

탈중앙거래소의 비영구적 손실 제거를 위한 딥러닝 기반 Dynamic AMM

*김수민¹⁾, 최해웅²⁾, 강주성²⁾, 윤민호²⁾, 이흥노^{1,2)}

광주과학기술원 인공지능대학원¹⁾/전기전자컴퓨터공학부²⁾

smkim6927@gm.gist.ac.kr, haeung@gist.ac.kr, k92492@gist.ac.kr, minho2021@gm.gist.ac.kr, heungno@gist.ac.kr

Deep learning-based Dynamic AMM to mitigate impermanent loss of decentralized exchanges

*Sumin Kim¹⁾, Haeung Choi²⁾, Jusung Kang²⁾, Minho Yoon²⁾, Heung-No Lee^{1,2)}

Artificial Intelligence Graduate School¹⁾, School of Electrical Engineering and Computer Science²⁾

Gwangju Institute of Science and Technology

Abstract

Decentralized exchanges (DEXs), based on blockchain technology, enable the exchange of various cryptocurrencies. A common problem in DEXs is Impermanent Loss (IL), which forces users of DEX to experience excessively large slippage or transaction delays. To tackle this problem, a Dynamic Curve Automated Market Maker (AMM) structure was proposed [2]. However, this method requires an infeasible amount of transaction costs for real-time market price oracle. In this study, we propose a deep learning-based Dynamic AMM to mitigate IL. The proposed method utilizes predicted prices instead of real-time prices to alleviate the IL problem in DEXs and to reduce transaction costs to a practical level. Through simulation, we have validated that this approach can effectively decrease IL and make transaction costs more manageable in the context of DEXs.

I. 서론

Blockchain 기술이 등장함에 따라, 이 기술을 바탕으로 다양한 암호화폐가 탄생했다. 이로 인해 암호화폐 간의 교환을 위한 방법 가운데 하나로서 다양한 구조의 DEXs (Decentralized exchanges)가 등장하였다[1]. DEX는 블록체인 기반의 프로토콜로 개발된 화폐들 간에 교환을 가능하게 하는 시스템이다. 대부분의 DEX의 구조는 AMM(Automated Market Maker)을 기반으로 한다.

AMM은 예치된 자산의 양에 따라 자동으로 암호화폐의 교환가격을 결정해주는 알고리즘이다.

DEX의 원활한 동작을 위해서는 충분한 유동성 공급이 필요하다. DEX의 유동성이 부족하면 거래를 하려는 사용자가 과도하게 큰 슬리피지나 거래 지연을 경험할 수 있다.

Impermanent Loss (IL)는 시장가격과 AMM이 결정해준 가격의 차이로 인해 차익거래가 일어날 때 유동성 공급자(Liquidity Provider; LP)에게 발생할 수 있는 손실이다. 과도한 IL은 LP들의 참여를 막는 요인이 된다. 따라서, DEXs의 원활한 동작을 위해서는 IL을 억제해야 한다.

IL을 억제하기 위한 방안의 하나로 Dynamic curve-AMM 구조 방식이 제안되었다[2]. 이 방식을 사용하면 AMM이 암호화폐의 시장가격을 입력으로 받아 가격을 결정한다. 블록체인 네트워크 상에 존재하는 AMM에 실제 시장가격을 입력하려면 Transaction을 발생시켜야 하고, 이를 위해서 Transaction 수수료를 지불해야 한다. 이 과정을 실시간으로 수행하려면 막대한 비용을 지불해야 하는 문제가 있다. 이 문제를 해결하기 위한 방법 중 하나로 [3]은 Dynamic curve-AMM 구조에서 실시간 가격 대신 딥러닝 모델의 예측 가격을 사용할 수 있음을 보였다. 그러나, 사용한 예측 모델(e.g. LSTM)은 이 후 등장한 Inforemer2020등의 모델에

비해 예측 성능이 떨어지는 것으로 알려져 있다[4]. 또한, 사용된 데이터셋의 시간 간격(1일)이 실시간 데이터를 예측하기에 부적합했다.

본 논문에서는 기존에 제시된 Dynamic curve-AMM[2,3]의 한계점을 발전된 딥러닝 모델 및 실시간에 가까운 데이터셋을 활용하여 해결한 DEX를 제안한다. 시뮬레이션을 통하여 제안된 DEX가 실시간 가격 대신 예측 가격을 사용하여 IL을 줄일 수 있음을 실증했다. 또한 발생하는 비용이 실용적인 수준으로 줄어들었음을 보였다.

II. 본론

제안하는 DEX는 크게 두 부분으로 나뉜다. 첫번째는 실시간 가격을 대체하는 가격 예측 값을 생성하는 딥러닝 모델 부분이고 두번째는 그 예측 값을 활용하여 DEX의 교환 가격을 산정하는 Dynamic curve-AMM 부분이다. 2.1에서 2.2는 각각 DEX 동작 및 예측 모델에 대한 배경지식을 설명한다. 2.3에서는 제안하는 시스템에 대한 구조를 서술한다. 2.4와 2.5는 각각 예측 모델과 DEX 동작을 실험 및 테스트한 내용에 대해 설명한다.

2.1 AMM 에서의 IL(Impermanent Loss)

AMM은 암호화폐의 교환 시 가격을 결정하는 알고리즘으로, 가격 결정 방식에 따라 여러 종류의 AMM이 제안되었다. 예를 들어 CPMM(Constant Product Market Maker)은 두 교환 대상 암호 화폐의 예치량의 곱을 일정하게 유지하는 방식으로 작동한다[5].

Dynamic AMM은 DEX내의 자산 예치량에 따라 가격을 산정하는 일반적인 AMM과 다르게, 시장 가격에 따라서 가격 결정에 사용되는 curve의 모양이 바뀐다. 예를 들어 DCPMM(Dynamic Constant Product Market Maker)의 bounding curve(가격 결정을 위해 사용되는 곡선)는 다음과 같은 수식으로 표현할 수 있다[2]:

$$w(t) \cdot (x(t) - a(t)) \cdot y(t) = k \quad (1)$$

수식 (1)에서 $0 < x(t)$, $0 < y(t)$ 은 교환하려는 두개의 토큰의 예치량을 의미하는 값이다. $0 < a(t) < x(t)$, $0 < w(t)$ 은 시장가격에 따라 변동되는 파라미터이다. DCPMM에서는 교환 전후의 $x(t)$ 값 및 $y(t)$ 값의 변화와 상관없이 k 값이 유지되도록 교환비율을 결정한다. DCPMM에서의 명목 가격 값은 수식 (1)의 미분 값 (dy/dx) 로 정의된다. 이를 수식으로 나타내면 다음과 같다.

$$px(t) = \frac{k}{w(t)} \cdot \frac{1}{(x - a(t))^2} \quad (2)$$

IL(Impermanent Loss)은 시장가격과 AMM이 결정해준 가격이 다를 때 발생한다. 두 가격이 달라지면 차익거래자들이 AMM이 정해준 가격보다 실제 가치가 더 높은 암호화폐를 DEX에서 구매한다. 그 결과, DEX내에는 가치가 낮은 암호화폐가 상대적으로 많아진다. 따라서 DEX에 예치된 LP들의 암호화폐의 총 가치가 감소한다. 이 가치 감소를 IL로 정의할 수 있으며, 이를 아래와 같은 수식으로 나타낼 수 있다.

$$l = \frac{V_{p_{mkt}}(x_n, y_n) - V_{p_{mkt}}(x_0, y_0)}{V_{p_{mkt}}(x_0, y_0)} \quad (3)$$

2.2 예측모델 도입

LSTM 등의 딥러닝 예측모델은 전기 수요량, 날씨 예측, 주가 예측 등 다양한 분야에서 효과적으로 사용되고 있다[6]. 본 논문에서는 Dynamic AMM에 사용되는 실시간 시장 값 대신 사용하기 위해 딥러닝 예측모델을 사용한다.

여러 딥러닝 모델 중, 본 연구에서는 AAAI'21 Best Paper로 선정된 Informer2020[4] 예측 모델을 사용하였다. 해당 연구에 따르면, 이 모델은 시계열 데이터의 예측에 있어서 Encoder-Decoder 구조를 사용하며, Sequence to Sequence와 유사한 입출력 구조를 가진다. 기존의 트랜스포머 모델의 계산 비용과 메모리 사용량 문제를 해결하며, 장기 시퀀스 시계열 데이터에 대한 높은 정확도의 예측을 가능하게 한다.

2.3 제안 시스템

제안하는 DEX는 크게 두 부분으로 나뉜다. 첫번째는 실시간 가격을 대체하는 가격 예측 값을 생성하는 예측 모델 부분이다. 이 예측 모델은 informer모델을 기반으로 했다. Encoder에 과거 특정 기간 동안의 암호화폐 가격 데이터를 입력하여 Decoder가 특정 시간의 길이만큼의 암호화폐 가격 예측 값을 생성하도록 하였다.

두번째 부분은 예측 모델이 생성한 암호화폐 가격 예측 값을 활용하여 DEX의 교환 가격을 산정하는 Dynamic curve-AMM 부분이다. 수식 (3)에서 설명한 DCPMM의 시장 가격 $px(t)$ 를 대신하여 예측 모델의 출력 값을 대입하여 실제 교환 가격을 결정하도록 하였다.

2.4 학습 및 테스트

본 연구에서는 암호화폐 가격 예측을 위해 Informer2020 모델을 지도 학습방법으로 학습했다. 학습을 위해 1분 간격으로 나타난 과거 10분 동안의 암호화폐 가격을 입력하였으며, 미래 10분 동안의 예상 가격을 1분단위로 예측하였다.

사용된 학습 데이터셋 구조를 그림 1을 통해 나타내었다. 1 ether를 달러(USD)로 가치화 한 데이터를 1분 단위로 수집 되어있다[7]. 이 데이터셋의 전체 기간 중에 결측 값이 없는 2020년 1월부터 2023년 3월까지의 데이터를 학습 및 테스트에 사용했다. 모델의 학습결과를 테스트 해본 결과, Test 데이터에 대한 MAE가 0.010377, MSE가 0.000172, RMSE가 0.013126 로 나타났다. 이 결과를 보았을 때, 모델이 충분히 가격 예측을 수행하고 있음을 확인하였다.

	time	open	high	low	volume	close
	2020-01-01 00:00:00	129.29	129.29	129.28	4.296030	129.29
	2020-01-01 00:01:00	129.28	129.28	129.28	0.051624	129.28
	2020-01-01 00:02:00	129.28	129.28	129.28	2.017000	129.28
	2020-01-01 00:03:00	129.28	129.28	129.16	0.519391	129.16
	2020-01-01 00:04:00	129.19	129.19	129.00	1.558173	129.00

그림 1. 학습 데이터셋 구조

2.5 제안 시스템의 성능 실험결과

제안 시스템의 성능실험을 위한 시뮬레이션에는 예측 모델을 사용해서 데이터를 10분단위로 생성해서 예측 값이 실험하는 데 이용했다. 이렇게 예측한 10분간의 가격 값들의 20 step을 합산해서 제안하는 DEX에 입력했다.

제안된 DCPMM 기반 DEX는 입력된 암호화폐 가격 예측 값을 실제 실시간 시장가격으로 가정하여 교환 비율을 산정한다. 시뮬레이션에서 사용된 모델은 다음과 같다.

1. 일반 사용자: 매 1분 마다, DEX에 DAI를 매도하고 ETH를 매수하는 거래, 또는 그 반대의 거래를 수행한다. 이 때 거래량은 0 DAI 이상 10 DAI 미만 가치 범위 내의 균등분포를 갖는 랜덤변수이다.
2. 차익거래자: 차익거래자는 매 1분 마다 DEX에서 산정된 가격과 실제 실시간 시장가격을 비교하여 최대한의 이득을 얻는 차익거래를 수행한다.

위와 같은 일반 사용자 및 차익거래자 모델을 바탕으로, 200분 간 제안된 DEX에서 일어나는 거래를

시뮬레이션 하였다. 시뮬레이션 종료 시점의 실제 시장 가격을 기반으로, 시뮬레이션 종료 시점에 DEX에 남아있는 자산의 총 가치와 시뮬레이션 시작 시점에서의 총 가치를 계산하여 그 차이 (즉, IL)를 측정했다. 성능 비교를 위해 같은 시뮬레이션을 CPMM 및 [2]의 DCPMM에 대해 반복하여 그 결과를 비교하였으며 그 결과는 표 1과 같다.

AMM algorithms	IL Values (단위: DAI)	IL in percentages [IL values / Total Values]
CPMM	2664.334638	0.07949%
DCPMM (w. real price) [2]	-6.320979	-0.00018%
Proposed	255.561450	0.00762%

표 1. IL시뮬레이션 결과 비교표

시뮬레이션 결과, 일반적으로 널리 사용되는 AMM인 CPMM의 경우 0.07949%의 IL을 기록한 반면, 제안된 방식의 경우 그의 1/10 미만인 0.00762%의 IL이 발생하였다. 즉 제안된 방식이 CPMM에 비해 IL를 크게 감소시킬 수 있음을 보였다. 한편 [2]에서 제안된 실시간 가격 기반 DCPMM의 경우 -0.00018%의 IL를 기록하였다. 해당 논문에서 제시된 IL의 이론치는 0이지만, 본 시뮬레이션 상에서는 일반 사용자의 랜덤 거래로 인해 IL 값이 정확히 0이 되지 않았다고 해석할 수 있다.

III. 결론

본 연구에서는 DEX에 존재하는 IL을 제거하기 위해서 Dynamic AMM에 덤핑이 생성한 예측 값을 도입하는 방법이 제안되었다. 제안된 방식의 IL을 제거 성능을 확인하기 위해서 이 방식을 적용한 DEX에서 발생하는 거래를 시뮬레이션한 후 IL을 측정했다. 그 측정 결과, CPMM을 사용하였을 때와 비교해, IL을 크게 감소시킬 수 있었다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 대학ICT연구센터육성지원사업의 연구결과로 수행되었음 (IITP-2021-0-01835).

참고문헌

- [1] W. Warren and A. Bandeau. (2017). 0x: An Open Protocol for Decentralized Exchange on the Ethereum Blockchain. [Online]. Available: <https://github.com/0xProject/whitepaper>

- [2] B. Krishnamachari, Q. Feng, and E. Grippo, "Dynamic curves for decentralized autonomous cryptocurrency exchanges," in 4th International Symposium on Foundations and Applications of Blockchain 2021 (FAB 2021). Schloss Dagstuhl-Leibniz-Zentrum für Informatik, 2021.
- [3] Park, Ha-young. "Dynamic Constant Product Market Maker Using Cryptocurrency Price Prediction Based on Deep Learning". Thesis for Master's Degree, School of Electrical Engineering and Computer Science, Gwangju Institute of Science and Technology, 2022.
- [4] Zhou, Haoyi, et al. "Informer: Beyond efficient transformer for long sequence time-series forecasting." in Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence. Vol. 35. No. 12. 2021.
- [5] Angeris, Guillermo, et al. "An analysis of Uniswap markets." Cryptoeconomic systems. Vol. 1. No.1. 2021.
- [6] G. Mahalakshmi, S. Sridevi, and S. Rajaram, "A survey on forecasting of time series data," in Proc. Int. Conf. Comput. Technol. Intell. Data Eng. (ICCTIDE), Jan. 2016, pp. 1–8.
- [7] <https://www.kaggle.com/datasets/tencars/392-cryptocurrency-pairs-at-minute-resolution/versions/1157?select=ethusd.csv>