

# 불규칙성 급이 이벤트에 의한 용존산소량 변화 예측을 위한 혼합 모델 제안

김우재<sup>1</sup>, 정희용<sup>1,\*</sup>

<sup>1</sup> 전남대학교 인공지능융합학과

Email: {rladnwo12340, [h.jeong@jnu.ac.kr](mailto:h.jeong@jnu.ac.kr)}

## Mixture Model for Dissolved Oxygen Prediction with Irregular Feeding Events

Woo-Jae Kim<sup>1</sup>, Hieyong Jeong<sup>1,\*</sup>

<sup>1</sup>Dept. of Artificial Intelligence Convergence, Chonnam-National University

\* indicates the corresponding author

### 요 약

뱀장어는 내수면 양식어종으로 뱀장어 양식에서 널리 쓰이는 지수식 양식에 있어서 가장 중요하고 가장 어려운 것은 수질관리다. 수질을 구성하는 요소와 공급된 사료량은 서로 상관관계를 가지며, 이 상관관계에 이상 현상이 발생하면 먹이 섭취 불량과 폐사로 이어질 수 있다. 그래서 본 연구에서는 센서로 측정된 양식장 데이터와 인공지능 모델을 이용하여 수조 속 DO 를 예측하는 모델을 새롭게 제안하여, 적절한 사료 공급 시점과 적절한 공급량을 결정하는 방안에 적절히 사용할 수 있다는 것을 검증하였다. 사료 공급과 공급량에 따른 변화를 가미한 3 시간 후의 DO 를 합당한 이벤트 처리를 통해 예측하였다. 이를 활용하면 사료로 인해 떨어지는 DO 수치를 예측하고, DO 수치가 낮아 회복이 필요한 시점에 투입하는 사료량을 조절하여 질식으로 인해 발생하는 폐사로부터 양식어를 지키며 보다 안정적으로 양식을 위해 활용할 수 있다는 점을 확인할 수 있었다.

### 1. 서론

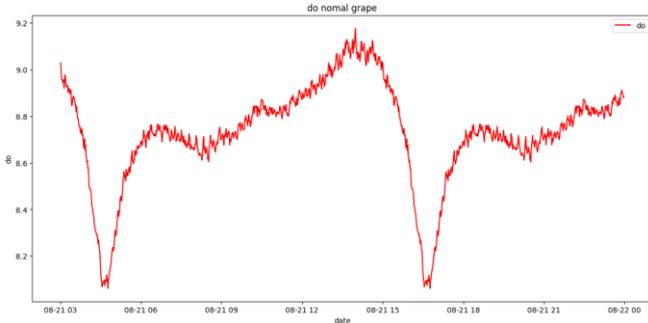
뱀장어 양식에서 널리 쓰이는 지수식 양식은 물이 흐르지 않고 고여있는 상태에서 증발이나 누수에 의한 수량 감소분만 보충수로 공급하는 양식 방법이다 [1]. 지수식 양식에 있어서 가장 중요하고 가장 어려운 것은 수질관리다. 물을 장기간 유지하면서 양질의 뱀장어를 사육할 수 있는지가 중요하다 [2]. 지수식 뱀장어 양식장에서 수질관리란 뱀장어가 사료를 잘 먹고 어병에 강한 어체를 유지할 수 있는 물의 상태를 적절히 관리하는 것이다. 따라서 수질을 구성하는 요소 (pH, 용존 산소(Dissolved Oxygen, DO), 암모니아 질소, 아질산 질소, 질산 질소, 수온 등)와 공급된 사료량은 서로 상관관계를 가지며, 이 상관관계에 이상 현상이 발생하면 먹이 섭취 불량과 폐사로 이어질 수 있다 [2].

산소포화도가 낮으면 사료 공급량을 줄인다든지 사료 공급을 중지하는 등의 대응 조치가 장기적 수질 안정을 위해 필요하다 [2]. 종래 연구에 따르면 사육 시스템을 구축하는데 있어 용존 산소(DO)는 중요하며, 이 용존 산소에 가장 영향을 미치는 요인은 사료 소비량(consumed feed, CF)라 보고하였다. 하지만 이 연구에서는 용존 산소와 다른 요소와의 관계성은 밝히고

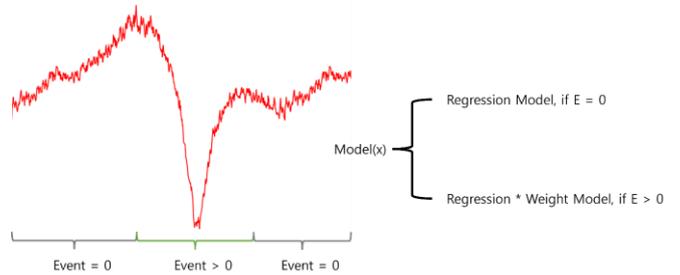
있으나 용존 산소를 예측하는 실험은 진행되지 않았다 [3].

다른 연구에서는 DO 를 30 분, 1 시간, 6 시간, 12 시간 단위로 예측하였다. 사용한 모델로는 SVR, RNN, LSTM, CNN-LSTM, CNN-BiLSTM-AM 을 사용하여 비교 분석하였다. 그중 CNN-BiLSTM-AM 이 가장 성능이 좋았다고 결론을 내고 있다. 그러나 해당 연구에서는 DO 와 급이 이벤트와의 관계에 대해 다루고 있지 않으며, 그에 따라 불규칙적으로 발생하는 급이 이벤트에 따른 DO 예측에는 사용할 수 없다 [4].

이처럼 뱀장어 양식에서 가장 중요한 환경적 요인이라 할 수 있는 DO 와 사료 공급에 대해 상관관계가 있음에도 이에 관한 연구가 지금까지 부족하다는 것을 알 수 있다. 장어의 성장률만을 고려해 사료 공급량을 결정하는 것이 아닌 하나의 수조에 대한 DO 데이터, 수온 데이터, pH 데이터, CO2 데이터, ORP 데이터, 유량 데이터, 조도 데이터, 공급 사료의 양과 투입된 수질 개선제에 대한 데이터와 인공지능 모델을 이용하여 3 시간 후의 수조 속 DO 를 예측할 수 있는 새로운 모델을 제시하고, 이 결과를 바탕으로 적절한 사료 공급 시점과 적절한 공급량을 결정하는 방안으로 활용될 수 있다는 것을 검증하였다.



(그림 1) Dissolved Oxygen (DO)의 하루 변화량.



(그림 2) 불규칙 급이 이벤트에 의한 용존산소량 예측을 위해 제안한 혼합 모델.

## 2. 데이터 세트

사료 연구를 위해 활용한 데이터 세트는 명선해양 산업에서 AI-Hub 를 통해 제공하는 ‘지능형 스마트양식장 통합 데이터(뱀장어)’를 활용하였다 [5]. 이 데이터는 자포니카 어종의 뱀장어에 대해 수집한 센서 데이터, 사료 공급 관리 데이터 등으로 구성 되어있다. 센서 데이터는 측정 장비 설치하여 Dissolved Oxygen(DO) 데이터, 수온 데이터, pH 데이터, CO2 데이터, Oxidation-reduction Potential(ORP) 데이터, 유량 데이터, 조도 데이터 7 종을 2021년 7월 15일 19시 3분부터 2022년 1월 6일 19시 15분까지 1분 간격으로 수집했다. 사료 공급 데이터는 제공한 사료의 양과 수질 개선제, 사료 공급 시 공급하는 첨가제의 양, 사료의 성분을 2021년 7월 21일 04시 30분부터 2021년 9월 10일 16시 30분까지 12시간 간격으로 하루 2번 기록했다. 하루 동안의 DO는 그림 1과 유사한 양상을 보였다. x축은 날짜와 시간을, y축은 DO의 mg 값을 나타낸다.

사료가 공급되었던 시점인 4시 30분과 16시 30분에 DO 그래프가 가장 낮아지는 모습을 보이며 DO와 사료 공급에 상관관계가 있음을 알 수 있다. 뱀장어 양식 표준지침서[2]에 따르면 사료 공급 후 2~3시간이면 DO가 회복된다. 실제 DO 그래프에서 DO가 하락한 시점의 너비가 3시간 정도를 유지하며 수치가 회복되었다. 이에 따라 예측 시간 기준을 3시간으로 설정하고 모델을 학습했다.

데이터 세트 구성에 공통사항으로 사료 공급 시 DO 변화를 확인하기 위해 센서 데이터와 사료 공급 데이터를 병합하여 사용했다. 사료 공급 기록이 있는 건 2021년 9월 10일까지였기에 병합 데이터에서 2021년 7월 21일부터 2021년 9월 10일까지 데이터를 활용하여 학습했다.

## 3. 모델

### 3.1. 혼합 모델

그림 2는 급이 이벤트가 있는 경우와 없는 경우에 대한 DO 패턴의 예시이다. 급이 이벤트(E)가 없는 경우(E=0), DO 값을 예측하는 모델로 회귀 모델을 사용할 수 있다. 왜냐하면 DO 값의 큰 변화량이 확인되지 않기 때문에 측정된 피쳐들을 사용하여 DO 값을

예측할 수 있기 때문이다. 하지만 급이 이벤트를 포함시키고자 할 경우(E>0)에는 일반적인 회귀 모델을 사용할 수 없다. 급이 이벤트(E)가 없는 경우(E=0)는 3시간 후를 예측하지만, 급이 이벤트가 발생한 경우(E>0)는 현재를 예측해야 하기 때문이다. 즉, 이벤트가 있는 경우에는 회귀 모델과 다른 모델이 필요하다. 따라서, 본 연구에서는 이벤트가 있는 경우에 급여량에 대한 DO 측정값을 별도로 학습시켜서, 이벤트가 발생하였을 경우에 회귀 모델과 합쳐서 DO 값을 예측할 수 있도록 혼합 모델을 제안한다.

### 3.2. DO 예측 모델

사용한 인공지능 모델은 LSTM(Long Short Term Memory) 모델을 활용했다. 그 이유는 장/단기 기억 능력이 뛰어나고, 시계열 데이터에 대한 예측에 쉽기 때문에 본 연구에 적합한 모델이라 판단했다.

급이 이벤트(E)가 없는 경우(E=0) 모델은 LSTM 모델에 독립 변수로 3시간 후 DO 예측에 활용할 수 있는 데이터인 DO 데이터, 수온 데이터, pH 데이터, CO2 데이터, ORP 데이터, 유량 데이터, 조도 데이터, 사료 공급 데이터, 수질 개선제 공급 데이터를 활용했다. 종속 변수로는 독립 변수에서 3시간이 지난 DO 데이터를 활용하여 학습했다. 데이터 세트를 구성할 때 데이터 행렬을 3시간 단위로 끊기 위해 180개씩 묶었다. 180개의 데이터를 묶을 때 데이터를 1분 단위로 밀어내며 데이터를 편성했다.

급이 이벤트를 포함시키고자 할 경우(E>0)에는 급이 이벤트(E)가 없는 경우(E=0) 모델에 이벤트 가중치(W)를 곱하여 이벤트가 적용된 혼합 모델을 만들었다. 이벤트 가중치(W)는 LSTM 모델에 서로 다른 방식으로 편집한 사료 공급 데이터를 학습한 모델 2개를 이용하여 구했다. 독립변수로 사료 공급 데이터를 활용하고, 종속변수로 같은 시간에 수집된 DO를 활용했다.

이벤트 가중치(W)구하는 데 활용한 첫 번째 모델은 1분 간격으로 데이터를 편집해 학습했다. 결과 사료 공급 데이터가 0일 때 기준이 되는 DO를 구할 수 있었고, 사료 공급 데이터가 0이 아닐 경우, 급여량에 맞는 DO 하락 수치를 구할 수 있었다.

두 번째 모델은 사료 공급 주기가 12시간 간격이었기 때문에 720개 간격으로 데이터를 편집해 학습했다. 결과 급이가 이루어졌을 때 형성되는 그래프의

<표 1> 측정 데이터와 예측 데이터의 유사도 평가 결과

	(E=0)	(E=0) * (E>0)
Euclidean Distance	18.507	21.249
Cosine Similarity	1.000	1.000
Correlation Coefficient	0.217	0.259
Mean Squared Error	0.049	0.064
Mean Absolute Error	0.173	0.197
Correlation Coefficient	0.783	0.741

골극 패턴을 구할 수 있었다.

두 모델의 결과를 가중치로 활용하기 위해서는 1을 기준으로 초기화해야 했다. 두 모델의 결과를 그래프로 확인해 보면 첫 번째 모델의 사료 공급 데이터가 0 일 때 값이 두 번째 모델에서도 마찬가지로 기준으로 사용할 수 있다. 그래서 두 번째 모델의 결과 값을 첫 번째 모델의 사료 공급 데이터가 0 일 때 결과 값으로 나누어 1을 기준으로 초기화했다.

#### 4. 결과

그림 3은 2021년 8월 20일부터 2021년 8월 25일까지 데이터를 이용하여 (E=0) 모델만을 사용하여 예측한 결과와 (E=0) 모델과 (E>0) 모델을 혼합하여 예측한 결과를 그래프와 표로 비교한 것이다.

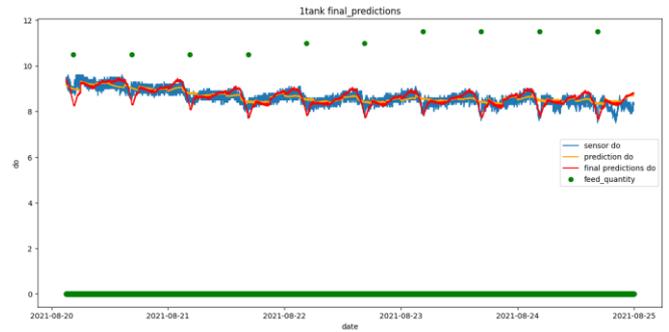
그래프의 x 축은 날짜이고, y 축은 DO의 mg 값이다. 파란색 선은 측정 장비를 통해 수집한 DO 값이며, 주황색 선은 (E=0) 모델만으로 예측한 3시간 후의 DO 값이고, 빨간색 선은 (E=0) 모델과 (E>0) 모델을 혼합하여 예측한 3시간 후의 DO 값이다. 사료 공급 시점을 참고하기 위해 초록색 점으로 사료 공급량을 표시하였다.

(E=0) 모델만을 이용하여 예측한 경우는 거의 직선에 가깝게 예측 결과가 나왔으나 (E=0) 모델과 (E>0) 모델을 혼합하여 예측한 경우는 급이 이루어진 시점의 골극을 재현할 수 있게 되었다.

표 1은 본래 측정된 DO와 예측한 DO를 활용하여 유사도 평가를 진행했는데 수치적으로는 값이 부정확해진 걸 확인할 수 있으나 대량 폐사를 예방하기 위해 DO 값을 예측하는 것이므로 전반적인 정확도 보단 최소값의 일치율이 더 중요하다 판단했다.

#### 5. 결론

급이 이벤트와 같은 불규칙 이벤트를 동반하는 예측에는 LSTM 만을 가지고는 정확한 예측이 어렵다. 단순히 3시간 후의 DO를 예측하는 게 아닌 사료 공급과 공급량에 따른 변화를 가미한 3시간 후의 DO를 예측하기 위해선 그에 합당한 이벤트 처리가 필요하다.



(그림 3) 모델을 활용한 예측 결과

그 이벤트 처리 방법으로 이벤트 발생에 맞춰 그 이벤트에 합당한 가중치를 부여하는 방법으로 처리했다. 다만 본래 LSTM으로 예측된 결과 위에 가중치를 곱하는 형태로 문제를 해결하였기에 처음 LSTM으로 예측된 결과에 좌지우지된다. 처음 LSTM으로 예측된 결과가 너무 잘 나왔을 경우 오히려 가중치로 인해 값에 오차가 발생할 수 있으며, 반대로 예측 결과가 너무 나쁠 경우 가중치로 개선할 수 있는 정도가 너무나도 미미했다. 그에 따라 처음 예측치로 활용되는 값에 대한 조정이 필요하다. 이를 활용하면 사료로 인해 떨어지는 DO 수치를 예측하고, DO 수치가 낮아 회복이 필요한 시점에 투입하는 사료량을 조절하여 질식으로 인해 발생하는 폐사로부터 양식어를 지키며 보다 안정적으로 양식을 할 수 있을 것이다.

#### 사 사

본 연구는 해양수산부 해양수산과학기술진흥원의 유수식 디지털 혁신기술개발사업의 “유수식 스마트 양식 시스템 개발”의 연구비 (No.1525013410) 지원을 받아 수행되었음.

#### 참고문헌

- [1] 이호연, KIOST. “미래를 이끌어갈 수산 양식 산업”. 한국해양과학기술원 블로그. 2019. 6. 25. <https://m.blog.naver.com/kordipr/221566791247>
- [2] “뱀장어 양식 표준지침서 Standard Manual of Eel (*Anguilla japonica*) Aquaculture”, 농림수산식품부 국립수산물과학원, (2009. 04.).
- [3] Galezan, F.H., Bayati, M.R., Safari, O. et al. “Modeling oxygen and organic matter concentration in the intensive rainbow trout (*Oncorhynchus mykiss*) rearing system”. *Environ Monit Assess* **192**, 223 (2020). <https://doi.org/10.1007/s10661-020-8173-x>
- [4] Wenbo Yang, Wei Liu, Qun Gao. “Prediction of dissolved oxygen concentration in aquaculture based on attention mechanism and combined neural network[J]”. *Mathematical Biosciences and Engineering*, 2023, 20(1): 998-1017. doi: 10.3934/mbe.2023046
- [5] 최성원, 명선해양산업. “지능형 스마트양식장 통합 데이터(뱀장어)”. AI-Hub, (2022. 10.). <https://aihub.or.kr/aihubdata/data/view.do?currMenu=115&topMenu=100&aihubDataSe=realM&dataSetSn=640> (Accessed date: September 4 2023).