

Smart Liquidity: Reinforcement Learning Approaches for AMM Optimization in Decentr. Exch.

Diplomand



Ahmet Cemil
Karaosman

Ausgangslage:

Dezentrale Finanzmärkte (DeFi) entwickeln sich dynamisch und stellen durch den Einsatz von Automated Market Makern (AMMs) neuartige Handelsmechanismen bereit. Diese ermöglichen kontinuierliche Liquidität ohne zentrale Orderbücher, sind jedoch mit Risiken für Liquiditätsanbieter verbunden.

Mit der Einführung konzentrierter Liquidität in Uniswap V3 wird das Kapital zwar effizienter eingesetzt, erfordert jedoch eine komplexe und aktive Verwaltung.

Gleichzeitig eröffnen Uniswap V4 und dessen programmierbare Hooks neue Möglichkeiten, Handelsgebühren dynamisch anzupassen und Liquiditätsbereiche automatisch zu rebalancieren. Vor diesem Hintergrund untersucht die Arbeit, wie sich Reinforcement Learning (RL) zur Automatisierung und Optimierung von Liquiditätsstrategien einsetzen lässt.

Vorgehen:

Für die Untersuchung wurden die RL-Algorithmen Dueling Double Deep Q-Network (DDQN) und Proximal Policy Optimization (PPO) in einer eigens entwickelten Simulationsumgebung implementiert. Die Modelle wurden auf Basis historischer ETH/USDT-Daten für Uniswap V3 trainiert und evaluiert.

Ergänzend kam ein LSTM-basiertes Preismodell zum Einsatz, das die RL-Agenten durch Marktprognosen unterstützt.

Da Uniswap V4 zum Zeitpunkt der Arbeit noch nicht veröffentlicht war, wurden dessen neue Mechanismen, insbesondere die programmierbaren Hooks, auf Basis der offiziellen technischen Dokumentation simuliert.

Die Leistung aller Varianten wurde anhand zentraler Metriken wie Reward, Slippage, Divergence Loss und Kapitalauslastung mit einer statischen Baseline verglichen.

Ergebnis:

Die Resultate zeigen, dass beide RL-Frameworks die statische Baseline signifikant übertreffen. DDQN erzielt den höchsten kumulierten Reward, weist jedoch erhöhte Slippage und geringere Stabilität auf.

PPO erweist sich als robustere Lösung mit höherer Lernstabilität und verbesserter Kapitalauslastung. Besonders in Kombination mit den V4-Hooks werden die Effizienzkennzahlen deutlich gesteigert. Der Divergence Loss wird nahezu eliminiert, die Kapitalauslastung steigt auf über 90%, und die Reward-Entwicklung stabilisiert sich nachhaltig. Insgesamt bestätigt die Arbeit, dass RL in Verbindung mit den programmierbaren Erweiterungen von Uniswap V4 ein vielversprechendes Instrument zur intelligenten und adaptiven Steuerung von Liquidität in DeFi-Märkten darstellt.

Referent

Dr. Shao Jü Woo

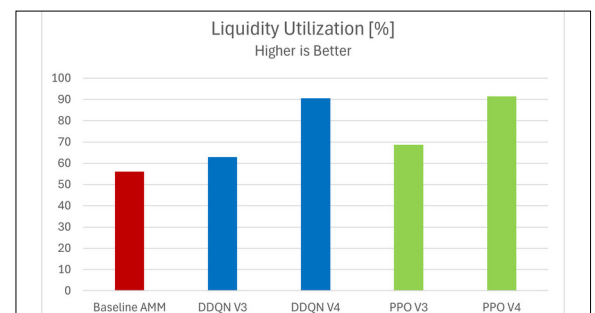
Korreferent

Prof. Dr. Daniel Lenz

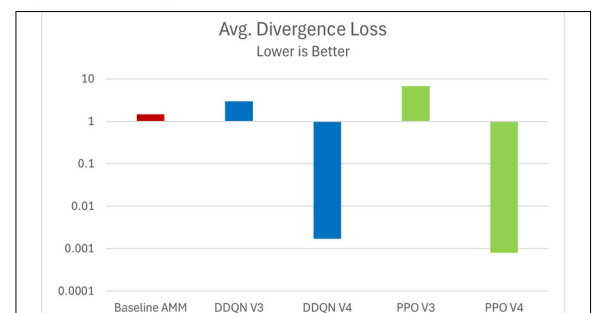
Themengebiet

Computational
Engineering

Liquidity Utilization [%]
Eigene Darstellung



Average Divergence Loss
Eigene Darstellung



Average Slippage Loss
Eigene Darstellung

