

순환신경망을 이용한 실시간 시추매개변수 예측 연구

한동권¹ · 서형준² · 김민수¹ · 권순일^{1*}

¹동아대학교 · ²캘거리대학교

A Study on Real-time Drilling Parameters Prediction Using Recurrent Neural Network

Dong-kwon Han¹ · Hyeong-jun Seo² · Min-soo Kim¹ · Sun-il Kwon^{1*}

¹Dong-A University · ²University of Calgary

E-mail : dkhan@donga.ac.kr / jun860517@gmail.com / minspp0821@naver.com / sikwon@dau.ac.kr

요 약

실시간 시추매개변수 예측은 시추효율의 극대화 관점에서 상당히 중요한 연구이다. 시추 극대화 방법 중 시추속도를 향상시키는 방법이 일반적이는데 이는 굴진율, 시추스트링 회전속도, 비트 하중, 시추이수 유량과 연관관계를 지니고 있다. 본 연구는 실시간 시추매개변수 중 하나인 굴진율을 순환신경망 기반 딥러닝 모델을 이용하여 예측하는 방법을 제안하였으며 기존의 물리적 기반의 굴진율 모델과 딥러닝 모델을 이용한 예측 모델을 비교해 보고자 한다.

ABSTRACT

Real-time drilling parameters prediction is a considerably important study from the viewpoint of maximizing drilling efficiency. Among the methods of maximizing drilling, the method of improving the drilling speed is common, which is related to the rate of penetration, drillstring rotational speed, weight on bit, and drilling mud flow rate. This study proposes a method of predicting the drilling rate, one of the real-time drilling parameters, using a recurrent neural network-based deep learning model, and compares the existing physical-based drilling rate prediction model with a prediction model using deep learning.

키워드

Real-time Drilling Parameters, Rate of Penetration, Recurrent Neural Network, Deep Learning

1. 서 론

시추 시 실시간으로 시추효율 매개변수를 예측하는 것은 시추 효율을 극대화하고 문제발생에 따른 효과적인 대처를 하기 위해 필수적인 작업이다 [1]. 시추효율 매개변수 중 굴진율(Rate of penetration: ROP)은 시간 당 얼마나 깊이 시추를 했는지(m/hr) 나타내는 지표로 시추작업에서 가장 중요한 변수 중 하나이다. 굴진율 최적화 문제는 시추과정에서 발생하는 시추비용을 줄일 수 있는 요소이다[2]. 굴진율 예측은 크게 비트의 종류 및 지층의 물성과 특성에 따라 다양한 물리적 기반의

경험적 모델을 일반적으로 사용하였다. 그러나 경험적 모델은 이상치에 민감하거나 모든 현장에 범용적으로 활용가능하지 못하는 한계가 존재한다. 이를 보완하기 위해 자료기반의 다양한 머신러닝 지도학습 기법을 적용한 연구들이 수행되었다.

본 연구에서는 시계열자료 중 하나인 시추효율 매개변수 입력자료를 이용하여 실시간 굴진율을 예측할 수 있는 모델을 개발하였다. 이는 순환신경망인 Long Short Term Memory(LSTM), Gated Recurrent Unit(GRU) 딥러닝 기법을 활용하였으며 실제 현장자료를 통해 검증하였다.

* corresponding author

II. 굴진을 예측모델

1960년대 굴진을 예측 경험적 모델은 비트의 하중(weight on bit: WOB), 회전속도(rotary speed: RPM)와의 관계를 통해 수식을 만들었다. Bingham[3]은 WOB, RPM와 비트직경 사이의 단순한 관계에 경험적 지수를 추가하여 다양한 조건에서의 굴진을 예측 범위를 넓히는 대표적인 경험식이다. Bourgoyne and Young[4]은 지층강도, 공저압력, 비트 직경과 하중, 회전속도, 마모도, 분사압력 등 비트의 종류와 지층의 연관성을 모사한 대표적인 경험식이다. 본 연구에서 비교분석한 경험적 모델은 Modified Bourgoyne and Young(MB&Y) 모델이다. 최근 4차산업혁명 기술이 유가스전 산업에 도입되면서 디지털오일필드라는 개념으로 여러 가지 석유공학 연구에 머신러닝과 인공지능 기법이 도입되고 있다. 초기 머신러닝 지도학습 기반의 랜덤포레스트, 서포트벡터머신, 인공신경망 모델을 다양한 시추효율 매개변수를 입력자료로 하여 예측에 활용하였으며 딥러닝 알고리즘에 제안된 이후 다층신경망(MLP), 순환신경망(RNN), 컨볼루션신경망(CNN) 등이 연구에 적용되었다[5]. 굴진율 예측의 경우 시간에 따라 시추심도가 깊어지며 시추효율 매개변수들이 취득되는데 이는 순환신경망의 개념이 적용가능하며 본 연구에 예측기법으로 그림1과 같은 LSTM, GRU 딥러닝 알고리즘을 활용하였다. 실시간 예측 모델의 경우 수많은 빅데이터를 통해 학습하는 도메인 지식을 통해 모델을 개발하는 것이 아니므로 전체 학습에 소요되는 시간은 5분 내외(m당 시추매개변수 취득 시)로 단기간 소요되므로 모델을 구축하고 예측하는데 소요되는 시간이 적다.

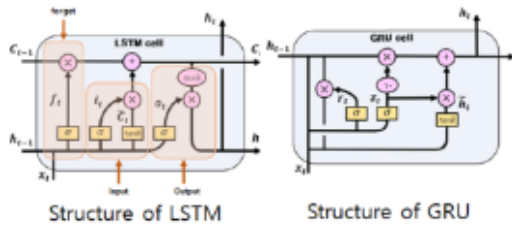


그림 1. 딥러닝 기반 순환신경망

III. 학습 및 예측 결과

본 연구에서 사용한 데이터는 수직정 육상 오일 유정이다. 시추심도는 25m~2125m이고 총 2100m 심도로 1m당 시추효율 매개변수를 측정된 학습자료를 활용하였다. 그림1과 같이 학습자료는 81%(25~1725m), 테스트자료는 19%(1726~2125m)를 이용하여 굴진율을 예측하였다. 테스트자료의 실제 굴진율과 BYM, LSTM, GRU 알고리즘의 예측값을

비교하기 위해 통계비교지표인 평균제곱오차(Mean Square Error: MSE), 평균제곱근오차(Root Mean Square Error: RMSE), 평균절대백분율오차(Mean Absolute Percentage Error: MAPE)를 사용하였다.

표 1은 LSTM, GRU 예측 모델의 최적 하이퍼파라미터 결과로 두 모델의 뉴런의 수와 히든레이어 수, 순환신경망에서 학습자료 분류를 조절하는 중요한 변수인 배치사이즈가 각각 상이하게 도출되었다. 히든레이어의 뉴런의 연결 비율을 조절하는 drop out 기법이 적용되었고 활성화 함수 및 옵티마이저는 딥러닝에서 dense하지 않은 벡터 값을 가지고 vanishing gradient 문제 해결에 장점이 있는 ReLU, Adam을 사용하였다.

표 1. 딥러닝 알고리즘 최적 하이퍼파라미터

Hyper parameter	LSTM	GRU
Neuron	64-128-256-1 28-64 (hidden layer:5)	64-128-256-2 56-128-64 (hidden layer:6)
Sequence	10	10
Batch size	100	200
Epoch	50	50
Drop out	0.2	0.2
Activation Function	ReLU	ReLU
Optimizer	Adam	Adam

그림 2는 LSTM 모델의 학습결과 및 테스트자료의 예측결과이고, 400개의 테스트자료의 경험적 모델(MB&Y)와 LSTM, GRU 알고리즘 비교결과 RMSE가 각각 5.95, 3.69, 3.96이며, MAPE는 11.0%, 7.1%, 7.3%이다. 그림 3에서 보듯이 딥러닝 순환신경망의 평가지표의 경우 유의미한 차이가 나지 않으나 GRU의 테스트 자료 일부(시추심도 1950m 전후, 2000m 전후)가 박스플롯의 이상치로 나타날 만큼 평균백분율 오차가 30%를 넘는 경우가 존재하였다(그림 4). 그러나 두 알고리즘 모두 MB&Y보다 실제 굴진을 자료 경향을 보다 정확히 예측하는 것으로 나타났다.



그림 2. LSTM 굴진을 예측 모델 학습 결과

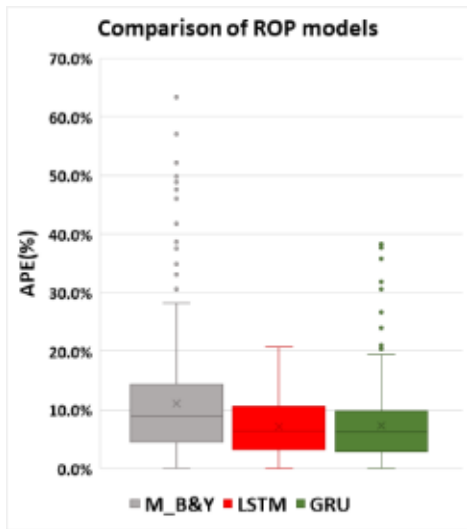


그림 3. 굴진을 예측 모델 비교 결과

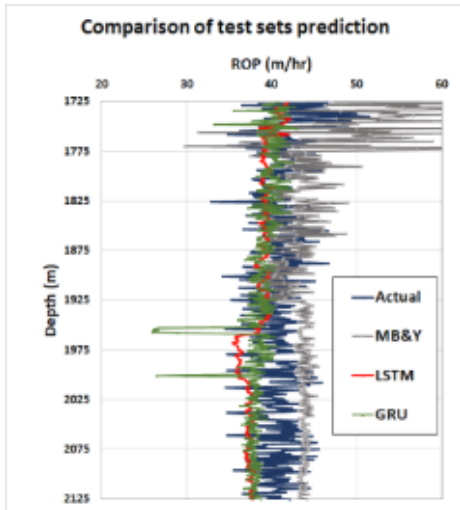


그림 4. 테스트셋 굴진을 예측 비교결과

IV. 결 론

이 연구에서는 시추매개변수 중 하나인 굴진을 운영 중 실시간으로 예측하기 위해 순환신경망인 딥러닝 기반 LSTM, GRU 알고리즘을 이용하여 실시간 예측할 수 있는 지도학습 모델을 제안하고 경험적 모델인 MB&Y와 비교분석하는 연구를 수행하였다. LSTM, GRU 모델은 입력자료로 WOB, Flow rate, RPM, 시추공 침도를 이용하였고 다양한 딥러닝 하이퍼파라미터 민감도 분석을 통해 학습 데이터 세트에 적합한 변수를 선정하였다.

본 연구에서 개발한 모델을 더욱 발전시키기 위해 LSTM, GRU의 Regularization이나, CNN모델과의 결합모델, 학습 데이터셋 비지도학습 분석이나 Smoothing 기법을 통한 데이터 전처리를 적용하여 예측성능을 더욱 높이는 연구를 수행할 예정이다.

Acknowledgement

이 논문은 2020년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구(No.2019-0-01561-002, 지구 공간정보 분석을 위한 인공지능 기술 개발 및 활용 연구) 및 2021년도 산업통상부의 재원으로 한국에너지기술평가원(KETEP)의 지원을 받아 수행한 연구 과제입니다(No. 20182510102500).

References

- [1] S. Elkhatatny, "New Approach to Optimize the Rate of Penetration Using Artificial Neural Network," *Arabian Journal for Science and Engineering*, Vol. 43, pp. 6267-6304, 2018.
- [2] C. Hegde, and K. Gray, "Use of machine learning and data analytics to increase drilling efficiency for nearby wells," *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, Vol. 40, pp. 327 - 335, 2017.
- [3] M. Bingham, "How rock properties are related to drilling," *The Oil and Gas Journal*, Vol. 1, pp. 94-101, 1964.
- [4] A. Bourgoyne Jr, and F. Young Jr, "A multiple regression approach to optimal drilling and abnormal pressure detection," *Society of Petroleum Engineers Journal*, Vol. 14(4), pp. 371-384, 1974.
- [5] J. Jung, D. Han, S. Kim, I. Yoo, and S. Kwon, "Analysis of Technical Trend for Drilling ROP Optimization with Artificial Intelligent," *Journal of the Korean Institute of Gas*, Vol. 24, No. 1, pp. 66-75, 2020.