

# 연관규칙분석을 이용한 가상화폐의 가격 변동에 대한 패턴분석

유재필<sup>1\*</sup>, 장인영<sup>2</sup>

<sup>1</sup>상명대학교 공과대학 경영공학과, <sup>2</sup>(주)코인원 자산관리부

## Pattern Analysis of Price Variation of Cryptocurrency Using Associated Rule Analysis

Jae Pil Yu<sup>1\*</sup>, In Young Jang<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Department of Management Engineering, Sangmyung University

<sup>2</sup>Department of Asset Management, Coinone Co., Ltd

**요약** 가상화폐는 전통적인 금융 자산에 비해서 변동성이 크며 이에 따라 가격 패턴을 파악하는 것은 무엇보다 중요하다. 특히 가상화폐는 정보의 접근성이 어렵고 투자 판단에 필요한 정보의 질과 양도 매우 부족하다. 따라서 본 논문에서는 연관규칙분석을 활용하여 가상화폐의 가격 패턴을 탐색하고 분석하는 방법을 제안한다. 실험을 위해 주요 가상화폐의 가격, 거래량 등의 데이터를 입수하고 이를 전처리하여 연관규칙분석 알고리즘에 적용한다. 또한 시장 상황에 따른 가격 변동에 대한 패턴을 분석하기 위해서 상승장과 하락장을 나눠서 패턴을 분석하였으며, 그 결과 시가 총액을 기준으로 그룹을 구성하였을 때 높은 연관성을 보이는 그룹별 패턴을 찾을 수 있었다. 이러한 연구 결과는 시장의 정책 수립과 가상화폐 시장의 안정성을 평가하는 데에도 활용될 수 있기를 기대한다.

**Abstract** Cryptocurrencies are highly volatile compared to traditional financial assets; thus, identifying price patterns is paramount. In particular, it is difficult to access pertinent information, and often, the quality and amount of available information fall short of that required for investment judgment. This paper proposes a novel means of analyzing the price patterns of virtual currency using association rule analysis. Data, including the prices and trading volumes of major virtual currencies, were obtained, preprocessed, and applied to the associated rule analysis algorithm. In addition, patterns of price movements of virtual currencies were analyzed according to market conditions. As a result, a pattern with a high correlation was found when the group was formed based on market capitalization. These research results are expected to be used to establish market policies and evaluate the stability of the virtual currency market.

**Keywords** : Association Rule Analysis, Pattern Analysis, Data Mining, Cryptocurrency, Finance

### 1. 서론

세상은 급속도로 변화하고 있는데 특히 기술 발전은 생각하게 만드는 새로운 방식, 정보를 교환하는 새로운 방식, 심지어 가치를 교환하는 새로운 방식을 가져오고 있다. 가상화폐는 이러한 변화의 중심에 있는데 이 혁신

은 이미 금융 시스템을 완전히 바꿔놓으면서 국제 경제의 판을 돌리고 있다.

비트코인 등장 이후로 가상화폐는 인류가 가치를 표현하고 교환하는 방식에 근본적인 변화를 가져왔다. 가상화폐 발전은 기존의 금융 체계에 도전을 던지는 것이며, 이는 개인과 기업은 물론 심지어는 정부에게 새로운 기

\*Corresponding Author : Jae Pil Yu(Sangmyung Univ.)

email: jaepilyu@smu.ac.kr

Received July 20, 2023

Accepted September 1, 2023

Revised August 9, 2023

Published September 30, 2023

회를 제공하고 있다. 디지털화된 이 세상에서 가상화폐는 경제의 미래를 모색하는 중요한 수단이 되는 셈이다.

가상화폐 투자는 다른 금융 자산을 투자하는 것과 같이 고유의 위험(risk)과 기대 수익이 존재한다. 가상화폐의 가치는 매우 변동성이 높으며, 이는 큰 수익의 가능성을 뜻하는 동시에 큰 손실 위험도 내포하고 있다. 더군다나 가상화폐 시장은 전통적인 금융 시장의 규제와 정책에 매우 적합하지 않을 수 있으며, 이에 따라 추가적인 위험 요소가 생길 수 있다. 그러나 이러한 위험 요소들에도 불구하고 가상화폐는 투자자에게 매력적인 기회를 제공하고 있고 금융 자산의 하나로 인지하기도 한다. 특히 현재에는 많은 국가에서 가상화폐 거래소가 운영되고 있으며, 특히 가상화폐의 ETF 편입 시도와 같은 전통적인 금융 시장과의 포트폴리오 다각화 등을 통해서 투자자에게 잠재적으로 다양한 투자 기회를 제공할 수 있다[1].

이처럼 가상화폐는 금융 시장에서 강력한 존재감을 확보하고 있으며, 비트코인과 이더리움 등의 가상화폐는 인류가 경제적 가치를 교환하는 방식에 혁신을 가져왔다. 이러한 가상화폐는 투자에 있어서 새로운 지평을 열어놓았으며, 전례 없는 수익 가능성을 투자자에게 제시하고 있다. 그러나 이러한 혁신적인 투자 기회는 다음과 같이 몇 가지 상당한 위험성을 내포하고 있다. 첫째, 가상화폐의 가치는 극단적으로 변동성이 높는데, 이는 큰 이익을 가져올 가능성을 의미하지만 동시에 투자자가 큰 손실을 볼 수도 있음을 의미한다. 이러한 불안정성은 투자자가 투자 결정을 할 시 불확실성을 증가시킨다. 둘째, 가상화폐는 새로운 형태의 금융 자산이므로 많은 국가에서는 아직 이에 대한 효과적인 규제 체계가 마련되지 않았다. 이는 투자자에게 법적 보호를 제공하지 못하며 이에 따라 투자자는 사기와 해킹 등의 위험에 노출될 수 있다. 셋째, 가상화폐는 블록체인과 같은 복잡한 기술을 기반으로 하므로 이는 투자자가 이러한 기술에 대한 깊은 이해 없이는 가상화폐의 작동 원리를 완전히 이해하기 어렵다. 또한 투자자는 자신의 가상화폐를 안전하게 보관하고 거래하기 위해 디지털 지갑과 개인 키 등을 관리해야 하는 기술적 측면에 대한 이해가 필요하다. 넷째, 가상화폐 시장은 비교적 새롭고 이 시장의 특성과 동향을 객관적으로 이해하는 것이 전통적인 금융 시장에 비해서 어려울 수 있다.

특히 신뢰할 수 있는 정보의 부재는 투자 결정을 내리는 데 있어서 추가적인 어려움을 초래할 수 있다. 마지막으로 전통적인 금융 시스템에서는 거래를 취소하거나 오류를 수정하는 것이 가능하지만 가상화폐 거래는 대부분

불가역적이다. 이는 잘못된 송금이나 해킹으로 인한 손실을 복구하는 것이 매우 어렵거나 불가능하다는 것을 의미한다[2].

이러한 단점이 있음에도 비트코인의 경우에는 10년 이상 거래가 되고 있으며, 이미 수백조 원의 가치가 시장에서 형성되었다. 또한 미국의 대형 운영사들은 금, 주식, 채권과 함께 다양한 자산 포트폴리오 구성에 가상화폐를 편입시키려는 의지가 있으며, 송금의 편리성과 혁신적인 기술 등을 고려했을 때 하루아침에 가상화폐가 없어지는 것은 한계가 있다[3]. 따라서 전통적인 금융 시장이 발전하는 과정에서 다양한 연구가 있었듯이 가상화폐에 관한 다양한 측면에서의 도전적인 실험이 활성화되면서 연구와 실제 생태계가 함께 공동 성장하는 것이 무엇보다 중요하다.

본 연구에서는 데이터 마이닝 방식 중 하나인 연관규칙분석(association rule learning)을 활용하여 가상화폐 투자 정보 제공에 대한 다양성과 유동성의 패턴을 정량적으로 분석하고자 한다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 연관분석을 전통적인 금융 시장에 적용하여 연구한 사례와 가상화폐에 관한 선행연구를 정리하고, 3장에서는 연관분석을 위한 실험 대상 등을 정의한다. 4장에서는 연관분석의 모형을 설명하고, 5장에서는 실험계획과 결과를 기술한다. 마지막으로 6장은 본 연구의 결론을 정리한다.

## 2. 선행연구

연관분석은 데이터 마이닝 방법으로 대용량 데이터 집합에서 항목 간의 관계를 찾아낼 때 사용된다. 주로 상품 추천 시스템에서 많이 활용되지만 금융 시장에서도 이를 적용한 연구가 진행되고 있다. Lin은 PRML(pattern recognition machine learning) 알고리즘을 이용해서 주식의 방대한 시장 데이터를 기반으로 주가의 패턴을 포착하고 방향성을 예측했다. 본 연구에서는 약 5년의 기간을 기간별로 구분하여 학습하고 예측 성능이 높은 기간을 찾았으며, 특히 PRML 알고리즘은 하루 또는 주별처럼 단기 예측에 높은 성과를 보였다[4]. Arafah는 주식 포트폴리오를 구성하기 위해서 주가 별 움직임의 정량적 관계를 분석해야 한다고 주장했으며, 퍼지(fuzzy) 이론을 적용한 연관분석을 인도네시아 주식시장에 적용하여 실험했다. 그 결과 업종의 구분이 아닌 기업의 성장과 운영진의 경영 능력 등이 주가에 반영되고, 그 주가

데이터를 통해서 기업 간의 연관성을 찾을 수 있었다. 이러한 접근 방식은 마코위츠(markowitz) 모형 외로 주식 포트폴리오를 구성할 때 더 높은 성과를 기대할 수 있다 [5]. Liao는 대만의 뮤추얼 펀드(mutual fund)의 위험 수준을 정의하고 수준별로 연관분석을 수행한 결과, 펀드의 위험별로 가치 변동이 거의 유사하게 발생했다. 또한 미국과 같은 선진 국가의 경제가 각 수준 별에 해당하는 펀드에 다르게 영향을 미친다는 사실을 알 수 있었다 [6]. 더불어 Liao는 다른 연구에서 대만과 중국의 ECFA 협정에 근거해서 두 나라의 개별 주가의 공통적인 움직임을 포착하기 위해서 클러스터링을 통해서 연관분석을 수행했다[7]. Burcu는 2001년부터 약 10년간의 전 세계 11개 국가의 지수 데이터를 생성하고, 이를 연관분석 알고리즘을 통해서 관계도를 분석한 결과, 미국과 유럽의 주가가 타 국가에 비해서 가장 연관성이 높음을 입증했다[8]. Chue는 2008년 세계 경제 위기와 같은 외부 충격 요인이 각국의 금융 시장에 영향을 주는 세부적인 요인에 관해서 연구하고, 자금의 유입 및 이탈에 대한 흐름을 분석했다. 특히 국제 시장의 모든 자산의 가치 변동에 대한 확률적 요인을 입증함으로써 국제 시장의 공통적 연관 위험 요인을 찾았다[9]. Na는 2008년 경제 위기와 같은 충격 요인이 발생할 때 한국 금융 시장의 변화에 대해서 연관분석을 통해서 실험했다. 그 결과 한국의 KOSPI 지수는 세계 주요 국가의 연계성에서 유의미한 결과가 나타났는데, 특히 미국과 유럽의 금융 시장에 가장 큰 영향을 받는 것으로 나타났다[10].

다음으로 가상화폐와 관련한 몇 가지 선행연구를 살펴보고자 한다. Shaen는 비트코인을 주식과 채권 등 일반적인 금융 자산과 역동성 분석을 수행했으며, 해당 연구에서 비트코인은 포트폴리오 분산 효과를 기대할 수 있음을 입증했다[11]. Anne는 GARCH 모형을 통해서 비트코인과 금 그리고 달러에 대한 서로의 유사성을 입증했으며, 특히 비트코인도 미국의 기준 금리에 크게 반응함으로써 화폐의 주요 기능인 교환 매체의 특성이 있음을 주장했다[12]. Cheah는 계량 경제학적 모형을 통해서 비트코인의 투기성을 실험했으며, 그 결과 비트코인의 합리적인 자산가치를 측정하는 것에는 한계가 있으며 극단적인 거품 현상이 있다고 나타났다[13]. Andrew는 클러스터링을 통해서 비트코인을 분석한 결과, 다른 금융 자산과 유사하게 가격과 거래량이 유의미한 관계가 있음을 밝혔다[14]. Vliet는 비트코인은 전통적인 주식의 시가 총액 산출 방식으로 가치를 산정하는 것에는 한계가 있으므로 Metcalfe 방법론을 활용해서 경제적 요인

을 반영한 가치 산정법을 제안했다[15]. 가상화폐 중에서 가장 대표적인 비트코인은 2008년에 탄생한 만큼 주식, 채권 그리고 파생상품과 같은 전통적인 금융 자산보다는 선행연구가 매우 부족하며, 특히 연관분석을 가상화폐에 적용한 연구 사례는 쉽게 찾아볼 수 없다. 따라서 본 연구가 과학적인 기법의 하나인 연관분석을 가상화폐에 적용한 대표적인 참고문헌이 되길 기대한다.

### 3. 연구내용

가상화폐 경우에는 전통적인 금융 자산에 비해서 투자 자로서 취득할 수 있는 정보가 부족하다. 예전대 주식의 경우에는 업종과 재무제표와 같은 기본적인 정보를 간단한 채널과 인터페이스를 통해서 취득할 수 있지만 가상화폐는 기본적인 정보조차도 쉽게 확인하기 어렵다.

특히 주식의 경우에는 국내 상장 기업만 해도 약 2천 종목 이상이지만 가상화폐는 국내의 경우에 150개 수준이라 시장 유동성의 분산 효과는 물론 정보 취득의 기회와 편리성도 매우 낮다. 즉 타 금융 자산에 비해서 일명 즉흥적인 묻지마 투자가 빈번하게 일어날 수밖에 없다. 본 연구에서는 가상화폐 간 가격 변동의 연관성에 대해서 정량적으로 실험하고 이를 분석한다.

#### 3.1 연구 방법

주식시장이 호황일 때 종종 시차를 두고 업종별, 시가 총액별 등으로 자금의 흐름과 가격 변동이 규칙적으로 발생한다. 이는 과도한 자금을 운용하는 사모펀드나 기관 등의 매수세로 인해서 형성되며 관련해서 많은 연구도 진행되고 있다[16]. Umar의 연구에 의하면 가상화폐도 기술적 측면과 제공하는 서비스 등을 고려해서 업종을 구분할 수 있지만 그것이 투자 판단 및 신호(signal)로는 볼 수 없으며, 그 기술적 측면과 서비스 내용에 대한 정보에서도 신뢰성 문제가 있다[17]. 따라서 정성적인 판단이 아닌 객관적이고 정량적인 방법론을 통해서 패턴을 찾는 것이 무엇보다 중요하며, 특히 연관분석과 같은 방법론은 전통적인 금융 시장에서 많이 활용되는 기법이다[18]. 본 논문에서는 쉽게 취득할 수 없는 가상화폐 정보의 한계성을 인지하고 시가 총액과 가상화폐 가격의 단가를 수준별로 나눠서 연관분석을 수행하여 가격 변동의 패턴을 찾고자 한다.

### 3.2 실험 자료

연관분석을 위한 실험 대상은 국내 가상화폐 거래소 중에서 시장 점유율이 약 80% 이상으로 가장 높은 A사에 상장된 약 100의 가상화폐 종목을 기준으로 한다. 실험을 위해서 2개의 그룹으로 나누는데 그룹 1은 시가 총액을 그룹 2는 단가 수준을 기준으로 구분한다. 편리를 위해서 전자는 G1 그리고 후자는 G2로 표기한다.

각 그룹은 총 5개의 세부적인 그룹으로 다시 나뉘어 하는데 최대-최소 균등 산출 방식을 이용하면 비트코인이나 이더리움처럼 극단적으로 값이 큰 경우로 인해서 합리적인 실험이 되기 힘들다. 또한 시가 총액 100억 미만, 100억 이상 1,000억 미만 등과 같이 고정값 범위를 설정하면 가상화폐들의 가치 변동으로 인해서 시점에 따라 그룹별 가상화폐 종류의 수가 크게 달라질 수 있다는 한계가 있다. 따라서 각 세부적인 그룹별 범위의 격차를 가상화폐의 총수에 20%씩으로 설정한다. 예컨대 G1의 경우에 약 100개의 가상화폐를 시가 총액 순으로 정렬한 후 상위부터 20개씩 G1\_A부터 G1\_E까지 구성한다. Table 1은 각 그룹의 명칭을 정리한 표이다.

가상화폐는 앞서 설명한 것처럼 주식과 같은 다른 금융 자산에 비해서 변동성이 매우 커서 시기별로 가격이 크게 다를 수 있으므로 고정된 가격으로 범위를 구성하는 것은 실험에 의미가 없다. Fig. 1은 2021년 초 기준으로 A사에 상장된 가상화폐들의 시가 총액 분포 정도를 보여주고 있다. 본 그림은 시각적으로 표현함으로써 이해도를 높이기 위한 것이기 때문에 시가 총액이 상대적으로 높은 비트코인과 이더리움은 제외했다. Fig. 2도 같은 기준일에 가상화폐들의 가격 분포도를 시각적으로 표현했으며, 두 그림 모두 막대가 다소 진한 부분에 좀 더 포진하고 있음을 알 수 있다.

Table 1. Details of the group

Group	Sortation	Dividing criterion
G1	1 : G1_A	By market capitalization
	2 : G1_B	
	3 : G1_C	
	4 : G1_D	
	5 : G1_E	
G2	1 : G2_A	Based on price level
	2 : G2_B	
	3 : G2_C	
	4 : G2_D	
	5 : G2_E	

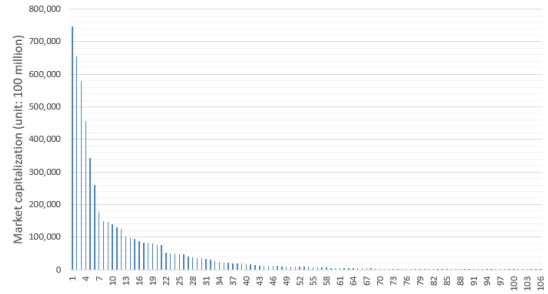


Fig. 1. Market Cap by coin

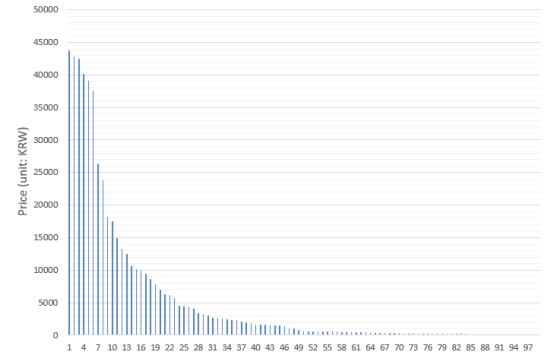


Fig. 2. Price by coin

두 그림을 보면 알 수 있듯이 약 100개에 해당하는 가상화폐의 시가 총액과 가격 편차가 매우 크다는 것을 알 수 있다. 이러한 현상은 가상화폐의 투자 정보 접근성에 대한 한계적 특성을 고려하면 본 연구에서 수행하는 그룹별 연관분석은 의미가 있다고 판단된다.

### 4. 연관규칙분석

연관규칙분석(Association Rule Mining)은 대규모 데이터 집합에서 항목 간의 상호 관계를 찾아내는 기법으로 최초로 슈퍼마켓 거래 데이터 분석에 사용되어 소비자들끼리 같이 구매하는 상품들의 규칙을 발견하였다. 연관규칙 분석에서 중요한 개념 중 하나는 규칙이다. 규칙은  $A \rightarrow B$  형태로 표현되며, 이는 A를 구매하는 고객은 B도 구매한다는 것을 의미한다.

최근에는 정보 홍수에 대처하기 위해 이 기법이 사용되고 있는데 특히 소매업에서는 상품 배치 최적화, 맞춤형 마케팅, 교차 판매 전략 등에 활용된다. 또한 의료 분야에서는 질병 발생 패턴 및 약물 간 상호작용 등을 분석할 때 사용되고, 금융 분야에서는 부정행위 탐지와 신용 위험 예측 등에 활용된다[19].

연관규칙분석을 위해서는 주로 세 가지 지표가 사용되는데 첫째, 지지도(support)는 전체 거래 중 항목 A와 B가 동시에 포함된 거래의 비율이다. 즉 A와 B가 얼마나 자주 같이 나타나는지를 나타낸다. 이를 식으로 표현하면 다음과 같다.

$$\text{For the rule } A \rightarrow B, S(A) = P(A) \quad (1)$$

둘째, 신뢰도(confidence)는 A를 포함하는 거래 중에서 A와 B가 동시에 포함된 거래의 비율이며, A를 구매한 고객이 B를 구매할 확률을 나타낸다. 이를 식으로 표현하면 다음과 같다.

$$C(A \rightarrow B) = \frac{p(A, B)}{p(A)} \quad (2)$$

마지막으로 향상도(lift)는 A와 B가 동시에 일어나는 확률을 A와 B가 독립적으로 발생하는 확률로 나눈 값으로써 향상도가 1보다 크면 A와 B가 서로 양의 관계가 있다고 해석하며, 1이면 서로 독립 그리고 1보다 작으면 음의 관계라고 해석한다. 이를 식으로 표현하면 다음과 같다.

$$L(A \rightarrow B) = \frac{p(A, B)}{p(A) * p(B)} \quad (3)$$

본 연구에서는 연관분석을 위해서 Python을 이용하는데 이는 데이터 분석과 기계 학습을 위한 다양한 라이브러리와 패키지를 제공한다. 연관분석을 위해 Apriori 알고리즘을 구현한 mlxtend 라이브러리나 pyfpgrowth 라이브러리 등을 사용하는데 이러한 라이브러리들은 간편한 사용법과 다양한 옵션을 제공하여 효율적으로 연관 분석을 수행할 수 있다[20].

```
# Divide market cap and price into 5 and 10 levels
df['MarketCap_Rank_5'] = pd.qcut(df['MarketCap'], 5, labels=[1, 2, 3, 4, 5])
df['MarketCap_Rank_10'] = pd.qcut(df['MarketCap'], 10, labels=list(range(1, 11)))
df['Price_Rank_5'] = pd.qcut(df['Price'], 5, labels=[1, 2, 3, 4, 5])
df['Price_Rank_10'] = pd.qcut(df['Price'], 10, labels=list(range(1, 11)))

# One-hot encoding (format required for analysis of associated rules)
df_encoded = pd.get_dummies(df, columns=['MarketCap_Rank_5', 'MarketCap_Rank_10',
'Price_Rank_5', 'Price_Rank_10'])

# Perform association rule analysis for each rating
for column in ['MarketCap_Rank_5', 'MarketCap_Rank_10', 'Price_Rank_5', 'Price_Rank_10']:
    # Apriori Apply Algorithms
    frequent_itemsets = apriori(df_encoded.filter(regex=column), min_support=0.05,
use_colnames=True)
    # Creating association rules
    rules = association_rules(frequent_itemsets, metric="lift", min_threshold=1.0)
    # Result Output
    print(f'--- (column) ---')
    print(rules)
```

Fig. 3. Association analysis example code

## 5. 실험계획 및 결과 분석

본 장에서는 구체적인 실험계획과 함께 가상화폐 그룹별 연관분석의 결과를 기술한다.

### 5.1 실험계획

본 연구에서는 Table 1과 같이 그룹별로 나눠서 실험하는데 각 그룹에 속한 가상화폐들의 일별 수익률 데이터가 별도로 필요하다. 왜냐하면 연관분석의 성과를 분석할 때 연관성 정도를 객관적으로 판별하는 척도 값을 각 그룹에 대한 수익률로 측정하기 때문이다.

본 연구에서는 가상화폐의 변동성을 고려해서 일별 수익률 기준으로 3%가 상승하면 전일 대비 상승했다고 보고 반대로 3%가 하락하면 전일 대비 하락했다고 정의한다. 다만 Apriori 알고리즘 특성에 따라 각 항목이 해당 트랜잭션에서 발생했는지를 0 또는 1의 값으로 나타내고 상승장에서는 상승을 1, 그제 아니면 0으로 또한 하락장에서는 하락을 1, 그제 아니면 0으로 변환한다. 더불어 모든 실험 데이터는 일별 데이터를 기준으로 실험하고 국내 점유율이 가장 높은 A사에 상장된 약 100개의 가상화폐를 실험 대상으로 선정한다. 자료수집은 A사 거래소에서 제공하는 API를 사용하며, 수집 기간은 2020년도 1월부터 2022년 6월까지이다.

또한 실험의 실효성과 다양성 등을 고려해서 가상화폐 시장의 상승과 하락 기간으로 나눠서 실험하는데 이는 비트코인을 기준으로 설정한다. 즉 호황과 불황에서의 그룹별 연관성을 각각 실험하고 이를 분석하고자 한다.

Fig. 4는 2020년부터 최근까지 비트코인 가격을 나타낸 그림인데 2020년부터 2020년 말까지 크게 상승했지만 2021년 중반부터 2022년까지는 크게 하락했다. 따라서 본 연구에서는 2개의 구간으로 나눠서 각각 연관분석을 수행하고, 각 기간의 표기는 편의상 T.1과 T.2로 정의한다.

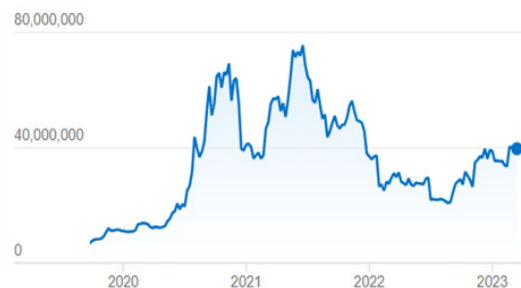


Fig. 4. Bitcoin price for about 3 years

앞서 설명한 내용을 표로 정리하면 Table 2와 같다. 다음으로 Table 3은 T.1과 T.2 기간의 각 그룹에 속한 데이터의 평균값을 정리한 표인데, G1\_A에 가까울수록 가상화폐의 시가 총액이 크고 G2\_A에 가까울수록 단가의 수준이 높다는 것을 의미한다. 여기서 시가 총액은 가상화폐의 가격에서 현시점에서의 발행량을 곱해서 산출하며, 단가는 순수하게 시장에서 거래되는 주당 가격을 의미한다. 이는 실험 결과를 분석하고 해석할 때 각 그룹이 어느 정도 수준의 값인지 알기 위해서 도움이 된다. 특히 T.1과 T.2의 그룹별 평균값의 편차가 크지 않기 때문에 시장의 상황별로 연관분석 결과를 비교해볼 수 있다.

본 실험계획의 분석 결과는 다음 절에서 설명하고자 한다.

Table 2. Experimental planning

Experimental factors	Details
Subject of the experiment	About 100 cryptocurrencies on domestic exchanges
Experimental product	See Table 1
Experimental methodology	Association rule analysis
Experimental period	T.1 : 2020.01~2020.12 T.2 : 2021.06~2022.06
Analysis scale value	Price movements
Experimental channel	Python

Table 3. Average of data by group

Group	Sortation	Average of T.1	Average of T.2
G1 (Unit : 100 million)	1 : G1_A	1,229,579	1,325,458
	2 : G1_B	44,250	78,542
	3 : G1_C	11,522	25,412
	4 : G1_D	3,959	4,513
	5 : G1_E	1,593	1,120
	Average	258,181	287,009
G2 (Unit : KRW)	1 : G2_A	3,664,691	4,051,645
	2 : G2_B	7,314	11,417
	3 : G2_C	1,777	3,807
	4 : G2_D	430	488
	5 : G2_E	72	53
	Average	734,856	813,482

## 5.2 결과 분석

본 절에서는 그룹별로 연관분석을 수행한 결과를 설명한다. Table 4는 연관분석의 결과를 정리한 표이며, 값이 1에 가까울수록 연관도가 높은 것을 의미한다. 특히 G1 그룹의 연관도가 높은 경우에는 평균이 약 0.8 이상인 반면에 G2 그룹은 이보다 다소 낮은 0.7 수준을 보인다. 즉 단가 수준보다는 시가 총액으로 형성된 종목끼리 연관도가 높다는 것을 의미한다. 이는 시가 총액의 경우에는 가격에 발행 수를 곱해서 산출함으로써 시장 참여자들에게는 단가 수준보다는 더욱더 획일적이고 객관적인 지표이기 때문이라고 판단된다. 더불어 가상화폐는 주식과 다르게 1주 단위가 아닌 투자자의 투자금에 따라서 나뉘어서 매수할 수 있다. 예컨대 비트코인이 주당 4,000만 원이지만 투자자는 4,000원으로 0.0001주를 구매할 수 있다. 따라서 주당 가격인 단가 수준은 가상화폐 투자자에게는 큰 의미가 없다. 따라서 이러한 추상적 판단은 본 연구의 실험을 통해서 객관적으로 확인할 수 있었다.

Table 4. Detailed association analysis

	G1	1	2	3	4	5	
		T.1	1	1.00	0.31	0.87	0.20
		2	0.46	1.00	0.14	0.05	0.81
		3	0.17	0.34	1.00	0.38	0.88
		4	0.04	0.11	0.82	1.00	0.21
		5	0.10	0.36	0.85	0.17	1.00
	G2	1	2	3	4	5	
		T.2	1	1.00	0.25	0.47	0.17
		2	0.07	1.00	0.45	0.31	0.84
		3	0.47	0.34	1.00	0.11	0.84
		4	0.19	0.08	0.14	1.00	0.91
		5	0.39	0.42	0.84	0.84	1.00
	G2	1	2	3	4	5	
		T.1	1	1.00	0.72	0.34	0.08
		2	0.51	1.00	0.14	0.72	0.35
		3	0.12	0.68	1.00	0.05	0.24
		4	0.12	0.71	0.34	1.00	0.14
		5	0.42	0.23	0.04	0.70	1.00
	G2	1	2	3	4	5	
		T.2	1	1.00	0.09	0.16	0.64
		2	0.05	1.00	0.66	0.40	0.17
		3	0.75	0.34	1.00	0.21	0.08
		4	0.32	0.37	0.34	1.00	0.71
		5	0.11	0.28	0.05	0.62	1.00

Table 5는 Table 4에서 설명력이 부족한 부분을 보강하기 위해서 연관도가 높은 것만 따로 정리한 표이다.

참고로 표에서 1→3이라는 것은 1번 소그룹의 가상화폐들이 변동하면 그 후에 3번 소그룹의 가상화폐 종목들이 같은 방향으로 움직인다는 것을 의미한다.

G1 그룹에서는 T.1과 T.2에서 주로 3번과 5번 소그룹이 후행으로 빈번하게 발생한다. T.1과 T.2 모두 2→5, 3→5를 보이는데 이는 2번과 5번 그룹이 강한 연관성이 있다는 것을 의미한다. 또한 5→3 경우에도 상승장과 하락장에서 같은 패턴을 보인다. 이러한 연구 결과는 시장 참여자들의 투자 판단에 도움이 되는 투자 신호(signal)가 될 것으로 판단된다.

특히 T.2에서 5번 소그룹이 대부분의 후행으로 보이는 것은 시장이 좋지 않을 때 시가 총액이 낮은 가상화폐들이 더욱 강력하고 지속적인 하락 추세를 보이기 때문이라고 판단된다. 이는 그만큼 투자자에게 시가 총액이 낮은 종목들에 대한 심리적 부담감이 크다는 것을 의미할 수 있다.

G2 그룹의 특징은 T.1 기간에서 대부분의 후행으로 2번과 4번 소그룹이 형성되는 것을 볼 수 있으며, G1 그룹보다는 유의미한 패턴을 찾기는 힘들다. 즉 가상화폐의 단가보다는 시가 총액으로 그룹화하는 것이 더욱 의미가 있을 것으로 판단된다.

Table 5. Experimental planning

Group	Sortation	T.1	T.2
G1	1 : G1_A	1 → 3	1 → 5
	2 : G1_B	2 → 5	2 → 5
	3 : G1_C	3 → 5	3 → 5
	4 : G1_D	4 → 3	4 → 5
	5 : G1_E	5 → 3	5 → 3
G2	1 : G2_A	1 → 2	1 → 4
	2 : G2_B	2 → 4	2 → 3
	3 : G2_C	3 → 2	3 → 1
	4 : G2_D	4 → 2	4 → 5
	5 : G2_F	5 → 4	5 → 4

## 6. 결론

본 연구는 가상화폐 시장에서 연관분석을 통해 가상화폐 간의 패턴을 도출하고 예측하는 잠재적 방법론을 제안한다. 연구를 위해서 국내 A 거래소에 상장된 약 100개의 가상화폐를 시가 총액과 단가 수준을 기준으로 그룹을 나누고, 각 그룹을 5개의 범위로 나눠 해당 가상화폐를 구성했다. 그리고 상승 및 하락에 대한 방향성을 기준으로 그룹별 연관성을 분석했다. 그 결과 모든 그룹에

서 패턴을 찾을 수 있었지만 단가보다는 시가 총액을 기준으로 구성했을 때 더욱 높은 연관성을 보였다.

본 연구를 통해서 가상화폐 시장에서의 연관분석의 유효성과 활용 가능성을 살펴보았으며, 이는 가상화폐 시장 연구 및 투자 전략 개발에 이바지할 수 있을 것으로 판단된다. 특히 가상화폐의 투자 판단에 필요한 정량적인 정보의 부족 현상을 대체할 수 있는 잠재적 가능성을 제안했다. 더불어 이전까지 전통적인 금융 시장에 연관 분석 방법론을 적용한 많은 선행연구에 비해서 가상화폐 부문에 관한 연구는 매우 미흡하다. 따라서 본 연구가 가상화폐 분야에서 연관분석의 중요성과 활용 가능성에 참고 문헌이 되기를 기대한다.

연관규칙분석은 일반적으로 단일 항목 간의 관계를 파악하는 데 초점을 맞추기 때문에 다단계적으로 발생하는 패턴을 파악하는 데 어려움이 있다. 따라서 향후 연구에서 단일 항목 간의 연관성뿐만 아니라 다단계적으로 발생하는 연관규칙을 발견하고자 개선된 FP-Growth 등의 다단계 연관규칙분석 알고리즘을 연구하고자 한다. 또한 연관규칙분석 결과를 다양한 다른 데이터 분석 기법과 조합하여 데이터의 특성을 더 잘 이해하기 위해서 클러스터링, 분류, 회귀 등의 기법과 함께 활용하여 더 심층적인 분석을 수행할 계획이다.

## References

- [1] K. Anton, M. Andrea, "The role of bitcoin in well diversified portfolios: A comparative global study", *International Review of Financial Analysis*, Vol.61, pp.143-157, Jan. 2019.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2018.10.003>
- [2] L. Yi, L. Brian, U. Andrew, "Can altcoins act as hedges or safe-havens for Bitcoin?", *Finance Research Letters*, Vol.52, Mar. 2023.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.frl.2022.103360>
- [3] P. Alla, T. Simon, K. H. Wolfgang, E. Hermann, "Investing with cryptocurrencies - evaluating their potential for portfolio allocation strategies", *Quantitative Finance*, Vol.21, No.11, pp.1825-1853, Apr. 2021.  
DOI: <https://doi.org/10.1080/14697688.2021.1880023>
- [4] Y. Lin, S. Liu, H. Yang, H. Wu, B. Jiang, "Improving stock trading decisions based on pattern recognition using machine learning technology", *PLoS ONE*, Vol.16, No.8, Aug. 2021.  
DOI: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0255558>
- [5] A. A. Arafah, I. Mukhlash, "The Application of Fuzzy Association Rule on Co-movement Analyze of Indonesian Stock Price", *Procedia Computer Science*,



- Vol.59, Aug. 2015.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.07.541>
- [6] S. H. Liao, P. H. Chu, T. K. Teng, "Mining the co-movement in the Taiwan stock funds market", *Expert Systems with Applications*, Vol.38, No.5, pp.5276-5288, May. 2011.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.10.030>
- [7] S. H. Liao, S. Y. Chou, "Data mining investigation of co-movements on the Taiwan and China stock markets for future investment portfolio", *Expert Systems with Applications*, Vol.40, No.5, pp.1542-1554, Apr. 2013.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.08.075>
- [8] K. Burcu, F. S. Mehmet, K. Melih, "Determination of the world stock indices' co-movements by association rule mining", *Journal of Economics, Finance and Administrative Science*, Vol.27, No.54, pp.231-246, Dec. 2022.  
DOI: <https://doi.org/10.1108/jefas-04-2020-0150>
- [9] T. K. Chue, "Time-varying risk preferences and emerging market co-movements", *Journal of International Money and Finance*, Vol.21, No.7, pp.1053-1072, Dec. 2002.  
DOI: [https://doi.org/10.1016/S0261-5606\(02\)00012-8](https://doi.org/10.1016/S0261-5606(02)00012-8)
- [10] S. H. Na, S. Y. Sohn, "Forecasting changes in Korea Composite Stock Price Index (KOSPI) using association rules", *Expert Systems with Applications*, Vol.38, No.7, pp.9046-9049, Jul. 2011.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.01.025>
- [11] C. Shaen, M. Andrew, L. Charles, L. Brian, "Exploring the dynamic relationships between cryptocurrencies and other financial assets", *Economics Letters*, Vol.165, pp.28-34, Apr. 2018.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2018.01.004>
- [12] H. D. Anne, "Bitcoin, gold and the dollar - A GARCH volatility analysis", *Finance Research Letters*, Vol.16, pp.85-92, Feb. 2016.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.frl.2015.10.008>
- [13] E. T. Cheah, J. Fry, "Speculative bubbles in Bitcoin markets? An empirical investigation into the fundamental value of Bitcoin", *Economics Letters*, Vol.130, pp.32-36, May. 2015.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2015.02.029>
- [14] U. Andrew, "Price clustering in Bitcoin", *Economics Letters*, Vol.159, pp.145-148, Oct. 2017.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2017.07.035>
- [15] B. V. Vliet, "An alternative model of Metcalfe's Law for valuing Bitcoin", *Economics Letters*, Vol.165, pp.70-72, Apr. 2018.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2018.02.007>
- [16] B. B. Nair, V. P. Mohandas, N. Nayanar, E. Teja, S. Vigneshwari, K. Teha, "A Stock Trading Recommender System Based on Temporal Association Rule Mining", *SAGE Open*, Vol.5, No.2, Apr. 2015.  
DOI: <https://doi.org/10.1177/21582440155799>
- [17] Z. Umar, N. Trabelsi, F. Alqahtani, "Connectedness between cryptocurrency and technology sectors: International evidence", *International Review of Economics & Finance*, Vol.71, pp.910-922, Jan. 2021.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.iref.2020.10.021>
- [18] P. V. Preeti, D. Umesh, "A stock market portfolio recommender system based on association rule mining", *Applied Soft Computing*, Vol.13, No. 2, pp.1055-1063, Feb. 2013.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2012.09.012>
- [19] Y. C. Hu, R. S. Chen, G. H. Tzeng, "Mining fuzzy association rules for classification problems", *Computers & Industrial Engineering*, Vol.43, No. 4, Sep. 2002.  
DOI: [https://doi.org/10.1016/S0360-8352\(02\)00136-5](https://doi.org/10.1016/S0360-8352(02)00136-5)
- [20] K. C. Cheng, M. J. Huang, C. K. Fu, K. H. Wang, H. M. Wang, L. H. Lin, "Establishing a Multiple-Criteria Decision-Making Model for Stock Investment Decisions Using Data Mining Techniques", *Sustainability*, Vol.13, No. 6, Mar. 2021.  
DOI: <https://doi.org/10.3390/su13063100>

유 재 필(Jae Pil Yu)

[정회원]



- 2011년 2월 : 상명대학교 경영공학과 (공학석사)
- 2017년 2월 : 상명대학교 경영공학과 (공학박사)
- 2013년 10월 ~ 2022년 8월 : KIS자산평가 평가본부 차장
- 2022년 9월 ~ 현재 : 상명대학교 경영공학과 교수

<관심분야>

금융공학, 핀테크, 인공지능, 빅데이터

장 인 영(In Young Jang)

[준회원]



- 2023년 8월 : 상명대학교 경영공학과 (공학학사)
- 2023년 9월 ~ 현재 : 상명대학교 경영공학과 석사과정
- 2023년 6월 ~ 현재 : ㈜코인원자 산관리부

<관심분야>

가상화폐, 금융공학