

1  
2  
3

**TITLE PAGE**

**- Food and Life-**

**Upload this completed form to website with submission**

<b>ARTICLE INFORMATION</b>	<b>Fill in information in each box below</b>
<b>Article Type</b>	Article
<b>Article Title (English)</b>	Classification of shear force and cooking loss of pork tenderloin using the hyperspectral imaging analysis
<b>Article Title (Korean)</b>  English papers can be omitted	초분광 분석을 통한 돼지 안심 전단력 및 가열 감량 분류
<b>Running Title (English, within 10 words)</b>	Hyperspectral imaging for classifying pork tenderloin quality traits
<b>Author (English)</b>	Seul-Ki-Chan Jeong <sup>1</sup> , Soeun Kim <sup>2</sup> , Seokhee Han <sup>2</sup> , Hayeon Jeon <sup>2</sup> , Minkyung Woo <sup>2</sup> , Samooel Jung <sup>2,*</sup>
<b>Affiliation (English)</b>	<sup>1</sup> Dodram Pig Farmers Cooperative, Seoul 05203, Korea <sup>2</sup> Department of Animal Science and Biotechnology, Chungnam National University, Daejeon 34134, Korea
<b>Author (Korean)</b>  English papers can be omitted	정슬기찬 <sup>1</sup> , 김소은 <sup>2</sup> , 한석희 <sup>2</sup> , 전하연 <sup>2</sup> , 우민경 <sup>2</sup> , 정사무엘 <sup>2,*</sup>
<b>Affiliation (Korean)</b>  English papers can be omitted	<sup>1</sup> 충남대학교 동물자원생명과학과 <sup>2</sup> 도드람양돈협동조합
<b>Special remarks -</b> – if authors have additional information to inform the editorial office	
<b>ORCID and Position(All authors must have ORCID) (English)</b>  <a href="https://orcid.org">https://orcid.org</a>	Seul-Ki-Chan Jeong ( <a href="https://orcid.org/0000-0002-2163-8340">https://orcid.org/0000-0002-2163-8340</a> ) Soeun Kim ( <a href="https://orcid.org/0009-0008-5794-0198">https://orcid.org/0009-0008-5794-0198</a> ) Seokhee Han ( <a href="https://orcid.org/0009-0006-0816-3471">https://orcid.org/0009-0006-0816-3471</a> ) Hayeon Jeon ( <a href="https://orcid.org/0009-0006-3741-7696">https://orcid.org/0009-0006-3741-7696</a> ) Minkyung Woo ( <a href="https://orcid.org/0009-0007-5885-8340">https://orcid.org/0009-0007-5885-8340</a> )

	Samooel Jung ( <a href="https://orcid.org/0000-0002-8116-188X">https://orcid.org/0000-0002-8116-188X</a> )
<p><b>Conflicts of interest (English)</b></p> <p>List any present or potential conflicts of interest for all authors.</p> <p>(This field may be published.)</p>	The authors declare no potential conflict of interest.
<p><b>Acknowledgements (English)</b></p> <p>State funding sources (grants, funding sources, equipment, and supplies). Include name and number of grant if available.</p> <p>(This field may be published.)</p>	This study was supported by the Cooperative Research Program for Agriculture, Science, and Technology Development (Project No. RS-2021-RD010001) of the Rural Development Administration of the Republic of Korea.
<p><b>Author contributions</b></p> <p>(This field may be published.)</p>	
<p><b>Ethics approval (IRB/IACUC) (English)</b></p> <p>(This field may be published.)</p>	This manuscript does not require IRB/IACUC approval because there are no human and animal participants.

4

5

6

7 **CORRESPONDING AUTHOR CONTACT INFORMATION**

<b>For the <u>corresponding</u> author (responsible for correspondence, proofreading, and reprints)</b>	<b>Fill in information in each box below</b>
First name, middle initial, last name	Samooel Jung
Email address – this is where your proofs will be sent	<a href="mailto:samooel@cnu.ac.kr">samooel@cnu.ac.kr</a>
Secondary Email address	
Postal address	Department of Animal Science and Biotechnology, Chungnam National University, Daejeon 34134, Korea
Cell phone number	
Office phone number	+82 42-821-5774
Fax number	+82 42-825-9754

8

9

ACCEPTED

10 **Classification of shear force and cooking loss of pork tenderloin using the**  
11 **hyperspectral imaging analysis**

12

ACCEPTED

13 **Abstract**

14 This study was conducted to investigate whether the shear force (SF) and cooking loss (CL) of  
15 pork tenderloin can be non-destructively predicted using hyperspectral image (HSI) analysis. A  
16 total of 100 tenderloins from different pork carcasses were obtained at 24 h postmortem. Each  
17 tenderloin was sliced into 3 slices of 6 cm thickness, resulting in 300 slices in total. HSI analysis  
18 was performed in reflectance mode within the spectral range of 402-1002 nm (151 bands). The  
19 SF and CL of each slice were subsequently measured. The tenderloin samples were categorized  
20 into three SF and CL classes (low, middle, and high SF or CL). The 70% and 30% of the HSI  
21 data were randomly assigned to the calibration set and the prediction set, respectively. Partial  
22 least squares discriminant analysis (PLS-DA) was employed to classify the sample into the  
23 three SF and CL categories. The highest accuracy of the calibration models of SF and CL was  
24 74.29% and 70.48%, respectively. In contrast, the highest accuracy of prediction models of SF  
25 and CL was 53.33% and 55.56%, respectively. Therefore, it is considered that there are  
26 limitations in predicting SF and CL of tenderloin using HSI in the Vis/NIR range employed in  
27 this study.

28 **Keywords:** pork, tenderloin, shear force, cooking loss, hyperspectral imaging

29

## 30 서론

31 도체로부터 정형된 돈육은 각 대분할 및 소분할 부위에 따라 유전적 요인과  
32 환경적 요인에 영향을 받아, 근육의 형태학적 특성과 구성 성분에 차이가 발생할  
33 수 있으며, 이에 따라 식육의 품질 특성도 달라질 수 있다(Kim et al., 2023).  
34 이러한 품질 차이로 인해 돈육의 부위별로 소비자의 선호도가 다르게 나타나며,  
35 동아시아에서는 목심과 삼겹 부위가 높은 지방함량에 따른 우수한 관능적 품질로  
36 인해 특히 선호도가 높은 경향이 있다(Jeong et al., 2024; Kim et al., 2024). 한편,  
37 상대적으로 비선호 부위인 안심은 낮은 지방함량에도 불구하고 부드러운  
38 조직감을 지니고 있다. 그럼에도 불구하고, 선호 부위에 비해 안심의 품질 특성에  
39 대한 연구는 부족한 실정이다.

40 식품 품질에 대한 소비자들의 관심이 증가함에 따라, 식육의 품질관련 정보  
41 제공에 대한 요구도 지속적으로 증가하고 있다. 이에 따라, 소비자가 식육을  
42 구입할 때 품질을 예측할 수 있는 신뢰성 있는 품질 지표의 제공이 필요한  
43 실정이다(Cha et al., 2025; Cho et al., 2023; Jeon et al., 2024). 특히 관능적 품질은  
44 소비자가 식육을 구매할 때 주요하게 고려하는 요소로, 풍미, 다즙성, 조직감 등의  
45 특성이 이에 포함된다. 이 중 풍미는 수많은 전구물질에 의해 복합적으로 영향을  
46 받기 때문에, 관련 정보를 제공하는 데 어려움이 존재한다(Jo et al., 2022). 이에  
47 따라, 관능적 품질 특성 중 다즙성과 조직감은 비교적 객관적인 평가가 가능하며,  
48 주요한 질적 품질 지표로 활용되고 있다(Jeong et al., 2024)

49 다즙성 및 조직감과 같은 관능적 품질 특성에 대한 정보를 제공하기  
50 위해서는 정량적인 품질 분석이 필요하다. 이를 위해, 다즙성 및 조직감과 관련된  
51 지표인 가열 감량과 전단력 분석이 활용될 수 있다(Jeon et al., 2024; Jeong et al.,

52 2024). 그러나 가열 감량 및 전단력 분석은 시료의 채취, 정형, 가열 등 일련의  
53 파괴적 공정을 수반하기 때문에, 식육의 손실과 분석 소요 시간이 발생한다. 이에  
54 따라, 식육의 손실을 최소화하고 품질 특성을 보다 빠르고 정확하게 확인하기  
55 위한 비파괴적 측정 기법 개발에 대한 연구가 지속되고 있다(Cha et al., 2025;  
56 Jeong et al., 2025; Jo et al., 2022; Jo et al., 2025).

57 비파괴 품질 측정 기법 중 하나인 초분광 이미지 분석(hyperspectral  
58 imaging)은 1차원 분광 정보에 기반하여 2차원 공간 정보를 연속적으로 결합한  
59 3차원 구조의 Hypercube 데이터를 제공한다(Jo et al., 2025; Jeong et al., 2025).  
60 이를 통해, 식육의 이미지 및 식육의 구조 및 성분에 특이적으로 반응하는 분광  
61 정보를 기반으로 이화학적 품질 특성을 동시에 분석할 수 있다는 장점이  
62 있다(Barbin et al., 2013; Jo et al., 2024; Jeong et al., 2025). 다양한 연구에서 식육의  
63 품질 측정 및 예측을 위해 초분광 이미지 분석을 이용하고 있다, 기존 연구에서  
64 냉동 및 해동된 돈육 등심을 냉동 조건(온도 및 저장기간) 및 해동 감량에 따라  
65 분류한 결과, 분류 정확도가 90% 이상으로 보고되었다(Jeong et al., 2025). 또한 Jo  
66 et al. (2025)은 돈육 목심의 머리반가시근을 대상으로 한 초분광 이미지 분석을  
67 통해 가열 감량 수준(상, 중, 하)을 예측한 결과, 분류 정확도가 80% 이상임을  
68 보고하였다. 따라서 초분광 이미지 분석을 통해 돈육 안심의 품질 특성 또한  
69 분석이 가능할 것으로 판단되나, 현재까지 이에 대한 연구가 수행되지 않은  
70 실정이다.

71 따라서 본 연구는 돈육 안심의 조직감 및 다즙성과 관련된 전단력, 가열 감량  
72 및 pH 분석하고, 초분광 이미지 분석을 통해 전단력과 가열 감량의 예측  
73 가능성을 평가하고자 수행되었다.

74

## 75 **재료 및 방법**

### 76 **시료 준비**

77     본 연구를 위해 서로 다른 도체에서 도축 후 24 h 시점에 정형된 돈육 안심을  
78     각 20개씩 5회에 걸쳐, 총 100개의 안심을 지역 소재 정육점에서 구매하였다.  
79     구매한 안심 시료는 ice box 를 이용해 실험실로 운반하였으며, 도착 즉시 2°C의  
80     냉장고에 저장하였다. 이후 안심 시료는 실온이 10°C 이하로 유지되는 cold  
81     room 에서 각 안심을 6 cm 두께로 3개씩 절단하여 총 300 개의 안심 슬라이스를  
82     확보하였다. 이 중 각 슬라이스는 다시 5 cm 및 1 cm 두께로 절단하였으며, 5 cm  
83     부위는 초분광 이미지 분석, 가열 감량 및 전단력 측정에 사용하였고, 1  
84     cm 부위는 pH 분석에 사용하였다.

85

### 86 **pH 분석**

87     돈육 안심 시료 1 g 에 증류수 9 mL 을 혼합한 후, 균질기(T25 basic, IKA GmbH  
88     & Co. KG, Germany)를 사용하여 11,000 rpm 으로 30초간 균질하였다. 균질액은  
89     2,000×g 에서 10분간 원심분리(1580R, LaboGene, Lillerød, Denmark)하였으며, 이후  
90     상등액을 Whatman No.4 여과지(Whatman, Maidstone, UK)로 여과하였다. 최종  
91     여과액의 pH 는 pH 측정기(SevenEasy, Mettler-Toledo Intl. Inc., Schwerzenbach,  
92     Switzerland)를 이용하여 측정하였다. 분석에 앞서, 측정기는 pH 4 및 pH 7  
93     완충용액으로 교정한 후 분석을 진행하였다.

94

95 **가열 감량 분석**

96 가열 감량 분석을 위해 시료 가열 전 무게를 측정한 뒤 안심 시료를 진공포장  
97 하였다. 진공 포장된 시료는 90°C 항온 수조에서 심부 온도가 75°C에 도달할  
98 때까지 가열하였으며, 이때 수조 내 물의 양은 시료 무게의 10배로 조정하였다.  
99 가열 후 시료는 실온(25°C)에서 30분간 냉각하였고, 포장지와 시료 표면의 수분을  
100 제거하였다. 이후 가열 후 시료의 무게를 측정하고, 가열 전·후 무게 차이를  
101 백분율로 계산하여 가열 감량으로 나타내었다.

102

103 **전단력 분석**

104 가열 감량 측정 이후 전단력 측정을 위해, 안심 시료를 근섬유 방향과  
105 동일하게 전동 코어를 이용하여 직경 1.7 cm 의 운통형으로 정형하였다. 정형된  
106 시료는 전단력 분석을 위해 Warner-Bratzler shear force probe (HDP/BS)를 장착한  
107 TA-XT2 Texture analyzer (Stable Micro Systems, Surrey, UK)를 사용하였으며,  
108 프로브는 2.0 mm/s 의 속도로 이동시켜 전단력을 측정하였다.

109

110 **초분광 이미지 촬영**

111 안심 시료의 표면 수분을 paper towel 을 이용해 제거한 후 초분광 이미지  
112 촬영을 진행하였다. 촬영은 초분광 카메라(ULTRIS X20 plus, Cubert GmbH,  
113 Germany) 와 CUVIS 소프트웨어(Cubert GmbH, Germany)를 이용하여  
114 수행되었으며, 촬영 전 white 및 black calibrations 을 실시하였다. Reflectance  
115 모드에서 근적외선 영역(350–1,002 nm)의 파장 범위에서 총 164개의

116 밴드(band)가 촬영되었다. 그러나 350–402 nm 의 영역대의 경우 심한 노이즈가  
117 관찰되어 분석에서 제외하였고, 최종적으로 402–1,002 nm 의 범위의 151개  
118 밴드만을 품질 예측 분석에 활용하였다. 안심 시료의 단면 중앙 부분을  
119 관심영역(region of interest, ROI)으로 설정하여 평균 스펙트럼 값을 추출하였으며,  
120 해당 값은 이후 품질 예측 분석에 이용하였다.

121

## 122 **분류 모델 설립**

123 각 시료의 관심영역에서 추출한 151개의 밴드를 독립변수로 설정하고, 각  
124 300개의 전단력 및 가열 감량 값을 오름차순으로 정렬한 후, 각각을 100개씩 세  
125 그룹으로 구분하여 클래스 레이블을 부여하였다. 이후 각 클래스 내 샘플의  
126 70%는 보정 세트(Calibration set), 나머지 30%는 예측 세트(Prediction set)로  
127 할당하였다. 잠재변수의 최적 수를 결정하기 위하여 5-fold 교차 검증(5-fold  
128 cross-validation)을 수행하여 PRESS (predicted residual error sum of squares)값을  
129 산출하였으며, 가장 낮은 PRESS 값을 나타낸 잠재변수의 수를 최적 값으로  
130 설정하였다. 이렇게 설정된 최적 잠재변수 값을 바탕으로 PLS-DA 분류 모델을  
131 구축하였다. 분류모델의 성능 평가는 보정 세트와 예측 세트 각각에 대한  
132 정확도(correct classification rate%, CC%)를 산출하여 수행하였다.

133 분류 모델의 정확도를 향상시키기 위해 standard normalized variate (SNV)  
134 처리 및 1차 미분(1st derivative) 전처리 방법이 적용되었다. 이후, 초분광 이미지  
135 의 각 픽셀에 대해 가장 높은 분류 정확도를 나타낸 PLS-DA 모델을 적용하여,  
136 해당 픽셀이 속하는 클래스를 시각화함으로써 전단력 또는 가열 감량의 클래스를

137 나타내는 화학 지도(chemical map)를 제작하였다. 분류 모델의 구축과 화학  
138 지도의 제작은 MATLAB R2022a 소프트웨어(The MathWorks, Inc., Natick, MA, USA)를  
139 이용하여 수행되었다.

140

## 141 통계 분석

142 SAS 통계분석 프로그램(SAS 9.4, SAS Institute Inc., Cary, NC, USA)을 사용하여  
143 기초 통계량을 산출하였으며, Shapiro-Wilk 검정을 통해 데이터의 정규성 여부를  
144 검토하였다. 모든 변수에서 정규성이 확인되어, 피어슨(Pearson) 상관관계 분석을  
145 실시하였다. 상관관계의 강도 해석은 Schober et al. (2018)의 기준에 따라  
146 수행하였으며, 상관관계의 강도는 다음과 같이 분류하였다; 0.00–0.10 은 무시  
147 가능한 수준, 0.10–0.39 는 약한 상관, 0.40–0.69 는 중간 수준의 상관, 0.70–0.89 는  
148 강한 상관, 0.90–1.00 는 매우 강한 상관으로 간주하였다.

149

## 150 결과 및 고찰

### 151 안심의 품질 특성 간 상관관계

152 연도 품질 특성과 밀접한 관련이 있는 전단력은 값이 클수록 식육을 절단하는  
153 데 더 큰 힘이 필요함을 의미하며, 이는 치아가 식육을 관통하기 어려운 질긴  
154 식감을 나타낸다. 본 연구에서 측정된 안심의 전단력은 35.60 N에서 111.82 N의  
155 범위를 보여, 시료 간 연도 차이가 큰 것으로 확인되었다(Table 1). 안심의  
156 전단력은 pH 와 -0.19의 상관계수를 보여, 두 변수 간에 약한 음의 상관관계가  
157 존재함을 확인할 수 있었다(Table 2). 돼지는 도축 후 근육 내 ATP 항상성을

158 유지하기 위한 해당작용이 진행되며, 이 과정의 최종 산물로 젖산이 생성되어  
159 근육의 pH 가 저하된다(Jo et al., 2022). 또한, ATP 가수분해 과정에서 생성되는  
160 수소 이온 역시 근육 pH 저하에 기여한다(Wang et al., 2022). 식육 pH 의 저하는  
161 근원섬유 단백질 간 반발력을 감소시키며, 그 결과 단백질의 밀도가 증가하여  
162 전단력이 높아질 수 있다(Li et al., 2024, Purslow et al., 2008). 이러한 변화에 따라,  
163 전단력과 pH 사이에 약한 음의 상관관계가 존재하는 것으로 판단된다.

164 식육의 가열 감량은 가열 중 근원섬유 단백질의 변성과 수축으로 인해 식육  
165 내 수분이 외부로 용출되면서 증가하게 되며, 지방 함량이 높은 부위에서는  
166 온도의 증가와 함께 용해된 지방도 수분과 함께 용출된다(Jo et al., 2022). 따라서  
167 가열 감량이 증가할수록 식육의 다즙성은 감소하는 경향을 보인다(Jo et al., 2025).  
168 안심의 가열 감량은 21.64%에서 38.40%의 범위로 나타났다(Table 1). 품질 특성간  
169 상관관계 분석 결과, 가열 감량과 pH 간에는 -0.65의 상관 계수가 관찰되어 중간  
170 강도의 음의 상관관계를 나타내었다(Table 2). 식육의 주요 근원섬유 단백질인  
171 myosin 과 actin 의 등전점은 5.2-5.3이며, 식육의 pH 가 등전점에서 멀어질수록  
172 근원섬유 단백질간 반발력이 증가하여 보수력이 증가한다(Huff-Lonergan and  
173 Lonergan, 2005). 보수력이 증가할 경우, 가열 중 수분 용출이 줄어들어 가열  
174 감량이 감소하기 때문에, 가열 감량과 pH 사이에 중간 강도의 음의 상관관계가  
175 존재하는 것으로 판단된다(Aaslyng et al., 2003; Jo et al., 2023). 기존 연구에서도  
176 돈육 삼겹과 등심에서 가열 감량과 pH 사이에 각각 중간강도 및 약한 강도의  
177 음의 상관관계가 보고된 바 있다(Jo et al., 2022).

178 안심의 가열 감량과 전단력 사이에는 유의한 상관관계가 나타나지  
179 않았다(Table 2). 일반적으로 식육의 가열 중 단백질의 과도한 변성은 조직 수축을

180 발생시켜 가열 감량과 함께 전단력을 증가시킬 수 있다. 그러나 식육의 가열  
181 감량과 전단력 간의 관계는 다양한 연구에서 일관되지 않은 결과가 보고되고  
182 있다. 기존 연구에서 동일 조건(75°C 항온수조)에서 가열된 우육 등심에서  
183 전단력과 가열 감량 사이에 유의한 상관관계가 없다고 보고하였다(Kim et al.,  
184 2013). 반면 닭 가슴육을 130°C, 150°C 및 180°C에서 오븐 조리한 결과 조리  
185 온도와 시간이 증가할수록 가열 감량과 전단력이 모두 증가하며, 두 변수 사이에  
186 강한 정의 상관관계가 있음이 보고되었다(Barbanti and Pasquini, 2005). 최근  
187 LeMaster et al. (2024)은 돈육의 가열 온도가 상승함에 따라 가열 감량은  
188 지속적으로 증가하지만, 전단력은 55°C-60°C 구간에서 증가 후, 60°C-70°C  
189 구간에서는 일정하게 유지되다가 70°C-80°C 구간에서 다시 증가한다고  
190 보고하였다. 이는 가열 온도 증가와 함께 myosin 의 변성, collagen 의 용해 및  
191 actin 의 변성이 순차적으로 일어나기 때문이며, 돈육 안심의 경우 등심과  
192 비교하여 oxidative muscle fiber 의 비율이 높아 열 변성에 대한 저항성이 높음을  
193 보고하였다(LeMaster et al., 2024). 본 연구에서는 안심 시료를 심부 온도 기준  
194 75°C로 가열하였으며, 이로 인해 가열 감량은 증가하였으나 actin 의 변성은  
195 발생하지 않은 것으로 보인다. 이에 따라 단백질의 구조적 변화가 전단력에  
196 영향을 미치지 않아 가열 감량과 전단력 사이에 상관관계가 나타나지 않은  
197 것으로 생각된다.

198

### 199 **안심의 품질 특성 분류 분석**

200 안심의 전단력 및 가열 감량 값을 기준으로 범주화한 클래스에 대한 PLS-DA  
201 분류 모델의 정확도 결과를 Table 3에 제시하였다. PLS-DA 는 다변량 분류

202 기법으로, 차원 축소를 통해 독립 변수 간의 상관 관계에서 비롯되는 다중 공선성  
203 문제를 효과적으로 해결할 수 있는 분석 방법이다(Lee et al., 2018; Jeong et al.,  
204 2025). 전단력 값을 기준으로 클래스를 구분한 결과, 전단력이 낮은 그룹은  
205 35.60–58.41 N, 중간 그룹은 58.59–70.59 N, 높은 그룹은 70.61–111.82 N의 범위로  
206 분류되었다. 해당 클래스를 기반으로 구축한 PLS-DA 모델에서, 전처리를  
207 적용하지 않은 경우 보정 세트와 예측 세트의 분류 정확도는 각각 76.19%와  
208 47.78%로 나타났다. 한편, SNV 전처리를 적용한 모델에서는 보정 세트의 분류  
209 정확도는 65.71%로 감소하였으나, 예측 세트에서는 54.44%로 상대적으로  
210 예측력이 증가함이 나타났다. 또한, 1차 미분을 전처리에 적용한 모델에서는 보정  
211 세트에서의 분류 정확도가 73.81%로 전처리를 하지 않은 모델(76.19%)보다 낮은  
212 결과를 보였으며, 예측 세트에서는 동일하게 47.78%의 정확도가 나타났다. 한편,  
213 SNV 와 1차 미분을 조합한 전처리를 적용한 모델은 보정 세트에서의 정확도가  
214 74.29%로 전처리 미적용 모델 대비 소폭 감소하였으나, 예측 세트에서는  
215 53.33%로 향상된 정확도를 나타냈다. 이러한 결과는 복합 전처리 기법의 적용이  
216 모델의 일반화 성능을 향상시킬 수 있음을 의미한다.

217 안심의 가열 감량 값을 기준으로 클래스를 3그룹으로 분류하였다. 낮은 가열  
218 감량 그룹은 21.64%–27.56%, 중간 그룹은 27.58%–29.25%, 높은 그룹은 29.31%–  
219 38.40%의 범위로 분류되었다. PLS-DA 모델을 통해 각 그룹의 분류 정확도를  
220 평가한 결과, 전처리를 적용하지 않은 경우 보정 세트와 예측 세트에서 각각  
221 70.00%와 51.11%의 정확도가 나타났다. SNV 전처리를 적용한 모델에서는 보정  
222 세트에서 67.62%, 예측 세트에서 52.22%로, 예측 성능이 소폭 향상되었으나 보정  
223 성능은 다소 감소하였다. 반면 1차 미분만 적용한 모델에서는 보정 세트와 예측

224 세트에서 각각 70.48%와 55.56%의 정확도가 나타났으며, SNV와 1차 미분을 병행  
225 적용한 모델 또한 동일한 결과를 보여 전처리를 하지 않은 모델보다 전반적으로  
226 높은 분류 성능을 나타냈다.

227 SNV 전처리는 스펙트럼의 표준화와 중심화를 통해 빛의 산란 영향을 보정하는  
228 방법이다(Jo et al., 2024). 전단력 및 가열 감량을 기준으로 한 분류 결과에서, SNV  
229 전처리를 적용한 모델은 보정 세트에서 전처리 미적용 모델보다 낮은 분류  
230 정확도를 보였다. 이는 SNV 처리 과정에서 증속 변수와 관련된 정보가 일부  
231 감소하면서 예측 정확도가 저하될 수 있기 때문으로 생각된다(Cozzolino et al.,  
232 2023). 한편, 1차 미분은 각 샘플 간 스펙트럼 차이를 강조함으로써 모델의 분류  
233 성능 향상에 기여할 수 있으나, 동시에 노이즈가 증폭되어 정확도 저하를 유발할  
234 가능성도 있다(Jo et al., 2025). 본 연구 결과, 1차 미분을 적용한 전단력 분류  
235 모델의 보정 세트에서 정확도가 감소하는 경향이 관찰되었다. 반면, SNV와 1차  
236 미분을 병행하여 전처리한 경우, 가열 감량 및 전단력 클래스 분류에서 예측  
237 세트의 정확도가 향상되었다. 이는 두 전처리 기법의 병합을 통해 스펙트럼  
238 데이터의 노이즈를 효과적으로 제거하고, 클래스 분류에 유의한 정보를 강화한  
239 결과로 사료된다. 이러한 결과는 Jeong et al. (2025)의 연구와도 일치하며, 해당  
240 연구에서도 SNV와 1차 미분 전처리를 병행한 모델이 해동 손실 함량에 따라  
241 높은 분류 정확도를 보인 것으로 보고되었다.

242 한편, 본 연구에서 구축된 안심의 전단력 및 가열 감량 분류 모델의 정확도는  
243 전반적으로 낮은 수준을 보였다. 이는 전단력과 가열 감량이 다양한 이화학적  
244 요인의 복합적인 영향을 받는 특성에 기인한 것으로 보인다. 전단력은 주로  
245 결체조직 함량, 사후강직 정도, 지방 함량등에 주로 영향을 받으며, 가열 감량은

246 식육의 보수력, 근원섬유 단백질 변성, 산화 정도 등과 밀접한 관련이 있다.  
247 초분광 이미지 분석에서는 파장 영역대에 따라 탐지 가능한 물질 및 화학 정보가  
248 달라진다. 본 연구에서는 402–1,002 nm 의 가시광선 및 근적외선 영역대를  
249 이용하였다. 가시광선 및 근적외선 영역대는 단파적외선(SWIR, 900–2,500 nm)  
250 영역대와 비교하여 측정 시 주위 환경의 영향을 적게 받는 장점이 있으며, 이  
251 영역은 주로 780 nm 부근의 O-H band 대역 및 육색소와 관련된 정보를 제공하는  
252 것으로 알려져 있다(Kamruzzaman et al., 2016; Monroy et al., 2010). 그러나  
253 전단력과 가열 감량에 영향을 미치는 성분인 지방 및 수분 함량은 본 연구에서  
254 사용된 파장 범위에서는 충분히 반영되지 않으며, 이들은 단파적외선 영역에서  
255 강한 흡수 특성을 나타낸다(Jo et al., 2024). 따라서 식육의 전단력 및 가열 감량  
256 분류 정확도를 높이기 위해서는, 단파적외선 영역을 포함하는 초분광 이미지 분석  
257 기술의 적용이 필요할 것으로 사료된다.

258

### 259 **안심의 품질 특성 시각화**

260 초분광 이미지 분석의 주요 장점은 이화학적 분석 결과를 식육 이미지와  
261 대응시켜 이화학적 특성을 시각적으로 확인할 수 있다는 점이다. Fig 1. 에서  
262 전단력 및 가열 감량을 대상으로 PLS-DA 를 통해 가장 높은 분류 정확도를 보인  
263 모델의 결과를 이미지의 각 픽셀에 대응시켜 시각화 하였다. 각 클래스를  
264 파란색(클래스 1), 하늘색(클래스 2), 노란색(클래스 3)으로 구분하여, 각 샘플  
265 이미지 내에서 어느 클래스의 분포가 지배적인지를 시각적으로 확인할 수 있도록  
266 하였다.

267 이러한 시각화 기법을 통해 관능적 품질 특성을 직관적이고 신속하게 파악할  
268 수 있는 장점이 있다. 그러나 전단력 및 가열 감량의 분류 모델의 예측 세트  
269 정확도는 각각 53.33% 및 55.56%로 낮게 나타났다. 그 결과, 클래스 1, 2, 3 중  
270 하나의 클래스가 이미지에서 우세하게 나타남에도 불구하고, 다른 클래스의 색상  
271 분포 역시 광범위하게 존재함을 확인할 수 있었다.

272 향후 분류 모델의 예측 정확도가 향상된다면, 시각화 이미지 내에서 각  
273 클래스의 대표성이 보다 명확하게 나타날 것으로 기대된다. 특히, 전단력 및 가열  
274 감량에 영향을 미치는 주요 성분들이 주로 흡수되는 단파적외선 영역의 파장을  
275 포함한 모델을 적용할 경우, 분류 정확도와 함께 시각화 정확도 또한 향상될  
276 가능성이 높다.

277

## 278 결론

279 본 연구는 돈육 안심의 관능적 품질 특성과 밀접한 관련이 있는 전단력과 가열  
280 감량을 초분광 이미지 분석 기법을 통해 비파괴적으로 예측할 수 있는 가능성을  
281 평가하고자 수행되었다. 이를 위해 전단력 및 가열 감량 수치를 기준으로 각각  
282 3개의 클래스로 분류하고, 해당 클래스 분류 정확도를 초분광 이미지 기반 PLS-  
283 DA 모델을 통해 분석하였다. 분석 결과, SNV 와 1차 미분 전처리 병용 처리에도  
284 불구하고 예측 세트에서의 분류 정확도는 약 50% 수준이었으며, 현재 사용된  
285 가시광선-근적외선(402-1,002 nm) 영역의 초분광 이미지 분석만으로 전단력 및  
286 가열 감량을 정밀하게 예측하는 데 한계가 있는 것으로 나타났다. 따라서 추후  
287 전단력 및 가열 감량과 관련된 지방 및 수분 함량 등 식육 내 주요 성분을

288 명확하게 반영할 수 있는 단파적외선(900–2,500 nm) 영역의 초분광 이미지 분석  
289 기법을 활용한 연구가 필요할 것으로 사료된다.

290

291

## 292 **References**

293 Aaslyng MD, Bejerholm C, Ertbjerg P, Bertram HC, Andersen HJ. 2003. Cooking loss and  
294 juiciness of pork in relation to raw meat quality and cooking procedure. *Food Qual Prefer*  
295 14(4): 277-288.

296 Barbanti D, Pasquini M. 2005. Influence of cooking conditions on cooking loss and tenderness  
297 of raw and marinated chicken breast meat. *LWT* 38(8): 895-901.

298 Barbin DF, Elmasry G, Sun DW, Allen P, Morsy N. 2013. Non-destructive assessment of  
299 microbial contamination in porcine meat using NIR hyperspectral imaging. *Innov Food Sci*  
300 *Emerg Technol* 17: 180-191

301 Cha JY, Kim YJ, Kim JH, Park MK, Jung S, Choi YS. 2005. Study on structural analysis and  
302 physicochemical properties of meat using hyperspectral image analysis. *Food and Life*  
303 2025(1): 15-22.

304 Cho H, and Kim HY. 2023. Changes in physicochemical characteristics of pork loin, beef loin,  
305 and chicken breast with various wet aging periods. *Food and Life* 2023(1): 19-27.

306 Cozzolino D, Williams PJ, Hoffman LC. 2023. An overview of pre-processing methods  
307 available for hyperspectral imaging applications. *Microchem J* 193: 109129.

308 Huff-Lonergan E, Lonergan SM. 2005. Mechanisms of water-holding capacity of meat: The  
309 role of postmortem biochemical and structural changes. *Meat Sci* 71(1): 194-204.

310 Jeong SKC, Jo K, Lee S, Jeon H, Kim S, Han S, Woo M, Jung S. 2024. Relationship between  
311 the pH of semispinalis capitis muscle and the quality properties of pork shoulder butt and  
312 belly slices. *Food Chem X* 23: 101704.

313 Jeong SKC, Jo K, Lee S, Jeon H, Choi YS, Jung S. 2025. Classification of frozen-thawed pork  
314 loins based on the freezing conditions and thawing losses using the hyperspectral imaging  
315 system. *Meat Sci* 221: 109716.

316 Jeon H, Lee S, Kim D, Kim HB, Bae IS, Kim Y, Seong PN, Jo K. 2024. Correlation of electrical  
317 conductivity and color with water loss and shear force of pork loin. *Korean J of Agricultural*  
318 *Sci* 51(3): 307-314.

319 Jo K, Lee S, Jeong HG, Lee DH, Kim HB, Seon KH, Kang S, Jung S. 2022. Prediction of  
320 cooking loss of pork belly using quality properties of pork loin. *Meat Sci* 194: 108957.

321 Jo K, Lee S, Jeong HG, Lee DH, Yoon S, Chung Y, Jung S. 2023. Utilization of electrical  
322 conductivity to improve prediction accuracy of cooking loss of pork loin. *Food Sci Anim*  
323 *Resour* 43(1): 113-123

324 Jo K, Lee S, Lee, DH, Jeon H, Jung S. 2024. Hyperspectral imaging-based assessment of fresh  
325 meat quality: Progress and applications. *Microchem J* 197: 109785.

326 Jo K, Lee S, Kim HB, Seong PN, Jung S, Lee DH. 2025. Cooking loss estimation of  
327 semispinalis capitis muscle of erpork butt using a deep neural network on hyperspectral data.  
328 *Meat Sci* 222: 109754.

329 Kamruzzaman, M, Makino Y, Oshita S. 2016. Online monitoring of red meat color using  
330 hyperspectral imaging. *Meat Sci* 116: 110-117.

331 Kim BK, Park CE, Lee EJ, Kim YS, Kim BS, Kim JC. 2013. Effect of quality grade on the  
332 physicochemical and sensory properties of Hanwoo. *Korean J Food Sci An* 33(2): 287-293.

333 Kim S, Choi J, Kim ES, Keum GB, Doo H, Kwak J, Ryu S, Choi Y, Kang J, Kim H, Chae Y,  
334 Lee Y, Kim D, Seol KH, Kang SM, Kim Y, Seong PN, Bae IB, Cho S, Kwon HJ, Jung S, Lee  
335 Y, Kim HB. 2024. Assessing the relationship between muscle-to-fat ratio in pork belly and  
336 boston butt using magnetic resonance imaging. *Korean J of Agricultural Sci* 51(2): 187-192.

337 Kim S, Choi J, Kim ES, Keum GB, Doo H, Kwak J, Ryu S, Choi Y, Pandey S, Lee NR, Jang J,  
338 Lee Y, Kim D, Seol KH, Kang SM, Bae IS, Cho SH, Kwon HJ, Jung S, Lee Y, Kim HB. 2023.  
339 Evaluation of the correlation between the muscle fat ratio of pork belly and pork shoulder  
340 butt using computed tomography scan. *Korean J of Agricultural Sci* 50: 809-815.

341 Lee LC, Liong CY, Jemain AA. 2018. Partial least squares-discriminant analysis (PLS-DA) for  
342 classification of high-dimensional (HD) data: a review of contemporary practice strategies  
343 and knowledge gaps. *Analyst* 143(15): 3526-3539.

344 LeMaster MN, Ha M, Dunshea FR, Chaunhan S, D'Souza D, Warner RD. 2024. Impact of  
345 cooking temperature on pork longissimus, and muscle fibre type, on quality traits and protein  
346 denaturation of four pork muscles. *Meat Sci*: 209, 109395.

347 Li Y, Wang H, Yang Z, Wang X, Wang W, Hui T. 2024. Rapid non-destructive detection  
348 technology in the field of meat tenderness: A review. *Foods*: 13(10) 1512.

349 Monroy M, Prasher S, Ngadi MO, Wang N, Karimi Y. 2010. Pork meat quality classification  
350 using Visible/Near-Infrared spectroscopic data. *Biosyst. Eng* 107(3): 271-276.

351 Purslow PP, Mandell IB, Widowski TM, Brown J, Delange CFM, Robinson JAB, VanderVoort,  
352 G. 2008. Modelling quality variations in commercial Ontario pork production. *Meat Sci*:  
353 80(1), 123-131.

354 Schober P, Boer C, Schwarte LA. 2018. Correlation coefficients: Appropriate use and  
355 interpretation. *Anesth Analg* 126(5): 1763–1768.

356 Wang C, Matarneh SK, Gerrard D, Tan J. 2022. Contributions of energy pathways to ATP  
357 production and pH variations in postmortem muscles. *Meat Sci* 189: 108828.

358 Weston AR, Rogers RW, Althen TG. 2002. The role of collagen in meat tenderness. *The*  
359 *Professional Animal Scientist* 18(2): 107-111.

360

361

ACCEPTED

362 **Figure legend.**

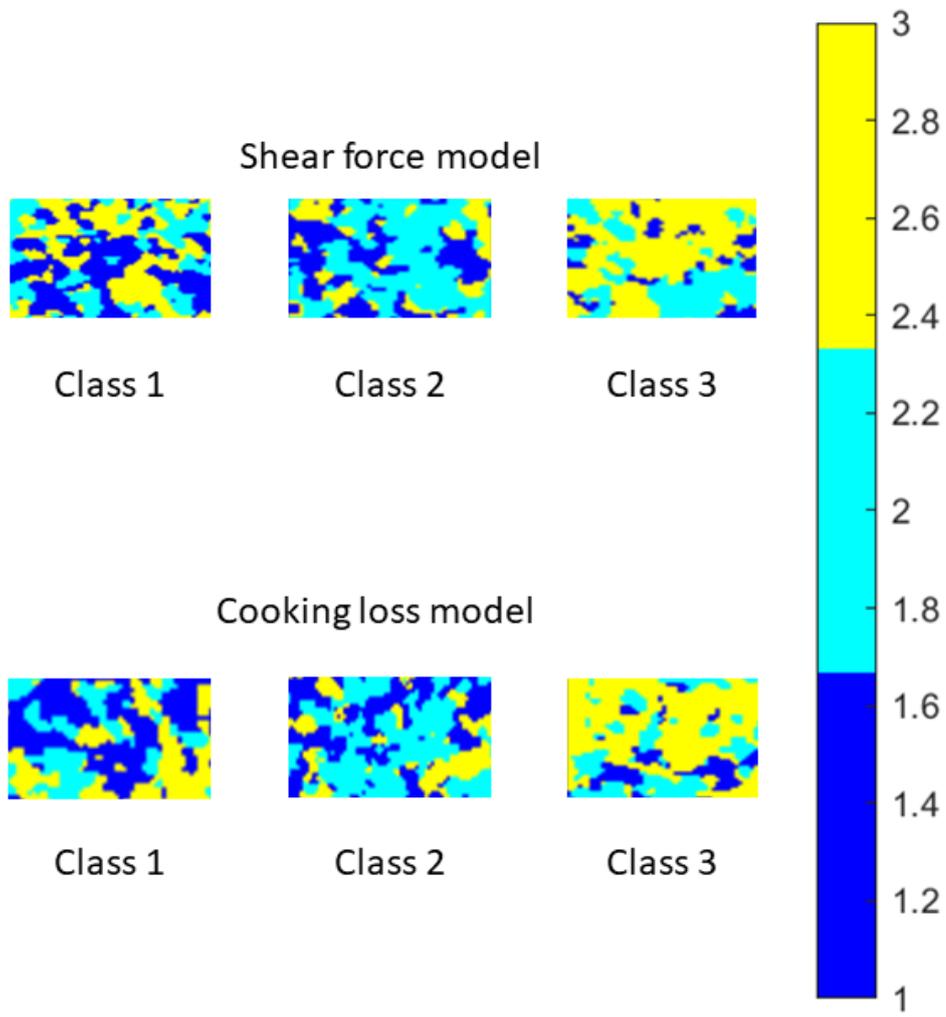
363

364 **Fig 1. The distribution maps for the classes of shear force (N) and cooking loss (%)**

365

366

ACCEPTED



368 **Fig. 1.**

369

370

ACC

371 **Table 1. Descriptive script of meat quality of pork tenderloins**

	Mean	SD	Minimum	Maximum
pH	5.92	0.26	5.47	6.66
Shear force (N)	65.31	12.79	35.60	111.82
Cooking loss (%)	28.28	2.31	21.64	38.40

372

ACCEPTED

373 **Table 2. Pearson's correlation of meat quality of pork tenderloins**

	pH	Shear force (N)	Cooking loss (%)
Shear force (N)	-0.19***	1	
Cooking loss (%)	-0.65***	0.08	1

374 \*\*\* $P < 0.001$

ACCEPTED

375 **Table 3. Classification rate results of cooking loss (%) and shear force (N) of pork**  
 376 **tenderloin using PLSR**

Shear force (N)			
		Calibration set	Prediction set
Pre-process	LV	CC%	CC%
-	18	76.19%	47.78%
SNV	13	65.71%	54.44%
SNV-1 <sup>st</sup> derivative	14	74.29%	53.33%
1 <sup>st</sup> derivative	13	73.81%	47.78%
Cooking loss (%)			
		Calibration set	Prediction set
Pre-process	LV	CC%	CC%
-	19	70.00%	51.11%
SNV	16	67.62%	52.22%
SNV-1 <sup>st</sup> derivative	9	70.48%	55.56%
1 <sup>st</sup> derivative	15	70.48%	55.56%

377 LV = Latent Variables

378 CC% = Correct classification rate (%)

379 SNV = Standard normal variate