

# 양돈농장 암모니아 농도 예측을 위한 인공지능망 활용

서시영, 장유나, 우샘이, 한덕우, 황옥화, 정민웅  
국립축산과학원 축산환경과  
e-mail:seosi@korea.kr

## Using Artificial Neural Network for Prediction of Ammonia Concentration in Swine Farm

Siyong Seo, Yuna Jang, Saemeo Woo, Deug-woo Han, Okwha Hwang, Minwoong Jung  
Dept. of Animal Environment, National Institute of Animal Science

### 요약

본 논문에서는 국내 강제환기식 비육돈사에서 암모니아 농도 및 환경데이터(환기량, 축사 내부 온도, 습도)를 수집한 후, 인공지능망을 기반으로 한 예측 모델을 비교하였다. 예측 모델은 LSTM 모델을 활용하였으며, 총 73일의 데이터 중 마지막 3일을 예측한 값과 실제값과의 오차를 비교하는 것으로 모델을 평가하였다. 변수를 [V, RH], [T,V,RH]로 설정한 모델이 가장 낮은 오차값을 나타냈으며, 이 중 [T,V,RH]가 가장 근접한 값을 예측한 것으로 나타났다. 본 연구 결과, 인공지능망을 활용한 시계열 예측 모델은 돈사 뿐만 아니라 다양한 축종에서의 적용 가능성을 보인 것으로 사료된다.

## 2. 재료 및 방법

### 1. 서론

국가 대기오염물질 배출량 통계에 따르면 암모니아는 총 308,298 ton 배출되며, 이중 농업 부문이 79.3%를 차지한다고 조사되었다(ME, 2020). 농업 부문 중 양돈농장에서 배출되는 암모니아는 106,057 ton으로 국내 전체 암모니아 배출량의 34.4%를 차지한다. 국내 축산 부문 배출량은 축종별 배출계수와 연 단위 사육두수를 통해서 산출하고 있기 때문에, 정확한 배출계수의 산정은 배출량 산정과 연결되어 있다. 배출계수 산정을 위해 축사 내에서 암모니아 농도를 측정할 때, 농장 내부 환경(고습도와 고농도 분진), 상황(수세, 출하 등)에 따라 결측 데이터가 생길 수 있다. 이러한 결측 데이터는 배출량의 과소/과대 산정에 영향을 주므로, 이러한 결측치의 처리에는 다양한 통계기법이 사용된다. 최근에는 기존 데이터를 학습한 후 데이터를 보간하거나 미래를 예측하는 모델이 연구되고 있는 추세이다(Hochreiter and Schmidhuber, 1997; Ahmed et al., 2010; Cho et al., 2014). 본 연구에서는 국내 비육돈사에서 측정된 시계열 데이터를 활용하여 인공지능망 기반 암모니아 농도 예측 수준을 평가하고 실제 데이터와 비교해보고자 하였다.

### 2.1 수집 데이터

본 연구는 국내 강제환기식 비육돈사에서 83일 동안 암모니아, 환기량, 온도, 상대습도를 실시간으로 측정하였다. 측정간격은 1시간으로 하였으며, 암모니아 농도는 조광관 등(2020)의 연구결과에서 물질에 대한 직선성이 가장 좋게 나타난 광음향 분광장치(INNOVA 1412i, Lumasense, Denmark)로 분석하였다. 실험의 시작과 종료시에 일괄 입식, 일괄 출하되었으며, 총 102마리의 돼지를 실험시간 동안 사육하였다. 입식과 출하시에 정전 및 내부 수세로 인해 결측 데이터가 발생하여, 분석에 사용된 데이터는 전·후 5일씩 제거하여 총 73일의 데이터를 이용하였다. 수집된 데이터의 평균, 최소값, 최대값을 요소별로 [표 1]로 나타내었다.

[표 1] Statistical summary of all data-set

	ammonia (ppm)	Temperature (°C)	Ventilation rate (m <sup>3</sup> h <sup>-1</sup> pig <sup>-1</sup> )	Relative humidity (%)
Mean	8.7	22.9	22.0	50.6
Median	8.1	22.7	20.1	49.4
Min	1.6	19.1	13.5	29.4
Max	36.1	30.0	40.6	82.0

## 2.2 장단기 메모리 모델

시계열 데이터 예측에 사용되는 모델 중 순환신경망(Recurrent Neural Network, RNN)모델이 주로 사용되는데, RNN 모델은 시간 흐름이 길어질수록 기억된 데이터가 희미해지는 기억소실 현상이 발생한다는 단점을 보유하고 있다. 본 연구에서는 이러한 단점을 해결하기 위해 개발된 장단기 메모리(Long Short-Term Memory, LSTM)모델을 활용하였다. LSTM 입력 데이터는 온도[T], 환기량[V], 습도[RH] 등 단독 요소를 단변량 입력값으로, 요소끼리 조합한 [T, V], [T, RH], [V, RH], [T, V, RH]를 다변량으로 적용하여 7개 모델을 만들었다. 전체 73일의 데이터 중 앞의 70일을 trainig set으로 설정하여 학습시킨 뒤, 뒤의 3일을 test set으로 구성하여 최종 암모니아 농도를 예측하였다. 각 모델은 예측치와 실측치의 Root Mean Square Error(RMSE) 값으로 평가하였으며, RMSE 값이 0에 가까울수록 좋은 모델임을 나타낸다. RMSE 값이 가장 낮게 나타난 3개의 모델을 선정한 뒤, 누적된 시간에 따른 예측 안정성을 평가하였다.

## 3. 연구 결과

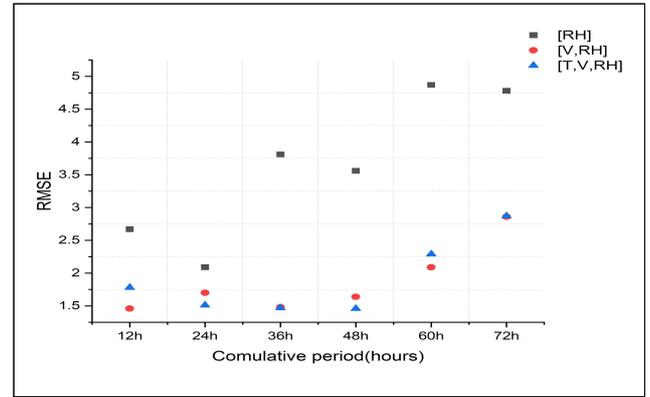
LSTM 모델을 활용하여 모델링 후, 실측값에 대한 RMSE 결과를 [표 2]에 나타내었다. 각 모델 중 가장 적은 오차율을 보이는 세 모델은 [RH]가 4.78, [V, RH]가 2.86, [T, V, RH]가 2.87로 나타났다. 최종 3일 예측 결과에서 [V, RH]와 [T, V, RH]는 1일 차를 제외하고 실제 측정값과 매우 비슷한 주기를 예측하였으나, [RH]는 실측값과 비교하여 전반적으로 낮은 농도로 예측을 수행하였다. 세 모델 모두 1일차 최고농도가 나타나는 시점을 실제와 다르게 나타냈으나, 예측 농도는 실제와 크게 다르지 않게 나타났다.

[표 2] Statistical summary of all data-set

Elements	RMSE	Elements	RMSE
[T]	5.46	[T,RH]	4.97
[V]	5.12	[V,RH]	2.86
[RH]	4.78	[T,V,RH]	2.87
[T,V]	4.87	-	-

시간의 흐름에 따른 모델 안정성을 평가하기 위해 세 모델의 12시간 누적 오차값을 [그림 1]에 나타내었다. RMSE는 각 모델별로 3.63±1.02, 1.87±0.49, 1.90±0.52의 범위로 나타났으며, 모델 중 [RH]는 시간이 경과함에 따라 RMSE가 급격히 증가하는 경향을 나타냈다. [V, RH]와 [T, V, RH]는 48시간까지 안정적으로 예측을 하였으며, [T, V, RH]는 48시간까지 RMSE가 감소하는 것으로 분석되었다. 이러한 결과로 비육돈사에서 발생하는 암모니아 농도 예측에 있어 온도, 환기량,

습도 측정값을 복합적으로 학습하는 다변량 모델이 우수한 것으로 나타났다.



[그림 1] RMSE values according to cumulative intervals

## 3. 결론

본 연구에서는 국내 강제환기식 비육돈사에서 암모니아 농도와 환경요소(온도, 습도, 환기량)를 모니터링 및 데이터 수집을 하고, 인공신경망 기반 암모니아 예측 모델 적용 가능성을 평가하였다. 암모니아 예측 모델로는 LSTM을 선택하였으며, 모니터링 기간 중 마지막 3일을 예측하는 것을 통해 실제값과의 오차가 가장 낮은 모델을 선별하였다. 분석결과 환경요소의 조합 중 [RH], [V, RH], [T, V, RH]의 RMSE가 각각 4.78, 2.86, 2.87로 나타났으며, [T, V, RH]를 모두 적용하는 다변량 모델이 가장 높은 예측성을 보이는 것으로 나타났다. 인공신경망을 기반으로 한 시계열 예측 모델은 돈사 외의 다양한 축종에서 적용될 수 있으며, 이를 위해서는 모델이 학습하기 위한 충분한 데이터가 누적되어야 하고, 실제 환경에서의 테스트가 반드시 선행되어야 할 것으로 사료된다..

### 참고문헌

- [1] 환경부, 2017 국가 대기오염물질 배출량 통계, 2020년
- [2] Hochreiter, S., Schmidhuber, J., "Long Short-Term Memory.", Neural Computation 9권 8호, pp. 1735-1780, 1997년
- [3] Ahmed, N.K., 등, "An empirical comparison of machine learning models for time series forecasting.", Econometric Reviews, 제29권 5호, pp.594-621, 2010년
- [4] Cho. K. 등, "Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation.", Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing Association for Computational Linguistics, pp.1724-1734, 2014년
- [5] 조광곤 등, "대기 중 암모니아 측정을 위한 분석 방법별 비교", 실내환경 및 냄새 학회지, 제19권 제2호, pp.137-148, 2020년