

김치프리미엄과 환율 변동 예측을 활용한 가상화폐의 통계적 차익거래 연구

조기정, 박종현, 안현철*
국민대학교 비즈니스IT전문대학원

A Study on Statistical Arbitrage Transactions of Cryptocurrency Using Kimchi Premium and Exchange Rate Fluctuations Prediction

Gijeong Cho, Jonghyun Park, Hyunchul Ahn*
Graduate School of Business IT, Kookmin University

요약 본 연구는 환율과 김치프리미엄 간 관계를 분석하여 서로 다른 두 국가의 가상화폐 거래소로부터 통계적 차익거래 기회를 탐색하는 것을 목적으로 한다. 분석 결과, 가상화폐는 환율에 따라 평균 김치프리미엄으로 회귀하는 경향이 있으며, 이를 선형 회귀 모델을 이용해 입증하였다. 또한, 시계열 예측에 강점이 있는 딥러닝 기법의 일종인 LSTM 모델을 사용하여 환율을 예측하고, 이를 통해 차익거래 기회와 수익을 증대시킬 수 있다는 것을 2017년 9월 26일부터 2023년 4월 6일까지의 환율 데이터(공식 환율 및 비공식 환율 포함)와 업비트와 바이낸스의 비트코인 현물 가격 데이터 등을 활용해 검증하였다. 이를 종합하여 본 연구는 통계 및 LSTM 기법을 활용하여 투자자가 이윤을 얻을 수 있는 차익 거래 기회가 있다는 것을 제시하며, 최종적으로 수익성 높은 거래 전략에 대한 방법론을 제안한다. 이러한 본 연구의 결과는 투자자들에게 안정적이고 수익성 높은 거래 방안을 모색할 수 있는 실질적인 방법론을 제시함으로써, 가상화폐 시장의 발전과 투자 활성화에 기여할 것으로 기대된다.

Abstract This study explored statistical arbitrage opportunities in cryptocurrency exchanges in two countries by analyzing the relationship between exchange rates and kimchi premiums. Linear regression analysis showed that cryptocurrency average premiums tended to regress as a function of exchange rate. We also tested the LSTM model, a type of deep learning technique used for time series predictions, which can be used to predict exchange rates and thereby increase arbitrage opportunities and profits, using exchange rate data (including official and unofficial exchange rates) from September 26, 2017, to April 6, 2023, and BTC spot price data from Upbit and Binance. The study shows that statistical and LSTM techniques can be used to identify profitable arbitrage opportunities and proposes a methodology for a profitable trading strategy. The results of this study are expected to contribute to the growth of the cryptocurrency market and investment promotion by providing investors with a practical method of exploring stable and profitable trading methods.

Keywords : Cryptocurrency, Arbitrage Trading, Exchange Rate Prediction, Premium Analysis, LSTM

*Corresponding Author : Hyunchul Ahn(Kookmin Univ.)

email: hcahn@kookmin.ac.kr

Received August 7, 2023

Revised August 30, 2023

Accepted October 6, 2023

Published October 31, 2023

1. 서론

일물일가의 법칙(law of one price)은 효율적인 시장에서 모든 개별적인 상품이 하나의 고정된 가격을 공유해야 한다는 법칙이다. 하지만 현실에서는 시장의 비효율성이나 정보의 부족으로 인해 같은 상품이라도 다른 시간이나 장소에서 서로 다른 가격을 갖는 경우가 발생하게 된다. 이러한 가격의 차이를 이용해 수익을 내는 거래인 차익거래(arbitrage)는 금융시장에서 오랜 기간 투자의 수단으로 활용되어 왔다.

차익거래 기회는 주식, 선물, 파생상품 등 다양한 종류의 금융시장에서 발생할 수 있다. 이에 지금까지 금융시장의 차익거래 기회를 주제로 다양한 연구들이 시도되었다. 예를 들어, 전통적인 주식시장에서 매수-매도 선물 환율과 차익거래 기회의 상관관계를 분석한 연구[1]가 있으며, 주식시장에서의 상장지수펀드를 이용한 차익거래 수익성에 관한 연구[2], KOSPI200 옵션과 ETF 간의 가격 괴리를 이용한 차익거래 전략의 수익성 분석 연구[3] 등이 전통적인 금융시장에서의 차익거래 기회를 대상으로 연구되었다.

최근에는 암호화폐 거래 시장이 급속히 성장해 감에 따라, 암호화폐 시장에서의 차익거래에 관한 연구가 활성화되고 있다. 예를 들어, 뉴스나 북미, 유럽, 아시아 지역별 암호화폐 가격 차이를 활용한 차익거래 가능성 연구[4]나, 암호화폐 거래소 간 스프레드와 차익거래의 상관관계 분석 연구[5], BTC 선물 거래소에서 차익거래 기회의 증감에 관한 연구[6] 등이 그 대표적인 사례라고 할 수 있다.

본 연구는 다양한 금융시장의 차익거래 중 '암호화폐 시장'에서 발생할 수 있는 차익거래 기회에 주목하였다. 구체적으로 본 연구에서는 김치프리미엄과 환율을 통한 통계적 차익거래를 암호화폐 시장을 통해 실증 분석해보고자 한다[7].

김치프리미엄은 암호화폐의 차익거래 기회 분석에서 국내 가격이 국외 가격보다 큰 것을 의미하는데[8], 환율과 더불어 차익거래를 유발하는 주요 요인 중 하나로 주목받아 왔다. 환율은 국제 무역 및 투자에서 중요한 역할을 하며, 서로 다른 통화로 거래되는 자산을 포함하는 차익거래 전략의 수익성에 영향을 미친다. 환율 움직임의 정확한 예측은 트레이더가 잠재적인 가격 불일치를 예상하고 그에 따라 거래를 포지셔닝할 수 있게 하므로 성공적인 차익거래 전략을 개발하는 데 필수적이다.

지금까지 환율과 프리미엄이 차익거래 기회를 어떻게

발생시킬 수 있는지에 대한 연구는 다양하게 시도되고 발표되어 왔다. 예를 들어, 투자상품과 환율 간의 관계를 모색하는 연구[9]나 암호화폐 시장에서 다양한 파생변수를 이용하여 기계학습을 통한 가격 변동 예측[10]을 시도한 연구도 있고, 환율을 포함한 파생변수와 프리미엄 간의 상관분석을 수행한 연구[11]도 있었다. 그 밖에 전통적인 금융시장에서 환율, 거시적 관점, 시장심리 등의 파생변수로 사용한 연구[12] 및 김치프리미엄과 거래량의 상관관계 분석, 암호화폐 시장에서 가격에 미치는 환율의 영향을 분석한 연구[13]도 있었다. 하지만 본 연구처럼 암호화폐 시장에서 환율과 프리미엄 간의 상관관계를 분석하고, 이를 모델을 통해 실제 수익률을 실증 분석한 연구는 찾아보기 어려운 실정이다.

또한 환율은 공식 환율, 비공식 환율로 나뉘는데, 암시장(black market) 또는 병행 시장 환율(parallel market exchange rates)이라고도 하는 비공식 환율(unofficial exchange rates)은 비공식 또는 규제되지 않은 시장에서 통화가 교환되는 실제 환율을 나타낸다. 이러한 환율은 자본 통제, 통화 태환성 제한 또는 경제 불안정과 같은 요인으로 인해 정부 또는 중앙은행이 설정한 공식 환율과 다를 수 있다. 따라서 차익거래의 맥락에서는 비공식 환율을 사용하는 것이 실제 거래에서 통화 교환의 실제 비용을 더 잘 반영하기 때문에 더 적절할 수 있지만, 기존 연구들은 공식 환율을 주로 차익거래 연구에서 활용해 왔다.

이에 본 연구는 암호화폐 시장에서 차익거래 전략을 개발할 때 비공식 환율을 고려하는 것의 중요성을 강조한다. 특히 비공식 환율과 공식 환율을 기반으로 한 전략의 성과를 상호 비교함으로써 비공식 환율을 사용하는 것이 더 높은 수익률로 이어지는지 살펴보고자 한다.

종합적으로 본 연구에서는 암호화폐 시장에서 환율과 프리미엄을 통한 총 세 가지 수익 실현 전략을 비교 분석하였다. 첫 번째 전략은 공식 환율을 사용하여 예측한 프리미엄으로 수행한 전략이며, 두 번째 전략은 파생변수와 시계열 데이터에 효과적인 LSTM 모델을 통해 예측된 환율을 사용한 전략이다. 마지막 세 번째 전략은 비공식 환율을 사용한 전략이다. 환율이 그대로라면 적정 프리미엄으로 돌아오기 때문에, 예측된 프리미엄과 현재 실제 프리미엄을 비교해 페어 트레이딩 전략을 사용하였고 LSTM은 환율의 변동을 파생변수를 통해 예측하여 미래의 환율에 따른 적정 프리미엄과 현재 프리미엄을 비교해 페어 트레이딩 전략을 수행하고자 하였다.

2. 이론적 배경

2.1 통계적 차익거래와 페어 트레이딩

차익거래는 다양한 기법들이 존재하며 그 중 통계적 차익거래(statistical arbitrage)는 두 금융 자산의 스프레드가 균형점에 수렴하는 특성을 이용한 차익거래이다. 이는 균형적으로 수렴하는 특성이 확률적이기 때문에 예측을 벗어나면 손실을 볼 수 있는 차익거래이므로 통계적 차익거래라고 부른다[1].

본 연구에서는 통계적 차익거래 방법의 하나인 페어 트레이딩 전략(pairs trading strategy)을 사용한다. 페어 트레이딩 전략은 평균에 비해 일시적인 가격 변동이 생길 때, 현재 가격이 평균으로 회귀할 것을 가정하여 거래를 수행하는 통계적 전략이다[14, 15]. 페어 트레이딩 전략과 통계적 차익거래의 차이점은 페어 트레이딩 전략은 상관관계가 높은 두 상품 간의 가격 차이를 활용하여 수익을 창출하는 반면, 통계적 차익거래는 다수의 주식을 포함한 포트폴리오의 일시적 가격 차이를 활용하여 수익을 얻는다는 점이다.

2.2 암호화폐의 김치프리미엄과 환율

암호화폐의 김치프리미엄을 일으키는 원인 중 가장 중요한 요인이 환율이다[11]. 전통적으로 금융시장에서 한 가지 상품에 대한 국가 간의 상대적인 교환 비율은 비공식 환율로 인식되는데, 이는 환율에 대한 왜곡을 더 줄여 줄 수 있어 암호화폐 시장 환경에서도 유효하게 적용된다[9].

본 연구에서는 김치프리미엄과 환율이 암호화폐 가격에 미치는 영향을 모형화하고자 하였다. Eom[13]은 암호화폐의 가격과 환율이 영향을 있다고 하였다. 국가 간 암호화폐 거래에서 이러한 프리미엄이 발생하는 원인은 다양한데, 거시변수, 정책변수(금리 및 통화량), 유가, 이라크 전쟁, 유럽 부채위기 등의 변수가 프리미엄에 유의미한 영향을 보인 연구가 있으며, 이 연구에서는 이러한 이유로 인해 동일 가상화폐의 가격 스프레드가 거래소나 국가마다 크게 벌어질 수 있다고 하였다[16]. 이는 국가 간 비트코인 거래에서 경제적 자유도가 낮은 국가에서 더 높은 가격으로 거래되는 경향을 유도하며, 이러한 특징을 이용하면 차익거래의 기회가 될 수 있다[11].

2.3 기계학습 기반의 암호화폐 차익거래 모델

주식시장에서 포트폴리오를 통한 통계적 차익거래는

PCA, STL 분해와 Transformer를 활용한 딥러닝 기반으로 연구된 바 있다[17]. 암호화폐 시장에서도 통계적 차익거래 전략을 개발하기 위해 랜덤 포레스트와 로지스틱 회귀모형을 사용한 연구가 있으며[18], 시계열에 적합한 RNN 등을 사용한 머신러닝과 딥러닝을 이용한 연구 역시 시도 된 바 있다[19].

3. 연구 모델

본 연구에서 수행하는 페어 트레이딩 전략에서 가상자산의 현물(spot) 시장은 가상자산과 범정 화폐 혹은 스테이블 코인(stable coin) 간의 교환을 수행한다. 스테이블 코인은 설계상 달러와의 가치가 1:1에 해당하기에[20], 비공식 환율 공식을 차용한다. 이러한 교환을 통해 얻는 것은 코인이며 내부에 가치를 측정하기 위한 토큰을 담고 있다[21]. 즉 이 토큰이 포함된 코인을 구매한 시점 대비 더 큰 프리미엄을 가진 국제 거래소에 판매함으로써 수익을 실현한다.

미국 달러의 금리가 원화보다 더 오르거나 미국에서 예상되는 암호화폐 환율이 더 오르면 원화 환율이 달러 환율보다 더 많이 떨어져 김치프리미엄이 생성된다[11]. 이러한 김치프리미엄 효과를 반영하기 위해, 본 논문에서는 원화로 비트코인을 교환할 수 있는 한국에서 가장 큰 거래소인 업비트(Upbit)와 세계에서 가장 거래량이 많고 비트코인의 가격을 주도하는 바이낸스(Binance) 거래소의 일 단위 데이터를 이용하였다. 업비트와 바이낸스 거래소를 비교한 김치프리미엄의 계산식은 아래와 같다.

$$premium = \left(\frac{upbtcprice_{krw}}{binbtcprice_{krw}} \right) - 1 \quad (1)$$

$upbtcprice$ 는 업비트 거래소의 원화 단위로 표현된 btc(비트코인) 암호화폐의 가격이다. 마찬가지로 $binbtcprice$ 는 바이낸스 거래소의 비트코인 가격에 공식 환율을 곱하여 나타나는 값으로 표현된다.

전술했듯이 본 연구에서는 총 세 가지 차익거래 전략을 검증하게 되는데, 각각 공식 환율, 파생변수를 활용한 LSTM 모델 예측 환율, 비공식 환율을 적용하여 예측 프리미엄을 산출하도록 설계하였다. 이 예측값을 현재 김치프리미엄과 비교했을 때 페어 트레이딩의 기회가 포착된다면 차익거래를 수행함으로써 모델에 대한 실증분석을 수행한다.

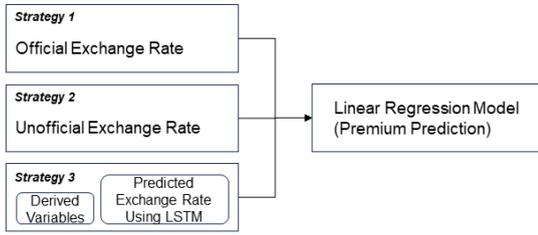


Fig. 1. Overall research framework

3.1 공식 환율 기반 단순 선형 회귀 모형

선형 회귀 모형은 공식 환율에 따른 프리미엄을 예측하여 페어 트레이딩에 활용한다. 첫 번째 선형 회귀 모형은 환율 변동에 따른 적정 프리미엄을 예측하여 현재 프리미엄이 적정한지에 대한 판단 근거가 된다[22]. 선형 회귀 모형은 학습된 데이터를 토대로 선형 회귀식을 통해 미렷값을 예측하는 모델로서, 그 수식은 다음과 같다.

$$premium = -0.00016202131768171181 \times (2) \\ exchangerate - 0.21180211963833073$$

본 연구의 첫 번째 모델은 입력 변수로 과거 공식 환율 데이터를 사용했으며, 출력값은 예측 프리미엄이 되게 된다. 따라서 공식 환율을 통해 얻은 프리미엄을 현재 김치프리미엄과 비교하는 전략이 된다.

3.2 비공식 환율 기반 단순 선형 회귀 모형

비공식 환율 기반의 선형 회귀 모형은 비공식 환율에 따른 프리미엄을 예측하여 페어 트레이딩에 활용한다. 모형은 3.1의 Eq. (2)에 제시된 식을 그대로 적용하나, 모형에 포함된 독립변수인 $exchangerate$ 의 값을 ‘비공식 환율’로 적용한다는 점이 차이점이다.

3.3 LSTM 기반 환율 예측 모형

LSTM 모델은 서종덕[10]의 연구에서 제시된 환율 예측에 영향을 미치는 주요 변수인 KRW/USD 가격의 고가에서 시가를 뺀 파생변수인 시고저중 데이터를 활용하여 환율을 예측한다. 변수들의 정규화는 StandardScaler를 사용하였으며, Loss function은 Huber를 적용하였다. Huber는 시계열 예측에 있어서 모델이 평균적으로 가장 정확한 것으로 알려져 있다[23]. 또한, Dead relu의 문제를 해결하기 위해 활성화 함수는 Elu(Exponential Linear Unit)를 적용하였으며, Optimizer는 Adam으로 구성하였다. 창 크기(window size)는 64로 설정하여

학습하였다. 이를 통해 예측된 환율은 모델 평가의 공정성을 위해 앞서 3.1의 선형 회귀 모형 가중치를 활용하여 프리미엄으로 환산하고, 이를 현재 프리미엄과 비교하여 페어 트레이딩을 수행한다.

3.4 수익성 검증 전략

본 연구의 차이거래 전략은 김치프리미엄과 공식 환율, 비공식 환율, LSTM 예측 환율을 통해 출력된 예측 프리미엄과 비교한다.

차이거래 전략 모델의 계산 방법은 다음과 같다.

1. BTC현물을 업비트에서 KRW로 매수하고 바이낸스로 전송 후 USDT로 매도한다.
2. BTC현물을 바이낸스에서 USDT로 매수하고 업비트로 전송 후 KRW로 매도한다.

$$binasset_{usdt} = \left[\left(\frac{upasset_{krw}}{upbtcprice_{krw}} \right) \times (3) \right. \\ \left. (1 - tradingfee_{upbtc}) - transactionfee_{btc} \right] \times \\ binbtcprice_{usdt} \times (1 - tradingfee_{binbtc})$$

$binasset_{usdt}$: 업비트에서 코인을 구매하고 바이낸스에 전송 후 매도했을 당시의 가격
 $upasset_{krw}$: 업비트에 보유하고 있는 원화의 총합
 $upbtcprice_{krw}$: 업비트 비트코인 가격의 원화가격
 $transactionfee_{upbtc}$: 업비트의 btc 전송 수수료
 $binbtcprice_{usdt}$: 바이낸스의 테더
 각각의 $tradingfee$: 거래소 각각 현물거래 수수료

$$upasset_{krw} = \left[\left(\frac{binasset_{usdt}}{binbtcprice_{usdt}} \right) \times (4) \right. \\ \left. (1 - tradingfee_{binbtc}) - transactionfee_{binbtc} \right] \times \\ upbtcprice_{krw} \times (1 - tradingfee_{upbtc})$$

$upasset_{krw}$: 1번 방법 이후 바이낸스에 테더화 하여 남겨둔 자산을 다시 비트코인을 매수하여 업비트 거래소에 전송 후 매도하여 KRW로 남은 당시의 자산

$binasset_{usdt}$: 바이낸스에 보유하고 있는 USDT의 총합
 $binbtcprice_{usdt}$: 바이낸스의 비트코인 가격(USDT)
 $transactionfee_{binbtc}$: 바이낸스의 BTC 전송 수수료
 $upbtcprice_{krw}$: 바이낸스의 테더
 각각의 $tradingfee$: 거래소 각각 현물거래 수수료

이상 1번 방법과 2번 방법을 사용하면 자본이 한 사이클 돌아 원화로 돌아오면서 수익을 얻게 된다. 이런 식으

로 반복하여 거래를 시도한다. 수익모델은 100만원의 원화를 가지고 실험한다. 거래의 순서에 따라 1번 거래 방법에서 전략만 변경하여 수익을 계산하는 방식이 적용된다. 2번 방법에서의 전략은 수익 실현 가능성을 높이기 위해 항상 고정되어 있으며, 1번 거래 방법에서 보유한 원화(upasset_{krw})보다 수익을 1% 이상 볼 수 있는 상황에서만 거래하도록 설정하여 복리 구조로 구성하여 수익 실현의 가능성을 높였다. 3개의 각 모델이 예측한 프리미엄을 현재 프리미엄과 비교하여 수익률을 계산한다.

해외거래소에서 달러로 직접 현물을 매수할 경우 국외로 자국의 외화를 유출하기 때문에 현재 김치프리미엄이 존재하면 국내거래소에서 BTC 현물을 매수한 뒤 해외거래소로 전송하여 BTC 현물을 매도한다. 이후 국내거래소 매수 당시 자본보다 1% 이상의 수익을 볼 수 있는 경우 BTC 현물을 해외거래소에서 매수하여 국내거래소로 전송 후 매도한다.

3.5 전략 1 - 공식 환율 기반 전략의 적용

본 연구에서 제안하는 첫 번째 차익거래 전략인 공식 환율을 활용한 선형 회귀 모형 기반의 거래 전략은 다음과 같이 수행된다.

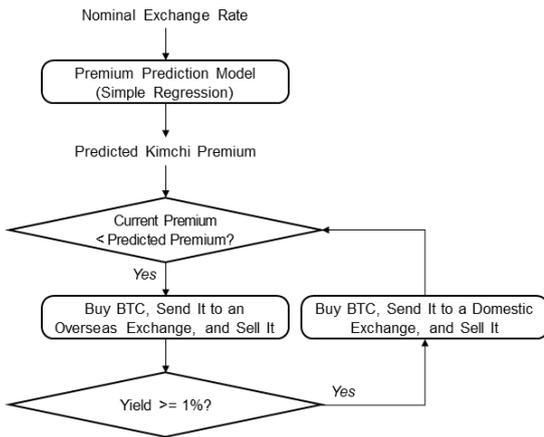


Fig. 2. Flow chart of Strategy 1

위 흐름도에 제시된 것과 같이 공식 환율(명목 환율)을 통해 얻은 프리미엄은 현재 프리미엄과 비교되고, Eq. (3)에 의해 프리미엄이 존재할 때 매수 및 해외거래소 전송 후 매도를 수행하며, Eq. (4)에 의해 국내 프리미엄이 1% 이상 존재할 때 BTC 매수 및 국내거래소 전송 후 매도한다. 해당 사이클을 반복하여 지속적인 페어 트레이딩을 수행한다.

3.6 전략 2 - 비공식 환율 기반 전략의 적용

바이낸스에서 보유한 비트코인의 원화 가격은 비트코인 가격에 환율을 곱한 값과 같으므로, 다음의 Eq. (5)로 표현할 수 있다.

$$binbtcprice_{krw} = dollar_{exchangerate} \times binbtcprice_{usdt} \quad (5)$$

여기서 비공식 환율은 국가와 정부 또는 중앙은행에서 설정하지 않은 환율이며, 여기에서는 업비트와 바이낸스의 비트코인 가격을 통해 달러의 가치를 다시 측정하는 것이다. 즉, 수수료가 없는 환율과 같으며 Eq. (6)와 같이 정의될 수 있다.

$$unofficial_{exchangerate} = \frac{ubptcprice_{krw}}{binbtcprice_{usdt}} \quad (6)$$

이렇게 산출된 비공식 환율을 적용한 전략은 다음의 Fig. 3에 제시된 절차에 따라 수행된다.

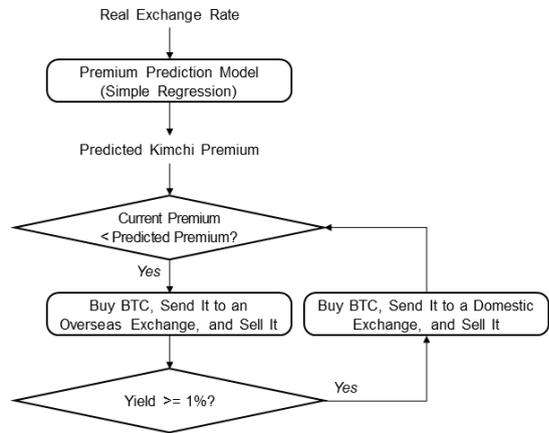


Fig. 3. Flow chart of Strategy 2

전략 2에서는 비공식 환율(실질 환율)을 통해 김치프리미엄 예측하여 현재 프리미엄과 예측 김치프리미엄을 비교하고, 예측 김치프리미엄이 더 낮으면 BTC를 국내 원화 거래소에서 비트코인을 매수하여 해외거래소로 전송 후 매도한다. 이후 처음 국내거래소에서 매수 당시 자본보다 1% 이상의 수익을 볼 수 있는 경우가 오면 해외거래소에서 BTC를 매수하여 국내거래소로 전송 후 매도한다.

3.7 전략 3 - LSTM 환율 예측 전략

LSTM 기반의 환율 예측에 따른 전략은 다음의 Fig. 4의 순서도에 제시된 바와 같이, 시고저종 및 파생변수 (Table 1) 등을 통해 LSTM 모델로 환율을 예측하고 나면, 모델 간 비교 분석을 위해 기존에 사용된 선형 회귀 모형의 임계값을 활용하여 프리미엄을 산출한다[9].

Table 1. Independent variables for a LSTM-based exchange rate prediction model

Variables	%IncMSE	IncNodePurity
us_index (USD Index)	19.6847	111.1833
stck_krx_100(KRX100)	12.2198	94.6382
stck_kospi(Korea KOSPI)	11.1421	94.0881
stck_krx_steels(KRX Steel)	8.2877	79.8065
stck_cac40(France CAC40)	7.3000	29.1884
stck_dax(Germany DAX)	7.2210	28.6195
fx_krw_eur(EUR Index)	6.7915	25.3743
stck_nikkei (Japan NIKKEI)	6.5724	30.8779
fx_krw_cny(CNY Index)	4.9393	17.4062
stck_ssec(China SSEC)	4.8312	17.7236

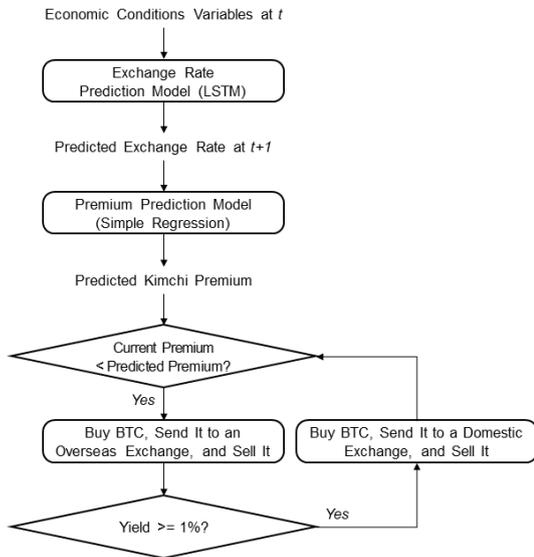


Fig. 4. Flow chart of Strategy 3

이러 현재 프리미엄과 예측 김치프리미엄을 비교하여 예측 김치프리미엄이 더 낮으면 BTC를 국내 원화 거래소에서 비트코인을 매수하여 해외거래소로 전송 후 매도한다. 이후 처음 국내거래소에서 매수 당시 자본보다 1% 이상의 수익을 볼 수 있는 경우가 오면 해외거래소에서 BTC를 매수해 국내거래소로 전송 후 매도한다.

4. 실증 분석

4.1 실험 환경

실험 환경은 Python 3.7 버전에서 진행되었고, Google Tensorflow, sklearn, pandas 등의 라이브러리가 사용되었다. 활용된 데이터는 2017년 9월 26일부터 2023년 4월 6일까지의 환율 데이터와 업비트와 바이낸스의 비트코인 가격 데이터, 비공식 환율, 공식 환율, LSTM 모델의 예측 환율을 활용해 실험을 수행했다. LSTM 모델의 학습용 데이터셋은 2001년 1월 1일부터 2015년 4월 31일까지의 달러 지수 등 Table 1에 제시된 변수들이 사용되었으며, t-1의 고가와 저가를 뺀 값, t-1의 시가와 t의 시가를 뺀 값을 파생변수로 사용했다. 공식 환율의 경우 주말에는 데이터가 없으므로 주말 이전일의 데이터를 사용하였다.

4.2 김치프리미엄과 환율 간 유의성 검증

2017년 9월 26일부터 2023년 4월 6일까지의 각 거래소 김치프리미엄을 환율에 대조한 선형 회귀 결과는 다음 Table 2와 같다. 상관계수가 0.032로서 김치프리미엄과 환율 간의 낮은 상관관계가 보인다. 이것은 스프레드가 크게 벌어져 차이거래 투자자들에게 있어서 오히려 차이거래의 기회가 된다.

Table 2. Results of the simple linear regression

R-square	F-statistic	prob
0.032	66.96	4.86e-16

또한, 환율과 김치프리미엄 간의 P-value와 절편 모두 0.005 미만의 값으로 통계적으로 유의한 관계가 있음을 알 수 있다.

Table 3. Coefficients of the simple linear regression

	coef	std err	t	p
intercept	0.2118	0.0023	9.060	0.000
exchange rate	-0.0002	1.98e-05	-8.183	0.000

단순선형회귀 모델은 환율을 입력받아 과거 평균 프리미엄으로 돌아올 값을 예측한다. 이를 통해 현재 김치프리미엄이 예측된 프리미엄보다 낮다면 프리미엄이 오를 것으로 예상하여 매매하는 전략을 실증 분석한다. 환율과 예측된 프리미엄의 관계를 시각화하면 다음과 같다.

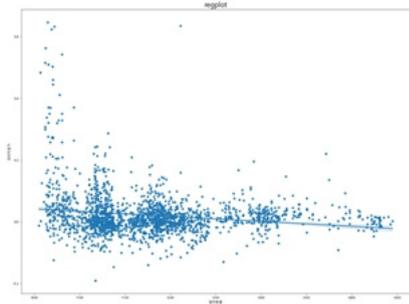


Fig. 5. Scatterplot of Predicted Premium and Exchange Rate

X축은 환율, Y축은 프리미엄의 분포를 나타내며, 상기 과정을 통해 환율과 김치프리미엄은 꽤 유의한 상관관계가 있음을 확인하였다. 이후 공식 환율, 비공식 환율, LSTM 모델 예측 환율을 각각 입력하여 예측된 프리미엄으로 페어 트레이딩을 수행하였다.

4.3 공식 환율-프리미엄 전략 실증분석

전술했듯이 시점별 공식 환율에 단순선형회귀 모델을 적용하여 예상 김치프리미엄을 도출한다. 도출한 김치프리미엄과 현재 김치프리미엄을 비교하여 실제 김치프리미엄이 적정 김치프리미엄보다 낮으면 프리미엄이 오를 것으로 예상하고 전략을 수행했다.

Table 4. Snapshot of the data(nomial exchange rate)

binbtcprice (usdt)	upbtcprice (krw)	exchange rate	kimchi premium	pred. premium
7195.24	8343000	1155.07	0.00385	0.02231
6965.49	8300000	1157.94	0.02906	0.02132
7345	8038000	1157.94	-0.054917	0.02132
7354.19	8476000	1157.94	-0.004663	0.02132

Table 4에서 'binbtcprice(usdt)'는 바이낸스 거래소의 비트코인 가격을 의미하며 'upbtcprice(krw)'는 업비트 거래소의 비트코인 가격을 의미한다. 'exchange rate'는 환율이며, 'kimchi premium'은 동일 시점의 업비트 거래소 비트코인 가격을 바이낸스 거래소 비트코인 가격으로 나눈 값을 의미한다. 'pred. premium'은 공식 환율을 통해 과거 프리미엄 평균에 해당하는 값을 단순선형회귀 모델로 출력한 김치프리미엄을 의미한다. Table 4에서 현재 김치프리미엄은 0.00385로 예측 김

치프리미엄인 0.02231보다 낮으며, 향후 국내 비트코인 가격이 오를 것으로 판단하고 전략을 수행한다. 시점별 수행된 전략의 세부 사항은 아래와 같다.

Table 5. Chronological execution and outcome of arbitrage strategy cycles(nominal exchange rate)

state	enter price	enter time	exit price	RoR	fiat money
TRUE	8,343,000 (btc/krw)	2020-01-01	7,195.24 (btc/usdt)	1	1,000,000
FALSE	6,965.49 (btc/usdt)	2020-01-03	8,300,000 (btc/krw)	1.01125	1,011,250
TRUE	8,038,000 (btc/krw)	2020-01-04	7,345 (btc/usdt)	1.01125	1,011,250
FALSE	7,354.19 (btc/usdt)	2020-01-05	8,476,000 (btc/krw)	1.036842	1,048,506

'state'는 전략 수행 상태이며, TRUE일 경우 전략이 실행되어 해외에 자본이 머무르게 되고, FALSE일 경우 전략이 수행 완료되어 국내에 자본이 머무르게 된다. 'enter price'는 전략의 상태에 따라 원/달러로 진입한 거래소 비트코인 가격을 의미한다. 'enter time'은 거래가 발생한 날짜이며, 'exit price'는 거래소 간 비트코인을 전송한 후 원/달러로 판매하였을 때 가격이다. 'ror'은 전략 수행 후의 수익률이며 t-1 시점과의 비교만 나타낸다. 'fiat money'는 보유 자본금이다. 실험을 통해 예측 김치프리미엄이 0.02231인 20년 1월 1일에 현재 김치프리미엄이 0.00385로 상대적으로 낮으므로 전략을 실행하여, 20년 1월 3일 현재 김치프리미엄이 0.02906까지 상승한 것을 확인 후 전략의 첫 번째 cycle을 완료했다. 다시 20년 1월 4일에 예측 프리미엄인 0.02132 대비 현재 김치프리미엄이 -0.054917임을 확인 후, 20년 1월 5일에 현재 김치프리미엄이 -0.004663일 때 두 번째 사이클을 완료하였다. 두 번의 전략 수행은 Eq. (3), (4)에서의 transaction fee, trading fee를 고려하여 1% 이상의 수익이 가능할 때 수행한다. 그 결과 fiat money는 초기자본인 1,000,000원 대비 1,048,506원으로 상승하였다.

해당 방법을 과거 가격 데이터인 2020년 1월 1일부터 2023년 4월 6일까지 적용하면 RoR(Rate of Return)이 4709.8545, 총거래 횟수 380회, 평균 RoR은 1.0466032이 된다.

4.4 비공식 환율-프리미엄 전략 실증분석

각 시점별 비공식 환율을 단순선형회귀 예측 모델에 적용하여 적정 김치프리미엄을 산출한다. 출력된 김치프리미엄과 실제 김치프리미엄과 비교하여 실제 김치프리미엄이 적정 김치프리미엄보다 낮으면 김치프리미엄이 오를 것으로 예상하고 전략을 수행한다. 입력이 공식 환율에서 비공식 환율로 바뀌고 이 외의 과정은 4.3과 같다.

이상 설명한 대로 비공식 환율을 바탕으로 한 매매전략을 2020년 1월 1일부터 2023년 4월 6일까지 적용하면 RoR이 4932.4914, 총 거래 횟수 376회, 평균 RoR은 1.0473853이 된다.

Table 6. Snapshot of the data(unofficial exchange rate)

unofficial exchange rate	binbtcprice (usdt)	upbtcprice (krw)	exchange rate	kimch premium	pred. premium
1159.517	7195.24	8,343,000	1155.07	0.00385	0.02394
1191.589	6965.49	8,300,000	1157.94	0.02906	0.01874
1094.35	7345	8,038,000	1157.94	-0.054917	0.03449
1152.54	7354.19	8,476,000	1157.94	-0.004663	0.02507

4.5 파생변수 및 LSTM 모델 예측 환율-프리미엄 전략 실증 분석

LSTM 모델의 학습용 데이터셋은 2001년 1월 1일부터 2015년 4월 31일까지의 데이터이며, 검증용 데이터셋은 2015년 5월 1일부터 2019년 12월 31일까지의 데이터로 구성되었다. 학습 모델을 시각화한 결과는 아래의 Fig. 6와 같다. 검증용 데이터셋에 대한 MSE는 253.68764로 나타났다.

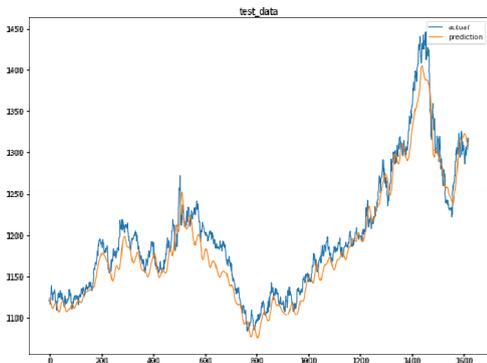


Fig. 6. LSTM prediction results for test dataset

이렇게 모델이 구축된 이후, 각 시점별 LSTM으로 예측한 환율을 단순선형회귀 모델을 적용하여 예상 김치프리미엄을 도출한다. 도출한 김치프리미엄과 현재 김치프리미엄을 비교하여 실제 김치프리미엄이 적정 김치프리미엄보다 낮은 경우 프리미엄이 오를 것으로 예상하고 전략을 수행했다.

Table 7. Snapshot of the data(LSTM pred. exchange rate)

lstm pred. exchange rate	binbtcprice (usdt)	upbtcprice (krw)	exchange rate	kimch premium	pred. premium
1149.394	7195.24	8343000	1155.07	0.00385	0.02558
1148.538	6965.49	8300000	1157.94	0.02906	0.02571
1148.625	7345	8038000	1157.94	-0.054917	0.0257
1148.915	7354.19	8476000	1157.94	-0.004663	0.02565

상기 4.3, 4.4과 비교하여 4.5에서의 실험은 LSTM 모델이 예측한 환율을 이용하며, 이 값은 Table 7에 'lstm pred. exchange rate'로 표시하였다. 이 값을 기준으로 앞서 4.3에서 설명한 절차를 2020년 1월 1일부터 2023년 4월 6일까지 적용하면 RoR이 4535.6684, 총거래 횟수 380회, 평균 RoR은 1.0464181이 된다.

5. 결론

기존 연구들은 환율을 예측하거나 환율과 프리미엄 간 상관관계를 분석하였지만, 파생변수를 활용한 LSTM 모델의 예측 환율과 공식, 비공식 환율을 통해 암호화폐의 프리미엄을 도출하고 이를 활용해 수익률을 실증분석하는 연구는 제한적이었다.

본 연구는 암호화폐 시장에서 통계적 차이거래 기회에 대한 실증분석을 수행하여, 초기 주식시장의 관행과 유사점을 발견하였다. 또한, 개별 인터페이스, 국가별 정책 및 가상통화 보유를 포함하여 거래소의 고유한 특성에서 발생하는 다양한 차이거래 기회의 존재를 확인하였다. 구체적으로 거래소 간 BTC 현물의 가격 차이에 초점을 맞추고 환율과 프리미엄 간의 관계를 모형화하였고, 공식 환율, 비공식 환율, LSTM이 예측한 환율의 세 가지를 비교하여 비공식 환율의 수익률이 가장 우수함을 확인하였다. 본 연구 결과는 복리 구조를 통합하고 차이거래 기회를 활용하는 것의 중요성을 실증분석하였다는 점에서 학술적으로 의의가 있다.

본 연구의 실무적 의의는 다음과 같다. 우선 환율과 프리미엄의 관계를 단순한 선형 회귀 방정식으로 정립하고 이를 직접 수익과 연관 지은 새로운 접근 방식을 사용하였다. 이는 실무적으로 쉽게 활용될 수 있을 것이다.

또한 비공식 환율과 공식 환율을 기반으로 한 전략의 성과를 비교함으로써 비공식 환율을 사용하는 것이 더 높은 수익률로 이어진다는 것을 보여주었다. 이는 향후 투자자가 암호화폐 시장에서 차익거래를 시도할 때 비공식 환율에 더 주의를 기울여야 함을 시사한다.

본 연구의 한계와 향후 연구 방향은 다음과 같다. 암호화폐의 평균 프리미엄은 입출금 가능한 상태에서 대체로 비슷하며, 이 분석에서는 거래의 슬리피지 및 업비트와 바이낸스의 최소 전송 단위를 고려하지 않았다. 또한, 전송할 수 있는 최소 단위에 대응하지 못하는 작은 자본은 큰 문제가 아니라고 판단하였는데, 이는 가상화폐마다 다르다는 점을 고려해야 한다. 아울러 BTC 현물의 전송 시간에 대해서도 반영하지 못했는데, 이는 트랜잭션 속도가 상황에 따라 변하므로 자료수집이 어렵고, 관련 위험이 존재하기 때문이다. 그러나 전송 속도가 빠른 다른 가상화폐를 사용하면 차익거래가 가능할 것으로 예상된다. 무위험 차익거래를 사용하면 이를 안전하게 할 수 있지만, 다른 거래소에서 USDT로 자본을 보유해야 하므로 환율 변동에 따른 위험을 배제할 수 없게 된다.

본 연구의 전략은 하루에 한 번으로 제한되나, 실시간 데이터 활용이나 다양한 가상화폐를 이용한 차익거래를 통해 더 높은 수익률이 달성될 수 있을지도 확인해 볼 필요가 있다. 향후 이런 한계들을 보완하여 새로운 차익거래 전략에 관한 고도화된 연구가 시도되어야 할 것이다. 구체적으로 BTC는 전송 시간이 느리고 전송 수수료가 상대적으로 비싸므로, 현물시장과 선물시장에 동시에 존재하는 다른 코인들을 활용한 전략을 고려해 볼 필요가 있다. 또한, 실시간 데이터를 기반으로 한 고빈도 거래(HFT) 방식을 접목하면 더 효과적인 연구 결과를 얻을 수 있을 것이다. 이러한 방법론을 적용한 연구가 추진된다면, 분야의 연구 수준을 한 단계 더 높일 수 있을 것으로 기대된다.

References

[1] Y. S. Lim, "A Study on the No Arbitrage Equilibrium FX Forward Rate with Transaction Cost", *Korean Review of Corporation Management*, Vol.9, No.2, pp.19-37, Jun. 2018.

DOI: <https://doi.org/10.20434/KRICM.2018.06.9.2.19>

[2] S. K. Kang, "A Study on the Arbitrage Transaction Profitability Using Exchange Traded Fund", *Korean Securities Association*. Vol.42, No.3, pp.619-637, Jun. 2013.

[3] D. H. Han, "Arbitrage Profitability of between the KOSPI200 Options and ETF Markets", *Korean Journal of Business Administration*. Vol.21, No.1, pp.19-35, Feb. 2008.

[4] H. J. Yoo, *Empirical study on the possibility of arbitrage trading between cryptocurrency exchanges located in different geographical regions : Based on the bitcoin price trend of three cryptocurrency exchanges located in North America, Europe and East Asia*, Master's thesis, Korea Advanced Institute of Science and Technology, pp.43-45, 2018.

[5] I. Makarov, A. Schoar, "Trading and arbitrage in cryptocurrency markets", *Journal of Financial Economics*. Vol.135, No.2, pp.293-319, Feb. 2020. DOI: <https://doi.org/10.2139/ssrn.3171204>

[6] A. Shynkevich, "Bitcoin arbitrage", *Finance Research Letters*. Vol.40, pp.101698, May. 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101698>

[7] M. Lazzarino, J. Berrill, A. Šević, "What is statistical arbitrage?", *Theoretical Economics Letters*, Vol.8, No.5, pp.888, April. 2018. DOI: <https://doi.org/10.4236/tel.2018.85063>

[8] C. W. Yang, "A Study on the Arbitrage Trading Using the Price Difference of Bitcoin", *Asset Management Review*. Vol.7, No.2, pp.1-20, Dec. 2019. DOI: <https://doi.org/10.23007/amr.2019.7.2.1>

[9] J. D. Seo, "Foreign Exchange Rate Forecasting Using the GARCH extended Random Forest Model", *Journal of Industrial Economics and Business*. Vol.29, No.5, pp.1607-1628, Oct. 2016.

[10] H. R. Kim, D. S. Kim, "A Method for Predicting Cryptocurrency Price Fluctuation Trend using Machine Learning Techniques", *The Journal of Society for e-Business Studies*. Vol.28, No.1, pp.145-157, Feb. 2023. DOI: <https://doi.org/10.7838/jsebs.2023.28.1.145>

[11] J. H. Oh, "The determining factors of kimchi premium in the cryptocurrency market" *Global E-Business Association*. Vol.20, No.2, pp.215-228, Apr. 2019. DOI: <https://doi.org/10.20462/TeBS.2019.4.20.2.215>

[12] H. S. Kim, E. J. Kang, Y. Kim, S. Moon, H. Jang, "Exchange Rate Predictability Based on Market Sentiments", *KIEP Research Paper*, SSRN Electronic Journal, Korea, pp.21-32, Aug. 2022. DOI: <https://doi.org/10.2139/ssrn.4202962>

[13] Y. Eom, "Kimchi premium and speculative trading in bitcoin", *Finance Research Letters*. Vol.38, pp.101505, Jan. 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101505>

[14] C. Krauss, "Statistical arbitrage pairs trading strategies: Review and outlook", *Journal of Economic Surveys*. Vol.31. No.2, pp.513-545, May, 2017.
DOI: <https://doi.org/10.1111/joes.12153>

[15] G. Keshavarz Haddad, H. Talebi, "The profitability of pair trading strategy in stock markets: Evidence from Toronto stock exchange", *International Journal of Finance & Economics*. Vol.28. No.1, pp.193-207, Jan. 2023.
DOI: <https://doi.org/10.1002/ijfe.2415>

[16] I. N. Kallianiotis, "Factors affecting the exchange rate risk premium", *Journal of Applied Finance and Banking*. Vol.6. No.6, pp.33-55, August. 2016.

[17] J. Guijarro-Ordóñez, M. Pelger, G. Zanotti, "Deep learning statistical arbitrage", *arXiv Preprint arXiv:2106.04028*, Jun. 2021.
DOI: <https://doi.org/10.2139/ssrn.3862004>

[18] T. G. Fischer, C. Krauss, A. Deinert, "Statistical arbitrage in cryptocurrency markets", *Journal of Risk and Financial Management*. Vol.12. No.1, pp.31, February. 2019.
DOI: <https://doi.org/10.3390/rjfm12010031>

[19] V. D'Amato, S. Levantesi, G. Piscopo, "Deep learning in predicting cryptocurrency volatility", *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*. Vol.596, pp.127158, Jun. 2022.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.physa.2022.127158>

[20] U. W. Chohan, "Are stable coins stable?", *Notes on the 21st Century (CBRI)*. Feb. 2019.
DOI: <https://doi.org/10.2139/ssrn.3326823>

[21] H. G. Kang, K. H. Cheon, J. B. Moon, "On the Possibility of Social Value Exchange Using Blockchain Technology", *The Korea Academy Of Business Ethics*. Vol.21. No.1, Jul. 2021.
DOI: <http://dx.doi.org/10.34273/kibe.2021.21.1.004>

[22] S. I. Pak, T. H. Oh, "Correlation and Simple Linear Regression", *Journal of Veterinary Clinics*. Vol.27. No.4, pp.427-434, Aug. 2010.

[23] D. Effrosynidis, E. Spiliotis, G. Sylaios, A. Arampatzis, "Time series and regression methods for univariate environmental forecasting: An empirical evaluation", *Science of the Total Environment*. Vol.875, pp.162580, June. 2023.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.162580>

조 기 정(GiJeong Cho)

[준회원]



- 2022년 2월 : 조선대학교 산업공학과 (공학학사)
- 2022년 3월 ~ 현재 : 국민대학교 비즈니스IT전문대학원 비즈니스IT 전공 (석사과정)

<관심분야>

금융 공학, 인공지능 응용, 데이터 분석, 퀀트

박 종 현(Jonghyun Park)

[준회원]



- 2021년 8월 : 국민대학교 기업경영학부 기업경영전공 (경영학사)
- 2022년 3월 ~ 현재 : 국민대학교 비즈니스IT전문대학원 비즈니스IT 전공 (석사과정)

<관심분야>

인공지능 응용, 정보기술수용, 데이터 분석

안 현 철(Hyunchul Ahn)

[정회원]



- 2002년 8월 : KAIST 테크노경영대학원 (경영공학석사)
- 2006년 8월 : KAIST 테크노경영대학원 (경영공학박사)
- 2007년 2월 ~ 2008년 2월 : 한국 국방연구원(KIDA) 선임연구원
- 2009년 3월 ~ 현재 : 국민대학교 비즈니스IT전문대학원 교수

<관심분야>

인공지능 응용, 재무정보시스템, CRM, 정보기술수용