

근적외선 분광분석법을 이용한 국산 주요 수종의 섬유포화점 이하 함수율 예측 모델 개발¹

양 상 윤² · 한 연 중² · 박 준 호² · 정 현 우² · 엄 창 득³ · 여 환 명^{2,4,†}

Moisture Content Prediction Model Development for Major Domestic Wood Species Using Near Infrared Spectroscopy¹

Sang-Yun Yang² · Yeonjung Han² · Jun-Ho Park² · Hyunwoo Chung² ·
Chang-Deuk Eom³ · Hwanmyeong Yeo^{2,4,†}

요 약

근적외선 반사율 분광분석법을 이용하여 리기다 소나무, 소나무, 잣나무, 백합나무의 섬유포화점 이하 함수율 예측 모델을 개발하였다. 시편들을 다양한 평형함수율 상태로 유도한 후 1000 nm~2400 nm 파장영역의 반사율 스펙트럼을 획득하였다. 최적 함수율 예측 모델을 선정하기 위해 5가지의 수학적 전처리(moving average (smoothing point: 3), baseline, standard normal variate (SNV), mean normalization, Savitzky-Golay 2nd derivatives (polynomial order: 3, smoothing point: 11))를 8가지 조합으로 각 시편의 반사율 스펙트럼에 적용하였다. 수학적 전처리 후, 변형된 스펙트럼을 이용하여 PLS 회귀분석을 실시하였다. 그 결과, 최적 함수율 예측 모델을 도출한 전처리 방법은 리기다 소나무와 소나무의 경우 moving average/SNV, 잣나무와 백합나무의 경우 moving average/SNV/Savitzky-Golay 2nd derivatives이며, 모든 모델은 3개의 주성분을 포함하고 있었다.

ABSTRACT

Near infrared (NIR) reflectance spectroscopy was employed to develop moisture content prediction model of pitch pine (*Pinus rigida*), red pine (*Pinus densiflora*), Korean pine (*Pinus koraiensis*), yellow poplar (*Liriodendron tulipifera*) wood below fiber saturation point. NIR reflectance spectra of specimens ranging from 1000 nm to 2400 nm were acquired after humidifying specimens to reach several equilibrium moisture contents. To determine the optimal moisture contents prediction model, 5 mathematical preprocessing methods (moving average (smoothing point: 3), baseline,

¹ Date Received January 13, 2015, Date Accepted March 2, 2015

² 서울대학교 농업생명과학대학 산림과학부. Department of Forest Sciences, College of Agriculture and Life Sciences, Seoul National University, Seoul 151-921, Korea

³ 국립산림과학원 임산공학부. Department of Forest Products, Korea Forest Research Institute, Seoul 130-712, Korea

⁴ 서울대학교 농업생명과학연구원, Research Institute of Agriculture and Life Sciences, Seoul National University, Seoul 151-921, Korea

[†] 교신저자(Corresponding author) : 여환명(e-mail: hyeo@snu.ac.kr)

standard normal variate (SNV), mean normalization, Savitzky-Golay 2nd derivatives (polynomial order: 3, smoothing point: 11)) were applied to reflectance spectra of each specimen as 8 combinations. After finishing mathematical preprocessings, partial least squares (PLS) regression analysis was performed to each modified spectra. Consequently, the mathematical preprocessing methods deriving optimal moisture content prediction were 1) moving average/SNV for pitch pine and red pine, 2) moving average/SNV/Savitzky-golay 2nd derivatives for Korean pine and yellow poplar. Every model contained three principal components.

Keywords : near infrared spectroscopy, partial least squares regression, moisture content prediction

1. 서 론

목재는 다공성의 흡습성 재료로 대기의 습도와 상호작용하여 함수율이 변화하며, 함수율 변화는 재료로서 목재가 갖는 여러 물리적, 기계적 물성들을 변화시킨다. 목재의 가공 및 이용 중 잘못된 수분 관리는 결함 및 하자를 유발하므로 함수율에 따른 영향을 고려하고, 관리하는 것은 매우 중요하다(Jung *et al.* 2008). 하지만 목재의 함수율을 절대적으로 파악할 수 있는 전건법은 함수율을 측정하기 위해 오랜 시간이 소요되고 재료를 파손하여 이용성능 및 가치를 하락시킨다. 또한 각 지점의 함수율을 파악하는 대신 평균함수율을 측정하므로 필요로 하는 국소부위의 함수율 정보를 얻을 수 없다. 목재의 전기적 특성을 이용하여 함수율을 신속하게 측정하기 위한 방법들(전기 저항식, 전기 용량식)이 연구된 바 있으나, 측정치의 신뢰도가 낮거나, 탐침에 의한 상흔이 남는 등의 단점을 갖고 있다(Torgovnikov 1993; Berbert and Stenning 1996; Huisman *et al.* 2002; Bucur 2003).

이러한 단점을 극복하기 위해, 근적외선 분광분석법을 적용하여 목재의 함수율 예측모델을 개발하고자 하였다. 근적외선은 780 nm~2500 nm 대역의 파장을 갖는 전자기파로 수분의 분자진동에너지가 해당 파장의 에너지 준위를 가져 수분 측정에 용이하며, 물 이외의 물리적, 기계적 물성 측정 모델 개발에도 유용한 것으로 보고되고 있다. 또한 상대적으로 에너지가 작은 광을 이용하므로 표면에 결함을 발생시키지 않으며, 신속한 측정이 가능한 장점을 갖는다(Williams and Norris 2004; Burns and

Ciurczak 2007).

근적외선 분광분석법은 물체의 근적외선 반사 또는 흡수 스펙트럼을 측정하여 물성과 스펙트럼간의 다변량 통계분석을 실시하여 모델을 개발하는 것에 중점을 두고 있다. 다변량 통계분석시 독립변수로 취급되는 스펙트럼을 수학적으로 변형하면 예측모델의 신뢰성을 증대시킬 수 있으며 이러한 수학적 변형을 수학적 전처리(mathematical preprocessing)라 한다. 수학적 전처리 방법으로는 moving average, baseline, normalize, standard normal variate (SNV), derivatives 등이 개발되었으며, 모델 개발의 신뢰성 개선을 위해 다양한 조합을 연속적으로 사용할 수 있다. 그러나, 과도한 수학적 전처리는 스펙트럼이 갖는 특성을 훼손할 수 있으므로 항상 모델의 신뢰성을 증대시킬 수 있는 것은 아니다. 따라서 다변량 통계분석을 활용한 예측모델 개발 시, 적절한 수학적 전처리 적용을 필요로 한다(Siesler *et al.* 2008).

근적외선 분광분석법을 이용한 목재의 함수율 예측에 관해서 다양한 연구가 수행된 바 있으며(Thygesen and Lundqvist 2000; Tsuchikawa 2007; Cooper *et al.* 2011; Watanabe *et al.* 2011; Hans *et al.* 2013), 근적외선 분광분석법을 이용한 목재의 함수율 예측에는 시편의 온도, 목리경사 등이 영향하는 것으로 알려져 있다. Tsuchikawa 등(1996)은 일본산 주요 수종들의 함수율 예측 모델을 근적외선 분광분석법을 이용하여 개발한 바 있다. 국내에서는 Eom 등(2010)과 Yang 등(2014)이 국산 목재의 근적외선 분광분석법을 이용한 함수율 모델을 개발한 바 있다. 하지만 수학적 전처리의 조합과 순서가 개발된 모델

의 신뢰성 및 효율성에 미치는 영향에 대한 고찰이 부족하였다. 수학적 전처리의 선정, 즉 최적 모델의 개발은 함수율 예측 모델의 성능과 연관된 문제로 매우 중요하다고 할 수 있다.

이에 본 연구에서는 리기다 소나무, 소나무, 잣나무, 백합나무의 반사율 스펙트럼을 획득한 후 다양한 수학적 전처리를 수행하고, 수학적 전처리가 개발된 회귀모델의 신뢰성 증가에 끼치는 영향을 분석하여 신뢰성과 효율성이 모두 우수한 최적 함수율 예측 모델을 선정하고자 하였다.

2. 재료 및 방법

2.1. 재료

본 연구에서는 국내에서 활발히 사용되거나, 대체 조림수종으로 선정되어 추후 활발한 사용이 예상되는 수종인 리기다 소나무(*Pitch pine, Pinus rigida*), 소나무(*Red pine, Pinus densiflora*), 잣나무(*Korean pine, Pinus koraiensis*), 백합나무(*Yellow poplar, Liriodendron tulipifera*)를 공시수종으로 선정하였다. 각 수종별로 시험편은 $50 \times 50 \times 5$ mm (R × T × L) 크기를 갖도록 각각 10개씩 제작하였다. 시험편은 25℃ 항온항습기 내부에서 상대습도를 조절하는 방법으로 조습하였으며, 시편의 무게가 평형에 도달하였을 때 시편의 횡단면에서의 근적외선 반사율 스펙트럼을 항온항습기 내부에서 획득하였다. 이때, 시편의 평형함수율은 전건법으로 결정하였다. 각 수종별로 다른 평형함수율 단계(리기다 소나무 : 7단계, 소나무 : 7단계, 백합나무, 잣나무 : 10단계)로 조습하여 근적외선 반사율 스펙트럼을 획득하였다.

2.2. 근적외선 반사율 스펙트럼 획득

본 연구에서 사용한 근적외선 분광분석 시스템은 Fig. 1과 같이 스펙트럼 검출기(NIR QUEST 256-2.5, Ocean Optics), 텅스텐-할로겐 광원(HL-2000-FHSA, Ocean Optics), 광 프로브로 구성되었다. 반사율 스펙트럼은 반사율 100%로 간주되는 표준물질의 반사

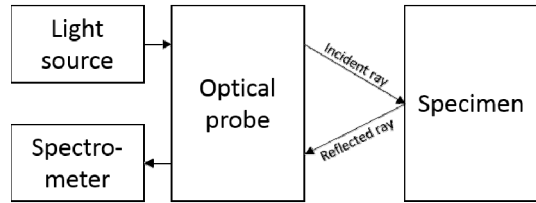


Fig. 1. Schematic diagram of NIR spectroscopy system used to measure the reflectance spectra of the specimens.

광량 대비 시편의 반사광량으로 정의되며, 스펙트럼 측정 전 표준물질로 검출기의 감도를 보정하였다. 광 프로브는 홀더에 고정되어, 시편과의 입사각을 45°로 유지하며 확산반사된 스펙트럼을 획득하였다. 시편으로부터 반사된 근적외선은 광 프로브를 통하여 검출기로 전달된다. 검출기는 약 6 nm 단위로 870 nm~2510 nm 파장대역의 광을 검출할 수 있으나, 검출기 내 센서의 전기적인 한계에 의해 파장대역 양 말단에 잡음이 포함되는 경향이 있으므로 1000 nm~2400 nm 대역에서의 스펙트럼을 추출하여 회귀분석에 이용하였다. 스펙트럼 데이터 내 전기적 잡음을 감소시키기 위해 15회 측정된 스펙트럼의 평균을 대표값으로 사용하였다.

2.3. 통계 분석법

일반적으로, 다변량 회귀분석을 수행하기 전에 측정된 반사율 스펙트럼을 수학적으로 변형하는 수학적 전처리(mathematical preprocessing)를 수행하면 개발된 모델의 효율성과 신뢰성을 개량할 수 있다. 효과적인 수학적 전처리 방법은 여러 가지가 개발되어 널리 사용되고 있으며, 전처리 방법 간의 조합에 따라 회귀모델의 성능이 달라지므로 상황에 따른 최적 전처리 방법을 탐색해야 한다. 근적외선 영역은 중첩된 흡광영역이 많기 때문에 흡광지점을 분해할 수 있는 전처리를 수행하는 것이 회귀모델의 개발에 유리한 것으로 알려져 있다(Fujimoto *et al.* 2012). 이에 본 연구에서는 각 수종별로 최적의 함수율 예측 모델을 개발하기 위해, Table 1과 같이 5가지(moving average

Table 1. Mathematical preprocessing order of reflectance spectra for partial least squares regression

Combination number	Spectra	1 st processing	2 nd processing	3 rd processing	Regression Method
1	Raw				PLS
2	Raw	Moving average			PLS
3	Raw	Moving average	Baseline		PLS
4	Raw	Moving average	SNV		PLS
5	Raw	Moving average	Mean Normalization		PLS
6	Raw	Moving average	Savitzky-Golay 2 nd derivatives		PLS
7	Raw	Moving average	SNV	Savitzky-Golay 2 nd derivatives	PLS
8	Raw	Moving average	Mean Normalization	Savitzky-Golay 2 nd derivatives	PLS

(smoothing point: 3), baseline, standard normal variate (SNV), mean normalization, Savitzky-Golay 2nd derivatives (polynomial order: 3, smoothing point: 11))의 수학적 전처리를 8가지로 조합하여 수행하였다.

획득된 반사율 스펙트럼으로부터 함수율 예측모형을 개발하기 위해 상용 통계분석 프로그램인 The Unscrambler 10.3 (CAMO, Norway)을 사용하여 부분최소자승법(Partial Least Squares, PLS)을 수행하였다. 부분최소자승법에 의한 예측 모델 개발 시, 모델의 신뢰도를 높이기 위해 근적외선 반사율 스펙트럼 샘플을 무작위 추출하여 20 : 1로 나누어 전체 교차검정(full size cross-validation)을 수행하였다. 전처리 조합에 따른 회귀모델 개발 시, 부분최소자승법을 이용한 회귀모델이 포함할 수 있는 주성분의 최대 개수는 6개로 설정하였다. 또한, 회귀모델의 최적 주성분 개수(optimal number of principal components)는 통계분석 프로그램 자체적으로 제시한다. 이는 회귀모델이 포함하는 주성분 개수의 증가에 따른 예측잔차제곱합(predicted residual sum of squares, PRESS) 감소에 대한 유의성을 판단하는 알고리즘을 따른다. 이 알고리즘을 이용하면, 모델 개발에 사용된 샘플들의 예측을 위해 많은 수의 주성분이 사용되는 과적합(overfitting)을 방지하여 실험에 사용된 샘플 외의 새로운 샘플에 대한 예측 정확도 상승을 기대할 수 있다(Wold *et al.* 1987; Abdi 2010). 이에,

최적 함수율 예측 모델을 선정 시, 각 전처리 조합별 최적 주성분 개수가 적은 모델을 우선적으로 고려하였다.

3. 결과 및 고찰

본 연구는 각 주요 수종의 근적외선 반사율 스펙트럼과 PLS를 이용하여, 함수율 예측 모델을 개발하고자 하였다. 각 수종별 반사율 스펙트럼을 Table 1에 따른 수학적 전처리 조합에 따라 변형하여 PLS 회귀 분석하였을 때, 개발된 함수율 예측 모델의 신뢰도는 결정계수(determination coefficient, R^2)와 평균 제곱근 예측 오차(root mean square error of prediction, RMSEP)에 의해 결정된다(William and Norris 2004). R^2 는 1에 근접할수록, RMSEP는 0에 근접할수록 높은 신뢰성을 가진 것으로 볼 수 있다.

리기다 소나무의 근적외선 반사율 스펙트럼에 Table 1에 제시한 수학적 전처리 조합을 수행한 후 PLS 회귀분석을 실시하였을 때 개발된 함수율 예측 모델의 신뢰성 결과는 Table 2와 같다. 수학적 전처리에 따라 최적 모델의 주성분 개수가 감소한 것으로 보아, 수학적 전처리가 예측 모델의 효율성 및 신뢰성 증가에 효과적인 것을 확인할 수 있었다. 개발된 함수율 모델의 과적합 가능성을 낮추기 위해 주성분 개수가 적은 것이 유리하므로, 4, 6, 7, 8번 전

Table 2. Results of PLS modelling for moisture contents of Pitch pine

Combination Number	Parameter	Number of principal components					
		1	2	3	4	5	6
1	R ²	0.347	0.855	0.915	0.971	0.991*	0.994
	RMSEP (%)	6.869	3.229	2.463	1.473	0.800*	0.690
2	R ²	0.333	0.847	0.913	0.968	0.991*	0.992
	RMSEP (%)	6.887	3.257	2.459	1.508	0.812*	0.738
3	R ²	0.697	0.896	0.946	0.959	0.989*	0.992
	RMSEP (%)	4.460	2.633	1.867	1.653	0.854*	0.708
4	R ²	0.846	0.883	0.990*	0.993	0.994	0.994
	RMSEP (%)	3.273	2.850	0.856*	0.694	0.613	0.629
5	R ²	0.488	0.955	0.971	0.983*	0.984	0.985
	RMSEP (%)	5.855	1.760	1.400	1.088*	1.045	1.007
6	R ²	0.937	0.950	0.985*	0.987	0.989	0.988
	RMSEP (%)	2.116	1.874	1.009*	0.945	0.874	0.890
7	R ²	0.913	0.940	0.985*	0.990	0.992	0.992
	RMSEP (%)	2.443	2.054	1.008*	0.838	0.746	0.732
8	R ²	0.815	0.957	0.978*	0.980	0.987	0.987
	RMSEP (%)	3.522	1.698	1.240*	1.163	0.963	0.949

*optimal number of principal components

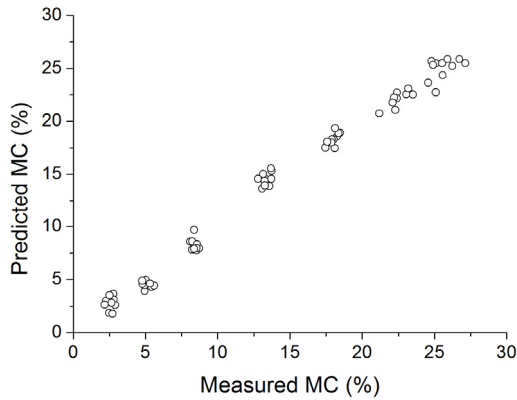


Fig. 2. Optimal validation result of MC prediction model for Pitch pine by PLS analysis.

처리 조합에 따른 최적 회귀모델이 리기다 소나무의 함수율 예측에 적합할 것으로 판단되었다. 이 중, 가장 높은 R² (0.990)와 가장 낮은 RMSEP (0.856)를 나타낸 4번 전처리 조합의 최적 모델(Fig. 2)이 신뢰성 및 효율성을 고려한 최적 리기다 소나무 함수율

예측 모델로 결정되었다.

소나무의 근적외선 반사율 스펙트럼을 Table 1에서 제시한 전처리 조합을 적용하여 PLS 회귀분석한 결과, 함수율 모델의 신뢰도는 Table 3과 같이 나타났다. 원 스펙트럼 및 이에 평활화만 실시한 1, 2번 전처리 조합을 수행한 스펙트럼의 회귀분석 결과가 보이는 신뢰성 지표(R² 및 RMSEP)에 비해 3-8번의 회귀분석 결과가 보이는 신뢰성 지표가 2개의 주성분을 포함하면서 크게 상승한 것으로 보아, 수학적 전처리가 회귀모델의 성능 개선에 유효함을 확인할 수 있었다. 소나무의 경우, 근적외선 반사율 스펙트럼을 이용한 회귀분석 결과 4번 전처리 조합의 최적 모델(Fig. 3)이 다른 전처리 조합의 최적 모델에 비해 가장 적은 주성분 개수를 포함하였다. 따라서 4번 전처리 조합의 최적 모델이 신뢰성 및 효율성을 고려한 최적 소나무 함수율 예측 모델로 결정되었다.

잣나무의 근적외선 반사율 스펙트럼에 Table 1에서 제시한 전처리 조합을 적용하여 PLS 회귀분석한 결과 개발된 함수율 모델의 신뢰도는 Table 4와 같

Table 3. Results of PLS modelling for moisture contents of Red pine

Combination Number	Parameter	Number of principal components					
		1	2	3	4	5	6
1	R ²	0	0.494	0.843	0.932*	0.941	0.948
	RMSEP	6.180	4.401	2.465	1.635*	1.513	1.438
2	R ²	0	0.483	0.842	0.930	0.942*	0.946
	RMSEP	6.571	4.384	2.454	1.654	1.493*	1.440
3	R ²	0.124	0.871	0.883	0.906	0.945*	0.947
	RMSEP	5.694	2.156	2.065	1.845	1.420*	1.401
4	R ²	0.758	0.877	0.969*	0.978	0.986	0.988
	RMSEP	3.048	2.206	1.111*	0.925	0.768	0.690
5	R ²	0.127	0.911	0.921	0.962	0.976*	0.977
	RMSEP	5.789	1.845	1.729	1.202	0.948*	0.932
6	R ²	0.868	0.901	0.934	0.946*	0.952	0.955
	RMSEP	2.325	2.012	1.644	1.491*	1.392	1.339
7	R ²	0.874	0.921	0.962	0.979	0.989	0.990
	RMSEP	2.218	1.739	1.197	0.864	0.640	0.610
8	R ²	0.793	0.893	0.914	0.933	0.961*	0.970
	RMSEP	2.863	2.036	1.816	1.629	1.248*	1.099

*optimal number of principal components

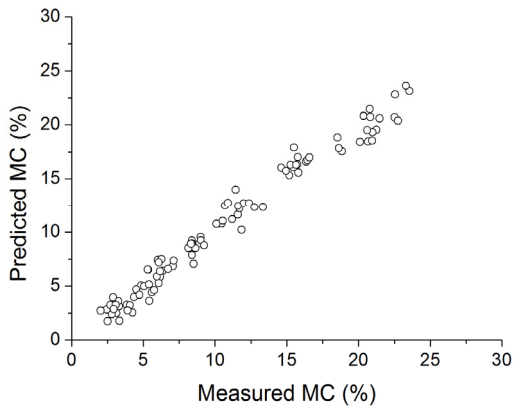


Fig. 3. Optimal validation result of MC prediction model for Red pine by PLS analysis.

다. 소나무의 결과와 유사하게 1, 2번 전처리 조합과 3-8번 전처리 조합에서 개발된 함수를 모델들의 신뢰성 지표를 비교하였을 때 수학적 전처리의 효과를 확인할 수 있었다. 잣나무의 경우, 2개의 주성분을 포함하는 3, 8번 전처리 조합의 최적 모델이 가장 적

은 주성분 개수를 가지는 것으로 나타났다. 3번 전처리 조합의 경우 주성분 3개를 포함하면서 신뢰성 지표가 감소하는 현상이 발생했기 때문에 2개의 주성분을 포함하는 경우를 최적으로 제시한 것으로 판단된다. 이를 배제한다면, 3번 전처리 조합의 최적 모델은 주성분을 5개 포함하는 모델이 될 것으로 기대된다. 따라서 3번 전처리 조합의 최적 모델은 최적 함수를 예측 모델에 부적합하다. 이에 반해, 8번 전처리 조합의 최적모델은 3개의 주성분을 포함하는 4, 7번 전처리 조합의 최적모델에 비해 상대적으로 높은 RMSEP를 나타내었다. 이 모델의 신뢰성 지표는 7번 전처리 조합의 2개의 주성분을 포함하는 모델과 거의 같은 수준으로, 최적 함수를 예측 모델이라 하기 어렵다. 따라서, 잣나무의 경우 주성분을 3개 포함하는 4, 7번 전처리 조합의 최적 모델 중 신뢰성 지표가 더 높은 7번 전처리 조합의 최적 모델 (Fig. 4)이 최적 잣나무 함수를 예측 모델로 결정되었다.

백합나무의 근적외선 반사율 스펙트럼에 Table 1

Table 4. Results of PLS modelling for moisture contents of Korean pine

Combination Number	Parameter	Number of principal components					
		1	2	3	4	5	6
1	R ²	0.709	0.826	0.934	0.975*	0.978	0.982
	RMSEP	3.295	2.545	1.565	0.957*	0.900	0.830
2	R ²	0.706	0.824	0.936	0.974*	0.978	0.982
	RMSEP	3.306	2.561	1.547	0.982*	0.904	0.828
3	R ²	0.347	0.952*	0.935	0.958	0.977	0.979
	RMSEP	4.920	1.340*	1.319	1.247	0.933	0.892
4	R ²	0.933	0.949	0.984*	0.991	0.993	0.994
	RMSEP	1.567	1.366	0.778*	0.591	0.491	0.475
5	R ²	0.556	0.956	0.967	0.983*	0.986	0.987
	RMSEP	4.081	1.281	1.119	0.807*	0.712	0.691
6	R ²	0.925	0.942	0.949	0.971*	0.979	0.982
	RMSEP	1.672	1.466	1.385	1.034*	0.891	0.808
7	R ²	0.936	0.964	0.987*	0.991	0.993	0.994
	RMSEP	1.543	1.157	0.703*	0.572	0.499	0.457
8	R ²	0.887	0.964*	0.970	0.982	0.986	0.988
	RMSEP	2.043	1.153*	1.059	0.806	0.716	0.663

*optimal number of principal components

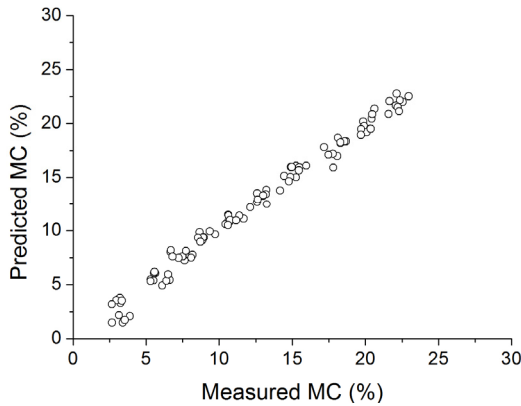


Fig. 4. Optimal validation result of MC prediction model for Korean pine by PLS analysis.

에서 제시한 전처리 조합을 적용하여 PLS 회귀분석한 결과 개발된 함수율 모델의 신뢰도는 Table 5와 같다. 소나무 및 잣나무의 결과와 유사하게 1, 2번 전처리 조합과 3-8번 전처리 조합에서 개발된 함수율 모델들의 신뢰성 지표를 비교하였을 때 수학적

전처리의 효과를 확인할 수 있었다. 백합나무의 경우, 2개의 주성분을 포함하는 8번 전처리 조합의 최적 모델이 가장 적은 주성분 개수를 가지는 것으로 나타났다. 그러나 이 또한 7번 전처리 조합의 2개의 주성분을 포함하는 모델과 거의 같은 수준의 신뢰성 지표를 나타내므로, 최적 함수율 예측 모델이라 하기 어렵다. 따라서, 백합나무의 경우 주성분을 3개 포함하는 4-7번 전처리 조합의 최적 모델 중 신뢰성 지표가 가장 높은 7번 전처리 조합의 최적 모델(Fig. 5)이 최적 백합나무 함수율 예측 모델로 결정되었다.

4. 결론

국산 주요 수종인 리기다 소나무, 소나무, 잣나무, 백합나무의 섬유포화점 이하의 함수율을 근적외선 분광분석법을 이용하여 예측할 수 있는 모델을 개발하였다. 본 연구에서 적용한 전처리 조합을 수행한 후 PLS 회귀분석을 수행하였을 때 최적 함수율 예측 모델을 도출한 전처리 방법은 리기다 소나무와

Table 5. Results of PLS modelling for moisture contents of Yellow poplar

Combination Number	Parameter	Number of principal components					
		1	2	3	4	5	6
1	R ²	0.449	0.922	0.945	0.990*	0.995	0.995
	RMSEP	4.946	1.860	1.555	0.669*	0.478	0.451
2	R ²	0.445	0.922	0.946	0.990*	0.995	0.996
	RMSEP	4.946	1.851	1.550	0.660*	0.458	0.448
3	R ²	0.914	0.959	0.965	0.976	0.992*	0.995
	RMSEP	1.961	1.355	1.249	1.032	0.595*	0.459
4	R ²	0.914	0.956	0.990*	0.995	0.996	0.996
	RMSEP	1.950	1.394	0.681*	0.463	0.421	0.407
5	R ²	0.750	0.946	0.987*	0.992	0.993	0.994
	RMSEP	3.335	1.548	0.746*	0.605	0.568	0.537
6	R ²	0.952	0.972	0.988*	0.993	0.995	0.996
	RMSEP	1.453	1.122	0.739*	0.573	0.458	0.433
7	R ²	0.949	0.968	0.993*	0.994	0.995	0.996
	RMSEP	1.501	1.180	0.556*	0.497	0.463	0.442
8	R ²	0.939	0.973*	0.980	0.991	0.994	0.994
	RMSEP	1.647	1.092*	0.937	0.635	0.527	0.495

*optimal number of principal components

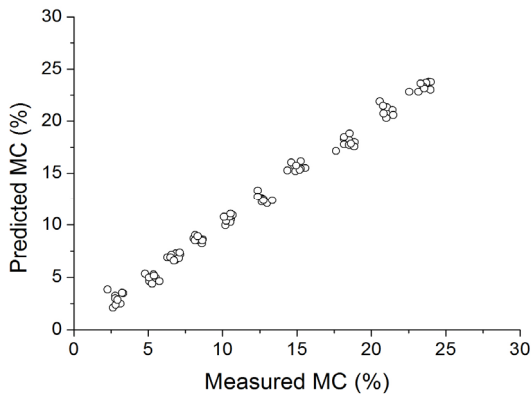


Fig. 5. Optimal validation result of MC prediction model for Yellow poplar by PLS analysis.

소나무의 경우 moving average/SNV, 잣나무와 백합나무의 경우 moving average/SNV/Savitzky-Golay 2nd derivatives으로 결정되었다. 본 연구에서 다른 수종 및 전처리 방법에 한해서, SNV를 수행하였을 때 최적 함수율 모델이 나타났다. 본 연구를 통해 근적

외선 분광분석법을 이용한 목재 함수율 예측 모델 개발 시 최적 모델 결정 방법을 제시할 수 있으리라 기대된다.

사 사

본 연구는 2014년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 일반연구지원사업(기본연구지원사업)의 지원을 받아 수행된 것임(NRF-2013R1A1A2012630).

REFERENCES

- Abdi, H. 2010. Partial least squares regression and projection on latent structure regression (PLS Regression). Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics 2(1): 97-106.
- Berbert, P.A., Stenning, B.C. 1996. On-line moisture content measurement of wheat. Journal of agricultural engineering research 65(4): 287-296.

- Bucur, V. 2003. *Nondestructive characterization and imaging of wood*. Springer-Verlag. Berlin.
- Burns, D.A., Ciurczak, E.W. 2007. *Handbook of near-infrared analysis* 3rd ed. CRC press. Boca raton.
- Cooper, P.A., Jeremic, D., Radivojevic, S., Ung, Y.T., Leblon, B. 2011. Potential of near-infrared spectroscopy to characterize wood products. *Canadian Journal of Forest Research*, 41(11): 2150-2157.
- Eom, C.D., Han, Y.J., Chang, Y.S., Park, J.H., Choi, J.W., Choi, I.G., Yeo, H. 2010. Evaluation of Surface Moisture Content of *Liriodendron tulipifera* wood in the Hygroscopic Range Using NIR Spectroscopy. *Journal of the Korean Wood Science and Technology* 38(6): 526-531.
- Fujimoto, T., Kobori, H., Tsuchikawa, S. 2012. Prediction of wood density independent of moisture conditions using near infrared spectroscopy. *Journal of Near Infrared Spectroscopy* 20(3): 353-359.
- Hans, G., Leblon, B., Stirling, R., Nader, J., LaRocque, A., Cooper, P. 2013. Monitoring of moisture content and basic specific gravity in black spruce logs using a hand-held MEMS-based near-infrared spectrometer. *The Forestry Chronicle* 89(5): 607-620.
- Huisman, J.A., Snepvangers, J.J.J.C., Bouten, W., Heuvelink, G.B.M. 2002. Mapping spatial variation in surface soil water content: comparison of ground-penetrating radar and time domain reflectometry. *Journal of Hydrology* 269(3): 194-207.
- Jung, H.S., Kang, H.Y., Park, J.H., Lee, N.H., Lee, H.W., Kang, C.W., Yeo, H. 2008. *A New Introduction to Wood Drying*. Seoul National University Press. Seoul.
- Watanabe, K., Mansfield, S.D., Avramidis, S. 2011. Application of near-infrared spectroscopy for moisture-based sorting of green hem-fir timber. *Journal of Wood Science* 57(4): 288-294.
- Siesler, H.W., Ozaki, Y., Kawata, S., Heise, H.M. 2008. *Near-infrared spectroscopy: principles, instruments, applications*. John Wiley & Sons. Weinheim.
- Thygesen, L.G., Lundqvist, S.O. 2000. NIR measurement of moisture content in wood under unstable temperature conditions. Part 1. Thermal effects in near infrared spectra of wood. *Journal of Near Infrared Spectroscopy* 8(3): 183-189.
- Torgovnikov, G.I. 1993. *Dielectric properties of wood and wood-based materials*. Springer-Verlag. Berlin.
- Tsuchikawa, S. 2007. A review of recent near infrared research for wood and paper. *Applied Spectroscopy Reviews* 42(1): 43-71.
- Tsuchikawa, S., Torii, M., Tsutsumi, S. (1996) Application of near infrared spectrophotometry to wood. 4. Calibration equations for moisture content. *Mokuzai Gakkaishi* 42(8): 743-754.
- Williams, P., Norris, K. 2004. *Near-infrared technology in the agricultural and food industries* 2nd ed. American Association of Cereal Chemists, Inc., Minnesota.
- Wold, S., Esbensen, K., Geladi, P. 1987. Principal component analysis. *Chemometrics and intelligent laboratory systems* 2(1): 37-52.
- Yang, S.Y., Han, Y., Chang, Y.S., Kim, K.M., Choi, I.G., Yeo, H. 2013. Moisture Content Prediction Below and Above Fiber Saturation Point by Partial Least Squares Regression Analysis on Near Infrared Absorption Spectra of Korean Pine. *Wood and Fiber Science* 45(4): 415-422.