

학 사 학 위 논 문

비트코인 반감기 이후의 가격 변동
유사성에 관한 연구

A Study on the Similarity of Price
Changes after Bitcoin Half-Lives

정 성 준

한 양 대 학 교

2024년 8월

학 사 학 위 논 문

비트코인 반감기 이후의 가격 변동
유사성에 관한 연구

A Study on the Similarity of Price
Changes after Bitcoin Half-Lives

지도교수 정 재 홍

이 논문을 이학 학사학위논문으로 제출합니다.

2024년 8월

한 양 대 학 교

수 학 과

정 성 준

이 논문을 정성준의 이학 학사학위 논문으로 인준함.

2024년 8월

지도교수 (인)

한 양 대 학 교

초록

비트코인은 중앙 권위자 없이 전 세계적인 즉시 결제를 가능하게 하는 디지털 화폐이다. 비트코인은 암호학을 통해 화폐의 생성과 이전을 중앙 권위자가 아닌 네트워크가 집단적으로 관리한다. 이는 화폐의 특성을 갖춘 물품과 같은 장점을 가지고 있으며, 거래의 투명성과 보안을 제공한다. 이러한 특성들을 사람들에게 인정 받아, 자산으로써의 역할을 현재 하고 있으며, 2024년 3월 20일 기준으로 1개의 비트코인은 약 \$63,000에 거래되고 있다. 이러한 무형의 자산이 이렇게 높은 금액에 거래가 되고 있는 것은 충분히 놀랄 만 하다. 하지만 처음부터 이렇게 높은 가격에 거래가 되었던 것은 아니다. 처음에는 \$1에 거래되던 자산이 특정 시기들을 기점으로 가격이 폭발적으로 상승하여 현재 가격을 형성하고 있는 것이다. 그 시점을 많은 비트코인 전문가들은 반감기로 생각하고 있으며, 이번 연구에서는 반감기 이후의 비트코인 가격 변화의 추이를 비교하면서, 반감기 이후 비트코인 가격 행보의 유사성을 조사한다.

목차

초록	4
1장. 서론	8
2장. 본론	9
1절. 반감기 이후 비트코인의 가격 행보	9
2절. 쌍봉가설	11
3절. Dynamic Time Warping	13
4절. 비교 데이터 분석	14
3장. 결론	18
참고문헌	20

그림 목차

그림 1. 1차 반감기 이후 3년	9
그림 2. 2차 반감기 이후 3년	10
그림 3. 3차 반감기 이후 3년	10
그림 4. 1차 반감기 주요지점	11
그림 5. 2차 반감기 주요지점	11
그림 6. 3차 반감기 주요지점	12
그림 7. Start에 따른 Time Similarity	15
그림 8. A 구간을 제외한 Start에 따른 Time Similarity	15
그림 9. 1814 인근 데이터의 Size에 따른 Time Similarity	16
그림 10. Time Similarity가 가장 높은 구간	16
그림 11. 2차 반감기 이후 구간	16
그림 12. B 구간을 제외한 Start에 따른 Time Similarity	17
그림 13. 2495 인근 데이터의 Size에 따른 Time Similarity	17
그림 14. Time Similarity가 가장 높은 구간	18
그림 15. 2차 반감기 이후 구간	18

표 목차

표 1. 반감기 이후 중요지점까지의 가격 변화	12
표 2. 시뮬레이션 데이터 일부	15

제 1장 서론

비트코인(BTC)는 디지털 화폐로서 그 매매, 사용, 분배 등이 전자적 방식으로 이루어지는 가상 자산이다. 비트코인은 2009년에 태어난 글로벌 전자 지불 네트워크이며, 이를 기반으로 통용되고 있다. 중앙 통제적인 금융기관의 개입이 전혀 없다는 것이 가장 차별화된 특징이며 수학적 알고리즘을 바탕으로 참여자 모두에 의해 관리와 운영이 이루어질 수 있도록 설계되어 있다(Nakamoto, 2008). 중앙 관리기관 없이 사람들의 컴퓨터와 컴퓨터를 이어 직접 거래하도록 하는 'P2P (peer-to-peer)' 방식의 수평적 네트워크에서 거래를 포함한 모든 활동이 이루어진다. 전자적 방식으로만 거래되지만, 현금을 쓸 때처럼 익명성이 보장된다는 점 또한 특징적이다.

비트코인은 가상자산 시장에서 가장 널리 알려진 가상자산인 것은 분명하며, 전 세계적으로 활발히 거래되고 있다. 비트코인의 가격은 다양한 요인에 따라 변동성이 크며, 이러한 변동성은 전통적인 금융 시장에서의 가격 변동과는 다소 다른 특성이 있다. 가장 큰 차이점이라면 비트코인의 구조에서 나오는 발행량의 반감기인데, 약 4년의 주기로 하루에 채굴되는 비트코인의 개수가 반으로 줄어든다는 점이다. 비트코인은 채굴 과정을 통해 시장에 나오게 되는데, 이는 다른 화폐나, 가상 자산처럼 발행하는 것과는 차이가 난다. 이 과정에서 발행량은 시간이 지날수록 감소하며, 총 채굴량은 약 2,100만 개로 정해져 있다(Nakamoto, 2008). 이는 비트코인의 인플레이션에 직접적인 영향을 미친다.

과거 비트코인의 반감기 사건들을 조사해 보면, 반감기 이후 비트코인 가격에 상당한 변화가 있음을 확인할 수 있었다. 이러한 현상은 비트코인 시장의 참가자들 사이에 큰 관심을 불러일으켰고, 이에 따라 반감기 주기가 비트코인 가격에 미치는 영향에 대한 연구가 더욱 중요해지고 있다.

이천주, 안원빈과 오경주 (2017)은 Dynamic Time Warping 기법을 활용해 KOSPI200선물을 대상으로 거래량 변화의 패턴을 조사하여 price momentum 효과를 분석하였다. 이흥석(2018)은 같은 기법을 활용하여 서울시 아파트들의 행정 구역별 가격 흐름을 군집화하여 아파트 가격 흐름을 분석하고자 하였다. 이처럼 Dynamic Time Warping 기법은 가격 흐름을 분석할 때 효과적으로 활용된다. 강태현와 황범석(2023)은 은닉마르코프 모형을 통해 비트코인 가격의 변동성을 추정하고자 하였고, 변동 국면을 잘 나누어야 모형의 성능이 올라감을 확인했다.

본 연구에서는 Dynamic Time Warping 기법을 활용하여, 반감기 이후 가격 변동의 패턴을 확인하고, 3번의 반감기 이후 가격변동이 다른 구간 대비 얼마나 유사한지를 확인하고, 앞으로의 반감기 이후에도 비슷한 양상으로 진행될 것이라는 점에 근거를 제시하고자 한다.

제 2장 본론

제 1절 반감기이후 비트코인의 가격 행보

비트코인은 다양한 가상화폐 거래소에서 24시간 거래를 할 수 있는 것이 특징이다. 본 연구에서는 Investing.com에서 제공하는 비트코인 종가 가격 데이터를 이용하였으며, 기간은 2010년 7월 23일부터 2023년 12월 31일까지 4915일의 데이터를 활용했다. 종가(Close)는 미국 시간 00:00의 가격이고, 단위는 \$이다.

비트코인이 2008년 등장한 이래 현재까지 3번의 반감기가 진행되었으며, 각 반감기는 '2012년 11월 28일', '2016년 7월 9일', '2020년 5월 11일'이다. 반감기는 대략 4년, 4년보다 약간 짧은 기간에 한 번씩 찾아오며, 이 날을 기준으로 비트코인의 채굴량은 절반으로 줄어든다. 그림 1은 1차 반감기 이후 3년간의 가격 행보, 그림 2는 2차 반감기 이후 3년간의 가격 행보, 그림 3은 3차 반감기 이후 3년간의 가격 행보를 나타낸 그래프이다.

'D-day'는 반감기 당일을 표시한 선이고, 구간의 최대로 상승한 지점과 두 번의 구간 최소 점을 표시하였다. 다음 그림을 통해 1차 반감기 후의 반년 이후 의미 있는 상승이 시작되고, 1년이 지난 시점의 최고점에 도달한 것을 확인하였다. 이후 일차적으로 조정을 받고, 다시 일정량 회복하였지만, 이후 더 큰 폭으로 조정을 겪고, 일정량 다시 회복한 것을 확인 할 수 있었다.

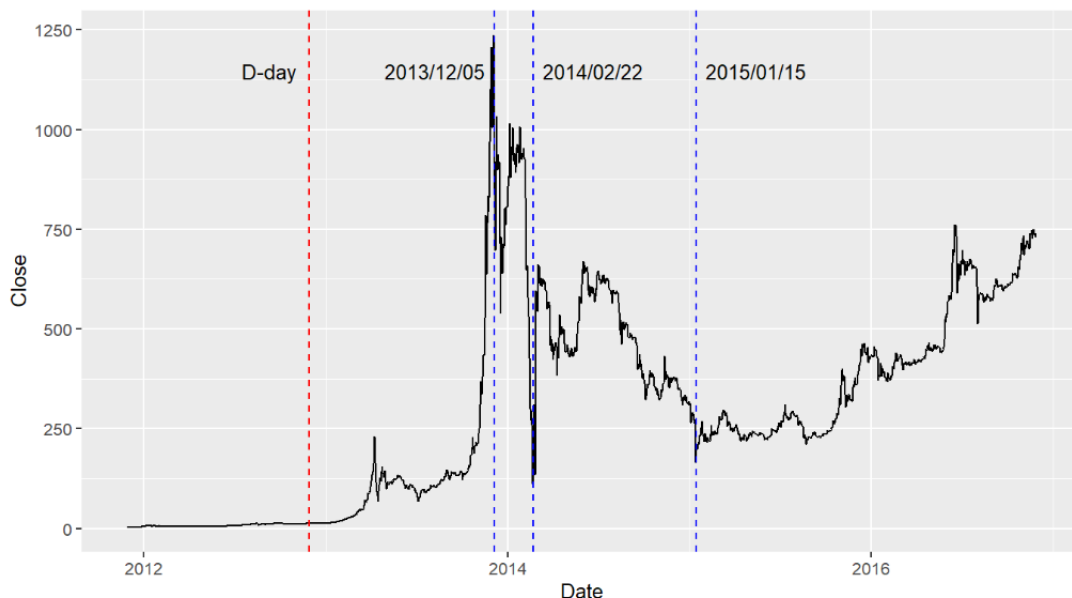


그림 1. 1차 반감기 이후 3년

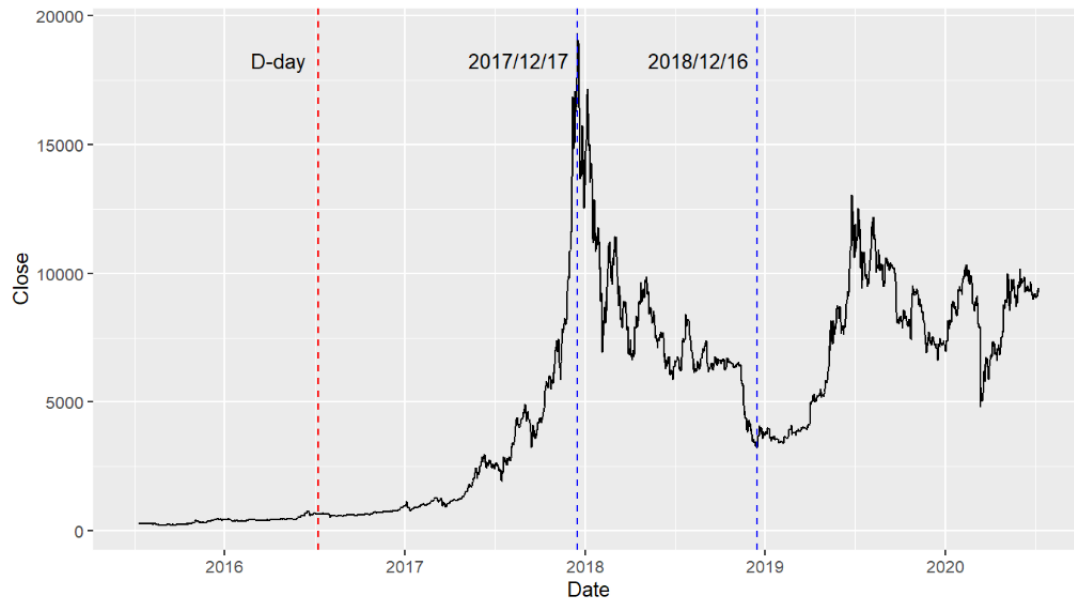


그림 2. 2차 반감기 이후 3년

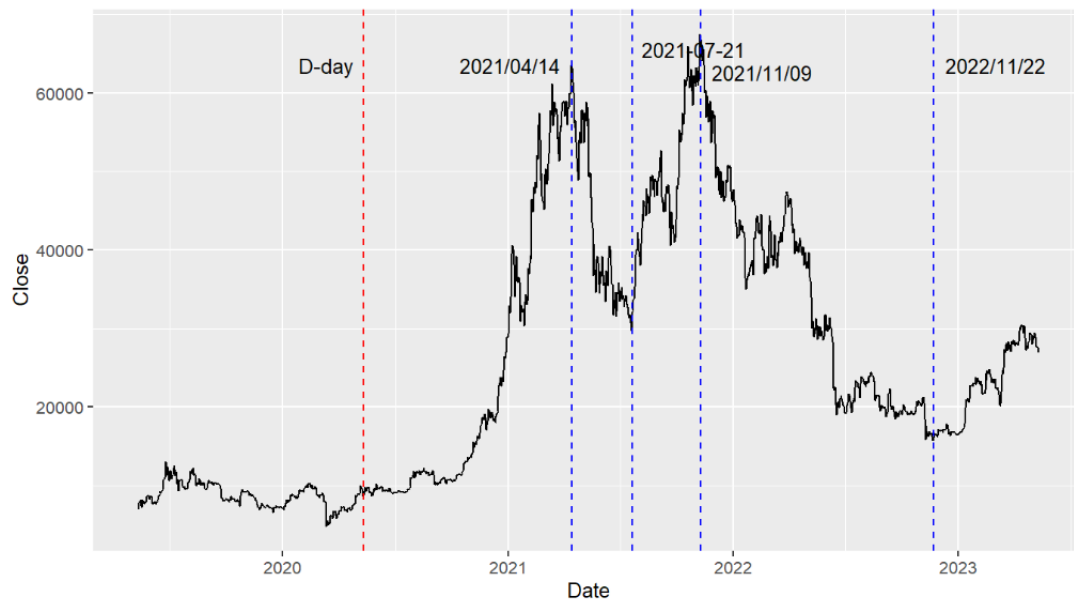


그림 3. 3차 반감기 이후 3년

2차 반감기에서는 반감기 이후 10개월 이후 부근부터 의미 있는 상승장이 나타났고, 이후 약 1년 반 이후에 최고점에 도달하였다. 이후 조정과 회복을 반복하는 양상을 확인 할 수 있었다.

3차 반감기는 반감기 6개월 이후부터 크게 상승하여 반감기 이후 1년이 지나기 전에 일차적으로 최고점에 도달하였다. 이후 약 3개월가량 큰 폭의 조정을 받았고, 다시 반등하여, 전고점을 살짝 넘었지만, 더 큰 폭의 조정을 받았음을 확인하였다.

제 2절 쌍봉가설

3번의 반감기에서 공통으로 확인한 모습은, 반감기 이후 일정 기간 (6개월 ~ 12개월) 이후의 강한 상승장을 확인하였다. 추가로 일차적으로 조정을 받은 후 다시 최고점의 비슷한 수준까지 회복을 하지만 이후에는 더 큰 폭으로 조정을 받았음을 확인하였다. 이에 본 연구자는 '행보 -> 큰 상승(1차 상승장) -> 조정(1차 조정장) -> 회복(2차 상승장) -> 큰 조정(2차 조정장)'의 시나리오로 가격이 행보한다는 '쌍봉 가설'을 생각했고 '반감기 시작 -> 1차 최고점 -> 1차 최저점 -> 2차 최고점 -> 2차 최저점'에 맞추어 3번의 가격 행보에 대입해 보았다.

그림 4, 그림 5, 그림 6은 반감기 이후의 모습들에 각 시나리오의 가격 최고 지점과 최저 지점을 표시한 것이다.

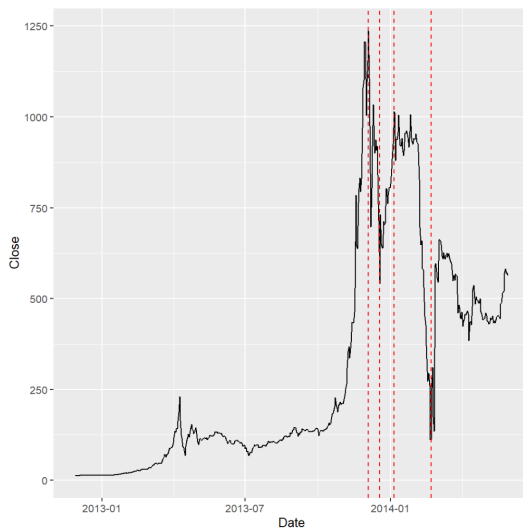


그림 4. 1차 반감기 주요 지점

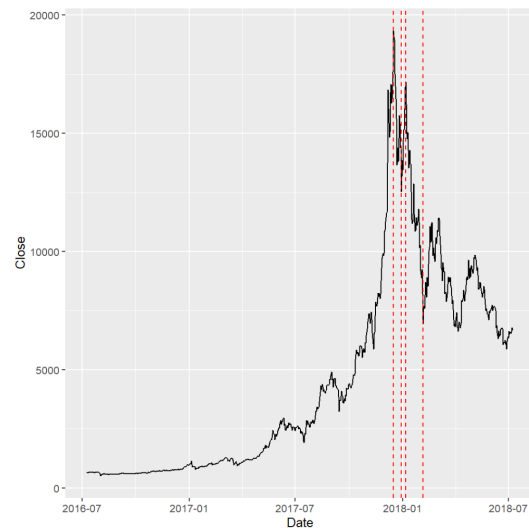


그림 5. 2차 반감기 주요 지점

1차 반감기 2012년 11월 28일 이후 2013년 12월 4일(1차 최고점)까지 약 9,980% 상승하였다. 2014년 1월 5일(1차 최저점) 최고점 대비 57%가량 감소하였고 2013년 12월 18일(2차 최고점)에 다시 80%가량 회복하였다. 2014년 2월 21일(2차 최저점)까지 다시 89% 하락하였다.

2차 반감기는 2016년 7월 9일로 2017년 12월 16일(1차 최고점)까지 2,868% 상승하였다. 이후 2017년 12월 30일(1차 최저점)까지 36% 감소하고 2018년 1월 6일(2차 최고점)까지 37% 회복한 다음 2018년 2월 8일(2차 최저점)까지 60% 조정을 받았다.

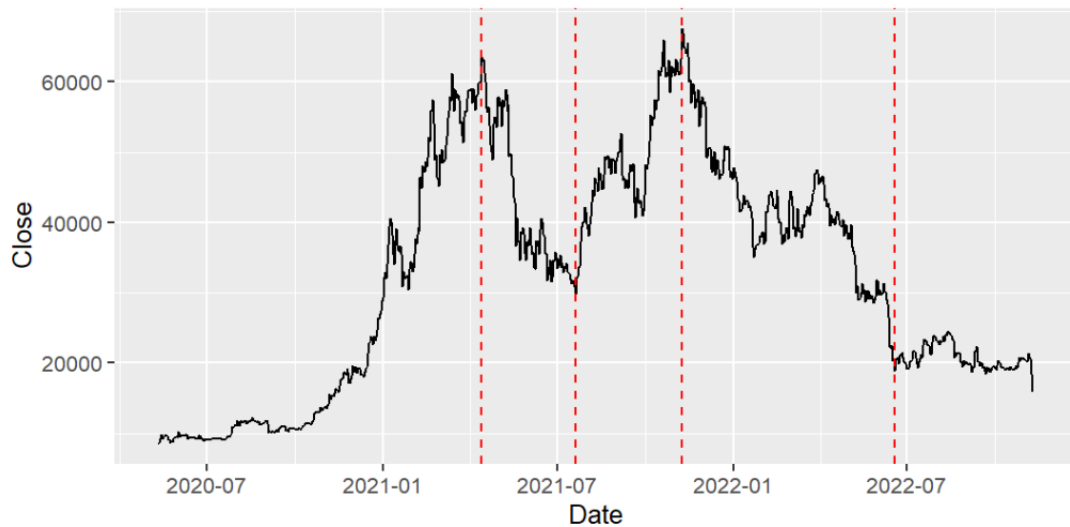


그림 6. 3차 반감기 주요 지점

3차 반감기는 2020년 5월 11일로 2021년 4월 13일까지 680% 상승하였다. 이후 2021년 7월 20일까지 53% 감소하였고 2021년 11월 8일까지 127% 다시 회복하였으며, 이후 2022년 11월 21일까지 72% 재감소하였다.

표 1은 각 구간별 가격의 변화를 수치로 정리한 표이다.

표 1. 반감기 이후 중요지점까지의 가격 변화

1차 반감기 이후	1차 반감기 이후	2차 반감기 이후	3차 반감기 이후
1차 상승률	+9980%	+2868%	+680%
1차 하락률	-57%	-36%	-53%
2차 상승률	+80%	+37%	+127%
2차 하락률	-89%	-60%	-72%

1차 상승장에서는 반감기 후 각각 반감기 가격 대비 100.8배, 29.68배, 7.8배 가격 까지 상승한 것을 확인 할 수 있었다. 가격 상승의 폭은 대폭 줄어들고 있지만, 시가 총액의 증가를 생각했을 때 , 7.8배의 상승도 대단한 수준이다. 이후 1차 조정의 정도에 비슷한 수준으로 2차 상승이 나오는 것을 확인 할 수 있었고, 이후에는 -60% 이상의 아주 큰 조정을 확인하였다.

제 3절 Dynamic Time Warping

시계열(Time Series)은 시간 순서대로 정리된 데이터들의 집합이다. 이러한 데이터는 일정 시간 간격으로 측정되며, 각 데이터 포인트는 특정 시점에서의 관측치를 나타낸다. 시계열은 금융 경제, 기상학 등 다양한 분야에서 발생한다. 시계열 데이터는 시간에 따라 순서가 지정되며, 특정 시점의 데이터는 이전 시점의 데이터에 의존할 수 있는 특징을 가지고 있다. 비트코인 가격 변화 역시 시계열로 볼 수 있는데, 비트코인 가격 역시 시간에 따라 기록하고, 이전 가격에 영향을 받으며 움직이기 때문이다.

Dynamic Time Warping (DTW)는 시계열 데이터의 유사성을 측정하기 위한 기술로, 두 시계열 간의 최적의 매칭을 찾아내는 알고리즘이다(Berndt, D.J., & Clifford, J., 1997). DTW는 시계열 데이터의 길이가 다르거나 패턴이 시간 축에서 약간 이동했을 때 유용하게 사용된다. 이는 기계학습, 음성 인식, 생체 신호 분석, 금융 시계열 분석 등 다양한 분야에서 활용되고 있다. DTW는 위와 같이 시간적 변동성을 고려한 패턴 인식과 유사도 측정에 탁월한 성능을 보여 주며, 특히 시계열 데이터의 길이가 다르거나 패턴에 시간적 변동이 있는 경우에 유용하게 활용된다.

DTW는 두 시계열 간의 유사성을 측정하는 과정에서 각 시점 간의 최소 거리 합을 찾아내는 방식으로 알고리즘이 구성되어 있다. 기본적으로 두 시계열 X와 Y가 주어졌을 때, 각 점을 Y의 점과 매칭시켜 가며, 이때의 거리가 최소가 되는 경로를 찾아낸다. 이 경로를 최적 경로(optimal path) 또는 와핑 경로(warping path)라고 부른다.

DTW의 알고리즘은 다음과 같다. 첫 번째로 두 시계열 간의 각 점 사이의 거리(유클리드 거리)를 계산하여 행렬의 형태로 나타낸다. 이후 계산된 거리 행렬을 기반으로, 시작점부터 종료점까지의 최소 거리 합을 계산하여 최적의 경로를 탐색하고, 이 경로가 최적 경로가 된다. 측정 경로를 따라 계산된 거리 합이 두 시계열 간의 거리(Distance)가 되고, 거리가 가까울수록 유사도는 높다고 판단할 수 있다. 거리를 구하는 방법은 다음과 같다.

$$D(i, j) = \text{dist}(x_i, y_j) + \min(D(i-1, j-1), D(i-1, j), D(i, j-1)) \quad (1)$$

DTW는 최적 경로가 가지고 있는 거리를 정규화를 하여 길이가 다른 시계열의 유사성을 같은 기준에서 비교할 수 있다. 정규화된 거리(Normalized Distance)는 다음과 같이 계산한다.

$$\text{NormalizedDistance} = \frac{D(n, m)}{n + m} \quad (2)$$

정규화된 거리를 활용하면 시계열의 길이나 경로의 길이에 따른 영향을 줄이고, 크기에 따른 왜곡을 최소화 시킬 수 있다.

본 연구에서는 Time Similarity라는 개념을 정의하는데 이는 Normalized Distance의 역수로 정의한다.

$$\text{TimeSimilarity} = \frac{1}{\text{NormalizedDistance}} \quad (3)$$

이와 같이 정의 하는 이유는 Normalized Distance가 작을 수록 두 시계열간의 유사성은 크다고 볼 수 있으며, 본 연구에 있어서 더욱 유사하다는 지표로서 사용여 더욱 직관적으로 나타내기 위해서 이다.

제 4절 비교 데이터 분석

위에서 3번의 반감기 시작에서 각각의 2차 최저점까지의 구간을 각각 '1차 반감기 이후 구간', '2차 반감기 이후 구간', '3차 반감기 이후의 구간'으로 지칭하도록 하겠다. 1차 반감기 이후 구간과 2차 반감기 후이 구간 사이의 Time Similarity, 1차 반감기 이후 구간과 3차 반감기 이후 구간 사이의 Time Similarity, 2차 반감기 이후 구간과 3차 반감기 이후 구간 사이의 Time Similarity는 각각 27.34, 20.12, 14.90 이다. 이를 통해 1차 반감기 이후 구간과 2차 반감기 이후의 구간이 다른 구간 사이 보다 더 유사한 것은 확인 할 수 있었지만, 이들이 얼마나 크게 유사한지 비교하기 위해 비교 데이터를 생성한다.

비교를 위해 10만 개의 비교 데이터를 생성하였다. 생성하는 데이터는 '2010년 7월 18일' 에서 '2023년 12월 31'까지의 종가 데이터를 활용하였고, 반년에서 4년 사이의 구간(Size)을 무작위로 선택하고, 2010년 7월 18일부터 2023년 12월 31보다 구간 길이만큼 이전의 날(Start) 중 하루를 무작위로 선정한다. 이렇게 무작위로 선택된 2개의 수를 기준으로, [Start ,Start+Size]를 하나의 구간으로 생각한다. 이렇게 20만 번의 무작위 추출 과정을 통해 10만 개의 구간을 무작위로 생성한다. 생성한 구간과 반감기 이후 간의 Distance, Normalized Distance, Intercept Rate를 계산한다. Intercept Rate는 각 반감기 이후 구간을 포함하고 있는 비율이다. 표 2는 만들어진 시뮬레이션 데이터의 예시이다.

표 2. 시뮬레이션 데이터 일부

Size	Start	Distance	Normalized Distance	Intercept Rate
577	2184	15.7	0.0348	0.00
769	3586	155	0.3440	0.00
1107	206	5.09	0.0033	0.41
378	3942	392	0.4732	0.00

10만 개의 비교데이터와 1차 반감기 이후의 구간 10만 개의 Time Similarity를 계산한다. 그림 7은 10만 개의 데이터를 Start에 따른 Time Similarity를 보여준다. 여기서 413~949에서 평균 Time Similarity보다 8배 이상 높은 것을 확인했다. 이러한 구간을 A라고 할 때, A는 1차 반감기 이후 구간의 일부 혹은 전체 부분을 포함하고 있기 때문에 높은 Time Similarity를 보여주는 것으로 추측한다. 그림 8은 1차 반감기 이후 구간과 겹치는 표본들은 모두 제거한 데이터들의 결과를 확인한다. 결과에서는 시작지점 1814에서 가장 높은 Time Similarity를 확인했다. 1814는 2015년 7월 5일을 의미하며, 구간이 시작지점이 더 커지면 Time Similarity가 감소하는 것을 확인했다.

Time Similarity가 최대로 나왔던 1814 인근 데이터를 조사하기 위해 Start가 1754~1874의 데이터를 추출한다. 그림 9는 1814 인근 데이터의 Size와 Time Similarity의 관계를 보여주는 그래프이다.

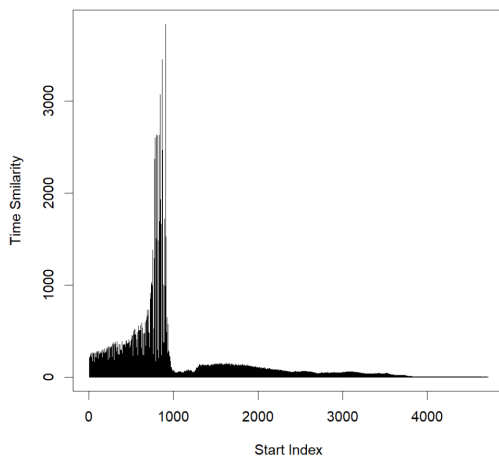


그림 7. Start에 따른 Time Similarity

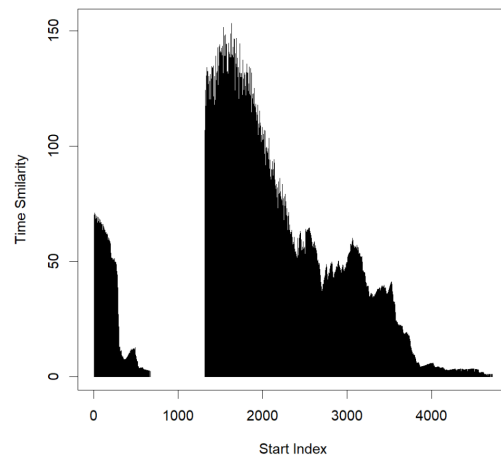


그림 8. A 구간을 제외한 Start에 따른 Time Similarity

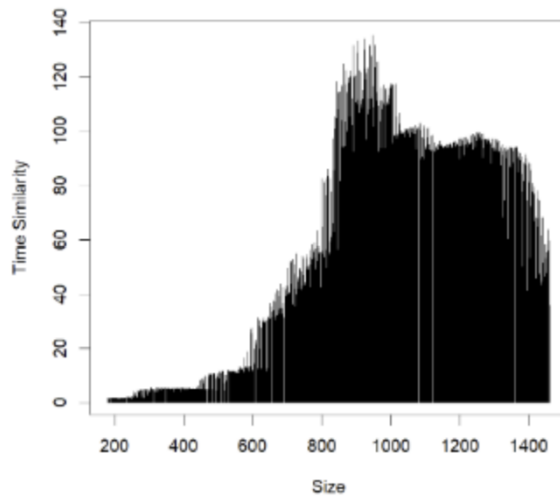


그림 9. 1814 인근 데이터의 Size에 따른 Time Similarity

Size가 800~1000 사이에서 Time Similarity가 높게 관측되는 것을 확인했고, 이는 구간의 길이가 2년반 ~ 3년 사이에서 Time Similarity가 높다는 것을 의미한다. 946에서 최고치를 확인했고, 이는 2년 216일이다. 결론적으로 Size가 946과 Start가 1,814인 경우 Time Similarity가 최대값은 135.5임을 확인했고, 그에 해당하는 기간은 2015년 7월 5일에서 2018년 2월 5일까지이다.

그림 10과 그림 11은 1차 반감기 이후 그래프와 Time Similarity가 가장 높은 구간인 2015년 7월 5일에서 2018년 2월 5일까지 비트코인 가격 그래프와 '2차 반감기 이후 구간'이다. 다음 두 그림의 기간이 매우 유사한 것을 확인 할 수 있다. 가장 높은 Time Similarity가 확인되는 구간의 길이가 반감기 약 1년 전부터 시작하여 종료는 거의 같은 시점(1일 차이)으로 보이는 것을 확인했다.

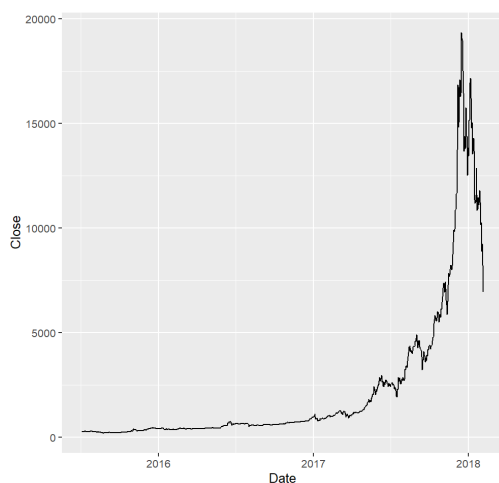


그림 10. Time Similarity가 가장 높은 구간

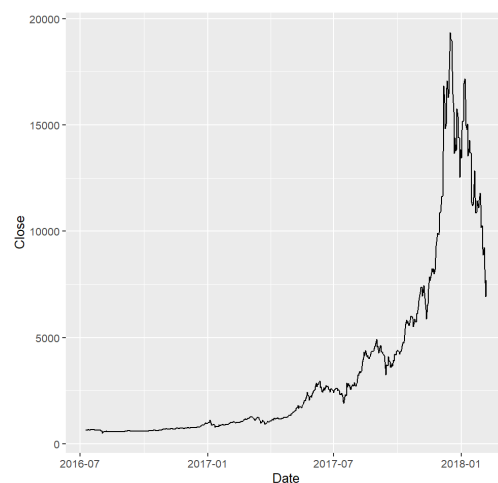


그림 11. 2차 반감기 이후 구간

이를 통해 반감기의 시작 위치보단 이후 변동이 유사성에 매우 큰 영향을 미치는 것을 확인 할 수 있었고, 1차와 2차 반감기 이후 구간의 유사성을 확인 할 수 있었지만, 3차 반감기 이후 구간은 큰 유사성을 없음을 확인했다.

다음으로 '3차 반감기 이후 구간'과의 비교 데이터를 통해 '3차 반감기 이후 구간'과 큰 유사성을 가지고 있는 구간에 대해 연구 해 보았다. 위의 연구와 같은 방식으로 진행했으며, 그림 12는 3차 반감기 이후 구간을 일부 포함하고 있는 구간(B)을 제거한 후, Start 지점에 따른 Time Similarity를 그래프로 나타낸 것이다.

다음 결과를 통해 2495에서 최대값을 확인했다. 해당 날짜는 2017년 5월 16일이다. 그림 13은 인근 데이터를 조사하기 위해 Start가 2435~2555 데이터를 추출하여 Size와 Time Similarity의 관계를 확인한 것이다.

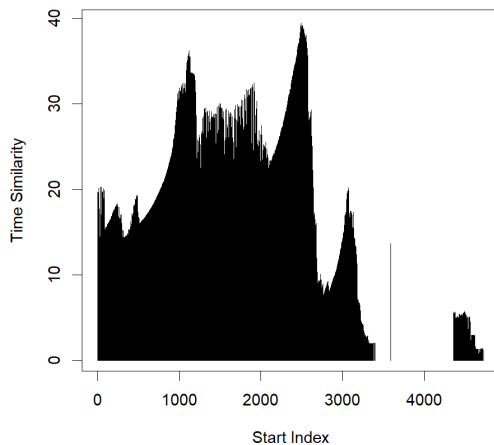


그림 12. B 구간을 제외한 Start에 따른 Time Similarity

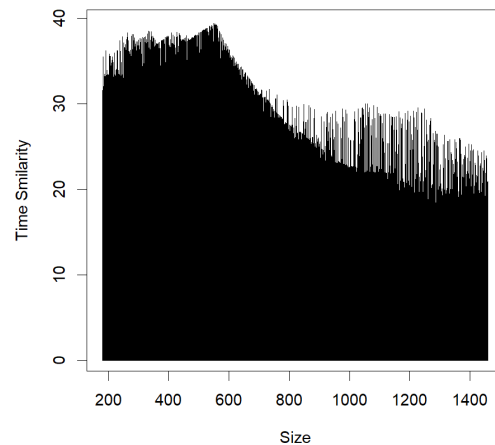


그림 13. 2495 인근 데이터의 Size에 따른 Time Similarity

다음 결과를 통해 Size가 550 부근까지 Time Similarity가 증가하다가 감소하는 것을 확인했고, Size가 550일때 최대임을 확인했다. 따라서 Time Similarity가 가장 높은 구간은 Start 2495, Size 550에 대응되는 2017년 5월 16일에서 2018년 11월 17일 구간이고, 최대값은 39.37로 앞선 연구에 비해서는 작은 것을 확인했다.

그림 14는 3차 반감기 이후 구간과 Time Smilarity가 가장 높은 구간, 그림 15는 2차 반감기 이후 구간의 그래프이다. 두 구간이 일정 부분 겹치고 있는 것을 확인했다. 이를 통해 3차 반감기 이후 구간과 가장 유사한 구간은 2차 반감기 이후 구간을 포함 하는 구간이고 2구간 가격 흐름간의 유사성이 있음을 확인했다.

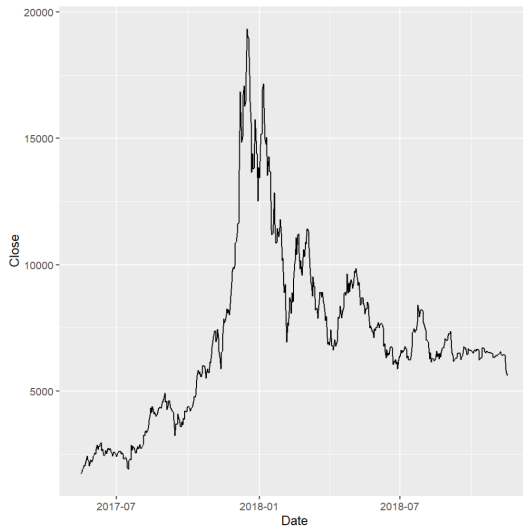


그림 14. Time Similarity가 가장 높은 구간

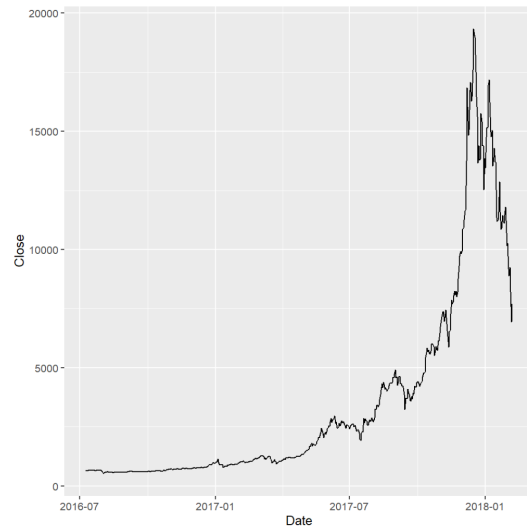


그림 15. 2차 반감기 이후 구간

제 3장 결론

본 연구에서는 비트코인 가격 데이터를 활용해 시뮬레이션을 진행하여 데이터를 확보하고, DTW를 기반으로 데이터를 분석하여 반감기 이후 가격 변동 간의 유사성을 측정하였다. 다른 구간들에 비해 반감기 이후 구간이 서로 얼마나 더 유사한지를 제시하였다. 1차 반감기 이후 구간과 2차 반감기 이후 구간은 큰 유사성을 보이는 것을 확인했지만, 3차 반감기 이후의 구간은 2차 반감기 이후 구간의 일부 구간을 포함하는 구간과 가장 유사한 것을 확인했다.

본 연구에서 제시했던 쌍봉 가설의 '큰 상승(1차 상승장) -> 조정(1차 조정장) -> 회복(2차 상승장) -> 큰 조정(2차 조정장)'의 부분은 큰 유사성을 보였지만, 행보 부분은 1차와 2차의 비교에서도 기간의 차이를 보였고, 3차와 2차의 비교에서는 유사성을 확인할 수 없었다. 결론적으로, 반감기가 2번의 상승장과 하락장에는 영향을 미치는 것으로 볼 수 있지만 그 시점이 언제가 될지는 알 수 없다는 점에 이르렀다.

본 연구는 반감기 이후 행보에, 유사성을 확인 할 수 있었지만, 다른 요인들은 배제하고 진행한 연구이기 때문에, 다른 요인들에 대해서는 설명할 수 없다. 조아라(2018)은 비트코인의 거래량, 발행량, 랜섬웨어 등 다양한 요인을 이용하여, 비트코인의 가격 변화를 설명하고자 하였다. 이처럼 가격 변화에 미치는 영향은 한가지로 볼 수 없다. 환율, 금리, 심리지수와 같은 다양한 요인을 추가적으로 분석해 볼 필요가 있다. 또한, 비트코인의 가격 변동이 다른 암호화폐 시장에 미치는 파급 효과와 상관관계를 분석하는 것도 중요하다. 이러한 추가 연구는 비트코인 가격 변동에 대한 보다 심층적이고 종합적인 이해를 제공할 수 있을 것이다.

결론적으로, 본 연구는 반감기 이후 비트코인 가격 변동의 유사성을 확인하고 일부 패턴을 발견하였지만, 다양한 외부 요인을 고려한 추가 연구가 필요하다. 이를 통해 비트코인의 가격 변동을 보다 정확하게 예측하고, 투자자들에게 유용한 정보를 제공할 수 있을 것이다.

참고문헌

- 강태현, 황범석. (2023). 확률적 변동성을 가진 은닉마르코프 모형을 통한 비트코인 가격의 변동성 추정. 응용통계연구, 36(1), 85-100.
- 이천주, 안원빈, 오경주. (2017). DTW를 이용한 패턴 기반 일중 price momentum 효과 분석. 한국데이터정보과학회지, 28(4), 819-829.
- 이흥석. (2018). 서울시 아파트들의 행정구역별 가격 흐름 군집화에 관한 연구 [석사학위논문, 서울과학기술대학교]
.http://www.riss.kr/link?id=T14912385
- 조아라. 다변량 분석을 적용한 가상화폐 가격 등락에 미치는 영향 연구. 국내석사학위논문 송실대학교, 2018. 서울
- Berndt, D.J., & Clifford, J. (1994). Using Dynamic Time Warping to Find Patterns in Time Series.
- Satoshi Nakamoto. (2008). Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System.