

## 근적외 분광분석법을 이용한 국내 유통 식품 함유 탄수화물, 단백질 및 지방의 정량 분석

송이슬<sup>1</sup> · 김영학<sup>1</sup> · 김기쁨<sup>1</sup> · 안경근<sup>1</sup> · 황영선<sup>1</sup> · 강인규<sup>2</sup> · 윤성원<sup>3</sup>  
이준수<sup>4</sup> · 신기용<sup>5</sup> · 이우영<sup>6</sup> · 조영숙<sup>7</sup> · 정명근<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>강원대학교 생약자원개발학과, <sup>2</sup>경북대학교 원예과학과, <sup>3</sup>고려대학교 보건과학대학 보건과학연구소  
<sup>4</sup>충북대학교 식품생명공학과, <sup>5</sup>식품의약품안전처 식품영양안전국 영양안전정책과  
<sup>6</sup>식품의약품안전처 식품영양안전국 식중독예방과, <sup>7</sup>농촌진흥청 국립농업과학원 기능성식품과

## Quantitative Analysis of Carbohydrate, Protein, and Oil Contents of Korean Foods Using Near-Infrared Reflectance Spectroscopy

Lee-Seul Song<sup>1</sup>, Young-Hak Kim<sup>1</sup>, Gi-Ppeum Kim<sup>1</sup>, Kyung-Geun Ahn<sup>1</sup>, Young-Sun Hwang<sup>1</sup>,  
In-Kyu Kang<sup>2</sup>, Sung-Won Yoon<sup>3</sup>, Junsoo Lee<sup>4</sup>, Ki-Yong Shin<sup>5</sup>, Woo-Young Lee<sup>6</sup>,  
Young Sook Cho<sup>7</sup>, and Myoung-Gun Choung<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>Dept. of Herbal Medicine Resource, Kangwon National University, Kangwon 245-907, Korea

<sup>2</sup>Dept. of Horticultural Sciences, Kyungpook National University, Daegu 702-701, Korea

<sup>3</sup>Research Institute of Health Sciences, Korea University, Seoul 136-703, Korea

<sup>4</sup>Dept. of Food Science and Technology, Chungbuk National University, Chungbuk 361-763, Korea

<sup>5</sup>Nutrition Safety Policy Division and <sup>6</sup>Foodborne Disease Prevention & Surveillance Division,  
Ministry of Food and Drug Safety, Chungbuk 363-700, Korea

<sup>7</sup>Functional Food & Nutrition Division, National Academy of Agricultural Science, RDA, Gyeonggi 441-853, Korea

**ABSTRACT** Foods contain various nutrients such as carbohydrates, protein, oil, vitamins, and minerals. Among them, carbohydrates, protein, and oil are the main constituents of foods. Usually, these constituents are analyzed by the Kjeldahl and Soxhlet method and so on. However, these analytical methods are complex, costly, and time-consuming. Thus, this study aimed to rapidly and effectively analyze carbohydrate, protein, and oil contents with near-infrared reflectance spectroscopy (NIRS). A total of 517 food samples were measured within the wavelength range of 400 to 2,500 nm. Exactly 412 food calibration samples and 162 validation samples were used for NIRS equation development and validation, respectively. In the NIRS equation of carbohydrates, the most accurate equation was obtained under 1, 4, 5, 1 (1st derivative, 4 nm gap, 5 points smoothing, and 1 point second smoothing) math treatment conditions using the weighted MSC (multiplicative scatter correction) scatter correction method with MPLS (modified partial least square) regression. In the case of protein and oil, the best equation were obtained under 2, 5, 5, 3 and 1, 1, 1, 1 conditions, respectively, using standard MSC and standard normal variate only scatter correction methods with MPLS regression. Calibrations of these NIRS equations showed a very high coefficient of determination in calibration ( $R^2$ : carbohydrates, 0.971; protein, 0.974; oil, 0.937) and low standard error of calibration (carbohydrates, 4.066; protein, 1.080; oil, 1.890). Optimal equation conditions were applied to a validation set of 162 samples. Validation results of these NIRS equations showed a very high coefficient of determination in prediction ( $r^2$ : carbohydrates, 0.987; protein, 0.970; oil, 0.947) and low standard error of prediction (carbohydrates, 2.515; protein, 1.144; oil, 1.370). Therefore, these NIRS equations can be applicable for determination of carbohydrates, proteins, and oil contents in various foods.

**Key words:** near-infrared reflectance spectroscopy (NIRS), carbohydrates, protein, oil, food

## 서 론

식품에는 생명체의 성장, 발달 및 유지에 중요한 역할을

하는 탄수화물, 단백질, 지방, 비타민, 무기질 등과 같은 다양한 영양소가 포함되어 있다(1). 이들 중 가장 기본적으로 중요한 세 종류의 영양소인 탄수화물, 단백질, 지방을 3대 영양소라 부르며, 이들은 인간의 생명유지 및 활동에 필요로 하는 에너지를 생산한다(2). 현재 식품에 함유된 탄수화물, 단백질 및 지방의 정량분석은 각 성분별 다양한 분석법에 의해 함량 평가가 이루어지고 있다. 탄수화물은 GC/MS를

Received 8 October 2013; Accepted 9 November 2013

\*Corresponding author.

E-mail: cmg7004@kangwon.ac.kr, Phone: +82-33-540-3321

이용한 분석(3), AOAC법에 의한 차감 탄수화물 방식(4) 등이 사용되고 있으며, 단백질의 경우 Bradford 비색 방법(5) 혹은 Kjeldahl 시험법(6,7) 등이 사용된다. 또한 지방의 경우 일반적으로 Soxhlet 시험법(8,9)이 주로 사용된다. 상기 각 성분별 분석 방법들은 오랜 시간 실제 분석에 적용되어 왔으며, 상대적으로 정확한 결과를 제공하지만 분석을 위한 복잡한 추출 및 전처리 과정이 필요하고 분석시간이 오래 걸리며, 숙련된 분석자 및 많은 분석 비용이 소모되는 단점이 있다(10). 반면 근적외 분광분석법(Near-Infrared Reflectance Spectroscopy, NIRS)은 시료의 전처리 과정이 필요 없고 신속하게 동시에 다 성분을 분석할 수 있으며, 분석한 시료를 손상 없이 회수하여 이용 및 보관 또는 기타 분석에 사용할 수 있는 장점이 있다(11,12).

따라서 본 연구는 국내에서 유통되는 다양한 식품에 함유된 탄수화물, 단백질 및 지방 함량을 비교과적이며, 효율적으로 정량분석이 가능한 근적외 분광분석 예측모델의 개발 및 활용 가능성을 검토하고자 한다.

## 재료 및 방법

### 실험재료

실험재료는 식품의약품안전처 식품영양성분 DB 구축 및 농촌진흥청 식품성분표 작성을 위한 시료를 사용하였고, 전국에서 수거된 밥류 72종, 떡류 26종, 죽류 17종, 국류 36종, 육류 및 관련 제품 52종, 어패류 47종, 채소류 62종, 반찬류 106종, 김치류 13종, 소스류 12종, 스프류 11종, 가공식품류 55종, 튀김류 20종 및 조미료류 45종을 포함하여 총 574종의 식품 및 농산물자원을 포함하였다. 아울러 분석에 사용된 각 시료는 다량의 시료를 수거하여 균질화 과정을 거쳐 대표시료로 구성하였다.

### 식품 함유 탄수화물, 단백질, 지방, 회분 및 수분의 함량 분석

각 식품 시료에 함유된 단백질, 지방, 회분 및 수분의 함량 분석은 식품공전 중 일반성분시험법에 따라 분석하였으며(13), 시료별 3반복으로 분석하였다. 단백질 함량은 세미마이크로 킬달(semi-micro Kjeldahl) 시험법을 적용하여 식품 중의 질소의 함량을 정량한 후 단백질 함량으로 환산하였으며, 식품 중 지방의 함량 분석은 Soxhlet 추출장치로 에테르를 순환시켜 검체 중의 지방을 추출하여 증량법으로 측정하였고, 수분 함량은 105°C 상압가열 건조법, 회분의 함량은 600°C 회화법에 의해 함량을 측정하였다. 한편 탄수화물의 함량은 검체 100 g 중에서 수분, 단백질, 지방 및 회분의 함량을 감한 차감 계산법으로 산출하였다.

### 근적외 스펙트럼 측정 및 전처리

국내 유통 식품 시료 574종의 근적외 스펙트럼 측정은 NIRS Model 6500 spectrometer(Foss NIRS systems Inc., Silver Spring, MD, USA)를 사용하였으며, 스펙트럼

의 보정 및 처리는 WinISI II(Ver. 1.50, Foss and Infra-soft International LLC, Stage College, PA, USA) 소프트웨어를 사용하였다. 시료의 근적외 스펙트럼은 Direct Contact Food Analyzer(DCFA) module에서 small reflectance vessel을 이용하였으며, 시료 약 10 g을 실은 조건 400~2,500 nm 범위에서 근적외 스펙트럼을 측정하였다. 측정된 574종 시료의 근적외 스펙트럼은 식품공전 일반성분시험법으로 구해진 탄수화물, 단백질 및 지방의 정량분석 값을 기준으로 각 성분별 유사한 값을 가지는 스펙트럼을 예측모델 작성용(calibration set): 예견치 분석용(validation set)=약 3:1의 비율로 식품군의 구분 없이 임의 분류하여, 세 성분 모두 412종의 예측모델 작성용과 162종의 예견치 분석용으로 구분하여 식품 함유 탄수화물, 단백질 및 지방의 근적외 분광분석 예측모델을 검토하였다.

### 근적외 분광분석 예측모델 개발

412종의 예측모델 작성용 식품에 함유된 탄수화물, 단백질 및 지방의 함량 분석값(Lab. data)과 근적외 스펙트럼의 통계적인 해석 및 상관분석은 WinISI II 소프트웨어의 “Global Equation” 프로그램을 사용하여 예측모델을 개발하였으며, 측정된 스펙트럼의 원시(log 1/R), 1차 미분(D<sup>1</sup>log 1/R) 및 2차 미분(D<sup>2</sup>log 1/R)된 스펙트럼을 대상으로 다양한 산란보정(scatter correction)과 수처리 방법을 통하여 스펙트럼 영역별 중첩에서 생기는 noise와 bias를 최소화하면서(14) 탄수화물, 단백질 및 지방 함량에 대한 예측모델의 정확도를 확인하였다.

최적 예측모델의 선발은 SEC(standard error of calibration), R<sup>2</sup>(coefficient of determination in calibration), SECV(standard error of cross-validation) 및 1-VR(one minus the ratio of unexplained variance to total variance) 등의 통계치를 이용하여 각 성분별 최적의 예측모델을 선발하였다.

### 선발 최적 예측모델의 예견치 분석

식품 영양성분 중 탄수화물, 단백질 및 지방 함량 분석용으로 선발된 최적 예측모델의 미지시료 적용성을 검증하기 위하여 예측모델 개발에 사용되지 않았던 162종의 예견치 분석용 검체(validation file)를 대상으로 WinISI II 소프트웨어 “Monitor Result” 프로그램을 이용하여 미지시료의 적용성을 검증하였다. 선발된 예측모델의 적용성 검증은 SEP(standard error of prediction), r<sup>2</sup>(coefficient of determination in prediction), Bias(average difference between reference and NIRS values) 및 SD(standard deviation) 등의 통계치를 이용하여 선발 예측모델의 미지시료 적용성 및 정확성을 검증하였다(15).

### 결과 및 고찰

#### 국내 유통 식품 함유 탄수화물, 단백질 및 지방 함량

국내에서 유통되는 574종의 다양한 식품 함유 탄수화물, 단백질 및 지방의 함량 분석은 식품공전 일반성분시험법에 고시된 분석방법에 따라 분석하였으며(13), 분석된 총 574종 식품의 탄수화물, 단백질 및 지방 함량의 통계치는 Table 1과 같다. 이들 식품 중 각 성분의 함량이 유사한 값을 가지는 식품을 기준으로 약 3:1의 비율로 예측모델 작성용(calibration set)과 예견치 분석용(validation set)을 임의 분류하였으며, 예측모델 작성용 시료 집단 내 탄수화물, 단백질 및 지방의 함량 범위가 각각 0.04~90.57%, 0.11~33.86% 및 0.02~38.96%로 탄수화물의 함량 변이가 가장 크게 나타났고 다음으로 지방 및 단백질 순이었다. 식품 시료 집단 내에 존재하는 비교적 넓은 범위의 함량 변이가 근적외 분광분석 예측모델 작성에 유리하게 작용될 것으로 예측할 수 있으며, 또한 예견치 분석용 세트의 탄수화물, 단백질 및 지방의 함량도 예측모델 작성용 시료의 집단과 유사한 범위를 나타내었다(Table 1).

#### 국내 유통 식품 함유 탄수화물, 단백질 및 지방의 근적외 분광분석 예측모델 개발

일반적으로 근적외 스펙트럼은 시료의 형태에 관계없이

측정할 수 있으나 그 흡수대가 겹치거나 측정하는 물질의 화학적 성분, 입자의 크기 및 밀도 같은 물리적 영향에 의해 바탕선의 변화가 일어나는데, 이러한 오차를 줄이고 겹쳐 있는 파장을 분리하기 위해 수학적 전처리를 수행한다(16). 본 연구에서는 회귀방법 중 변형부분최소자승법(Modified Partial Least Squares, MPLS)을 적용하였다. 변형부분최소자승법은 교차검증(cross-validation)을 이용하여 근적외선 파장(400~2,500 nm)과 습식분석 데이터의 상관을 유도하는 과정에서 최적 요인(factor)을 선정하여 overfitting을 방지하고 정확도를 높여주기 때문에 스펙트럼에 나타나는 기준선 변화, 산란 및 중첩 등의 영향을 최소화하여 높은  $R^2$ 값을 유지하는 예측모델을 유도할 수 있기 때문이다(17).

따라서 국내 유통 식품에 함유된 탄수화물, 단백질 및 지방의 최적 근적외 예측모델을 개발하기 위하여 변형부분최소자승법을 적용한 다양한 수치리와 산란보정을 적용하였다. 각 성분별 최적 예측모델의 선정은 결정계수( $R^2$ )가 1에 가까우며, 표준오차(SEC)값이 작으면서 1-VR값이 높고 SECV값이 작은 예측모델을 최종 선발하였다(Table 2).

변형부분최소자승법 및 다양한 수치리와 산란보정을 적용한 결과 탄수화물의 경우 산란방식은 weighted MSC, 수치리는 1차 미분(1st derivative, 4 nm gap, 5 points smoothing, 1 point second smoothing)을 적용하였을 경우  $R^2$ 값이 0.971로 가장 높고, SEC값이 4.066으로 가장

**Table 1.** Laboratory reference value statistics for carbohydrates, protein, and oil contents in 574 Korean food samples

Sample set	n	Constituent	Mean	Range	SD <sup>1)</sup>
			(%)		
Calibration	412	Carbohydrates	25.201	0.04~90.57	23.718
		Protein	9.099	0.11~33.86	6.722
		Oil	6.034	0.02~38.96	7.508
Validation	162	Carbohydrates	23.331	0.06~88.01	22.054
		Protein	8.979	0.48~26.55	6.544
		Oil	5.116	0.03~27.42	5.875

<sup>1)</sup>SD: Standard deviation.

**Table 2.** Equation development statistics using MPLS and scatter correction for the NIRS prediction of carbohydrates, protein, and oil contents in Korean various food samples

Constituent	Scatter correction	Math treatment	Calibration		Cross-validation	
			SEC <sup>1)</sup>	$R^2$ <sup>2)</sup>	1-VR <sup>3)</sup>	SECV <sup>4)</sup>
Carbohydrates	Weighted MSC	1, 4, 1, 1	4.530	0.964	0.959	4.817
		1, 4, 5, 1	4.066	0.971	0.961	4.685
		1, 4, 10, 5	4.177	0.969	0.961	4.706
Protein	Standard MSC	2, 5, 5, 3	1.080	0.974	0.940	1.645
		2, 5, 10, 1	1.183	0.969	0.936	1.705
		2, 6, 1, 1	1.136	0.971	0.935	1.715
Oil	SNV only	1, 1, 1, 1	1.890	0.937	0.914	2.204
		1, 1, 3, 1	2.050	0.925	0.912	2.234
		1, 3, 10, 5	1.987	0.930	0.910	2.253

<sup>1)</sup>SEC: Standard error of calibration.

<sup>2)</sup> $R^2$ : Coefficient of determination in calibration.

<sup>3)</sup>1-VR: One minus the ratio of unexplained variance to total variance.

<sup>4)</sup>SECV: Standard error of cross-validation.

낮은 양상을 나타내었으므로 검토된 예측모델 중 가장 높은 정확성을 나타내는 최적의 예측모델로 판단되었다. 한편 단백질과 지방의 경우 최적의 산란방식은 각각 standard MSC와 SNV only였으며, 각 성분별 수처리는 단백질의 경우 2차 미분(2, 5, 5, 3), 지방의 경우 1차 미분(1, 1, 1, 1)을 적용하였을 때 각각  $R^2$ 값이 0.974 및 0.937로 가장 높게 나타났고 SEC값은 각각 1.080 및 1.890로 가장 낮은 양상을 나타내었으므로, 이들을 각각 단백질 및 지방의 최적 예측모델로 선발하였다. 또한 국내 유통 식품 함유 탄수화물, 단백질 및 지방의 근적외 분광분석을 위한 최적 예측모델의 기존 습식 화학분석과 근적외 분광분석 결과간의 함량 상관도와 함량 차이에 의한 잔차 히스토그램을 검토한 결과 세 성분 모두 고도의 적합성을 나타냄을 확인할 수 있었다(Fig. 1~6).

Fig. 2는 국내 유통 식품 시료에 함유된 탄수화물 함량의 습식 분석값과 근적외 분광분석에 의한 예측값의 차이를 빈도분석으로 나타낸 것이며, 함량 차이가 0을 중심으로 정규분포를 이루고 있고 분석 방법 간 함량 차이가  $\pm 2\%$ 의 범위에 있는 시료수가 전체시료 대비 72% 수준이므로 선발된 예측모델은 식품 성분 중 탄수화물의 간이 검증에 적합한 것으로 판단되어진다.

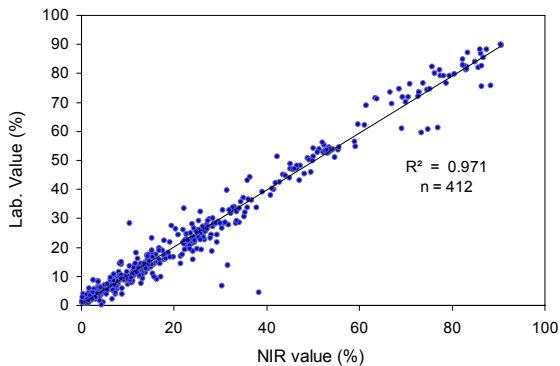
또한 단백질 역시 근적외 분광분석 시 calibration set의 결정계수( $R^2$ )가 0.974로 높은 정확성을 나타내었고(Fig. 3)

Kjeldahl 분석법과 근적외 분광분석의 잔차값이 0을 중심으로 정규분포를 이루고 있었으며, 분석 방법 간 함량 차이가  $\pm 1\%$  범위에 있는 시료수가 전체시료 대비 약 85% 수준이므로 선발된 예측모델은 식품 성분 중 단백질 함량의 간이 분석에 적합할 것으로 판단되어진다(Fig. 4).

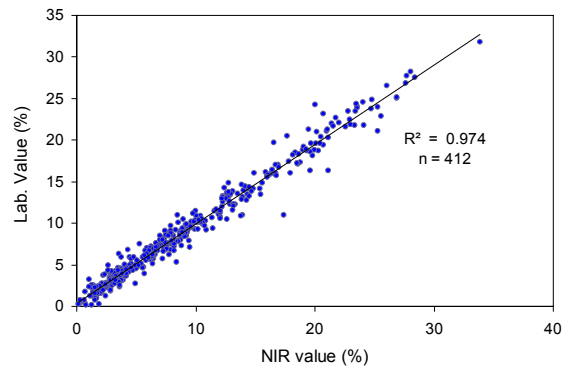
지방의 경우 결정계수( $R^2$ )가 0.937(Fig. 5)로 탄수화물 및 단백질 대비 다소 낮은 양상을 나타내었으나 역시 Soxhlet 분석법과 근적외 분광분석의 잔차값 0을 중심으로 정규분포를 이루고 있으며, 두 분석 방법 간 함량 차이가  $\pm 2\%$  범위에 들어오는 시료수가 전체시료 대비 약 90% 수준이므로 선발된 예측모델은 식품 성분 중 지방 함량의 간이 분석에 적합할 것으로 판단되어진다(Fig. 6).

**선발 최적 근적외 분광분석 예측모델의 예견치 분석**

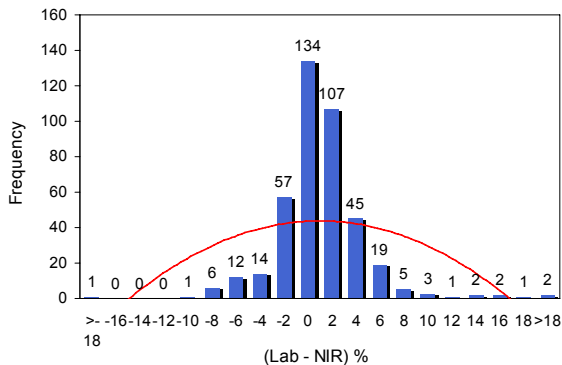
근적외 분광분석법을 이용하여 각 성분별 선발 최적 예측모델의 미지시료 적용성을 검토하고자 예측모델 개발에 사용하지 않았던 미지 식품시료 162종을 대상으로 validation set를 작성하고 예견치 분석을 실시하였다. 즉 Table 2에서 얻어진 각 성분별 최적의 예측모델을 validation set에 적용하여 적용성을 검증하여 Table 3의 결과를 얻었으며, 예견치 분석 시 적용성 검증을 위해 SEP(standard error of prediction),  $R^2$ (coefficient of determination in predic-



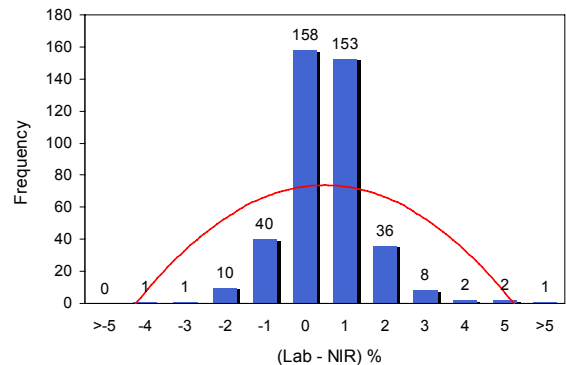
**Fig. 1.** Scatter plot of carbohydrates content in Korean various food samples by calculated lab. method versus by NIRS for the calibration sample set.



**Fig. 3.** Scatter plot of protein content by Kjeldahl method versus by NIRS for the calibration sample set.



**Fig. 2.** Histogram of the difference between NIRS and calculated lab method.



**Fig. 4.** Histogram of the difference between NIRS and Kjeldahl method.

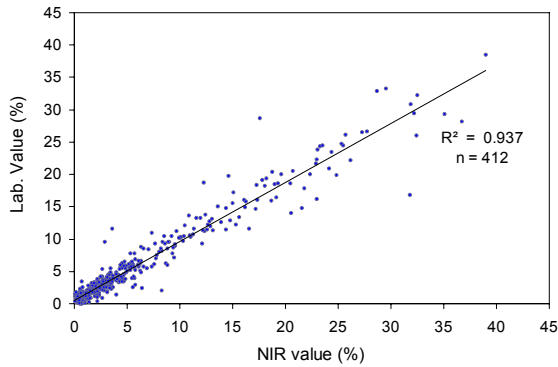


Fig. 5. Scatter plot of oil content by Soxhlet method versus by NIRS for the calibration sample set.

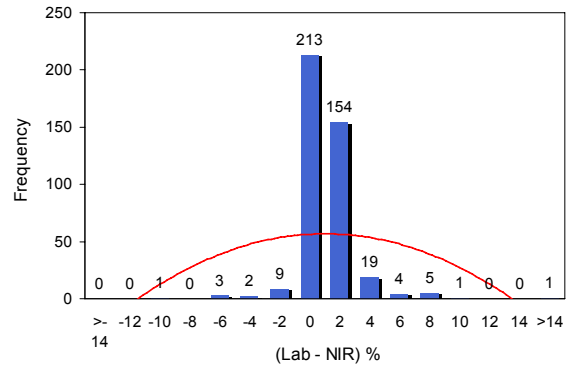


Fig. 6. Histogram of the difference between NIRS and Soxhlet method.

Table 3. External validation statistics for selected NIRS calibrations

Constituent	n	mean	SD <sup>1)</sup>	Bias <sup>2)</sup>	r <sup>2</sup> <sup>3)</sup>	SEP(C) <sup>4)</sup>	Slope <sup>5)</sup>
Carbohydrates	162	23.331	22.054	-0.345	0.987	2.515	0.991
Protein	162	8.979	6.544	-0.042	0.970	1.144	1.012
Oil	162	5.116	5.875	-0.255	0.947	1.370	0.966

<sup>1)</sup>SD: Standard deviation.

<sup>2)</sup>Bias: Average difference between reference and NIRS values.

<sup>3)</sup>r<sup>2</sup>: Coefficient of determination in prediction.

<sup>4)</sup>SEP(C): Corrected standard error of prediction.

<sup>5)</sup>Slope: Steepness of a straight line curve.

tion), Bias(average difference between reference and NIRS values) 및 SD(standard deviation) 등의 통계치를 사용하였다.

각 성분별 최적의 예측모델을 미지의 식품시료 162종에 적용한 결과, 탄수화물, 단백질 및 지방의 r<sup>2</sup>(SEP)값은 0.987(2.515), 0.970(1.144) 및 0.947(1.370)로 고도로 높은 상관값(r<sup>2</sup>)을 나타내었으며 SEP값 역시 낮은 우수한 값이 분석 결과를 나타내었다.

이상의 결과를 종합해 볼 때 국내 유통 식품에 함유된 탄수화물, 단백질 및 지방의 정량적 분석을 위해 선발된 최적의 근적외 분광분석용 예측모델은 기존 습식방법에 의해 측정된 정량적 함량과 고도의 상관도를 가지며 정확도 높은 값이 분석이 가능하므로, 추후 국내 유통 식품시료의 함량 평가 시 기존 분석법의 대체방법으로 전처리 없이 빠르고 효율적이며 여러 성분을 동시에 분석할 수 있는 효율적 값이 분석으로 사용 가능할 것이다. 그러나 지방의 경우 탄수화물 및 단백질에 비해 다소 낮은 정확성을 나타내므로 추후 식품 값이 분석에 적용 시 탄수화물 및 단백질에 비해 정확도가 다소 낮을 수 있으므로 이를 보완하기 위해 추후 예측모델 개발용 시료의 확대 혹은 시료의 지방 함량 범위 확대를 통한 예측모델의 개량이 적극 요구되며, 이를 위한 지속적 연구 또한 필요할 것으로 판단된다.

### 요 약

식품의 3대 영양소인 탄수화물, 단백질 및 지방의 일반적인

분석 방법은 Kjeldahl 및 Soxhlet 시험법과 같은 기존의 화학 분석 방법으로 분석하였다. 그러나 이러한 분석 방법은 시료의 전처리 과정이 필요하고 많은 비용과 분석 시간이 소모되며 복잡한 추출과정을 거친다는 단점이 있다. 따라서 본 연구에서는 국내 유통 식품 및 농산물 자원에 함유된 탄수화물, 단백질 및 지방의 함량을 근적외 분광분석법(near-infrared reflectance spectroscopy, NIRS)으로 신속하고 정확하게 동시에 측정할 수 있는 방법을 검토하였다. 분석 시료는 517종의 다양한 식품 시료를 예측모델 개발용(calibration set) 412종과 예견치 분석용(validation set) 162종으로 구분하여 사용하였다. 기존의 화학 분석 방법에 의해 측정된 성분들의 분석 결과와 근적외 스펙트럼 데이터 간의 상관관계를 조사하여 각 성분별 예측모델을 검토하였으며, 변형부분최소자승법(MPLS) 및 다양한 수처리와 산란 보정을 이용한 결과, 탄수화물, 단백질 및 지방의 산란방식은 각각 weighted MSC, standard MSC 및 SNV only로 수처리는 각각 1차 미분(1st derivative, 4 nm gap, 5 points smoothing, 1 point second smoothing), 2차 미분(2, 5, 5, 3) 및 1차 미분(1, 1, 1, 1)을 적용하여 예측모델을 검토한 결과 R<sup>2</sup>값이 0.971, 0.974 및 0.937로 높고 SEC값은 4.066, 1.080 및 1.890으로 낮은 최적의 예측모델을 개발하였다. 세 성분의 최적 예측모델에 의한 상관도와 잔차 히스토그램을 검토한 결과 세 성분 모두 근적외 분광분석법 예측모델로 적합함을 확인할 수 있었으며, 최적의 예측모델을 미지의 식품 시료 162종에 적용한 결과, 탄수화물, 단백질 및 지방의 r<sup>2</sup>(SEP)값은 0.987(2.515), 0.970(1.144) 및

0.947(1.370)로  $r^2$ 값은 높으며 SEP값은 낮은 양호한 양상을 나타내었다. 그러나 지방의 결정계수( $R^2$ ,  $r^2$ )값은 탄수화물, 단백질에 비해 다소 낮은 양상을 나타내므로 추후 식품 검체에 적용 시 탄수화물 및 단백질 성분에 비해 예측결과의 정확성이 다소 낮을 수 있다고 판단되어진다. 이상의 결과에서 전처리 단계에서 복잡한 추출과정, 많은 비용소모, 분석 시간 및 고도의 분석기술을 요하는 기존 습식 화학분석 방법의 단점을 보완하고자 검토되었던 근적외 분광분석법은 다량의 식품분석 시료를 분석하기에는 매우 효율적이라고 생각되며, 이런 점들을 고려해 보면 근적외 분광분석 예측모델들은 추후에 미지 식품시료에 함유된 탄수화물, 단백질 및 지방의 기존 분석법을 대체하여 편리하고 빠르게 함량을 예측 가능할 것으로 판단된다.

### 감사의 글

본 연구는 2012년도 식품의약품안전처(11062미래식209) 및 2013년도 농촌진흥청 공동연구사업(PJ009593)의 지원에 의해 수행되었으며, 이에 감사드립니다.

### REFERENCES

- Kang SW, Kwon SY, Kim YH, Kim JY, Lim JK, Choi HS. 2003. *Comprehensible food science*. Hunminsa, Seoul, Korea. p 13-57.
- Three major nutrients. <http://terms.naver.com/entry.nhn?cid=200000000&docId=1250271&mobile&categoryId=200000396>.
- Soria AC, Sanz ML, Villamiel M. 2009. Determination of minor carbohydrates in carrot (*Daucus carota* L.) by GC-MS. *Food Chem* 114: 758-762.
- Menezes EW, Giuntini EB, Dan MCT, Lajolo FM. 2009. New information on carbohydrates in the Brazilian Food Composition Database. *J Food Comp Anal* 22: 446-452.
- Hwang IK, Kim MJ, Park MJ, Jeong KS, Kim MY, Kim ES, Park KW, Han MS. 2012. Study of protein extraction in hair samples. *Korean Journal of Forensic Science* 13: 10-14.
- Park SJ, Park JW, Lee HS, Kim BY, Baik MY. 2012. A study on the changes of insoluble protein and dietary fiber of the rice by-products prepared by mixed enzyme treatment. *Food Eng Prog* 16: 157-163.
- Ayerza R, Coates W. 2011. Protein content, oil content and fatty acid profiles as potential criteria to determine the origin of commercially grown China (*Salvia hispanica* L.). *Ind Crops Prod* 34: 1366-1371.
- Noh KH, Kim SH, Song YS. 2004. Quantification of trans fatty acids in processed foods by Soxhlet extraction method. *J Korean Soc Food Sci Nutr* 33: 1529-1536.
- Li W, Zhou Z, Meng Y, Xu N, Fok M. 2009. Modeling boll maturation period, seed growth, protein, and oil content of cotton (*Gossypium hirsutum* L.) in China. *Field Crops Research* 112: 131-140.
- Choung MG. 2010. Determination of sucrose content in soybean using near-infrared reflectance spectroscopy. *J Korean Soc Appl Biol Chem* 53: 478-484.
- Font R, Rio-Celestino MD, Haro-Bailon AD. 2006. The use of near-infrared spectroscopy (NIRS) in the study of seed quality components in plant breeding programs. *Ind Crops Prod* 24: 307-313.
- Park HS, Lee JK, Lee HW. 2004. Applications of near infrared reflectance spectroscopy (NIRS) in forage evaluation. *J Korean Grassl Sci* 24: 81-90.
- Ministry of Food and Drug Safety & Food Standardization Division. 2011. Standards and specifications of food. *Korean Food Standards Codex* 10: 1-35.
- Kim JS, Song MH, Choi JE, Lee HB, Ahn SN. 2008. Quantification of protein and amylose contents by near infrared reflectance spectroscopy in a Roma rice. *Korean J Food Sci Technol* 40: 603-610.
- Choi SSN. 2008. Development of quantitative analytical method for functional pigment of soybean cotyledon using near-infrared reflectance spectroscopy. *MS Thesis*. Kangwon National University, Chuncheon, Korea. p 12-14.
- Ahn HG, Kim YH. 2012. Discrimination of Korean domestic and foreign soybeans using near infrared reflectance spectroscopy. *Korean J Crop Sci* 57: 296-300.
- Kim SS, Rhyn MR, Kim JM, Lee SH. 2003. Authentication of rice using near-infrared reflectance spectroscopy. *Cereal Chem* 80: 346-349.