

인공신경망을 이용하여 토양 화학성으로 벼 수확량 예측 Rice Yield Estimation Based on the Soil Chemical Properties Using Neural Network

성제훈*

이동훈*

정희원

J. H. Sung

D. H. Lee

1. 서론

포장은 포장별 또는 포장내 위치별로 토양의 이화학적 성질, 비옥도, 균평 정도, 물의 흐름, 병해충 저항성 등이 달라 농산물의 질과 양이 다를 수 있다. 그러나 지금까지의 관행 농업기술은 이러한 변수의 포장 각 위치별 차이를 고려하지 못하고 있다. 포장 전체를 하나의 구획으로 간주하고 획일적으로 일정한 양의 관개수나 화학제를 공급함으로써 잉여 화학에 의한 환경오염이 발생할 수도 있다. 이러한 포장내 변이를 고려하여 농자재를 투입하는 것이 정밀농업의 목적 중 하나이다.

정밀농업을 위해서는 포장 각 위치의 농산물 생산 잠재력에 대한 정보를 취득해야 한다. 취득한 생산 잠재력 정보 중 토양 화학성을 분석해서 포장내 위치별 시비처방전을 만들게 된다. 시비처방은 양분의 균형공급과 양분축적경감에 의한 환경오염을 방지하기 위한 기준으로서 작물별 표준시비량과 토양검정에 의한 시비기준량을 포함하고 있다. 표준시비량은 질소, 인산, 칼륨으로 구분하여 제시한다.

포장이 가지고 있는 작물생산능력을 이용하여 수확량을 예측하고자하는 연구는 여러 차례 수행된 적이 있다. Sudduth 등(1996)은 다양한 선형 분석 방법으로 데이터를 해석해서 토양내 화학성, 수확량, 기상 등이 서로 연관되어 있음을 보고했고, 선형 분석만으로도 수확량을 예측할 수 있음을 보였다. 신경망이나 퍼지 같은 비선형 해석기술을 이용해서 수확량을 예측한 연구도 다수 있다. Liu 등(1999, 2001)은 역전파 알고리즘을 사용해서 수년 동안의 토양, 기상, 경영요인을 이용하여 옥수수 수확량을 예측했다. Sudduth 등(1996)과 Drummond 등(2003)은 역전파 알고리즘을 이용한 신경망을 포함한 다양한 분석기법을 이용하여 선형 분석법 보다 더 정밀하게 수확량을 예측하는 방법을 제시했다. Kim 등(2001)은 벼 수량의 기상반응을 종합적으로 검토하여 벼 수량예측모델을 구축하고자 기상에 대한 수량반응에 대해 최대경계선분석을 실시하여 수량예측모형을 설정하였고 결정계수가 0.61이상임을 보고했다. 그러나 토양 화학성을 이용해서 수확량을 예측한 보고는 없다.

본 연구는 시비처방전을 만드는 데 필요한 토양 화학성 6 항목과 작물 수확량간의 관계를 분석하고, 인공신경망을 이용하여 시비처방전을 만드는 데 필요한 포장내 위치별 토양 화학

* 농촌진흥청 농업공학연구소 생산기계공학과

성을 이용해서 그해 위치별 수확량 예측성능을 평가하는 데 그 목적이 있다.

2. 재료 및 방법

1) 공시 포장 및 시료

시험포장은 100 m × 30 m 직사각형 형태의 논이다. 관계수는 그림 1과 같이 오른쪽 아래에서 왼쪽위로 흐른다. 포장내 위치별 토양 화학성과 수확량 측정을 위해 그림 1과 같이 5 m × 10 m 단위로 60개의 구획으로 구분하였다. 각 격자의 중심부분에서 토양 시료를 채취하였다. 토양 시료는 전년도 수확후에 각 구획별 중앙부분에서 표토에서 5 cm ~ 15 cm 깊이로 3점을 채취하여 혼합한 후에 변량시비 추천량 계산을 위한 토양 화학성 분석을 실시했다.

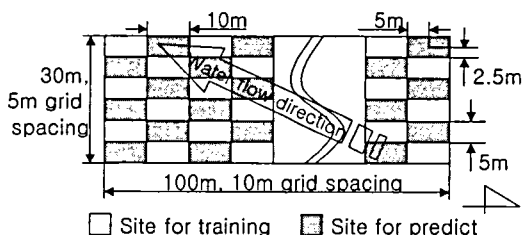


Fig. 2. The experimental paddy field for soil sampling, yield monitoring, and site for neural network training and predicting.

2) 신경망 학습

역전파 신경망은 다층 퍼셉트론 구조를 가지고, 지도학습규칙을 따르도록 C 프로그램 언어(Visual C++, ver. 6.0, Microsoft)를 이용하여 만들었다. 입력노드는 시비처방전을 만드는 데 필요한 토양 화학성 6항목이고 출력노드는 수확량이다. 30 m × 100 m 시험포장을 5 m × 10 m 기본 격자 60 개로 구분한 후, 그림 1에서처럼 5 m × 10 m 기본 격자를 하나씩 건너면서 토양 화학성을 학습에 사용했고(30개 패턴), 그 사이 격자에서 측정한 값(30개 패턴)을 학습에서 예측한 값과 비교했다.

3. 결과 및 고찰

1) 기술통계

수확량 예측을 위한 신경망 학습과 검증에 사용한 포장내 위치별 토양 화학성 및 수확량의 기술통계를 분석했다.

2) 상관계수

1999년의 경우 Ca와 Mg간의 피어슨 상관계수는 0.973이었으며, SiO₂와는 Ca와 Mg가 0.700 이상의 피어슨 상관계수를 가지고 있었다. 그러나 수확량과 의미 있는 상관을 가진 토양 화학성은 없었다. 2000년의 경우 Ca와 Mg간의 피어슨 상관계수는 0.732이었으며, P₂O₅가

수확량과 0.5이상의 부의 상관관을 가지고 있었다.

전체적으로 Ca, Mg, SiO₂ 사이에는 0.700 이상의 상관관을 가지고 있음을 알 수 있고, 수확량과 의미 있는 상관관을 가진 토양 화학성은 없었다. 따라서 토양 화학성 한 두 개만 가지고 수확량을 예측할 수 없음을 알 수 있다.

3) 수확량 예측

신경망으로 예측한 수확량과 그 위치의 실제 수확량간의 상관관계를 분석한 결과 피어슨 상관관계수가 1999년에는 0.916, 2000년에는 0.879, 2001년에는 0.800, 2002년에는 0.789로 나타났다.

학습된 역전과 신경망의 적합성을 검증하기 위해 학습에 사용하지 않은 위치(학습에 사용한 격자를 하나씩 건너뛰면서 배치)의 수확량을 이용했다. 학습위치와 예측위치가 달라 결과를 직접 비교하기는 곤란하지만, 그림 2부터 그림 5에서처럼 학습에 사용한 수확량, 동일 위치를 예측한 수확량, 바로 옆 위치를 예측한 수확량이 서로 비슷함을 알 수 있다.

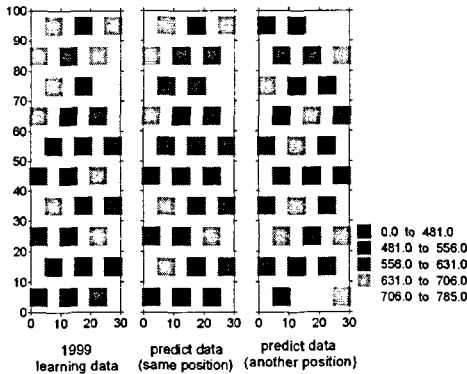


Fig. 3. Yield maps generated by soil properties in 1999.

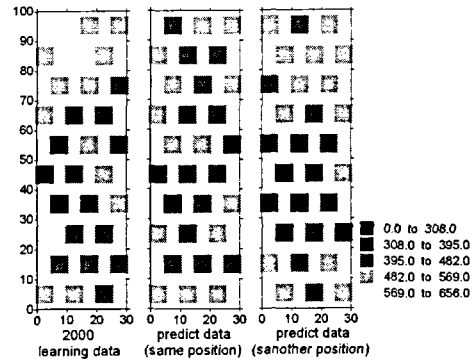


Fig. 4. Yield maps generated by soil properties in 2000.

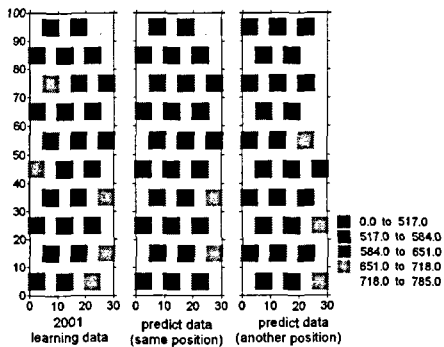


Fig. 5. Yield maps generated by soil properties in 2001.

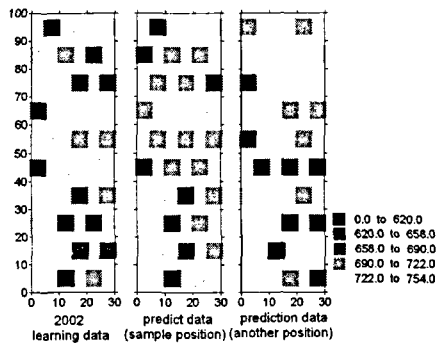


Fig. 6. Yield maps generated by soil properties in 2002.

4. 요약 및 결론

시비치방전을 만드는 데 필요한 토양 화학성 6항목과 작물 수확량간의 관계를 분석한 후, 인공신경망을 이용하여 시비치방전을 만드는 데 필요한 포장내 위치별 토양 화학성을 이용해서 그해 위치별 수확량 예측성능을 평가했다.

포장내 위치별 토양 화학성 및 수확량의 상관관계를 분석한 결과, 전체적으로 Ca, Mg, SiO₂ 사이에는 0.7 이상의 상관을 가지고 있었다. 그러나 수확량과 의미 있는 상관을 가진 토양 화학성은 없었다. 따라서 토양 화학성 한두 개만 가지고 수확량을 예측할 수 없음을 알 수 있다. 포장내 위치별 토양 화학성의 연도별 상관관계를 분석한 결과, 토양 화학성 중 Mg와 Ca는 연도별로 크게 변하지 않으나 다른 화학성은 해마다 변하는 것을 알 수 있고, 수확량도 매년 변함을 알 수 있다.

역전과 신경망 알고리즘으로 5 m × 10 m 기본 격자를 하나씩 건너면서 토양 화학성을 학습에 사용했고, 학습결과를 이용해서 학습에 사용한 위치의 수확량을 예측했다. 신경망으로 예측한 수확량과 그 위치의 실제 수확량간의 상관관계를 분석한 결과 피어슨 상관계수가 1999년에는 0.916, 2000년에는 0.879, 2001년에는 0.800, 2002년에는 0.789로 나타났다. 이는 인공신경망을 이용하여 토양 화학성 6항목으로 그해의 수확량을 예측할 수 있음을 의미한다.

작물 생육은 토양 화학성 외에도 작물의 품종, 재배법, 기상 등 여러 요인에 의하여 변하므로, 토양 화학성 외에 기상, 재배법, 품종 등의 환경 인자를 추가해서 수확량을 예측한다면 더 정밀한 예측이 가능할 것으로 판단된다. 앞으로의 연구를 통해서 토양 화학성으로 수확량 예측 뿐만아니라 수확물 속에 있는 아밀로스, 단백질 등의 영양분 함량도 예측할 수 있을 것이다.

참고문헌

1. Drummond, S.T., K.A. Sudduth, A. Joshi, S.J. Birrell and N.R. Kitchen. 2003. Statistic and neural methods for site-specific yield prediction. Trans. ASAE 46(1):5-14.
2. Kim C.K, B.W. Lee, W.S. Han. 2001. Upper Boundary Line Analysis of Rice Yield Response to Meteorological Condition for Yield Prediction I. Boundary Line Analysis and Construction of Yield Prediction Model. Korean Journal of Crop Science 46(3):241-247(In Korean)
3. Liu J. C.E. Goering and L. Tian. 2001. A neural network for setting target yields. Trans. ASAE 44(3): 705-713.
4. Sudduth K.A., S.T. Drummond, S.J. Birrell and N.R. Kitchen. 1996. Analysis of spatial factors influencing crop yield. In Proc. 3rd Int. Conf. On precision Agriculture, O.C. Robert et al.(ed.) pp. 129-140.