



Research Article

# Grading the pungency of red pepper powder using hyperspectral imaging coupled with multivariate analysis

## 다변량 분석과 초분광 이미지를 이용한 고춧가루의 매운맛 등급화

Ji-Young Choi<sup>1</sup>, Jeong-Seok Cho<sup>1</sup>, Kee Jai Park<sup>2</sup>, Sang Seop Kim<sup>3</sup>, Jeong Ho Lim<sup>1\*</sup>

최지영<sup>1</sup> · 조정석<sup>1</sup> · 박기재<sup>2</sup> · 김상섭<sup>3</sup> · 임정호<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>Food Safety and Distribution Research Group, Korea Food Research Institute, Wanju 55365, Korea

<sup>2</sup>Smart Food Manufacturing Project Group, Korea Food Research Institute, Wanju 55365, Korea

<sup>3</sup>Food Convergence Infrastructure Team, Korea Food Research Institute, Wanju 55365, Korea

<sup>1</sup>한국식품연구원 안전유통연구단, <sup>2</sup>한국식품연구원 스마트제조사업단,

<sup>3</sup>한국식품연구원 식품융합인프라팀

**Abstract** In this study, the spectral image of red pepper powder, which had been prepared in accordance with the standard particle size distribution ratio, was acquired in the short-wave infrared region using a hyperspectral camera. Spectral information was analyzed using multivariate statistical analyses including principal component analysis (PCA) and least partial squares (PLS) analysis. PCA revealed that powders were grouped according to their pungency level, regardless of their particle size distribution (PC1=97%, PC2=2%). The regression coefficient derived in PLS discriminant analysis indicated that 1,201-1,226 nm, 1,387-1,411 nm, and 1,508-1,529 nm are key wavelengths that are affected by the vibration of C-H, O-H, and N-H bonds present in capsaicinoid molecules. Pungency grade was successfully determined, and capsaicinoid content was predicted with high accuracy using PLS analysis of raw data at key wavelength ( $R_c^2=0.9389$ ,  $R_p^2=0.9261$ ). It was possible to reduce the time required for data calculation and analysis by reducing the amount of spectral data utilized to predict spiciness from 256 to 21 bands. Finally, the distribution of capsaicinoids was mapped visually according to particle size. In conclusion, hyperspectral imaging is a suitable technology for real time, non-destructive monitoring of red pepper powder quality relative to the standard method used during the manufacturing process.

**Keywords** red pepper powder, capsaicinoid, hyperspectral, chemometrics, visualization



OPEN ACCESS

**Citation:** Choi JY, Cho JS, Park KJ, Kim SS, Lim JH. Grading the pungency of red pepper powder using hyperspectral imaging coupled with multivariate analysis. Korean J Food Preserv, 29(6), 918-931 (2022)

**Received:** September 05, 2022

**Revised:** October 13, 2022

**Accepted:** October 17, 2022

**\*Corresponding author**

Jeong Ho Lim

Tel: +82-63-219-9331

E-mail: jhlim@kfri.re.kr

Copyright © 2022 The Korean Society of Food Preservation. This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

## 1. 서론

고추(*Capsicum annum* L.)는 가지과에 속하는 단일작목으로 매운맛과 붉은색을 지니고 있고 대부분 건조된 상태로 가공, 저장되고 있다(Ku 등, 2001). 국내에서 가장 많이 소비되는 향신료 중 하나로, 고추장, 김치, 젓갈류 등에 널리 사용되고 있다(Hwang 등, 2001). 우리나라에서 재배되는 고추 품종은 그 종류가 매우 다양하고 재배 지역이 넓을 뿐만 아니라, 고춧가루 제조 시 여러 농가의 고추가 혼합되며 생산되는 경우가 많다. 그뿐만 아니라 동일한 품종

이라도 재배 지역의 강수량, 토양 특성, 일조량 등에 따라 고추에서 매운맛을 내는 캡사이시노이드의 함량이 다르다 (Mo 등, 2011). 또한, 농산물의 특성상 생산 시기마다 품질이 크게 달라지므로, 제품에 객관적인 정보를 표기하기 위해서는 실시간 품질 모니터링이 요구된다(Kang 등, 2010).

소비자들의 매운맛에 대한 선호가 높아지고 있으며, 최근 한식의 세계화가 관심을 받으면서, 해외에서도 고추 가공품의 인기가 증가하고 있는 추세이다. 그에 따라 제품을 선택할 때 맛에 대한 정보 표기는 더욱 중요해지고 있으나, 매운맛 등급 표준화가 잘 이루어지고 있지 않아 국내의 소비자들이 불편을 겪고 있는 실정이다(Choi 등, 2000). 한국소비자연맹의 조사보고(2013)에 따르면 소비자의 80%가 매운맛의 표시와 등급 표준화가 필요하며, 이것이 제품 구매에 영향을 미친다고 답변하였다. 현재 농림축산식품부에서는 고춧가루에 대한 표준규격을 제시하고 있고, 그 중 매운맛 등급은 캡사이시노이드 함량을 기준으로 '순한맛(150 ppm 미만)', '덜 매운맛(150-300 ppm)', '보통 매운맛(300-500 ppm)', '매운맛(500-1,000 ppm)', '매우 매운맛(1,000 ppm 이상)'으로 총 5단계로 구분하였다.

고춧가루의 캡사이시노이드를 정량하기 위해서는 주로 액체 크로마토그래피(high performance liquid chromatography, HPLC)와 기체 크로마토그래피(gas chromatography, GC) 등을 이용하고 있는데, 이러한 방법은 정확도는 높지만, 추출 등의 전처리가 필요하여 시간이 많이 소요될 뿐만 아니라, 장비와 용매, 숙련된 연구자들이 필요하므로 높은 비용이 필요하다(Rahman 등, 2018). 그에 반해, 분광 분석법은 농식품의 외부 및 내부 품질을 전처리 없이 비파괴적으로 신속하게 측정할 수 있는 방법으로, 고추 관련 제품의 캡사이시노이드를 포함한 다양한 품질 특성을 측정하는 연구가 시도되었으며 그 결과는 긍정적으로 평가되고 있다(Jiang 등, 2018; Johnson 등, 2021; Lim 등, 2015; Mo 등, 2011; Mo 등, 2012; Park 등, 2008; Rahman 등, 2018). 하지만 표준규격에서 제시하고 있는 용도에 따른 입도 비율이 고려된 연구는 아직 미비하다. 따라서 고춧가루 생산 유통과정을 전반적으로 모니터링하는 것에 대해 분광 분석법을 적용하기 위해서는 실제 제품과 현장 상태가 고려된 연구가 추가적으로 필요하다. 초분광 이미지 분석은 적외선 영역의 분광기와 머신 비전이 결합된 형태로, 분광

정보와 공간 정보를 동시에 포함하는 3차원의 hypercube 데이터를 연속적으로 얻어 넓은 면적의 내부 품질을 분석하는데 적절하다(Burger와 Gowen, 2011; Diago 등, 2016). 따라서 태좌와 입도의 분포가 불균일함에 따라 달라지는 캡사이시노이드 분포를 확인하는 데 적합하다(Oh 등, 2011).

본 연구에서는 표준규격에서 제시하고 있는 입도 분포 비율에 따라 제조된 고춧가루의 분광 이미지를 초분광 카메라를 통해 단파 적외선(short wave infrared, SWIR) 영역에서 획득하였고, 추출된 분광 정보를 주성분 분석(PCA)과 최소 부분 제곱 분석(PLSA)과 같은 다변량 통계 분석하여 신미도를 예측하였다. 또한, 실시간 신속 품질 모니터링을 위해서 예측 최적 파장 영역대를 선정함으로써, 데이터 연산량과 분석 시간을 줄이고 캡사이시노이드 분포 시각화를 시도하였다.

## 2. 재료 및 방법

### 2.1. 실험재료

본 연구에서는 2021년에 대한민국 전라북도 진안군의 농가 3곳에서 생산된 고추를 분쇄하여 시료로 사용하였다. 진안군 정천면, 진안군 마령면에서 생산된 고춧가루를 각각 JC와 MR로 명명하였으며, 진안군에서 생산된 청양고춧가루를 CY로 칭하였다. 분쇄된 고춧가루는 표준망체(Chung Gye Industrial MFG., CO., Seoul, Korea)를 이용하여 용도에 따라 고추장용(S, 0.425  $\mu\text{m}$  이하), 조미용(M, 425-850  $\mu\text{m}$ ), 감장용(L, 850  $\mu\text{m}$ -2 mm)으로 제조한 후, KS 규격을 기준에 부합하는 비율대로 혼합하였다. 고추장용, 조미용, 감장용으로 체 쳐진 JC, MR, CY가 60:35:5 비율로 혼합된 시료는 JCS, MRS, CYS로, 20:60:20 비율로 혼합된 시료는 JCM, MRM, CYM으로, 5:35:60 비율로 혼합된 시료는 JCL, MRL, CYL로 명명하였다. 또한, 고춧가루의 입자 크기는 이화학적 분석 결과에 영향을 줄 수 있으므로, food mixer(SNSG-1002SS, HANIL ELECTRIC, Bucheon-si, Korea)를 이용하여 시료를 분쇄한 뒤, 30 mesh 체로 걸러 시료 입자를 균일하게 한 뒤 이화학적 분석을 진행하였다.

### 2.2. 이화학적 분석

#### 2.2.1. 수분 함량 및 ASTA color value 측정

고춧가루의 수분함량은 American Spice Trade Association

(ASTA) analytical method 2.1을 참고하여, 70℃로 설정한 vacuum oven dryer(OV-11, Jeio Tech, Daejeon, Korea)에서 6시간 동안 건조하여 수분함량을 측정하였다. ASTA color value 측정법은 AOAC official method 971.26을 참고하였으며, 시료 0.1 g에 acetone을 채우고 1분간 shaking한 뒤 암소에서 16시간 방치하여 시액을 제조하였다. 시액은 UV-spectrophotometer(Thermo Fisher Scientific, Vantaa, Finland)를 이용하여 460 nm에서 흡광도를 측정한 후 아래 식에 대입하여 계산하였다.

$$ASTA \text{ value} = \frac{A \times 16.4}{W}$$

*A*: absorbance at 460 nm,

*W*: sample weight (g)

### 2.2.2. 캡사이시노이드 함량 분석

시료 2 g에 메탄올 10 mL와 boiling chip을 넣고 90℃로 설정된 dry heating block(MaXtable H10, Daehan, Incheon, Korea)에서 1시간 가열한 후 상온에서 냉각하였다. 냉각된 추출물은 Whatman No. 1로 여과한 후, 0.2 μm syringe 필터로 재여과함으로써 캡사이시노이드 함량 분석에 이용되었다. 캡사이시노이드 함량은 HPLC 시스템(High Performance Liquid Column, Agilent 1260 infinity II, Agilent Technology, Santa Clara, CA, USA)을 사용하여 정량하였다. 샘플 주입량은 10 μL로 설정하였으며, column은 35℃로 설정된 XTerraTMRP18(5 μm, 4.6×150 mm id., Waters, Milford, MA, USA)을 사용하였다. 이동상(A: acetic acid, B: acetonitrile)의 유속은 1 mL/min으로 하고, gradient법(A : B = 60 : 40, 38 : 62, 20 : 80)을 적용했다. Variable wavelength detector를 사용하여 280 nm에서 흡광도를 측정하였으며, capsaicin(Sigma-Aldrich, St. Louis, MO, USA)과 dihydrocapsaicin(Sigma-Aldrich, St. Louis, MO, USA)을 표준 물질로 사용하여 검량선을 작성했다.

### 2.2.3. 통계분석

Statistical Package for Social Sciences(SPSS Inc.,

Chicago, IL, USA) 프로그램 중에서 일원배치분산분석(ANOVA) 샘플 간의 유의적인 차이는 Duncan의 다중 범위 검정(Duncan's multiple range test)에 의해 확인되었다( $p < 0.05$ ).

## 2.3. 초분광 이미지 분석

### 2.3.1. 초분광 데이터 획득과 추출

고춧가루의 초분광 이미지는 indium gallium arsenide 센서와 두 개의 할로겐 광원(1,400 nm long pass filter)이 설치된 SWIR 영역인 900-1,700 nm의 분광계(ImSpector N17E system, Spectral Imaging Ltd., Oulu, Finland)를 사용하여 획득되었다. 본 시스템은 라인 스캔 방식(pushbroom)으로 30 μm slit을 통해 5 nm 간격으로 이미지의 반사 강도를 얻는 방식으로 작동되었으며, 하나의 초분광 이미지는 각 파장 영역대에서 총 256개의 이미지가 획득되었다. 백색판을 reference로 하여 샘플을 측정하기 전에 보정하였으며, 시료는 직경 5 cm가 투명 petridish에 바닥이 보이지 않게 3.5 g씩 편평하게 담았다. 고춧가루의 울퉁불퉁한 표면이 근적외선 흡광도에 영향을 줄 수 있으므로 고르게 평탄화한 후, 각 시료마다 petridish 50개씩 촬영하여, 총 450개의 초분광 이미지를 획득하였다. 초분광 이미지 시스템은 Microsoft Window를 사용하여 운영되었다. Petridish의 내부 영역의 필요한 정보만을 추출하기 위해 PerClass(version 3.0.7, Delft, Netherlands) 프로그램의 region of interest(ROI) 기능을 사용하였으며, 선택된 영역의 평균스펙트럼을 다변량 통계분석에 이용하였다.

### 2.3.2. 데이터 전처리

데이터 전처리는 시료의 고르지 못한 외관이나 주변의 불필요한 광원, 기기 조건의 변화에 의해 발생하는 스펙트럼의 산란 효과나 잡음을 제거함으로써 예측 모델의 성능을 향상시킬 수 있다(Bae 등, 2016). PLS 모델의 예측정확도를 향상시키기 위해서 normalization, multiplicative scatter correction(MSC), standard normal variate(SNV), Savitzky-Golay first derivative(SG) 전처리를 시도하였고, 모든 데이터 전처리는 Unscrambler(version 10.5, CAMO, Trondheim, Norway) 프로그램을 사용하여 수행되었다.

### 2.3.3. 주성분 분석

다변량 통계분석에는 데이터의 특성을 알 수 없을 때, 데이터의 패턴이나 데이터 사이의 관계를 찾아내는 비지도 학습(unsupervised learning)과, 입력값과 출력값이 존재하는 데이터를 설정된 알고리즘을 통해 학습함으로써 최적의 모형을 찾음으로써 결과를 예측하거나 판별하는 지도 학습(supervised learning)으로 분류될 수 있다(Lee 등, 2019). 본 연구에서는 고춧가루 시료의 신미도 및 입도에 따른 전반적인 군집 경향을 시각화하기 위하여 대표적인 비지도 학습인 주성분 분석(principal component analysis, PCA)을 수행하였다. 900-1,700 nm 영역에서의 스펙트럼 데이터로 2차원과 3차원의 PCA score plot을 도출했다. 주성분 수가 클수록 과적(overfitting)이 발생하여 예측 모델에 신뢰성이 떨어지므로(Jang 등, 2016), 최대 주성분은 7로 설정하였다. 주성분 분석은 Unscrambler 통계(version 10.5, CAMO, Trondheim, Norway) 프로그램을 통해 이루어졌다.

### 2.3.4. 부분 최소 제곱 판별 분석(PLS-DA)과 주요 파장 영역대(key wavelength) 선정

입자 크기 분포가 다양한 고춧가루의 신미도 등급을 분류하기 위해 PLS-DA에서는 X 변수에는 스펙트럼 데이터, Y 변수에는 매운맛 성분의 실측값 대신 해당하는 가상 변수를 삽입하였다. KS 규격을 기준으로 순한맛 시료(JCS, JCM, JCL)는 '1', 보통 매운맛 시료(MRS, MRM, MRL)는 '2', 매운맛 시료(CYS, CYM, CYL)는 '3'으로 가상 변수를 설정하였으며, 각각의 가상 변수가 '0.5-1.5', '1.5-2.5', '2.5- 3.5' 범위 안에서 예측되었을 때, 정확하게 예측되었다고 판단하였다. 예측 결과값이 가상 변수값과 가까울수록 판별 성능이 우수하다고 보았다. 450개의 전체 분광 데이터의 70%(n=315)는 교정 모델 구축에 사용하였으며, 데이터의 나머지 30%(n=135)는 모델을 검증하기 위한 테스트에 활용하였다. 개발된 모든 PLS 모델의 성능을 평가하기 위해 calibration model에서의 결정 계수( $R_c^2$ ), validation model에서의 결정 계수( $R_v^2$ ), calibration model의 제곱 평균 제곱근 오차(RMSEC, root mean square error of calibration), cross-validation model의 제곱 평균 제곱근 오차(root mean square error of validation, RMSEV)

값이 고려되었다. 모든 다변량 통계 분석은 Unscrambler (version 10.5, CAMO, Trondheim, Norway) 프로그램을 사용하여 수행되었다. 전 파장 영역대(full wavelength)를 사용하여 예측 모델을 연산하는 것은 비교적 시간이 많이 소요되며, 데이터의 양이 막대하여 데이터 처리에 불편함을 겪는다. 따라서 전체 파장 영역이 아닌 주요 파장의 스펙트럼을 선정하여 예측 모델 개발 속도를 높이고 연산을 간단하게 하였다. Regression coefficient값의 절대값이 높은 주요 파장 영역대를 선택하여, 매운맛 등급 판별을 위한 PLS-DA 모델과 매운맛 성분 함량 예측을 위한 PLSR 모델을 개발했다. 그리고 전 파장 영역대의 모델과 주요 파장 영역의 모델의 매운맛 판별 및 예측정확도를 비교하였다.

### 2.3.5. 부분 최소 제곱 회귀 분석(PLSR)

PLSR 통계법은 주성분 분석과 다중 회귀 분석의 기능을 결합하며, 예측 변수 X(spectrum 데이터)와 독립변수 Y (chemical 데이터) 간의 관계를 선형 모델로 표현하여 독립변수를 분석하거나 예측하는 것을 목표로 한다(Abdi, 2003). 예측값 Y는 다음 식으로 연산된다.

$$Y = \beta X + b$$

$\beta$ : vector of regression coefficient

b: model offset

이는 독립변수만을 고려하는 주성분 모델보다 더 안정적인 특징을 보인다. 매운맛을 나타내는 캡사이신, 디하이드로캡사이신, 총 캡사이시노이드 함량을 예측하기 위해, 지도 학습 중 하나인 부분 최소 제곱 회귀(partial least square regression, PLSR) 분석을 시도했다. X 변수에는 전 파장 영역(900-1,700 nm)의 스펙트럼 데이터, Y 변수에는 측정된 캡사이신, 디하이드로캡사이신, 총 캡사이시노이드 함량을 삽입하였다. 나머지 모델링 과정은 PLS-DA 분석 과정과 동일하였으며, full wavelength와 key wavelength에 대한 모델의 예측 정확도를 비교하였다.

### 2.3.6. 모델 성능 평가

초분광 영상 데이터를 이용한 PLS 모델의 결과를 바탕으로

로 예측 테스트 모델의 성능을 평가하였다. 예측 모델의 성능은 기계학습에서 일반적인 성능 척도로 사용하는 지표인 정확도(accuracy), 정밀도(precision), 민감도(재현율; recall)를 기준으로 평가하였으며, 성능 파라미터는 다음과 같은 식으로 정의되었다(Taheri-Garavand 등, 2015).

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN}}$$

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}}$$

$$\text{Sensitivity} = \text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}}$$

TP(true positive)는 특정 매운맛 등급인 샘플이 해당 매운맛으로 올바르게 분류된 경우의 데이터 수이며, TN (true negative)은 특정 매운맛 등급이 아닌 샘플이 해당 매운맛 등급으로 분류되지 않은 경우의 데이터 수를 의미한

다. FP(false positive)는 특정 매운맛 등급이 아닌 샘플이 해당 매운맛 등급으로 잘못 분류된 경우의 데이터 수를 뜻하며, FN(false negative)은 특정 매운맛 등급인 샘플이 해당 매운맛 등급으로 분류되지 않고 잘못 예측된 경우의 데이터 수이다.

### 2.3.7. 캡사이시노이드 분포 시각화

초분광 이미지는 각 픽셀이 가지고 있는 분광 정보를 영상으로 한 번에 나타낼 수 있는 것이 특징이다. 고춧가루의 매운맛 등급을 신속 판별하는 것이 가능하도록 PLS 모델을 기반으로 하여 예측된 캡사이시노이드 함량을 visualization map의 형태로 표현하였다. 프로그램은 Evinced(Prediktera AB, Umea, Sweden) 소프트웨어를 사용하였다.

## 3. 결과 및 고찰

### 3.1. 이화학적 품질 특성

입도 분포와 맵기 정도에 따른 고춧가루의 ASTA 값, 캡사이시노이드 함량, 외관의 분석 결과는 Fig. 1에 나타내었다. 모든 시료의 수분함량은 4.76-6.78%로, KS 규격에서

Sample <sup>1)</sup>	JC			MR			CY			
Pungency notation	Mild hot			Medium hot			Very hot			
Particle size ratio <sup>2)</sup> (S:M:L)	60:35:5	20:60:20	5:35:60	60:35:5	20:60:20	5:35:60	60:35:5	20:60:20	5:35:60	
Label	JCS	JCM	JCL	MRS	MRM	MRL	CYS	CYM	CYL	
Image										
Moisture contents	5.54 ±0.12 <sup>c2)</sup>	5.86 ±0.75 <sup>d</sup>	6.78 ±0.12 <sup>f</sup>	4.76 ±0.13 <sup>a</sup>	5.09 ±0.23 <sup>b</sup>	5.52 ±0.15 <sup>c</sup>	6.50 ±0.11 <sup>e</sup>	4.98 ±0.07 <sup>b</sup>	5.52 ±0.08 <sup>c</sup>	
ASTA color	69.05 ±0.71 <sup>e</sup>	65.15 ±0.49 <sup>d</sup>	63.87 ±0.69 <sup>od</sup>	61.50 ±0.48 <sup>c</sup>	56.89 ±0.74 <sup>b</sup>	51.97 ±1.51 <sup>a</sup>	87.09 ±3.69 <sup>g</sup>	76.97 ±1.88 <sup>f</sup>	74.41 ±0.69 <sup>f</sup>	
Capsaicinoid (mg/kg)	Capsaicin	83.22 ±1.66 <sup>a</sup>	79.17 ±0.32 <sup>a</sup>	74.17 ±0.73 <sup>a</sup>	224.93 ±1.72 <sup>b</sup>	222.95 ±3.87 <sup>b</sup>	210.78 ±1.89 <sup>b</sup>	667.25 ±12.40 <sup>e</sup>	582.86 ±34.80 <sup>d</sup>	540.60 ±4.78 <sup>c</sup>
	Dihydrocapsaicin	55.49 ±1.05 <sup>a</sup>	51.92 ±0.11 <sup>a</sup>	48.02 ±0.48 <sup>a</sup>	205.27 ±5.22 <sup>c</sup>	207.12 ±4.36 <sup>c</sup>	195.39 ±3.75 <sup>b</sup>	257.06 ±4.69 <sup>e</sup>	224.16 ±13.02 <sup>d</sup>	207.39 ±1.73 <sup>c</sup>
	Total	138.72 ±2.71 <sup>a</sup>	131.09 ±0.35 <sup>a</sup>	122.19 ±1.17 <sup>a</sup>	430.21 ±6.48 <sup>b</sup>	430.07 ±7.14 <sup>b</sup>	406.17 ±3.62 <sup>b</sup>	924.31 ±17.08 <sup>e</sup>	807.02 ±47.82 <sup>d</sup>	747.98 ±6.48 <sup>c</sup>

Fig. 1. Physicochemical properties and appearance of red pepper powder. <sup>1)</sup>JC, red pepper powder produced in Jeongcheon-myeon, Jinan-gun; MR, red pepper powder produced in Jeongcheon-myeon, Jinan-gun; CY, *cheongyang* red pepper powder produced in Jinan-gun. <sup>2)</sup>S, less than 0.425 μm; M, 0.425-0.850 μm; L, 0.850 μm-2.00 mm. <sup>3)</sup>Mean±standard deviation (n=3) with different superscript letters is significantly different at 5% level.

제시하고 있는 13% 이하 기준에 부합했으며, 큰 입도 분포가 많을수록 수분함량이 높게 나타났다. 수분이 적은 과육 부분의 조직이 약함으로 분쇄가 빨리 되는 경향이 있을 뿐만 아니라, 입도가 작을수록 표면적이 넓어 제조 후 유통, 저장 과정에서 수분 증발이 더욱 빠르게 진행될 수 있다. ASTA 값은 국제사회에서 고춧가루의 색을 표현하는 값으로, Choi 등(2000)의 연구에 의하면 고춧가루의 ASTA 값은 60.5-183.4의 범위에 있다고 하였다. 본 연구에 사용된 시료의 ASTA 값은 51.97-87.09로 유사한 범위 내에 분포하였다. 입도가 작은 입자가 많이 분포할수록 ASTA 값이 유의적으로 높았으며, 외관의 색이 밝고 채도가 높은 경향이 나타났다. 고춧가루 색 carotenoid의 capsanthin과 capsorubin 등에 기인하며, 구조상 산화되기 쉽고 가공, 저장 중 파괴되어 색도가 충분히 변화할 수 있다(Chung 등, 1992). 따라서 고춧가루의 색과 같은 외관을 관찰하는 것으로 매운맛을 판단하는 것은 어렵다.

고추의 매운맛 성분은 capsaicinoid계 화합물로 capsaicin과 dihydrocapsaicin이 주를 이루며, 본 연구에서는 미량 성분을 제외하고 capsaicin과 dihydrocapsaicin의 합을 total capsaicinoid라고 칭하였다. JC, MR, CY는 총capsaicinoid 함량의 범위가 각각 122.19-138.72 mg/kg, 406.17-430.21 mg/kg, 747.98-924.31 mg/kg으로 나타나 매운맛 등급을 순한맛, 보통 매운맛, 매운맛으로 칭할 수 있다. 시료의 종류와 상관없이 capsaicin과 dihydrocapsaicin 함량은 대체로 작은 입자 분포가 많을수록 증가하는 경향을 보였다. 고추는 크게 과육, 씨, 태좌로 구성되며, capsaicinoid는 태좌에서 주로 생성되어 고추 내에 그 함량 분포에 차이를 보인다(Yu 등, 2009). 분쇄 과정 중 조직이 상대적으로 약한 태좌와 태좌가 붙어 있는 격막이 가장 먼저 분쇄됨에 따라, 입도가 작은 고춧가루에 capsaicinoid 함량이 높아지게 되는 것이다(Lee와 Hwang, 1998). 따라서 입도 혼합 분포가 다르면 고춧가루의 색이나 매운맛이 달라질 수 있으므로 고춧가루의 매운맛 정도를 판단할 때 입도에 대한 정보가 고려될 필요가 있다.

### 3.2. 초분광 이미지 스펙트럼 해석

Fig. 2는 매운 정도와 입도 분포가 다른 고춧가루에서 획득된 초분광 평균 스펙트럼을 나타낸 것이다. 스펙트럼을

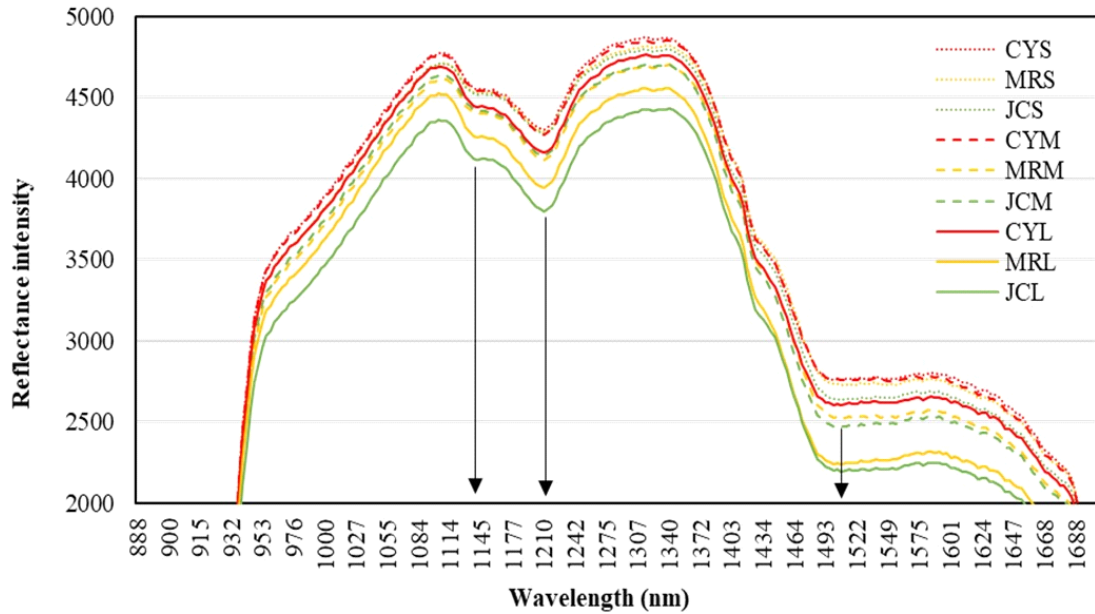
관찰해 본 결과, 고춧가루는 공통적으로 탄수화물 50-60%, 조단백 10-15%, 조지방 10%, 회분 5%로 구성되어 있으므로(Jeong 등, 2005), 모든 스펙트럼의 형태는 유사하였으며, 샘플에 따라 전반적인 반사 강도에서 차이를 보였다. 주된 흡광 영역대는 대략 1,120, 1,220, 1,510 nm였으며, 특히 1,120 nm와 1,510 nm는 Mo 등(2011)이 순수 캡사이신 분말을 측정된 결과 나타났던 분광 peak 영역들 중 1,100-1,120 nm, 1,510-1,530 nm 영역과 일치하였다. 1,120 nm, 1,220 nm, 1,510 nm에서의 흡광 peak는 각각 CH<sub>3</sub>기의 2차 배음, C-H기의 stretching 진동과 N-H stretching 1차 배음에 의해 발생한다(Park 등, 2008; Rambla 등, 1997). 또한, 같은 고춧가루라도 입자 크기가 클수록 반사도의 강도가 낮았는데, 이는 입자 표면적이 클수록 광원으로부터 온 빛이 난반사가 될 확률이 높으며, 그로 인해 분광 센서로 도달하는 빛의 양이 줄어들기 때문이다. NIR 난반사 스펙트럼은 입자의 크기, 분포, 밀도 등과 같은 분말의 물리적인 특성과 관련이 있다(Barajas 등, 2007; Gupta 등, 2005). 캡사이시노이드에 관련하여 볼 때, 매운맛이 높은 시료일수록 1,490-1,600 nm에서 reflectance 강도가 높은 경향을 보였다. 따라서 초분광 반사율 데이터에서 시각적인 차이가 나타나 샘플의 입도와 매운맛에 대한 상대적인 비교가 가능하였다.

### 3.3. 다변량 분석

#### 3.3.1. 주성분 분석

앞서 평균 스펙트럼을 관찰하는 것만으로는 고춧가루의 품질 특성에 대한 객관적인 정보를 확인하기 어려우며, 추가적인 통계분석이 필수적이다. 따라서 초분광 데이터를 다변량 분석함으로써 고춧가루의 품질을 수치적으로 표현하였다. Fig. 2(B)는 실험에서 사용된 총 450개의 고춧가루 초분광 스펙트럼을 이용하여 주성분 분석을 수행하고 그 결과를 2차원과 3차원의 score plot으로 나타낸 것이다. 제1 주성분(PC1)에서 제2 주성분(PC2)까지의 주성분만 사용하여 총변동의 99%가 표현되었다. Fig. 2(B)에서는 작은 입자의 분포가 많은 샘플일수록(표식 ●) PC1의 양의 방향으로 군집화되었으며, PC3까지 표현되는 3차원 plot에서는 매운맛의 정도에 따라 크게 3개의 그룹으로 분리되었다. 초분광 스펙트럼은 특히 수분의 O-H기의 vibration에 민감

(A)



(B)

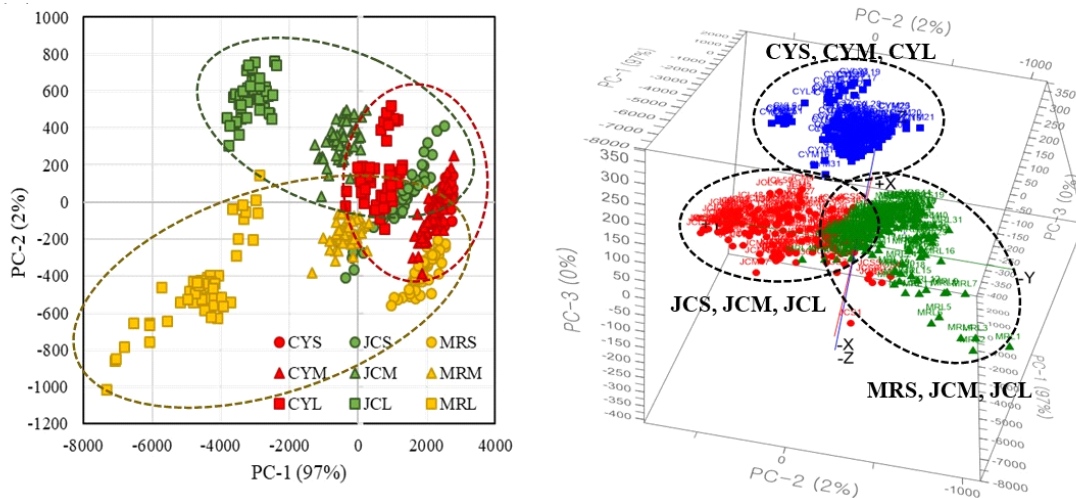


Fig. 2. Hyperspectral mean reflectance (A) and PCA score plot (B) of various red pepper powders with different spiciness according to particle size distribution.

하며 그에 따라 수분의 비율이 높은 식품 분야에서 수분함량 예측 논문이 다수 발표되고 있다(Huang 등, 2014; Wu 등, 2012; Yang 등, 2017). 하지만 본 연구의 PCA 결과에서 보면 수분함량이 유사한 JCS, MRL, CYL과 MRM, CYM은 그룹이 서로 분리되어 있는 것을 볼 수 있었다. 수분함량에 대한 경향보다는 입도에 따른 분포가 두드러졌으며, 입도와 같은 물리적인 특성이 분광 스펙트럼에 더 유의

적인 영향을 미친 것으로 보인다. 따라서 수분함량 차이가 매운맛을 등급화하는 것을 방해하지 않았으며, KS 규격에 따라 여러 입자 크기로 제조된 고춧가루의 매운맛 등급을 정확하게 분류할 수 있을 것으로 사료된다.

### 3.3.2. Key wavelength 선정

매운맛 등급 판별을 위하여 전 파장 영역(full wavelength)

의 스펙트럼을 이용하여 PLS-DA를 수행한 결과 도출된 regression coefficient는 Fig. 3에 나타내었다. Regression coefficient값은 PLS-DA 모델에서 영향력 있는 파장을 선택하는 데 유용하므로(Cheng과 Sun, 2015), 판별을 가능하게 하는 데에 관여하는 주요 성분들을 추측할 수 있다. 주요 피크가 나타나는 파장 영역대를 탐색해본 결과, 1,214 nm, 1,399 nm, 1,518 nm 영역에서 절대값이 현저하게 높은 peak가 나타났다. 캡사이신과 디하이드로캡사이신은 각각  $C_{18}H_{27}NO_3$ 과  $C_{18}H_{29}NO_3$ 의 화학 구조로(Gnayfeed 등, 2001), C-H, O-H, N-H기를 기본적으로 가지고 있다. Jiang 등(2018)은 약 1,200 nm에서 발생하는 흡수 피크는 각각 C-H기의 스트레칭 진동에 의한 것이라고 밝혔을 뿐만 아니라, 과채류 안에 존재하는 캡사이신과 디하이드로캡사이신과 주로 관련될 수 있다고 언급하였다. Park 등(2008)은 순수 캡사이신의 흡광 스펙트럼에서 본 연구의 시료와 유사한 영역에서 peak가 나타났으며, 약 1,400 nm 영역은 C-H기와 O-H기의 1차 배음 결합을 의미하며, 1,520 nm 주변 영역은 캡사이신의 N-H기의 1차 배음을 의미한다고 보고하였다. 따라서 본 영역은 캡사이신 등의 매운맛을 나타내는 성분 차이를 판별하고, 그 함량을 예측하는 것에 기여하는 특정 파장 영역이라고 판단된다. 따라서 본 연구에서는 1,214 nm, 1,399 nm, 1,518 nm를 포함한 1,201-1,226 nm, 1,387-1,411 nm, 1,508-1,529 nm 영역을 최적 파장 영역대(key wavelength)로 선택하여, 256 band였던 스펙트럼 데이터를 21 band로 축소시킬 수 있

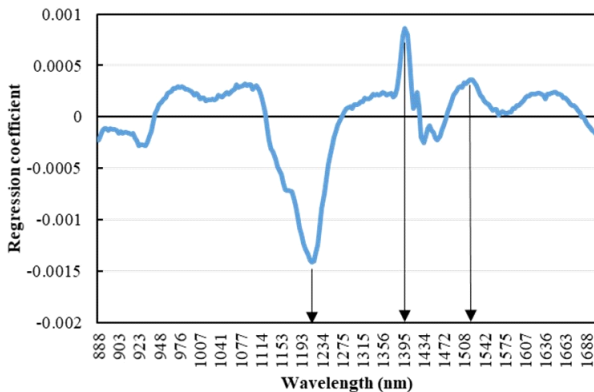


Fig. 3. Regression coefficient of PLS-DA model developed with raw hyperspectral data.

었다.

### 3.3.3. PLS-DA 모델을 통한 매운맛 등급 판별

Fig. 4는 전 파장 영역과 선택된 최적 파장 영역대에서 개발한 PLS-DA 모델링 결과와, confusion matrix 기반의 각 매운맛 등급에 대한 accuracy, precision, recall 값이다. 전 파장 영역대의 데이터로 개발된 모델에서는 raw 데이터를 비롯하여 모든 전처리된 데이터에 대한 모델들이, 개발 시 설정되었던 가상 변수 구간 내에서 성공적으로 예측되어 순한맛(0.5-1.5), 보통 매운맛(1.5-2.5), 매운맛(2.5- 3.5) 단계를 구별할 수 있었다(Fig. 4(A)). 특히 SNV와 MSC 전처리된 모델에서 가상 변수와 가장 가까운 값으로 예측되었으며, accuracy, precision, recall 값은 모든 매운맛 등급 샘플에 대하여 1로 산출되어 높은 매운맛 예측 정확도를 확인할 수 있었다.

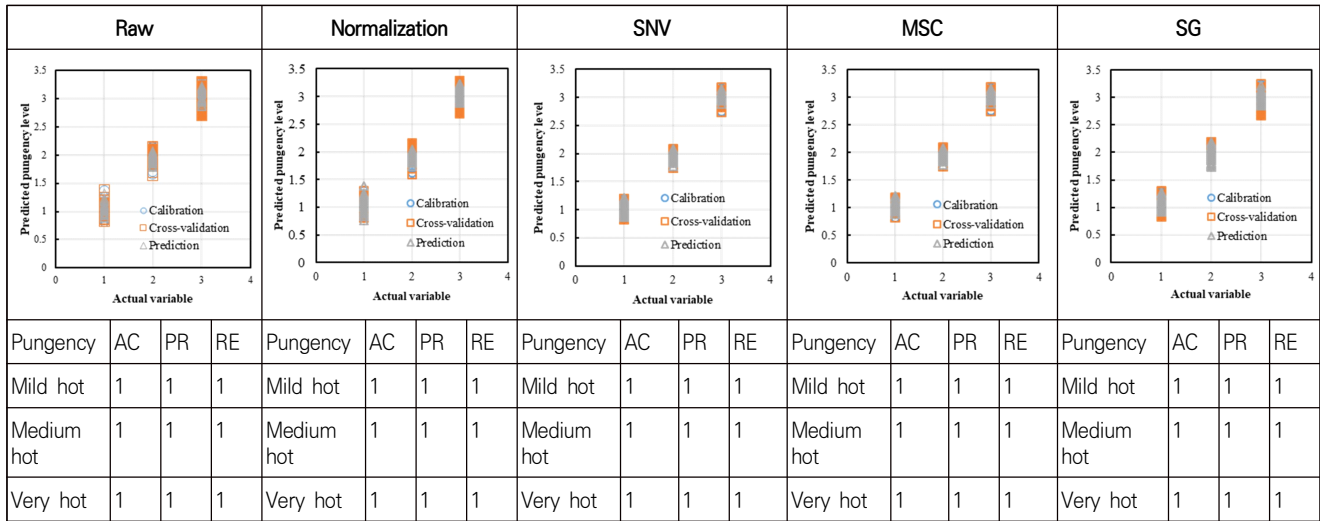
Fig. 4(B)는 key wavelength의 스펙트럼으로 개발된 PLS-DA 모델 결과로, normalization과 SNV, MSC 전처리 데이터의 prediction 모델에서 가상 변수 '1'로 설정된 순한맛 등급의 일부 데이터가 1.5를 초과하여 판별에 오차가 발생하였다. 정확도(accuracy)는 가장 직관적으로 모델의 성능을 나타낼 수 있는 평가 지표인데, SNV와 MSC 전처리 모델의 경우 '순한맛' 등급의 고춧가루가 0.985의 값을 보였으며, 재현율(recall) score는 0.956으로 다른 전처리 모델은 '1'임에 비해 낮게 나타났다. 반면에 raw 데이터와 SG 전처리 데이터에 대한 prediction 모델에서는 해당하는 구간의 값으로 매운맛이 예측됨으로써, 21 band의 스펙트럼만을 이용하여 매운맛 등급 판별이 가능함을 확인하였다.

### 3.3.4. PLS 모델을 통한 매운맛 성분 예측

전 파장 영역과 선택된 최적 파장 영역대에서 개발된 캡사이신, 디하이드로캡사이신, 총캡사이시노이드 함량 예측 PLS 모델 성능 결과는 Table 1에 나타내었다. 전 파장영역의 모델 결과를 관찰해본 결과, 데이터 전처리를 수행한 결과 raw 데이터에 대한 모델에 비해 성능이 향상되는 모델도 있었으나, 그 차이가 크지 않아 전처리의 필요성이 높지 않았다. 또한, 데이터 전처리 유무와 상관없이 모든 매운맛 성분에 대한  $R_p^2$ 값이 0.95 이상으로, 높은 예측 정확도가



(A)



(B)

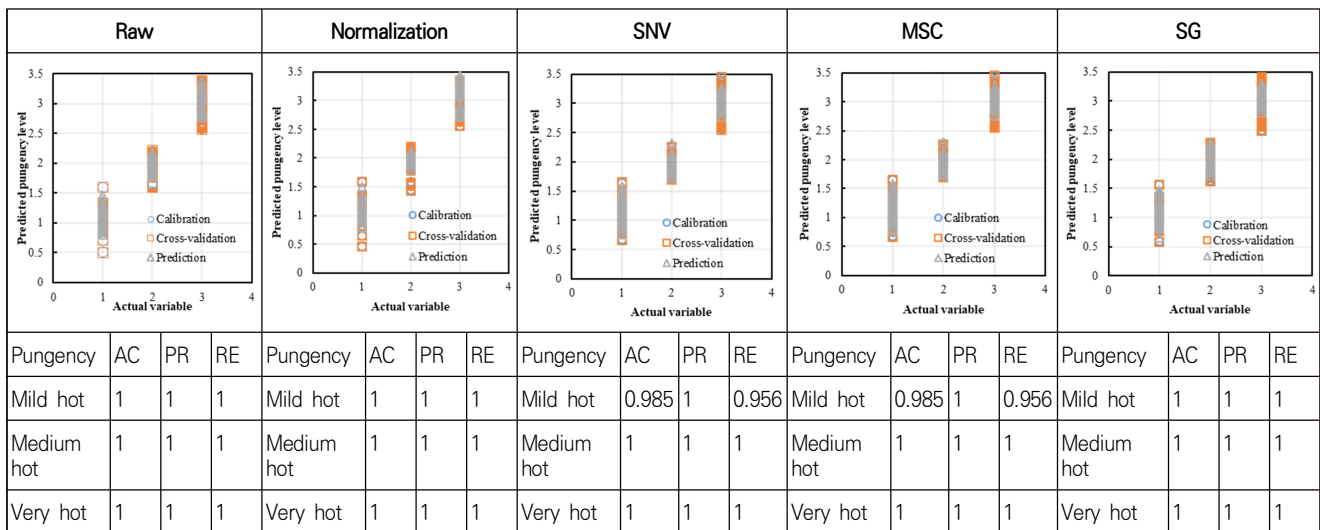


Fig. 4. Performance of data preprocessed PLS-DA model for determining pungency level of red pepper powder. (A), Model using spectra at full wavelength; (B), Model using spectra at selected key wavelength. SNV, standard normal variate; MSC, multiplicative scatter correction; SG, Savitzky-Golay first derivative; AC, accuracy; PR, precision; RE, recall.

나타났다. 총 450개의 스펙트럼 데이터 중, 315개의 데이터로 구축한 훈련 모델에서 raw 데이터에 의한 성능은 다음과 같다.  $R_c^2$ 값은 캡사이신, 디하이드로캡사이신, 총캡사이시노이드 함량에 대해 각각 0.9776, 0.9769, 0.9835였으며, 교차 검증 모델(cross-validation model)의  $R_{cv}^2$ 값은 0.9764, 0.9748, 0.9821로 나타났다. 나머지 135개의 raw 데이터로 테스트를 한 예측 모델에서 총 캡사이시노이드에 대한  $R_p^2$ 는 0.9833로 성분 중 가장 높은 예측정확도를 보였다.

최적 파장 영역대(1,201-1,226 nm, 1,387-1,411 nm, 1,508-1,529 nm)에서 개발된 PLS 모델링 결과에서도 성능 향상에 대해 데이터 전처리의 의미가 크지 않았다. 특정 파장 영역의 스펙트럼 정보만 이용함에 따라 전 파장 영역대 예측 모델에 비하여, RMSEC값은 0.43-1.89배, RMSECV는 0.43-1.81배 증가하였고  $R_p^2$ 는 대략 0.014-0.057 감소하였다.  $Offset_c$ 값은 1.04-7.38배,  $offset_{cv}$ 값은 1.05-6.98배까지 증가하였다. 하지만 시료의 입도가 규격에 따라 혼합되어 있음에도 raw 데이터의 캡사이신, 디하이드로캡

**Table 1.** Performance of the PLSR model developed using hyperspectral data with various preprocessing at full wavelength and selected key wavelength

Wavelength region	Pungency component	Pre-processing <sup>1)</sup>	F <sup>2)</sup>	Training model (n=315)						Prediction model (n=135)
				Calibration			Cross-validation			
				Offset <sub>c</sub>	RMSEC	R <sub>c</sub> <sup>2</sup>	Offset <sub>cv</sub>	RMSECV	R <sub>cv</sub> <sup>2</sup>	
Full wavelength	Capsaicin	Raw	5	6.6863	33.0606	0.9776	6.8902	34.0150	0.9764	0.9700
		Normalization	4	7.8969	35.9279	0.9735	8.1336	36.7714	0.9725	0.9631
		SNV	3	9.4645	39.3325	0.9683	9.6388	40.0263	0.9674	0.9531
		MSC	3	9.4645	39.3322	0.9683	9.6324	40.0252	0.9674	0.9531
		SG	4	3.8072	24.9469	0.9872	4.2379	25.9852	0.9862	0.9796
	Dihydrocapsaicin	Raw	6	3.7256	12.0341	0.9769	4.0572	12.6012	0.9748	0.9719
		Normalization	6	2.7254	10.2924	0.9831	2.9807	11.0459	0.9807	0.9807
		SNV	6	1.3245	7.1757	0.9918	1.4575	7.6669	0.9907	0.9740
		MSC	6	1.3231	7.1711	0.9918	1.4559	7.6572	0.9907	0.9736
		SG	5	2.7787	10.3926	0.9828	3.2467	10.8770	0.9813	0.9685
	Total capsaicinoid	Raw	6	7.6009	37.0957	0.9835	8.0960	38.6849	0.9821	0.9833
		Normalization	4	14.2431	50.7809	0.9690	14.7314	51.8528	0.9679	0.9568
		SNV	4	11.1449	44.9196	0.9758	11.3963	46.2343	0.9745	0.9712
		MSC	4	11.1453	44.9193	0.9758	11.3844	46.2284	0.9745	0.9713
		SG	3	10.6840	43.9810	0.9768	12.1489	44.9624	0.9759	0.9649
Selected key wavelength	Capsaicin	Raw	5	17.7601	53.8793	0.9405	18.0993	54.8613	0.9387	0.9221
		Normalization	3	21.0571	58.6663	0.9294	21.3966	59.5285	0.9278	0.9110
		SNV	3	19.3931	56.3022	0.9350	19.7744	57.4230	0.9328	0.9241
		MSC	3	19.3318	56.2113	0.9352	19.7084	57.3285	0.9331	0.9242
		SG	3	17.6862	53.7674	0.9407	18.2175	54.7148	0.9390	0.9153
	Dihydrocapsaicin	Raw	4	10.0777	19.7921	0.9375	10.2481	20.1908	0.9354	0.9351
		Normalization	3	10.4678	20.1710	0.9351	10.6284	20.4738	0.9336	0.9268
		SNV	5	10.8211	20.5091	0.9329	11.3596	21.2718	0.9283	0.9123
		MSC	5	11.0828	20.7554	0.9313	11.6233	21.5150	0.9266	0.9103
		SG	3	9.3156	19.0289	0.9423	9.4943	19.3864	0.9404	0.9355
	Total capsaicinoid	Raw	4	28.1112	71.3358	0.9389	28.6070	72.6496	0.9370	0.9261
		Normalization	3	32.2657	76.4280	0.9298	32.7568	77.5534	0.9282	0.9158
		SNV	5	25.1292	67.4507	0.9453	26.2636	69.9567	0.9416	0.9354
		MSC	3	35.1339	79.7534	0.9236	35.9736	81.4185	0.9209	0.9157
		SG	3	26.4502	69.2007	0.9425	27.1553	70.3840	0.9409	0.9235

<sup>1)</sup>SNV, standard normal variate; MSC, multiplicative scatter correction; SG, Savitzky-Golay first derivative.

<sup>2)</sup>F, factor; RMSEC, root mean square errors of calibration; R<sub>c</sub><sup>2</sup>, correlation coefficient of the calibration; RMSECV, root mean square errors of validation; R<sub>cv</sub><sup>2</sup>, correlation coefficient of the full cross validation; R<sub>p</sub><sup>2</sup>, correlation coefficient of the prediction.

사이신, 총캡사이시노이드 함량에 대한  $R_p^2$ 는 각각 0.9221, 0.9351, 0.9261로 부족하지 않은 예측 성능을 보였다. 이와 마찬가지로, Heo 등(2021)은 초분광 데이터에서 최적 파장 영역대를 선정하여 PLS 분석을 함으로써 RMSE값이 1-2% 증가했으나, 높은 정확도로 건조 자색 고구마의 수분 함량을 예측하는 것이 가능하였다고 언급하였다. 따라서, 고춧가루의 매운맛 측정을 위해서, 최적의 파장 영역대 선정하는 것은 모델의 연산량을 줄이고 데이터 처리를 간단하게 할 뿐만 아니라 높은 예측정확도를 유지할 수 있음을 확인하였다.

### 3.3.5. 캡사이시노이드 함량의 시각화 지도

초분광 이미지 안에 있는 각 픽셀은 스펙트럼을 의미하므로, 샘플 안 픽셀의 스펙트럼을 활용하여 특정 화학성분을 시각화할 수 있다. Fig. 5는 고춧가루 각각의 입도가 가지는 캡사이시노이드 함량을 보여주기 위해 PLS 회귀 모델로부터 얻은 visualization map이다. 캡사이시노이드 함량이 낮을수록 푸른색으로 나타냈으며, 하늘색과 연두색을 거쳐 매우 매운맛일 때, 붉은색으로 나타내도록 하였다. Figure의 색 지표에 따라 순한맛 등급(150 mg/kg 미만)인 JCS, JCM, JCL은 대부분의 입자가 푸른빛을 띠었고, 보통 매운맛 등급(300-500 mg/kg)인 MRS, MRM, MRL은 파

란색과 하늘색이 주로 분포했다. 매운맛 등급(500-1,000 mg/kg)인 CYS, CYM, CYL은 캡사이시노이드 함량 범위가 크므로, 상대적으로 다양한 색으로 표현되었다. 한 샘플의 이미지 안에서 캡사이시노이드 함량 분포가 조금씩 다르게 나타나는 것은, Table 1에서 알 수 있듯이 같은 시료라도 입자가 작을수록 캡사이시노이드 함량이 높은 경향이 있기 때문이다. 따라서 초분광 이미지로부터 얻은 캡사이시노이드 함량에 대한 분광 정보를 입도 분포에 따라 시간적이고 자세하게 나타냄으로써, 고춧가루의 매운맛 정보를 신속하게 모니터링할 수 있는 분석법으로 활용될 수 있다.

## 4. 요약

본 연구는 표준규격에 따라 입도가 혼합된 고춧가루의 초분광 이미지를 다변량 분석하여, 매운맛 등급 판별 및 매운맛 성분(캡사이신, 디하이드로캡사이신, 총캡사이시노이드) 함량 예측을 시도하였다. 주성분 분석으로 입도 분포와 관계 없이 매운맛 등급에 따라 그룹핑되었으며, PC1과 PC2는 99%의 설명력을 가졌다. PLS-DA로부터 도출된 regression coefficient 결과에 따라 1,201-1,226 nm, 1,387-1,411 nm, 1,508-1,529 nm를 key wavelength로 선정하였으며, 이는 캡사이시노이드 분자에 포함된 C-H, O-H, N-H

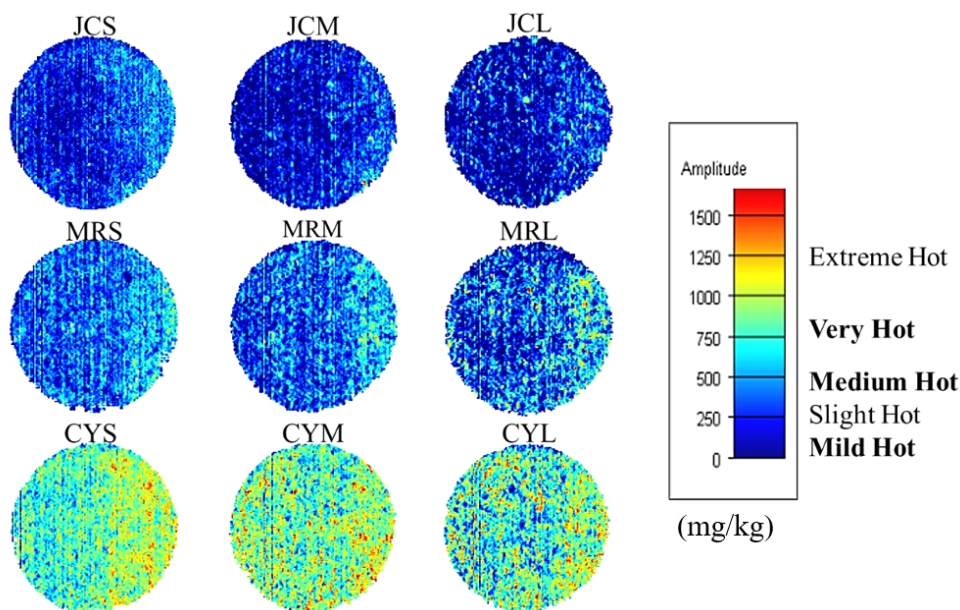


Fig. 5. Visualization maps for capsaicinoid content in red pepper powder using spectra at full wavelength.

기의 진동에 영향을 받은 영역이다. Key wavelength에서 raw 데이터에 대한 PLS 분석 결과, 고춧가루의 순한맛, 보통 매운맛, 매운맛 등급을 정확히 구별하였으며, 캡사이신 노이드 함량 예측 모델의  $R_p^2$ 는 0.9261로 높은 정확도를 보였다. 따라서 256밴드에서 21밴드로 축소된 스펙트럼 정보만으로 입도가 혼합된 고춧가루의 매운맛을 예측하는 것이 가능할 것으로 보인다. 또한, 매운맛 성분의 농도 분포를 픽셀 단위로 시각화할 수 있음으로써, 초분광 이미징은 표준규격으로 제조된 고춧가루의 품질을 비파괴적으로 현장 모니터링하는 데 유용한 기술이 될 것이다.

## 감사의 글

본 결과물은 농림축산식품부의 재원으로 농림수산식품 기술기획평가원(IPET)의 고부가가치 식품기술개발사업의 지원을 받아 연구되었음(321049-05).

### Conflict of interests

The authors declare no potential conflicts of interest.

### Author contributions

Conceptualization: Park KJ, Lim JH. Methodology: Choi JY, Cho JS, Kim SS. Formal analysis: Choi JY, Kim SS. Validation: Cho JS. Writing - original draft: Choi JY. Writing - review & editing: Park KJ, Lim JH.

### Ethics approval

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

### ORCID

Ji-Young Choi (First author)

<https://orcid.org/0000-0002-7854-9277>

Jeong-Seok Cho

<https://orcid.org/0000-0002-9513-4014>

Kee Jai Park

<https://orcid.org/0000-0003-3589-6575>

Sang-Seop Kim

<https://orcid.org/0000-0001-5653-7788>

Jeong Ho Lim (Corresponding author)

<https://orcid.org/0000-0002-4806-2046>

## References

- Abdi H. Partial Least Squares (PLS) Regression. Encyclopedia of Social Sciences Research Methods, Sage, CA, USA, p 792-795 (2003)
- Bae HJ, Seo YW, Kim DY, Lohumi S, Park ES, Cho BK. Development of non-destructive sorting techniques for viability of watermelon seeds using hyperspectral imaging techniques. J Korean Soc Nondestruct Test, 36, 35-44 (2016)
- Barajas MJ, Cassiani AR, Vargas W, Conde C, Roper J, Figueroa J, Romanach RJ. Near-infrared spectroscopic method for real-time monitoring of pharmaceutical powders during voiding. Appl Spectrosc, 61, 490-496 (2007)
- Burger J, Gowen A. Data handling in hyperspectral image analysis. Chemometr Intell Lab Syst, 108, 13-22 (2011)
- Cheng JH, Sun DW. Rapid quantification analysis and visualization of *Escherichia coli* loads in grass carp fish flesh by hyperspectral imaging method. Food Bioprocess Tech, 8, 951-959 (2015)
- Choi SM, Jeong YS, Park KY. Comparison of quality of red pepper powders produced in Korea. Korean J Food Sci Technol, 32, 1251-1257 (2000)
- Chung SK, Shin JC, Choi JU. The blanching effects on the drying rates and the color of hot red pepper. J Korean Soc Food Nutr, 21, 64-69 (1992)
- Diago MP, Fernandes AM, Melo-Pinto P, Tardaguila J. Use of visible and short-wave near-infrared hyperspectral imaging to fingerprint anthocyanins in intact grape berries. J Agric Food Chem, 64, 7658-7666 (2016)
- Gnayfeed MH, Daood HG, Biacs PA, Alcaraz CF. Content of bioactive compounds in pungent spice red pepper (paprika) as affected by

- ripening and genotype. *J Sci Food Agric*, 81, 1580-1585 (2001)
- Gupta A, Peck GE, Miller RW, Morris KR. Real-time near-infrared monitoring of content uniformity, moisture content, compact density, tensile strength, and young's modulus of roller compacted powder blends. *J Pharm Sci*, 94, 1589-1597 (2005)
- Heo SH, Choi JY, Kim J, Moon KD. Prediction of moisture content in steamed and dried purple sweet potato using hyperspectral imaging analysis. *Food Sci Biotechnol*, 30, 783-791 (2021)
- Huang M, Wang Q, Zhang M, Zhu Q. Prediction of color and moisture content for vegetable soybean during drying using hyperspectral imaging technology. *J Food Eng*, 128, 24-30 (2014)
- Hwang SY, An YH, Shin GM. A study on the quality of commercial red pepper powder. *Korean J Food Nutr*, 14, 424-428 (2001)
- Jang HJ, Choi CH, Choi TH, Kim JH, Kwon GH, Oh SI, Kim H, Kim YJ. The analysis of oat chemical properties using visible-near infrared spectroscopy. *Korean J Agric Sci*, 43, 715-722 (2016)
- Jeong EJ, Bang BH, Kim KP. The characteristics of *kimchi* by the degree of hotness of powdered red pepper. *Korean J Food & Nutr*, 18, 88-93 (2005)
- Jiang J, Cen H, Zhang C, Lyu X, Weng H, Xu H, He Y. Nondestructive quality assessment of chili peppers using near-infrared hyperspectral imaging combined with multivariate analysis. *Postharvest Biol Technol*, 146, 147-154 (2018)
- Johnson JB, Mani JS, Naiker M. Infrared spectroscopy for the quality assessment of habanero chili: A proof-of-concept study. *Eng Proc*, 8, 19 (2021)
- Kang JH, Son HJ, Hong EJ, Noh BS. Discrimination of grading pungency for red peppers spice using electronic nose based on mass spectrometer. *Food Eng Prog*, 14, 35-40 (2010)
- Ku KH, Kim NY, Park JB, Park WS. Characteristics of color and pungency in the red pepper for Kimchi. *Korean J Food Sci Technol*, 33, 231-237 (2001)
- Lee IS, Lee HJ, Cho EY, Kwon SB, Lee JS, Jeong HS, Hwang Y, Cho MC, Kim HR, Yoo SM, Kim HY. Spicy hot flavor grading in hot pepper powder for *Gochujang* in various cultivars using sensory characteristics. *Korean J Community Living Sci*, 22, 351-364 (2011)
- Lee KB, Park S, Sung S, Park D. A study on the prediction of CNC tool wear using machine learning technique. *Journal of the Korea Convergence Society*, 10, 15-21 (2019)
- Lee SM, Hwang IK. Changes of colors and pungent principles of red pepper powder with different seed contents and particle sizes during storages. *Korean J Soc Food Sci*, 14, 584-588 (1998)
- Lim J, Mo C, Kim G, Kim MS, Lee H. Development of model for the prediction of domestic red pepper (*Capsicum annuum* L.) powder capsaicinoid content using visible and near-infrared spectroscopy. *J Biosyst Eng*, 40, 47-60 (2015)
- Mo C, Kang S, Lee K, Lim JG, Cho BK, Lee HD. Development of prediction model for capsaicinoids content in red-pepper powder using near-infrared spectroscopy-particle size effect. *Food Eng Prog*, 15, 48-55 (2011)
- Mo C, Lee K, Lim JG, Kang S, Lee HD, Cho BK. Development of non-destructive pungency measurement for red pepper powder produced in different domestic origins. *CNU Journal of Agricultural Science*, 39, 603-612 (2012)
- Park TS, Bae YM, Sim MJ, Kim DE, Cho SI. Analysis of capsaicinoids from hot red pepper powder by near-infrared spectroscopy. *ASABE*, 083703 (2008)
- Rahman A, Lee H, Kim MS, Cho BK. Mapping the pungency of green pepper using hyperspectral imaging. *Food Anal Methods*, 11, 3042-3052 (2018)
- Rambla FJ, Garrigues S, de la Guardia M. PLS-NIR

determination of total sugar, glucose, fructose and sucrose in aqueous solutions of fruit juices. *Analytica Chimica Acta*, 344, 41-53 (1997)

- Taheri-Garavand A, Ahmadi H, Omid M, Mohtasebi SS, Mollazade K, Smith AJR, Carlomagno GM. An intelligent approach for cooling radiator fault diagnosis based on infrared thermal image processing technique. *Appl Therm Eng*, 87, 434-443 (2015)
- Wu D, Shi H, Wang S, He Y, Bao Y, Liu K. Rapid prediction of moisture content of dehydrated

prawns using online hyperspectral imaging system. *Anal Chim Acta*, 726, 57-66 (2012)

- Yang D, He D, Lu A, Ren D, Wang J. Combination of spectral and textural information of hyperspectral imaging for the prediction of the moisture content and storage time of cooked beef. *Infrared Phys Technol*, 83, 206-216 (2017)
- Yu OK, Choi WS, Lee US. Determination of capsaicin and dihydrocapsaicin in various species of red peppers and their powdered products in market by GC-MS analysis. *Food Eng Prog*, 13, 38-43 (2009)