있으며, 미오글로빈 내의 heme 보결분자에서 발생하며 전자 전이를 통한 육색 결정에 영향을 미친다(Mamani-Linares et al., 2012). 541 nm와 574 nm는 고기 색상을 담당하는 미오글로빈, 옥시미오글로빈, 옥시헤모글로빈에 기인한다고 보고되고 있다 (Cozzolino and Murray, 2004). 또한, 600–650 nm 파장 범위의 스펙트럼 특성은 옥시미오글로빈, 메트미오글로빈, 데옥시미오

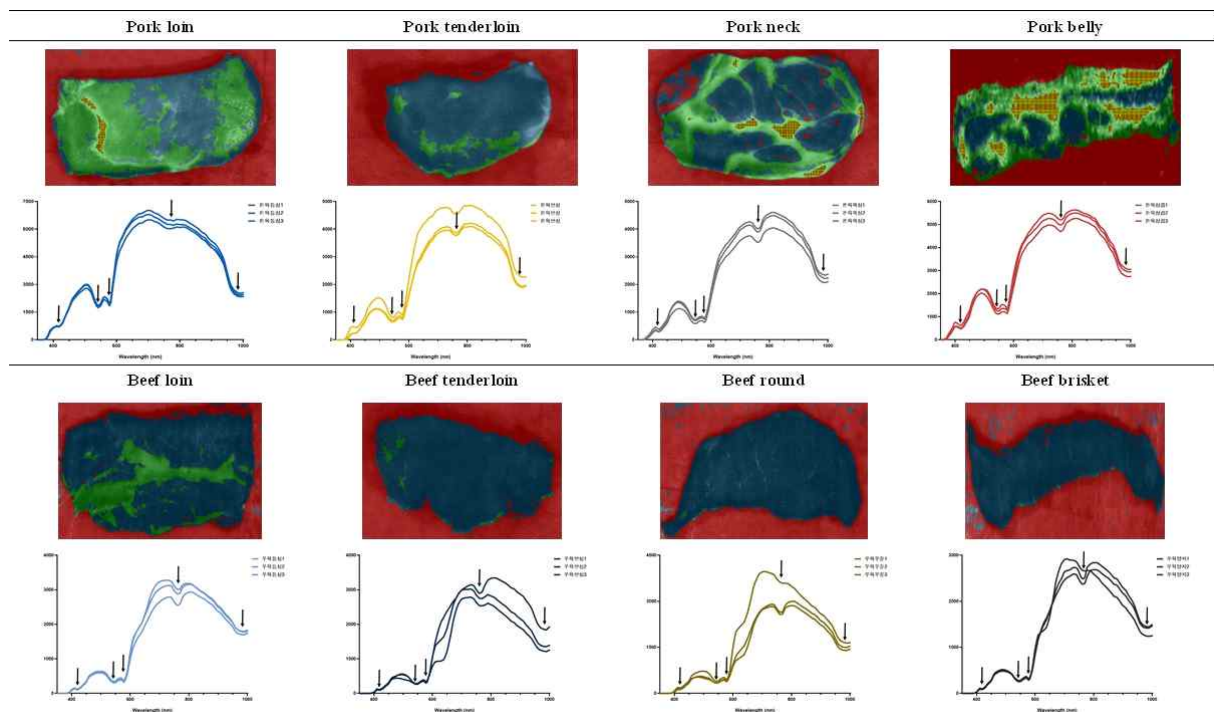


Fig. 1. Hyperspectral images and spectral profiles of meat species and parts.

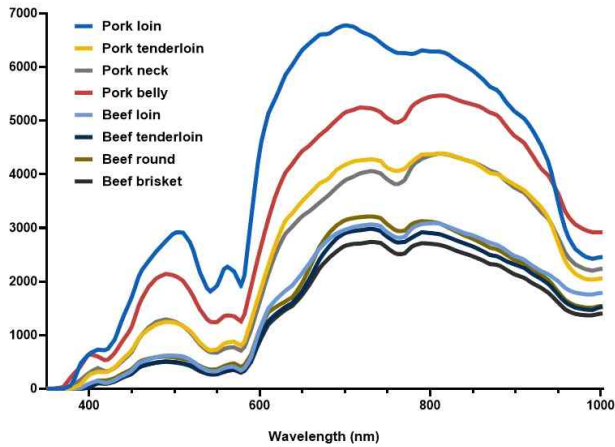


Fig. 2. Spectral profiles of meat species and parts.

글로빈의 상태 변화와 관련하여 이들 색소의 고유한 특징을 나타낸다고 알려져 있다(Kim et al., 2024a). 또한, 980 nm는 식육 내 수분의 OH 결합과 관련된 세 번째 오버톤으로 수분함량을 반영할 수 있으며, 757 nm는 미오글로빈 산화 상태와 OH 결합의 세 번째 오버톤과 관련이 있어 육류의 수분과 산화 상태를 평가할 수 있다(Cozzolino and Murray, 2004). 돈육의 반사율이 우육보다 높은 경향을 확인하였으며, 식육의 스펙트럼 반사율 차이는 축종 및 부위별의 화학적 특성의 차이에 기인한 것으로 보인다.

식육의 축종 및 부위별 이화학적 특성과 스펙트럼을 변수로 다중요인분석(multiple factor analysis, MFA)을 실시하였다(Fig. 3). MFA는 변수 그룹간의 기여도를 균형화하여 상관관계가 높은 변수를 다수 포함한 그룹이 변동성의 첫 번째 차원을 과도하게 지배하지 않도록 조정하고, 표본간의 유사점과 차이점을 평가하기 위해 수행되었다(Senjon et al., 2020). 차원 1은 변동의 49.8%를 설명하고, 차원 2는 변동의 24.6%를 설명하며 총 변동성의 약 74.4%를 나타내었다. 돈육등심에서 Dim 1과 Dim 2의 음수 방향에 위치하여 다른 시료와 구분되었다. 돈육 목심과 돈육삼겹은 서로 근접하여 유사한 것으로 나타났다. 또한, 우육류는 Dim 2의 양의 상관관계로 나타났다. 지방은 Dim 1의 양수 방향에서 주요 기여 변수로 작용하였으나 단백질과 수분은 음수방향에 위치하여 서로 음의 상관관계를 보인다. Ueda 등(2007)은 수분 함량이 지방 함량과 음의 상관관계를 보이고, 단백질 함량은 일정 수준의 지방 함량까지는 안정적이거나 이후 감소한다고 보고하였다. 또한, 명도, pH, 보수력은 서로 밀접하게 위치하여 양의 상관관계를 나타냈다. 식육의 pH와 보수력간의 상관관계는 품질 예측에 유용한 정보를 제공하며, Huff-Lonergan and Lonergan(2005)에 따르면 pH가 단백질의 등전점에 가까워질수록 물 분자와의 결합력이 약해지고 단백질 간 공간이 좁아져 보수력이 낮아진다고 보고하였다. pH와

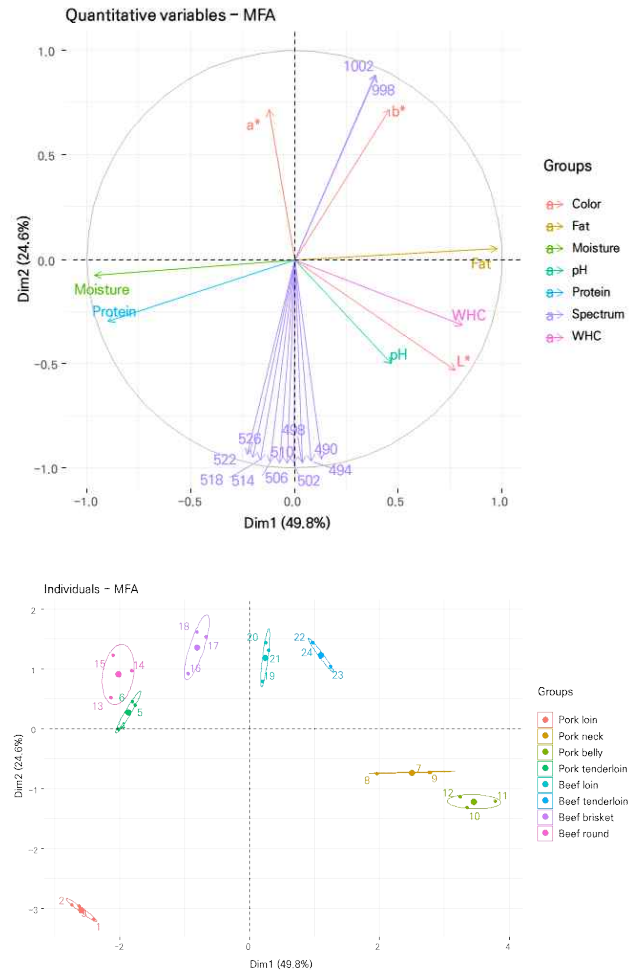


Fig. 3. Multiple factor analysis (MFA) by meat species and parts.

보수력 간의 상관성은 육즙 손실 감소와 조직감 개선 가능성을 시사하며, 본 연구는 품질 예측 시스템 개발에 기초 자료로 활용될 수 있다.

부분 최소제곱 회귀 분석(PLSR)을 활용하여 독립변수로는 스펙트럼 데이터를, 종속변수로는 지방, 수분, 단백질 함량을 설정하여 분석을 수행하였다(Fig. 4). 이를 통해 모델의 적합성, 예측 성능, 그리고 주요 변수들의 기여도(variable importance in prediction, VIP)를 평가하였다. PLSR은 공선적이고 노이즈가 많으며 불완전한 데이터를 처리하면서 X와 Y 변수 간의 관계를 현실적으로 분석할 수 있으며, 관련 변수와 관찰치가 많아질수록 모델 매개변수의 정밀도가 향상되는 유용한 기법으로 활용되고 있다(Wold et al., 2001). $R^2Y(cum)$ 는 Y 행렬의 설명된 변동으로 모델의 적합도를 나타내고, $Q^2(cum)$ 은 예측 변동으로 모델의 예측 능력을 평가하는 지표이다(Zhu et al., 2019). 지방 모델에서는 R^2Y 값이 0.255로 독립변수가 종속변수 지방의 변동 중 25.5%를 설명하여 모델간의 적합성이 부족

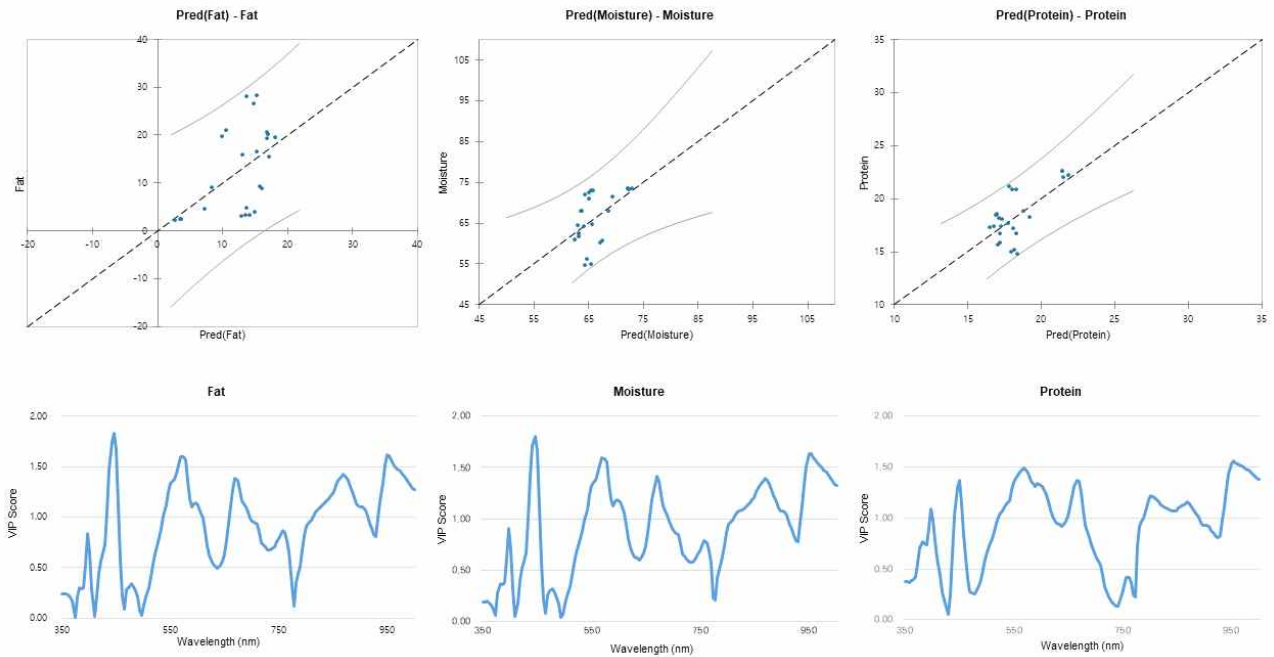


Fig. 4. Partial least squares regression (PLSR) analysis by meat species and parts.

함을 나타내었다. Q^2 값이 0.159로 교차검증기반 예측력을 표현하는데 0.5이하로 예측이 부족함을 나타내었다. 평균제곱근오차(root mean square error, RMSE)는 7.628로 예측값과 실젯값의 평균적인 차이를 보여주었다. 주요 변수 기여도(VIP>1.5)는 446, 442, 450, 950, 954 nm 순으로 나타났으며, 지방 모델의 성능은 낮게 평가되어 독립변수와 종속변수간의 관계가 약하게 나타났다. 수분에서 R^2Y 값이 0.239, Q^2 값이 0.141, RMSE값이 5.334로 모델의 예측력이 낮게 나타났다. 또한 주요 변수 기여도 (VIP>1.5)는 446, 442, 450, 954 nm 순으로 나타났으며 지방과 유사한 변수로 나타났으며, 관계가 약한 것으로 보인다. 단백질 모델에서는 R^2Y 값이 0.411, Q^2 값이 0.360, RMSE값이 1.745로 모델의 예측력은 보통수준으로 나타났다. 주요 변수 기여도(VIP>1.5)는 954, 958, 962, 950 nm 순으로 나타났다. 지방과 수분에 비해 단백질의 모델 적합성이 높은 것으로 보이나 모델의 학습데이터가 총 24개로 인하여 모델의 성능 평가와 일반화 가능성에 제한이 있음을 확인하였다.

요약

본 연구는 식육 축종 및 부위별 이화학적 특성과 구조적 특성을 다각적으로 분석하고, 이들 간의 상호작용을 탐색하였다. 돈육 4종과 우육 4종을 포함한 총 24개의 샘플을 대상으로 다중요인분석(MFA)을 수행한 결과, 축종별로 일부 유의미한 차이가 나타났으며, 특히 돈육등심이 다른 시료와 구분되는 경향을 보였다. 지방, 수분, 단백질 간에는 음의 상관관계가, 명도,

pH, 보수력 간에는 양의 상관관계가 관찰되었다. 이러한 상관관계는 품질 특성 변수 간의 상호작용을 이해하는 데 기초적인 정보를 제공한다. 또한, 부분최소제곱회귀분석(PLSR)을 통해 예측 모델을 구축하였으며, 제한된 샘플 수로 인해 모델의 일반화 가능성에는 한계가 있었으나, 통계적 기법을 활용하여 품질 특성 데이터를 예측하고 활용할 수 있는 가능성을 제시하였다. 향후 대규모 데이터 수집 및 고도화된 분석 기법을 통해 보다 정교한 품질 예측 모델과 데이터 활용 전략을 수립하는 데 중요한 기초 자료로 활용될 수 있을 것이다.

Conflicts of Interest

The authors declare no potential conflict of interest.

Acknowledgments

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 was also partially supported by the High Value-Added Food Technology Development Program [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 (Republic of Korea). This work was supported by the

National Research Foundation of Korea (NRF) grant funded by the Korean government (MSIT) [NRF Project RS-2024-00338753].

Ethics Approval

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

Author Contributions

Conceptualization: Cha JY, Choi YS.

Data curation: Cha JY, Park MK, Jung S, Choi YS.

Formal analysis: Cha JY, Kim YJ, Kim JH.

Validation: Park MK, Jung S, Choi YS.

Investigation: Choi YS.

Writing-original draft: Cha JY, Kim YJ, Kim JH, Park MK, Jung S, Choi YS.

Writing-review&editing: Cha JY, Kim YJ, Kim JH, Park MK, Jung S, Choi YS.

Author Information

Ji Yoon Cha (Researcher, Korea Food Research Institute)

<https://orcid.org/0000-0002-1694-4343>

Yea-Ji Kim (Researcher, Korea Food Research Institute)

<https://orcid.org/0000-0003-0937-5100>

Jeong-Heon Kim (Researcher, Korea Food Research Institute)

<https://orcid.org/0009-0002-2948-753X>

Min Kyung Park (Researcher, Korea Food Research Institute)

<https://orcid.org/0000-0002-3619-9491>

Sameol Jung (Professor, Chungnam National University)

<https://orcid.org/0000-0002-8116-188X>

Yun-Sang Choi (Head, Principal Researcher, Korea Food Research Institute)

<https://orcid.org/0000-0001-8060-6237>

References

- Ahn CK, Cho BK, 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. *J Korean Soc Nondestruct Test* 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. *J AOAC Int* 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* 38:142-156.
- Cozzolino D, Murray I. 2004. Identification of animal meat muscles by visible and near infrared reflectance spectroscopy. *LWT-Food Sci Technol* 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 Humanit* 3:100365.
- Elmasry G, Barbin DF, Sun DW, Allen P. 2012. Meat quality evaluation by hyperspectral imaging technique: An overview. *Crit Rev Food Sci Nutr* 52:689-711.
- Elmasry G, Sun DW. 2010. Meat quality assessment using a hyperspectral imaging system. In *Hyperspectral imaging for food quality analysis and control*. Sun DW (ed). Elsevier, Amsterdam, Netherland. pp 175-240.
- Feng CH, 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.
- Huff-Lonergan E, Lonergan SM. 2005. Mechanisms of water-holding capacity of meat: The role of postmortem biochemical and structural changes. *Meat Sci* 71:194-204.
- Hughes JM, Oiseth SK, Purslow PP, Warner RD. 2014. A structural approach to understanding the interactions between colour, water-holding capacity and tenderness. *Meat Sci* 98:520-532.
- Jeong SKC, Jo K, Lee S, Jeon H, Choi YS, Jung S. 2025. Classification of frozen-thawed pork loins based on the freezing conditions and thawing losses using the

- hyperspectral imaging system. *Meat Sci* 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. *Curr Res Food Sci* 5:1017-1027.
- Jo K, Lee S, Jeong SKC, Lee DH, Jeon H, Jung S. 2024. Hyperspectral imaging-based assessment of fresh meat quality: Progress and applications. *Microchem J* 197:10 9785.
- Kamruzzaman M, Makino Y, Oshita S. 2016. Online monitoring of red meat color using hyperspectral imaging. *Meat Sci* 116:110-117.
- Kim JY, Kim YJ, Cha JY, Oh SM, Sung JM, Park MK, Ahn JH, Choi YS. 2024a. A study on the packaging method and quality analysis of small package refrigerated beef for distribution. *Food Life* 2024:33-40.
- Kim M, Yun DY, Lee G, Park SK, Lim JH, Choi JH, Park KJ, Cho JS. 2024b. Early detection of beef-quality indicators using hyperspectral imaging combined with pixel-based segmentation method corresponding to fat and protein region. *Food Biosci* 62:105501.
- Mamani-Linares LW, Gallo C, Alomar D. 2012. Identification of cattle, llama and horse meat by near infrared reflectance or transmittance spectroscopy. *Meat Sci* 90:378-385.
- Okeudo NJ, Moss BW. 2005. Interrelationships amongst carcass and meat quality characteristics of sheep. *Meat Sci* 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. *J Food Eng* 350:111500.
- Pu H, Wei Q, Sun DW. 2023. Recent advances in muscle food safety evaluation: Hyperspectral imaging analyses and applications. *Crit Rev Food Sci Nutr* 63:1297-1313.
- Scheffler TL, Matarneh SK, England EM, Gerrard DE. 2015. Mitochondria influence postmortem metabolism and pH in an *in vitro* model. *Meat Sci* 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. *Poult Sci* 99:1750-1760.
- Song S, Park J, Cheng H, Du L, Baek J, Kim GD. 2024. A review on the technology of discriminating different types of meat. *Food Life* 2024:101-112.
- Sun DW, Pu H, Yu J. 2024. Applications of hyperspectral imaging technology in the food industry. *Nat Rev Electr Eng* 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). *Anim Sci J* 78:189-194.
- Wang C, Matarneh SK, Gerrard D, Tan J. 2022. Contributions of energy pathways to ATP production and pH variations in postmortem muscles. *Meat Sci* 189:108828.
- Wold S, Sjöström M, Eriksson L. 2001. PLS-regression: A basic tool of chemometrics. *Chemom Intell Lab Syst* 58:109-130.
- Yoon I, Oh SH, Kim SW. 2024. Sustainable animal agriculture in the United States and the implication in Republic of Korea. *J Anim Sci Technol* 66:279-294.
- Zhu MT, Shi T, Chen Y, Luo SH, Leng T, Wang YL, Guo C, Xie MY. 2019. Prediction of fatty acid composition in camellia oil by ¹H NMR combined with PLS regression. *Food Chem* 279:339-346.

© Copyright. Korean Society for Food Science of Animal Resources.

Date Received Dec. 11, 2024
Date Revised Jan. 1, 2025
Date Accepted Jan. 20, 2025