

초음파 파라미터를 이용한 과실의 경도측정기술 개발 (II) - 과실의 생물체 항복강도 예측모델

Development of technology for measurement of fruit hardness by ultrasonic parameter (II). - Prediction models for bioyield strength of fruits.

김 만 수*	김 기 복**	정 현 모***	김 기 석*	박 정 길*	이 상 대*	박 성 운*
정희원	정희원	정희원	정희원	정희원	정희원	정희원
M. S. Kim	K. B. Kim	H. M. Jung	G. S. Kim	J. G. Park	S. D. Lee	S. W. Park

1. 서론

현재 해외 농산물의 급격한 수입증가, 국민 식생활 패턴의 변화 등에 따라 농산물의 소비 성향이 변하고 있으며, 종래의 생산량 증대 위주의 농업 기술에서 저비용 고품질화의 고도화된 첨단 농업기술의 개발이 절실히 요구되고 있다. 이에 따라 각종 농산물의 수확 후 처리 기술에 대한 관심과 요구도가 점차 증가하고 있는 실정이다. 생활 패턴의 변화와 소득수준이 향상됨에 따라 과실류에 대한 소비자의 기호 성향은 고급화 및 신선도를 추구하는 경향이 증가하고 있으며 따라서 과실의 객관적 품질판정기술의 개발이 필요하다.

과실의 품질을 판정을 위한 초음파 기술의 적용상 장점은 비교적 간단하게 측정 시스템을 구성할 수 있으며 검사 대상체 및 검사자에 대한 위험 요소가 전혀 없다는 점 외에도 초음파의 검출 결과를 실시간으로 알 수 있기 때문에 자동화가 용이하다는 점이다. 또한, 초음파는 전파 매질의 구조와 탄성 성질에 민감하기 때문에 다른 방법에서 제공할 수 없는 내부조직의 물성(탄성계수, 점성특성, 생물체 항복강도 등)의 정보를 제공할 수 있으며, 선별, 포장, 저장 및 유통기간에 중요한 품질인자 및 손상방지를 위한 중요한 인자인 과실의 경도를 비파괴적으로 측정할 수 있는 기술이 개발된다면 생산 과실의 전수검사가 가능하여 농가소득에 크게 기여할 것이다.

본 연구에서는 초음파를 이용하여 과실의 경도를 측정할 수 있는 기술을 개발하기 위한 연구로서 과실의 초음파 파라미터와 생물체 항복강도와의 상관관계 분석결과인 본 연구의 선행연구(I)를 토대로 하여 과실의 생물체항복강도 예측모델을 개발하고 평가하기 위하여 수행되었다.

2. 재료 및 방법

본 실험에 사용되어진 과실의 기본물성 및 실험방법은 본 연구의 선행연구(I)에서 언급된 바와 같다. 과실 경도를 예측할 수 있는 모델을 개발하기 위하여 다중선형 회귀분석법, 주성분 회귀분석법, 인공신경망 기법을 적용하였으며 개발된 각각의 예측모델을 비교분석 하였다.

* 충남대학교 농업생명과학대학 생물자원공학부 생물산업기계 전공
 ** 한국표준과학연구원 환경안전계측센터
 *** 경북과학대학 포장학과

3. 결과 및 고찰

3.1 과실의 물성 예측 모델 개발

가. 다중회귀분석

본 연구의 선행연구(I)에서 분석된 결과를 토대로 하여 과실의 생물체항복강도와 초음파 파라미터들 간의 상관관계 분석에서 상관계수가 0.5이상으로 비교적 높게 나타났던 최대진폭, 감쇠계수(최대진폭) 최대·최소진폭의 차, spectrum density값들을 이용하여 다중회귀 모델을 개발하였다. 각 과실에 대하여 개발된 예측모형은 표 1~3에서 보는 바와 같다. 대체적으로 모델의 결정계수는 0.98이상으로서 초음파 파라미터를 이용하여 과실의 경도예측이 가능한 것으로 나타났다.

Table 1. Multiple linear regression equation for bioyield strength of the apple as a function of ultrasonic parameters.

	BS = a×A1+b×A2+c×A3+d×A4+e×A5+f×A6+g×A7+h×A8+i									R ²
	a	b	c	d	e	f	g	h	i	
Coefficient	338006	0.7225	-1.495	5604	-4854	10084	-87333	-34522	8432	0.986

- * Note : BS = Bioyield Strength (kPa), A1 = Max. amplitude(V),
 A2 = Spectrum density(AA11, 2000 Hz), A3 = Spectrum density(AA11, 3000 Hz),
 A4 = Spectrum density(DD11, 6000 Hz), A5 = Spectrum density(DD11, 8000 Hz),
 A6 = Spectrum density(DD10, 6000 Hz), A7 = Spectrum density(DD10, 9000 Hz),
 A8 = Spectrum density(DD10, 12000 Hz), A9 = Spectrum density(DD10, 15000 Hz)

Table 2. Multiple linear regression equation for bioyield strength of the pear as a function of ultrasonic parameters.

	BS = a×A1+b×A2+c×A3+d×A4+e×A5+f						R ²
	a	b	c	d	e	f	
Coefficient	-10055.267	-5.2225	2.9328	7658.9599	6048.5511	186.3582	0.9864

- * Note : BS = Bioyield Strength (kPa), A1 = Max. amplitude(V),
 A2 = Spectrum density(AA12, 2000 Hz), A3 = Spectrum density(DD12, 4000 Hz),
 A4 = Spectrum density(DD12, 6000 Hz), A5 = Spectrum density(DD11, 15000 Hz)

Table 3. Multiple linear regression equation for bioyield strength of the peach as a function of ultrasonic parameters.

	BS = a×A1+b×A2+c×A3+d×A4+e×A5+f						R ²
	a	b	c	d	e	f	
Coefficient	10081.5409	-0.5289	-85232.026	-10030.8751	28960.9236	241.562	0.9844

- * Note : BS = Bioyield Strength (kPa), A1 = Min. amplitude(V),
 A2 = Spectrum density(AA11, 100 Hz), A3 = Spectrum density(DD11, 2500 Hz),

A4 = Spectrum density(DD10, 3000 Hz), A5 = Spectrum density(DD10, 4000 Hz)

나. 주성분회귀모형 개발

독립변수들 간의 상호의존성인 다중 공선성 문제를 고려하지 않을 경우 통계적 결과가 매우 불안정하게 된다. 따라서 과실에 대한 초음파 파라미터들 간의 상관관계를 분석한 결과를 근거로 상관계수가 0.92이상의 매우 강한 상관관계를 나타내는 투과시간, 투과속도, 최소피크 값, spectrum density 등의 일부를 제외한 7~10개의 초음파 파라미터들을 독립변수로 선택하였다.

선택된 초음파 파라미터를 가지고 주성분 분석을 실시하였다. 주성분 분석결과 전체 주성분에서 첫 번째에서 네 번째에 이르는 주성분이 전체 데이터 변이의 99%이상을 차지하는 것으로 나타났다. 즉 제 1 주성분에서 제 4 주성분만으로도 과실의 생물체항복강도를 예측 설명할 수 있는 모델을 만들 수 있음을 의미한다. 따라서 최종적으로 4개의 주성분을 가지고 생물체항복강도를 추정할 수 있는 모형을 개발한 결과 표 4~6에서 보는바와 같다. 개발된 주성분회귀모형을 분석한 결과 대체적으로 모형의 결정계수 값은 다중회귀모형보다 낮게 나타났으나 복숭아의 경우는 0.98이상의 높은 값을 나타내었다.

Table 4. Principal component regression equation for bioyield strength of the apple.

	Y = a×PC1+b×PC2+c×PC3+d×PC4					R ²
	a	b	c	d	e	
Coefficient	-0.04866	-0.10429	0.04303	6.5632×10 ⁻⁴	51.13991	0.6532

Table 5. Principal component regression equation for bioyield strength of the pear.

	Y = a×PC1+b×PC2+c×PC3+d×PC4					R ²
	a	b	c	d	e	
Sample	-84.8328	206.0954	124.2569	222.4455	15.8567	0.8343

Table 6. Principal component regression equation for bioyield strength of the peach.

	Y = a×PC1+b×PC2+c×PC3+d×PC4+e					R ²
	a	b	c	d	e	
Sample	0.07142	-1.1678	-0.7017	0.6142	-0.0037	0.9999

* Note : Y = Bioyield strength (normalized), PC1 = 1st principal component,
PC2 = 2nd principal component, PC3 = 3rd principal component, PC4 = 4th principal component

다. 인공신경망

과실의 경도를 예측하기 위한 인공신경망의 구성은 학습 회수 및 속도, 수렴속도, 출력결과 등을 고려하여 은닉층이 하나인 구조로 하였으며, 또한 입력층의 입력패턴으로서 주성분 분석에서 선택되었던 10개의 초음파 파라미터를 이용하였다.

사과의 경우 은닉층의 노드수는 표 7에서 보는 바와 같이 2~16개까지 2단계의 간격으로

노드의 수를 증가시키면서 진행하였으며, 각각의 경우에 대해 다수의 실험을 반복하면서 최적의 값을 찾기 위한 분석을 하였다. 학습수행 시 오차의 목표값은 $1E-6$, 학습율은 0.1, 모멘텀은 0.95로 하였으며 학습회수는 오차의 목표값 이하가 될 때까지로 하였다. 본 연구에서 구성된 인공 신경망은 그림 1에서 보는 바와 같은 구조이며 입력층에서 은닉층까지의 전달함수는 tangent sigmoid 함수를, 은닉층에서 출력층까지의 전달함수는 pure linear 함수를 사용하였다. 학습수행 결과 노드수가 16개일 때 신경회로망에 의해 예측된 생물체 항복강도와 측정값 사이의 상관계수가 가장 높게 나타났다.

배의 경우 사과와 동일한 조건의 신경망 구조를 적용하여 은닉층의 노드수를 증가시키면서 신경망을 학습시킨 후 항복강도의 측정값과 예측값 사이의 상관분석을 실시한 결과 표 8에서 보는바와 같다. 총 7개의 초음파 파라미터를 이용하였으며 은닉층의 개수를 1~15개까지 2개씩 증가시키면서 학습한 결과를 나타내었다. 표에서 보는 바와 같이 대체적으로 노드수가 9이상일 경우 상관계수가 0.85 이상을 나타내었다.

복숭아의 경우도 다른 두 과실과 마찬가지로 총 10개의 초음파 파라미터를 이용하여 조건이 동일한 인공신경망을 구현하였다. 최적노드수를 찾기 위하여 노드수를 1~15개까지 증가시키면서 인공신경망을 학습시킨 후 실제 초음파 파라미터의 신경망에 입력하여 항복강도를 예측하였다. 표 9는 그 결과로서 신경망의 노드수 증가에 따른 실측값과 예측값 사이의 상관계수는 대체적으로 전체 노드수에서 상관관계가 0.9이상을 나타내었다.

Table 7. Correlation analysis between measured bioyield strength of apple and predicted one by ANN at several numbers of node in the hidden layer.

No. of node	2	4	6	8	10	12	14	16
Coefficient of correlation	0.4129	0.2919	0.5323	0.7070	0.6625	0.7277	0.7398	0.8734

Table 8. Correlation analysis between measured bioyield strength of pear and predicted one by ANN at several numbers of node in the hidden layer.

No. of node	1	3	5	7	9	11	13	15
Coefficient of correlation	0.7440	0.7657	0.3926	0.8464	0.9834	0.8934	0.9841	0.9981

Table 9. Correlation analysis between measured bioyield strength of peach and predicted one by ANN at several numbers of node in the hidden layer.

No. of node	1	3	5	7	9	11	13	15
Coefficient of correlation	0.9127	0.9392	0.9559	0.9319	0.9512	0.9807	0.9747	0.9996

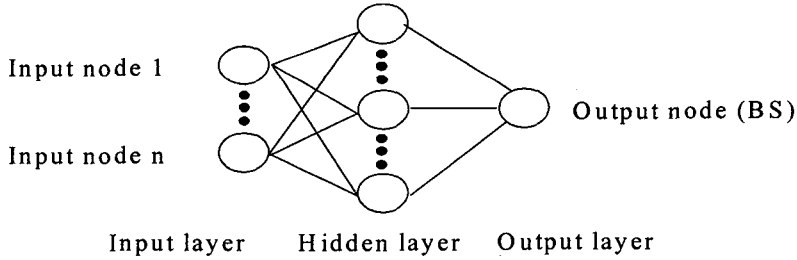


Fig. 1. Artificial neural network.

3.2 과실의 물성 예측 모형의 비교분석

개발된 각각의 생물체 항복강도 예측모형을 비교한 결과는 표10~12에서 보는 바와 같다. 사과와 배의 경우 생물체 항복값에 대한 예측값과 실측값 사이의 결정계수는 다중회귀 모형이 0.9986으로 가장 양호한 결과를 나타내었다. 배의 경우는 주성분회귀모형에서 비교적 정확한 예측이 가능한 것으로 나타났다. 한편 복숭아의 경우는 대체적으로 모든 모형에서 결정계수가 0.98이상인 것으로 분석되었다. 따라서 이들 결과를 종합해 볼 때 추후 개발된 과실물성 측정 시스템의 정도평가모형은 다중회귀모형과 신경망 알고리즘을 이용하는 것이 바람직한 것으로 생각된다. 본 연구에서는 구현이 용이하고 알고리즘이 간단한 다중회귀모형을 적용하여 과실경도측정 시스템을 구현하고자 하였다. 최종적으로 사과와 배의 경우 다중회귀모형, 배의 경우 주성분회귀모형, 복숭아의 경우 인공신경망을 이용하여 각 모형을 개발하는데 사용하지 않은 미지의 시료에 대하여 적용한 결과 그림 2~4에서 보는 바와 같다.

Table 10. Comparison results of bioyield strength of apple among measured, multiple linear regression, principal component analysis and artificial neural network.

A time	Measured	MLR	PCA	ANN
1	181.505	182.771	180.720	177.738
2	172.018	172.507	178.394	166.442
3	182.422	183.054	180.014	182.293
4	170.712	170.792	176.308	183.375
5	189.843	190.614	185.275	195.043
6	165.509	166.323	186.178	170.067
7	194.917	195.886	193.848	182.507
8	199.058	199.886	188.104	202.073
9	220.356	220.898	220.360	210.455
10	190.365	192.763	177.539	196.746
r^2	-	0.9986	0.6532	0.7629

Table 11. Comparison results of bioyield strength of pear among measured, multiple linear regression, principal component analysis and artificial neural network.

A time	Measured	MLR	PCA	ANN
1	144.350	163.247	148.681	167.246
2	138.855	158.641	128.685	157.809
3	126.766	140.456	135.746	137.908
4	171.824	173.527	169.226	175.528
5	157.555	170.357	153.915	168.939
6	137.293	157.736	139.600	159.545
7	155.832	188.540	156.614	185.511
r^2	-	0.6485	0.8343	0.6875

* Note : Measured = Bioyield strength (kPa), MLR = Multiple linear regression,

PCA = Principal component analysis, ANN = Artificial neural network, r^2 = Coefficient of determination

Table 12. Comparison results of bioyield strength of peach measured, multiple linear regression, principal component analysis and artificial neural network.

A time	Measured	MLR	PCA	ANN
1	276.824	272.453	276.824	277.056
2	178.991	188.938	178.990	180.517
3	144.390	152.548	144.391	145.161
4	182.630	181.584	182.630	179.427
5	149.681	142.623	149.682	150.458
6	114.906	114.346	114.905	114.101
7	137.668	132.597	137.667	138.352
r^2	-	0.9844	0.9999	0.9991

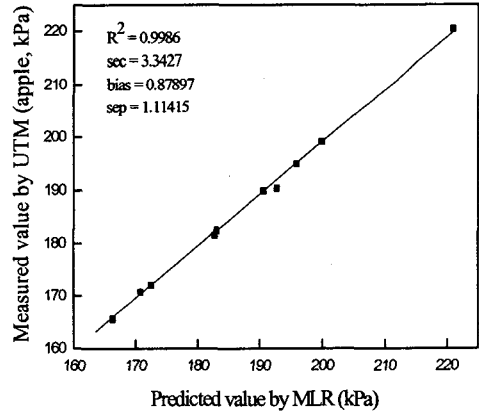


Fig. 2. Calibration and prediction to bioyield strength of apple by multiple linear regression.

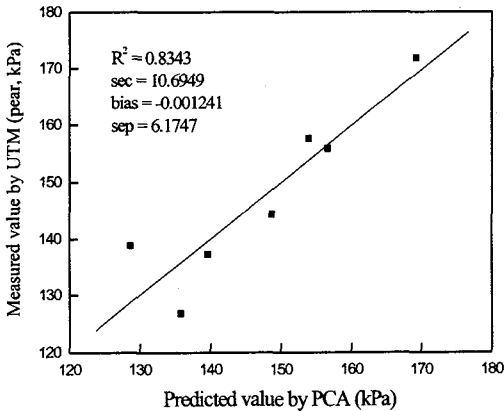


Fig. 3. Calibration and prediction to bioyield strength of pear by principle component regression.

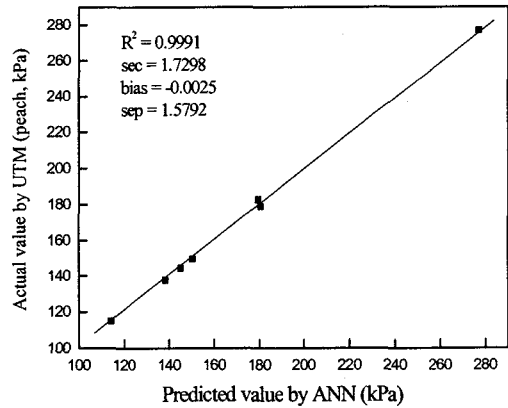


Fig. 4. Calibration and prediction to bioyield strength of peach by artificial neural network.

4. 요약 및 결론

본 연구는 초음파 파라미터를 이용하여 비파괴적으로 과실의 기계적 특성을 예측하기 위한 모델을 개발하기 위하여 수행되었다. 과실을 상온 및 저온 저장하면서 저장기간에 따라 UTM에 의한 과실의 생물체 항복강도를 측정·분석하였다. 동일한 시료에 대하여 초음파 투과실험을 수행하여 초음파 파라미터와 과실의 기계적 특성들과의 상관관계를 분석하고 초음파 파라미터를 이용하여 생물체 항복강도를 예측할 수 있는 다중회귀 모형, 주성분 회귀 모형, 인공 신경망을 개발하였다. 그 결과를 요약하면 다음과 같다.

1. 과실의 기계적 특성과 상관관계가 높았던 초음파 파라미터를 이용 과실의 생물체항복 강도를 예측할 수 있는 다중회귀모형을 개발하였고 평가한 결과 사과와 배의 경우 결정계수가 0.9986, 배의 경우 0.6485, 복숭아의 경우 0.9844의 상관관계를 나타내었다.

2. 과실에 대한 초음파 파라미터를 이용하여 주성분 분석을 실시한 결과 대체적으로 전체 4개의 주성분만으로도 생물체 항복강도의 설명이 가능한 것으로 분석되었으며, 이들 주성분들을 이용하여 생물체 항복강도를 예측할 수 있는 회귀모델을 개발하고 평가한 결과 사과와 배의 경우 결정계수가 0.6532, 배의 경우 0.8343, 복숭아의 경우 0.9999로 나타났다.
3. 인공신경망을 이용하여 과실의 경도를 예측할 수 있는 모델을 개발하였다. 개발된 인공신경망은 입력층, 은닉층, 출력층이 한 개씩인 간단한 구조로 구현하였다. 은닉층의 개수를 최적화하여 구현한 신경망을 이용하여 실측값과 예측값 사이의 상관관계를 분석한 결과 사과, 배, 복숭아 각각 0.7629, 0.6875, 0.9991등의 상관관계를 나타내었다.
4. 실제 개발된 초음파를 이용한 과실 물성측정 장치의 과실 경도판정 알고리즘은 비교적 간단하게 구현할 수 있는 다중회귀 모델을 적용하는 것이 유리할 것으로 분석되었다.

5. 참고문헌

1. Abbott, J. A. and L. A. Liljedahl. 1994. Relationship of sonic resonant frequency to compression tests and Magness-Taylor firmness of apples during refrigerated storage. Transactions of the ASAE 37(4):1211-1215.
2. Abbott, J. A. and Lu. 1996. Anisotropic mechanical properties of apples. Trans. of the ASAE 39(4) : 1451-1459
3. Armstrong, P. and G. K. Brown, 1991, " Apple Firmness Sorting Using a Nondestructive Acoustic Technique", ASAE Paper No.916044
4. Grrett, R. and R. Flurry, 1972, "Velocity of Sonic Pulses in Apples", Trans. ASAE, 11(2), pp. 94-97
5. Kim, M. S. 2000. Mechanical properties of the apple flesh according to the specimen size. Agricultural and Biosystems Engineering 1(1) : 43 - 48
6. Mizrach, A., N. Galili, S. Ganmor, U. Flitsanov and I. Prigozin, 1996, "Models of Ultrasonic Parameters to Assess Avocado Properties and Shelf life", J. Agric. Eng. Res., 65(4), pp. 261-267
7. Sarkar, N. and R. Wolfe, 1983, "Potential of Ultrasonic Measurements in Food Quality Evaluation", Trans. ASAE, 26(2), pp. 624-629
8. 김기복, 윤동진, 정충재, 이승석, 2002, "주성분 분석과 인공신경망을 이용한 피로균열 열림·닫힘 시 음향방출 신호분류", 비파괴검사학회지
9. 김기복, 강호양, 2003, "주성분 분석을 이용한 목재건조 중 발생하는 음향방출 신호의 해석 및 분류", 비파괴검사학회지
10. 김만수, 박종민, 최동수. 1992. "과실의 힘-변형 특성", 한국농업기계학회지 17(2) : 156-170.
11. 김만수, 김기복, 장경영. 2005. "초음파 기술을 이용한 과실의 물성측정 시스템 개발",

농림부

12. 박정길. 2005. “초음파 파라미터를 이용한 사과 의 경도 추정”,
충남대학교 석사학위논문.
13. 박종민. 1993. “과실의 점탄성 특성과 그 응용”, 충남대학교 박사학위논문.
14. 이상대. 2005. “과실 비파괴 검사용 초음파 트랜스듀서 개발”,
충남대학교 석사학위논문.
15. 서륜. 2002. “초음파를 이용한 사과 의 경도 측정”, 충남대 석사학위논문.
16. 정현모. 1999. “청과물의 기계적 특성에 관한 연구”, 충남대 석사학위논문.