

(Re-) Imag(in)ing Price Trends

김나영

(Re-)Imag(in)ing Price Trends

발표 연도 : 2023.08.02

인용수 : 31회

저널명 : The Journal of Finance, 2023

Jingwen Jiang

- Ph.D.Candidate : University of Chicago

Bryan Kelly

- Professor of Finance at the Yale School of Management
- Research Fellow at the National Bureau of Economic Research (NBER)
- Head of machine learning at AQR Capital Management

Dacheng Xiu

- Professor of Econometrics and Statistics, Booth School of Business, University of Chicago



Jingwen Jiang

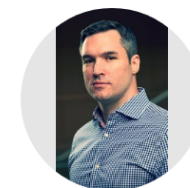
[FOLLOW](#)

Ph.D. Candidate, [University of Chicago](#)

Verified email at uchicago.edu

[stock return prediction](#) [alternative data](#) [deep learning](#)

TITLE	CITED BY	YEAR
(Re-) Imag (in) ing Price Trends J Jiang, B Kelly, D Xiu The Journal of Finance 78 (6), 3193-3249	31	2023
Expected returns and large language models Y Chen, BT Kelly, D Xiu Available at SSRN 4416687	20	2022



Bryan Kelly

[FOLLOW](#)

[Yale School of Management](#)

Verified email at yale.edu - [Homepage](#)

[Financial Economics](#) [Financial Econometrics](#) [Machine Learning](#) [Asset Pricing](#)

TITLE	CITED BY	YEAR
Empirical asset pricing via machine learning S Gu, B Kelly, D Xiu The Review of Financial Studies 33 (5), 2223-2273	1910	2020
Text as data M Gentzkow, B Kelly, M Taddy Journal of Economic Literature 57 (3), 535-574	1479	2019



Dacheng Xiu (修大成)

[FOLLOW](#)

[University of Chicago](#) Booth School of Business

Verified email at chicagobooth.edu - [Homepage](#)

[Financial Econometrics](#) [Machine Learning in Finance](#) [Statistics](#)

TITLE	CITED BY	YEAR
Empirical Asset Pricing via Machine Learning S Gu, B Kelly, D Xiu Review of Financial Studies 33 (5), 2223-2273	1910	2020

Keywords

- Convolutional neural network (CNN)
- Image classification
- Transfer learning
- Machine learning
- Technical analysis
- Return prediction

Index

1. Introduction
2. “Imaging” Market Data
: Time-series data → Image data 로 변환
3. The Convolutional Neural Network Model
4. CNN Prediction for US Stock Returns
: 실험 및 결과
5. What Does the CNN Learn?
: CNN 결과 해석
6. Transfer Learning
 - International Transfer Learning : 공간 측면
 - Time Scale Transfer Learning : 시간 측면
7. Conclusion

1. Introduction

연구 동기

- 머신러닝 관점에서, 가격 기반 수익 예측의 과제 : 두 가지 선호 사이의 균형을 이루는 방법론 확립
 - (1) 잠재적으로 '**복잡한 예측 패턴을 찾기**' 위해, 충분히 유연한 방법을 선호
 - (2) 미래 이론에 정보를 제공하기 위해, 그 '**패턴을 해석**'할 수 있도록 충분히 제한된 방법을 선호
- 균형을 맞추기 위해, 과거 가격에서 수익 예측 패턴을 추론하는 연구 설계 방법 제안
 - (1) 역사적 가격을 **이미지**로 표현
 - (2) **합성곱 신경망(CNN)**을 사용하여, 이미지와 미래 수익 간의 예측적 연관성을 모델링

1. Introduction

가격 예측 시, Time-series data 가 아니라 Image data 를 사용하려는 이유?

- (1) **CNN 모델을 활용하기 위함**
 - 자동으로 신호를 생성하는 CNN 을 사용하기 위해, CNN의 데이터 형식인 이미지로 표현할 필요
- (2) 시계열 데이터로 포착하기 어려운 **데이터의 관계 속성**을 이미지 데이터에서는 모델이 포착할 수 있음
 - 사람은 숫자 목록 대신, 이미지에서 패턴을 더 쉽게 파악할 수 있다는 점에서 아이디어를 착안
- (3) 이미지 데이터로 변환하면, 모든 자산의 **데이터 이력을 비교 가능한** 규모로 변환 가능
- (4) **기술적 분석**을 활용하는 투자자들의 사고 과정 모방
 - 투자자들은 수익을 예측하고 투자 결정을 내리기 위한 근거로 차트를 사용하고, 기술적 분석을 적용해 왔음

1. Introduction

가격 예측 시, CNN 모델을 사용하려는 이유?

- 사람이 가설을 세우기에는 복잡한 패턴을 CNN 모델은 데이터에 내재된 패턴을 포착할 수 있음
 - 기술적 분석의 패턴을 미리 지정할 필요 없이, CNN 이 자동으로 패턴 파악

2. “Imaging” Market Data : Time-series data → Image data 로 변환

Figure 1 : Original OHLC Chart

Figure 1: Tesla OHLC Chart from Yahoo! Finance



Note: OHLC chart for Tesla stock with 20-day moving average price line and daily volume bars. Daily data from January 1, 2020 to August 18, 2020.

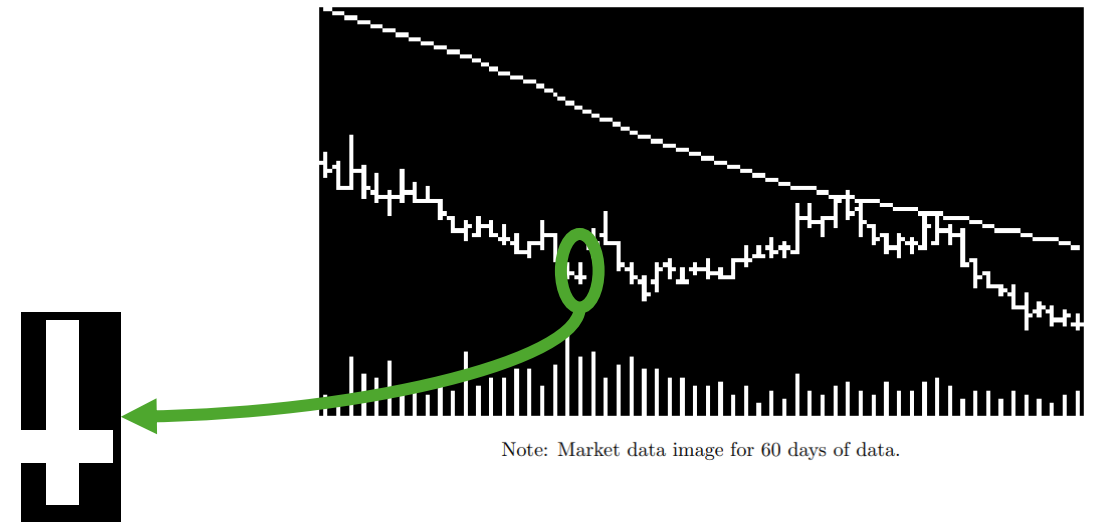
2. “Imaging” Market Data : Time-series data → Image data 로 변환

Figure 2 : Generated OHLC Chart

- **(1) OHLC Chart**

- High/Low
 - 수직 막대의 상단과 하단으로 표시
- Open/Close
 - 막대의 왼쪽과 오른쪽에 있는 작은 수평 선으로 표시
- 1 Day : 너비 3픽셀의 영역
 - 1st pixel : 중앙 막대
 - 2nd pixel : 시가
 - 3rd pixel : 종가

Figure 2: Generated OHLC Images with Volume Bar and Moving Average Line



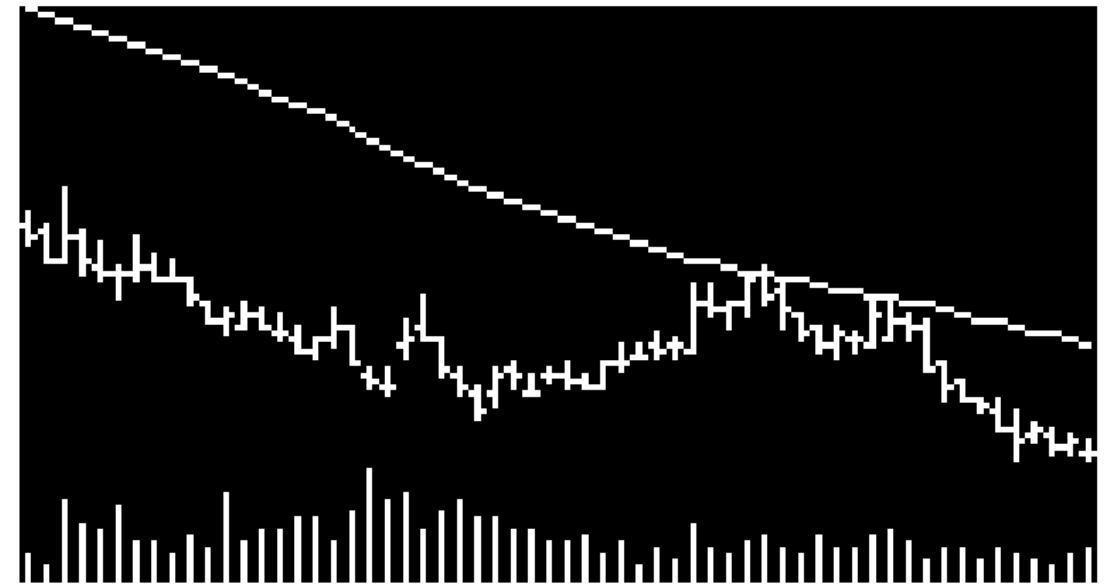
- 주식 분할, 배당 등의 효과를 제거한 순수한 주가 변동을 반영하고자, 원래의 가격 대신, CRSP 조정 수익률을 적용
 - 이를 통해 주식 가격 변동의 근본 원인을 분석

2. “Imaging” Market Data : Time-series data → Image data 로 변환

Figure 2 : Generated OHLC Chart

- **(2) Moving Average Lines, Volume Bars**
 - Moving Average Lines (이동평균선)
 - 현재 시점의 가격에 대한 장기적인 추세의 참조 역할
 - 잠재적 편차를 추론하는 데 유용
 - Volume Bars (거래량 막대)
 - 이미지의 하단 5분의 1에 거래량을 표시
 - 배경은 검은색으로, 차트의 요소는 흰색으로 표현
 - 검은색 픽셀은 (0, 0, 0)으로 표현되어, 이미지가 희소 (sparse) 해지기 때문에 데이터 저장 공간을 효율적으로 사용할 수 있음

Figure 2: Generated OHLC Images with Volume Bar and Moving Average Line



Note: Market data image for 60 days of data.

3. The Convolutional Neural Network Model

Feed-forward Neural Network VS. Convolutional Neural Network

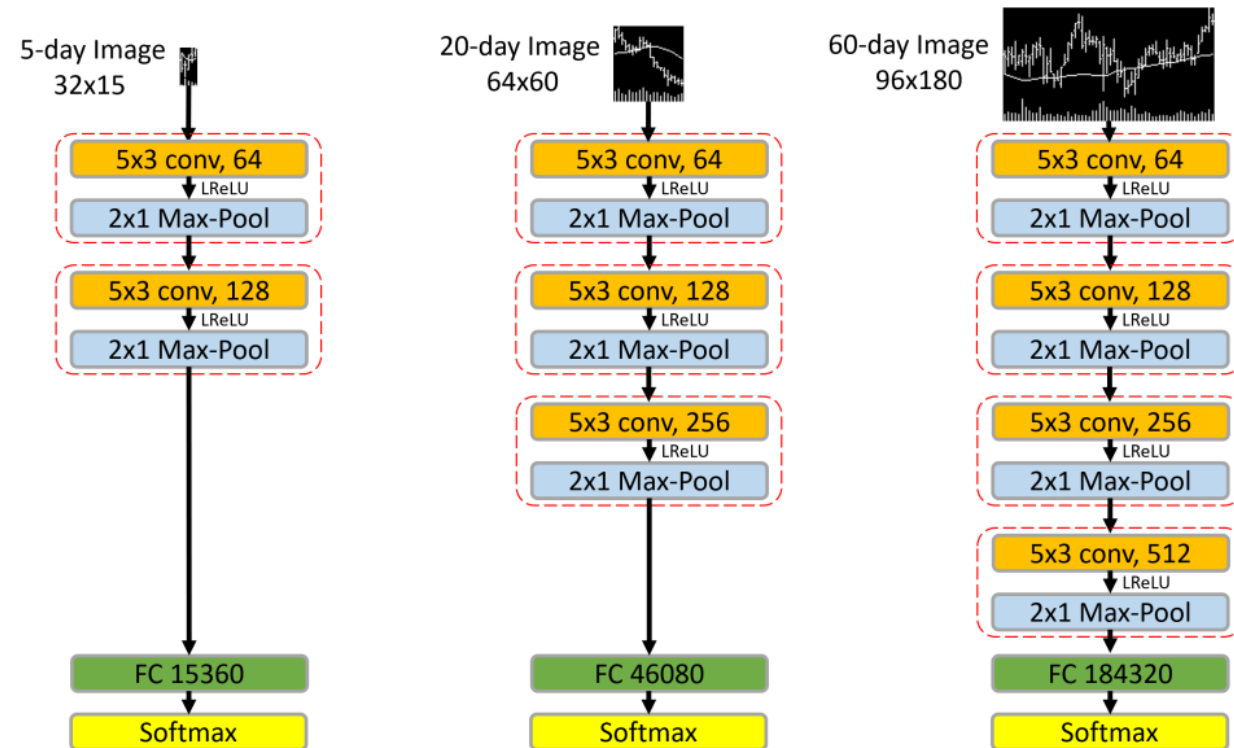
- Feed-forward Neural Network 의 한계
 - 높은 매개변수로 인해 많은 데이터가 필요함
 - 물체의 위치, 크기, 방향에 민감
- Convolutional Neural Network 의 장점
 - 교차 매개변수 제한을 통해 매개변수를 줄여, 더 적은 데이터로도 효과적인 예측이 가능
 - 물체의 변형과 재배치에 강인한 특성을 가지고 있어, 이미지 데이터 기반 예측에 적합

3. The Convolutional Neural Network Model

CNN Architecture

- Convolution
 - 이미지를 가로세로로 스캔하며, 주변 영역의 이미지 내용을 요약하는 연산
- Activation
 - Convolution 필터의 출력에 적용되는 비선형 변환 (ex. Leaky ReLU)
- Pooling
 - 입력 행렬에서 최대값을 추출하여 데이터 차원을 줄이고 노이즈를 감소시키는 연산
- 최종 출력층
 - Fully Connected Layer 으로, Softmax 함수를 통해 확률 (Up: 상승 / Down: 하락) 을 예측

Figure 3: Diagram of CNN Models



3. The Convolutional Neural Network Model

Image Representation VS. Time-series Representation

- 1D Data : 시계열 데이터
 - 필터가 시간 차원으로만 이동
 - 선형적인 가격 차이만 추출
- 2D Data : 이미지 데이터
 - 필터가 이미지 행렬을 수평 및 수직으로 이동
 - 비선형적인 공간적 연관성을 포착할 수 있음
 - "변화 없음", "작은 증가", "큰 증가" 등의 특징을 별도로 학습 가능

Figure 4: Convolutional Filters that Detect the Next Day's Price Change



3. The Convolutional Neural Network Model

Image Representation VS. Time-series Representation

- Time-series Data
 - 가격 변동 추세, 가격 변동성, 거래량 등의 정보를 수작업으로 엔지니어링 필요
 - 예를 들어, 가격 변동성 정보를 포함하려면 비선형 변환(ex. GARCH 모델)이 필요
- Image Data
 - 하나의 이미지 안에 가격 변동 추세, 가격 변동성, 거래량 등의 정보를 추가 엔지니어링 없이도 결합 가능
 - CNN 모델은 추가 변환 작업 없이도 데이터에서 예측 패턴을 추출 가능

3. The Convolutional Neural Network Model

CNN 모델 학습 - (1) 데이터

- Training / Validation Data
 - 1993년 ~ 2000년 (총 8년) 미국 주식 데이터
 - Training : Validation = 70% : 30%
 - Random selection : 상승 label 50%, 하락 label 50% 포함되도록 (label 균형 유지) 하여, 랜덤 선택
- Test Data
 - 2001년 ~ 2019년 (총 19년) 미국 주식 데이터

3. The Convolutional Neural Network Model

CNN 모델 학습 - (2) Loss 함수

$$L(y, \hat{y}) = -y \log(\hat{y}) - (1 - y) \log(1 - \hat{y})$$

- 이미지 Label
 - 이후의 수익이 양수이면 $y = 1$, 그렇지 않으면 $y = 0$
- Loss function : 교차 엔트로피 손실 함수를 적용
- \hat{y} : CNN의 최종 출력층에서 나오는 소프트맥스 출력
 - 예측된 label 과 정확히 일치하면 $\hat{y} = y$ 이고, 이 경우 손실 함수는 0이 되며, 그렇지 않으면 손실은 양수

3. The Convolutional Neural Network Model

CNN 모델 학습 - (3) 모델 학습

- 정규화 (Regularization) : Gu et al. (2020) 에 소개된 정규화 기법을 적용하여, 과적합을 방지하고 효율적인 계산 가능
- 가중치 초기화 : 각 층의 가중치에 Xavier 초기화를 적용하여, 빠른 수렴 가능
 - * 참고 : 입력 노드 수와 출력 노드 수에 기반하여 조절된 분산을 가진 분포에서 무작위로 선택하여 초기화합니다. 이는 신경망의 깊이가 깊어져도 학습 초기 단계에서 안정적인 그래디언트를 유지하도록 돕습니다.
- 옵티마이저 (Optimizer) : 확률적 경사 하강법 (SGD), Adam 알고리즘을 적용
 - 초기 learning rate = 1×10^{-5}
 - Batch size : 128
- 배치 정규화 (Batch normalization) : 각 건물 블록 내 합성곱 층과 비선형 활성화 사이에 배치하여, 공변동 변화 줄임
 - * 참고 : 내부 공변량 변화 : 신경망 층 사이에서 발생하는 입력 데이터의 분포 변화를 의미
- 드롭아웃 (Drop out) : Fully-connected layer 에 50% 드롭아웃을 적용하여, 과적합을 방지
- 조기 종료 (Early stopping) : Validation 데이터의 loss 함수가 2회 연속 개선되지 않으면 학습을 중단

4. CNN Prediction for US Stock Returns: 실험 및 결과

Data

- 출처 : CRSP 데이터베이스
- 대상 : NYSE, AMEX, NASDAQ 상장 기업
- 기간 : 1993년 ~ 2019년
- 종류 : 일일 주가 데이터

$$p_{t+1} = (1 + RET_{t+1})p_t.$$

- 데이터 정규화 : 첫 날 종가를 1로 두고 정규화, 이후 일일 종가를 수익률로 구성
- 이미지 데이터 : 5일 (weekly), 20일 (monthly), 60일 (quarterly) 과거 시장 데이터 이미지
- 이미지 레이블 : 5일, 20일, 60일 동안의 수익률에 대한 상승/하락 (1/0) 값

4. CNN Prediction for US Stock Returns: 실험 및 결과

Data

- 모델 결과
 - 9개 (3개의 입력 기간 X 3개의 예측 기간) 의 모델 사용
 - 하나의 CNN 모델을 5번 재학습하여 예측 평균화
 - 모델이 예측한 수익률 및 확률에 따라 주식을 10개 포트폴리오로 분류
 - 상위 10번째 포트폴리오(H)와 하위 1번째 포트폴리오(L)로 롱-숏 포트폴리오(H-L) 구성
 - 포트폴리오 보유 기간은 모델의 예측 기간과 동일 (5일, 20일, 60일)
 - I_x/R_y 로 표기 : x일 이미지로 y일 수익률을 예측한다는 것을 나타냄

4. CNN Prediction for US Stock Returns: 실험 및 결과

Short-horizon Portfolio Performance

Table 1: Short-horizon (One Week) Portfolio Performance

	Equal Weight													
	I5/R5		I20/R5		I60/R5		MOM/R5		STR/R5		WSTR/R5		TREND/R5	
	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR
Low	-0.28	-1.92	-0.32	-1.94	-0.21	-1.10	0.15	0.44	-0.01	-0.03	-0.08	-0.34	-0.11	-0.46
2	-0.04	-0.27	-0.04	-0.21	0.02	0.12	0.10	0.44	0.06	0.35	0.04	0.24	0.01	0.05
3	0.03	0.15	0.04	0.20	0.07	0.35	0.10	0.50	0.09	0.58	0.08	0.48	0.05	0.30
4	0.08	0.41	0.08	0.43	0.11	0.58	0.10	0.57	0.10	0.67	0.09	0.58	0.08	0.50
5	0.09	0.48	0.12	0.65	0.14	0.75	0.10	0.63	0.11	0.68	0.09	0.60	0.10	0.64
6	0.14	0.70	0.15	0.80	0.16	0.88	0.12	0.76	0.11	0.70	0.11	0.65	0.11	0.71
7	0.17	0.84	0.19	0.97	0.17	0.93	0.13	0.83	0.11	0.64	0.13	0.75	0.13	0.78
8	0.22	1.06	0.23	1.19	0.20	1.08	0.14	0.90	0.12	0.62	0.14	0.72	0.16	0.85
9	0.30	1.48	0.27	1.40	0.22	1.23	0.15	0.91	0.16	0.68	0.18	0.81	0.23	1.04
High	0.54	2.89	0.52	2.76	0.33	1.85	0.16	0.78	0.38	1.19	0.46	1.56	0.48	1.58
H-L	0.83***	7.15	0.84***	6.75	0.54***	4.89	0.02	0.07	0.39***	1.76	0.53***	2.84	0.59***	2.92
Turnover	690%		667%		619%		123%		341%		660%		499%	

	Value Weight													
	I5/R5		I20/R5		I60/R5		MOM/R5		STR/R5		WSTR/R5		TREND/R5	
	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR
Low	-0.03	-0.19	-0.03	-0.16	-0.02	-0.12	0.03	0.06	0.04	0.16	-0.02	-0.09	0.02	0.08
2	0.00	0.00	0.02	0.12	0.01	0.06	0.02	0.05	0.04	0.22	0.03	0.14	0.02	0.10
3	0.04	0.24	0.04	0.24	0.04	0.24	0.07	0.27	0.06	0.34	0.06	0.34	0.06	0.33
4	0.06	0.35	0.06	0.32	0.06	0.31	0.08	0.36	0.09	0.54	0.06	0.36	0.07	0.41
5	0.06	0.34	0.06	0.34	0.06	0.34	0.08	0.41	0.09	0.57	0.08	0.48	0.08	0.50
6	0.09	0.50	0.09	0.51	0.06	0.32	0.08	0.46	0.10	0.57	0.10	0.60	0.09	0.55
7	0.11	0.58	0.09	0.49	0.08	0.45	0.08	0.51	0.10	0.51	0.11	0.63	0.12	0.66
8	0.12	0.62	0.11	0.61	0.09	0.49	0.10	0.62	0.13	0.63	0.15	0.73	0.14	0.71
9	0.16	0.81	0.11	0.59	0.11	0.61	0.11	0.62	0.13	0.51	0.18	0.72	0.14	0.57
High	0.20	0.91	0.20	0.99	0.14	0.77	0.14	0.63	0.16	0.46	0.18	0.59	0.18	0.55
H-L	0.23***	1.49	0.22***	1.74	0.16***	1.44	0.12	0.33	0.13*	0.44	0.21***	0.77	0.16***	0.66
Turnover	758%		728%		671%		163%		433%		733%		575%	

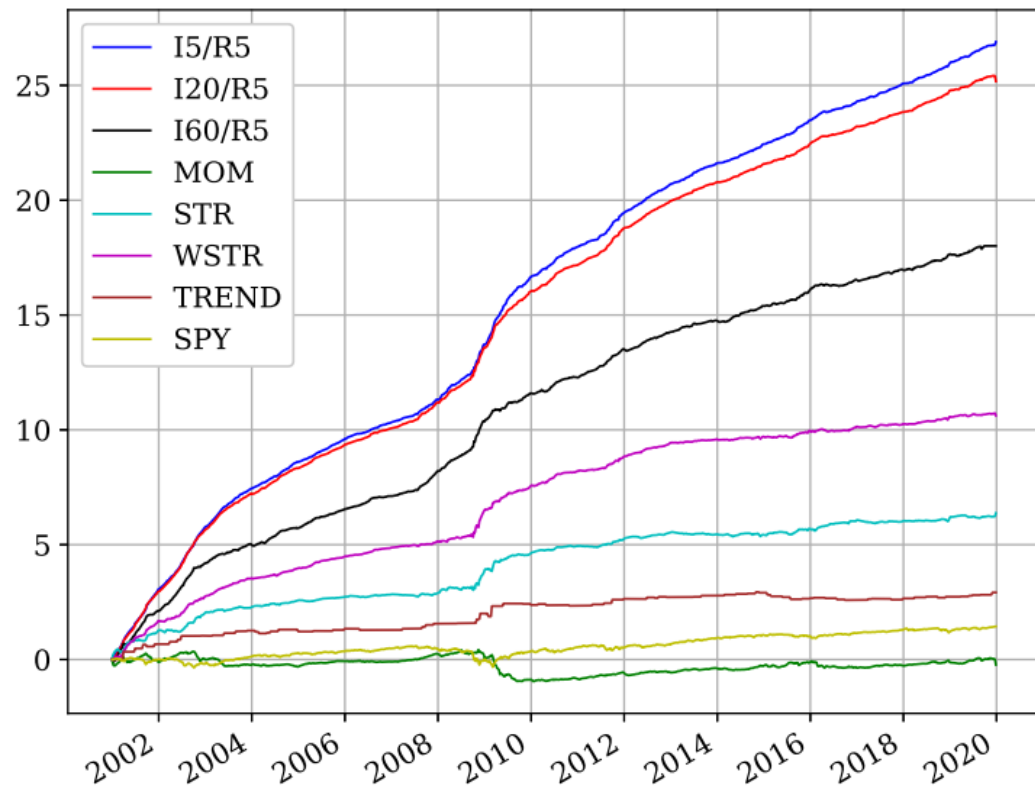
Note: Performance of equal-weighted (top panel) and value-weighted (bottom panel) decile portfolios sorted on out-of-sample predicted up probability. Each panel reports the average holding period return and annualized Sharpe ratios. Average returns accompanied by ***, **, * are significant at the 1%, 5% and 10% significance level, respectively. We also report monthly turnover of each strategy.

- CNN의 예측 결과, 양의 수익률이 낮은 순서대로 Decile 1 ~ 10 매겨짐
- Decile 1에 해당하는 주식은 모든 이미지 크기에서 -1.0을 초과하는 큰 음의 샤프 비율 (Sharpe ratio) 을 보임
- 샤프 비율은 Decile 이 증가함에 따라 단조 증가하며, Decile 10의 경우, CNN 모델 평균 1.8을 초과
- CNN 전략은 1.4에서 1.7 사이의 샤프 비율을 달성하여, 벤치마크 가치 가중 전략 중 최고인 WSTR의 0.8을 능가

4. CNN Prediction for US Stock Returns: 실험 및 결과

Short-horizon Portfolio Performance

Figure 5: Cumulative Volatility Adjusted Returns of Equal-Weighted Portfolios

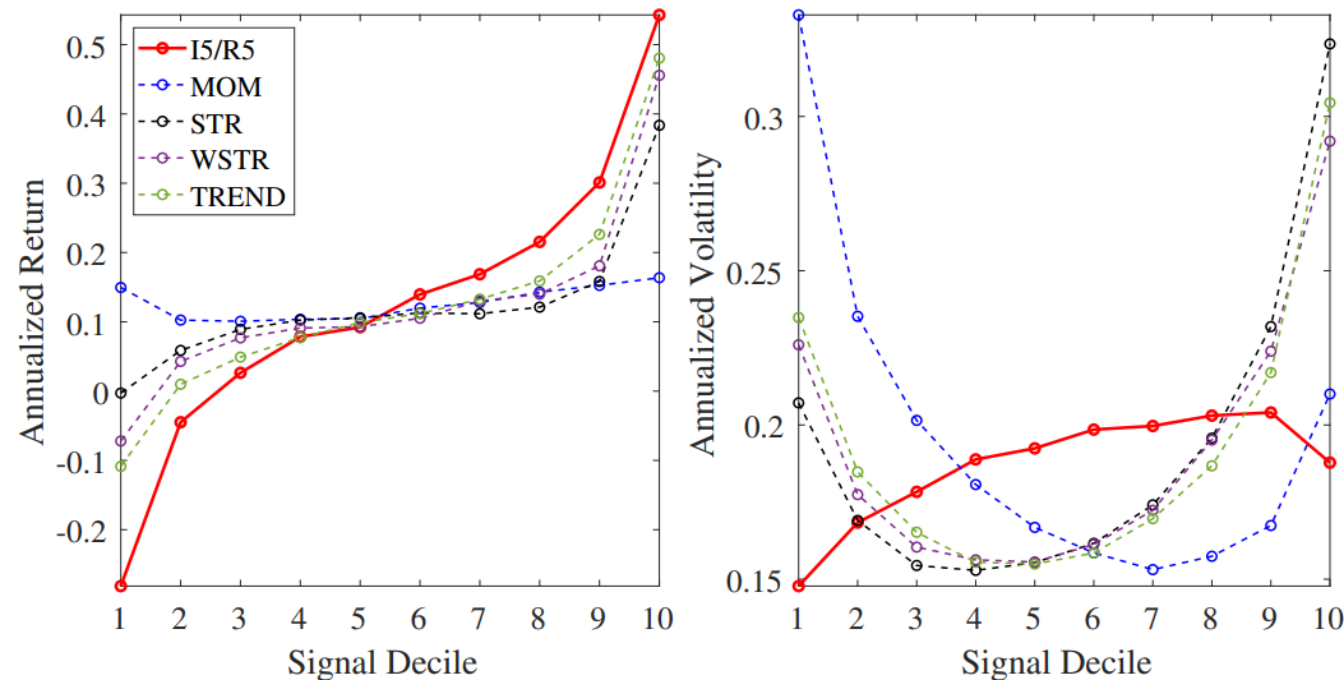


- 모든 전략을 테스트 기간 동안 SPY와 동일한 변동성을 가지도록 재조정
- CNN 예측은 평균적으로 더 높은 수익률을 보임

4. CNN Prediction for US Stock Returns: 실험 및 결과

Short-horizon Portfolio Performance

Figure 6: Prediction Accuracy By Decile



- (왼쪽) 각 Decile 별 연평균 실현 수익률
 - Decile 이 높을수록, 평균 수익률이 높게 나타남
 - 전통적인 추세 기반 전략(MOM, STR, WSTR, TREND)에서도 유사하게 관찰되었지만, CNN 예측의 기울기가 더 가파른 것으로 나타남
- (오른쪽) 각 Decile 별 연평균 변동성
 - CNN 기반 포트폴리오는 모든 Decile 에서 변동성이 20% 미만
 - MOM, STR, WSTR, TREND 전략의 Decile 1, 10 포트폴리오에서는 변동성이 약 30%까지 다다름

4. CNN Prediction for US Stock Returns: 실험 및 결과

Short-horizon Portfolio Performance

Table 1: Short-horizon (One Week) Portfolio Performance

	Equal Weight													
	I5/R5		I20/R5		I60/R5		MOM/R5		STR/R5		WSTR/R5		TREND/R5	
	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR
Low	-0.28	-1.92	-0.32	-1.94	-0.21	-1.10	0.15	0.44	-0.01	-0.03	-0.08	-0.34	-0.11	-0.46
2	-0.04	-0.27	-0.04	-0.21	0.02	0.12	0.10	0.44	0.06	0.35	0.04	0.24	0.01	0.05
3	0.03	0.15	0.04	0.20	0.07	0.35	0.10	0.50	0.09	0.58	0.08	0.48	0.05	0.30
4	0.08	0.41	0.08	0.43	0.11	0.58	0.10	0.57	0.10	0.67	0.09	0.58	0.08	0.50
5	0.09	0.48	0.12	0.65	0.14	0.75	0.10	0.63	0.11	0.68	0.09	0.60	0.10	0.64
6	0.14	0.70	0.15	0.80	0.16	0.88	0.12	0.76	0.11	0.70	0.11	0.65	0.11	0.71
7	0.17	0.84	0.19	0.97	0.17	0.93	0.13	0.83	0.11	0.64	0.13	0.75	0.13	0.78
8	0.22	1.06	0.23	1.19	0.20	1.08	0.14	0.90	0.12	0.62	0.14	0.72	0.16	0.85
9	0.30	1.48	0.27	1.40	0.22	1.23	0.15	0.91	0.16	0.68	0.18	0.81	0.23	1.04
High	0.54	2.89	0.52	2.76	0.33	1.85	0.16	0.78	0.38	1.19	0.46	1.56	0.48	1.58
H-L	0.83***	7.15	0.84***	6.75	0.54***	4.89	0.02	0.07	0.39***	1.76	0.53***	2.84	0.59***	2.92
Turnover	690%		667%		619%		123%		341%		660%		499%	

	Value Weight													
	I5/R5		I20/R5		I60/R5		MOM/R5		STR/R5		WSTR/R5		TREND/R5	
	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR
Low	-0.03	-0.19	-0.03	-0.16	-0.02	-0.12	0.03	0.06	0.04	0.16	-0.02	-0.09	0.02	0.08
2	0.00	0.00	0.02	0.12	0.01	0.06	0.02	0.05	0.04	0.22	0.03	0.14	0.02	0.10
3	0.04	0.24	0.04	0.24	0.04	0.24	0.07	0.27	0.06	0.34	0.06	0.34	0.06	0.33
4	0.06	0.35	0.06	0.32	0.06	0.31	0.08	0.36	0.09	0.54	0.06	0.36	0.07	0.41
5	0.06	0.34	0.06	0.34	0.06	0.34	0.08	0.41	0.09	0.57	0.08	0.48	0.08	0.50
6	0.09	0.50	0.09	0.51	0.06	0.32	0.08	0.46	0.10	0.57	0.10	0.60	0.09	0.55
7	0.11	0.58	0.09	0.49	0.08	0.45	0.08	0.51	0.10	0.51	0.11	0.63	0.12	0.66
8	0.12	0.62	0.11	0.61	0.09	0.49	0.10	0.62	0.13	0.63	0.15	0.73	0.14	0.71
9	0.16	0.81	0.11	0.59	0.11	0.61	0.11	0.62	0.13	0.51	0.18	0.72	0.14	0.57
High	0.20	0.91	0.20	0.99	0.14	0.77	0.14	0.63	0.16	0.46	0.18	0.59	0.18	0.55
H-L	0.23***	1.49	0.22***	1.74	0.16***	1.44	0.12	0.33	0.13*	0.44	0.21***	0.77	0.16***	0.66
Turnover	758%		728%		671%		163%		433%		733%		575%	

Note: Performance of equal-weighted (top panel) and value-weighted (bottom panel) decile portfolios sorted on out-of-sample predicted up probability. Each panel reports the average holding period return and annualized Sharpe ratios. Average returns accompanied by ***, **, * are significant at the 1%, 5% and 10% significance level, respectively. We also report monthly turnover of each strategy.

$$\text{Turnover} = \frac{1}{M} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left(\sum_i \left| w_{i,t+1} - \frac{w_{i,t}(1 + r_{i,t+1})}{1 + \sum_j w_{j,t}r_{j,t+1}} \right| \right)$$

- 거래 회전율 (Turnover)
 - M : 보유 기간의 개월 수
 - T : 거래 기간 수
 - $r_{i,t+1}$: i 주식의 t+1 시점 수익률
 - $w_{i,t}$: t 시점의 i 주식 포트폴리오 비중
- CNN 모델 기반 포트폴리오는 높은 수익성을 보이지만 높은 거래 회전율을 보임

4. CNN Prediction for US Stock Returns: 실험 및 결과

Long-horizon Portfolio Performance

Table 2: Performance of Monthly and Quarterly Strategies

	I5/R20		I20/R20		I60/R20		MOM/R20		STR/R20		WSTR/R20		TREND/R20	
	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR
Low	-0.00	-0.03	-0.02	-0.12	-0.02	-0.07	0.07	0.20	0.05	0.23	0.01	0.03	-0.01	-0.05
2	0.05	0.28	0.05	0.28	0.06	0.28	0.07	0.27	0.08	0.44	0.06	0.31	0.05	0.25
3	0.07	0.41	0.07	0.39	0.09	0.44	0.09	0.43	0.10	0.63	0.09	0.56	0.07	0.40
4	0.07	0.40	0.09	0.49	0.10	0.52	0.09	0.50	0.10	0.70	0.10	0.65	0.09	0.56
5	0.10	0.53	0.11	0.59	0.11	0.60	0.09	0.56	0.11	0.72	0.11	0.74	0.09	0.65
6	0.11	0.59	0.11	0.59	0.13	0.73	0.11	0.76	0.10	0.66	0.11	0.74	0.10	0.70
7	0.11	0.60	0.13	0.74	0.13	0.73	0.12	0.88	0.12	0.74	0.11	0.71	0.12	0.78
8	0.14	0.73	0.14	0.81	0.13	0.79	0.14	0.96	0.10	0.57	0.11	0.64	0.13	0.81
9	0.16	0.85	0.15	0.87	0.14	0.85	0.14	0.90	0.09	0.42	0.13	0.62	0.17	0.88
High	0.21	1.09	0.18	1.04	0.14	0.99	0.14	0.74	0.16	0.51	0.19	0.66	0.21	0.76
H-L	0.22***	2.35	0.21***	2.16	0.16***	1.29	0.07	0.25	0.11**	0.55	0.18***	1.23	0.22***	1.39
Turnover	175%		173%		155%		63%		168%		167%		140%	
	I5/R60		I20/R60		I60/R60		MOM/R60		STR/R60		WSTR/R60		TREND/R60	
	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR
Low	0.07	0.31	0.08	0.32	0.08	0.27	0.11	0.25	0.07	0.27	0.06	0.22	0.09	0.23
2	0.10	0.43	0.10	0.41	0.09	0.37	0.10	0.33	0.11	0.50	0.11	0.46	0.09	0.34
3	0.10	0.48	0.11	0.48	0.11	0.46	0.12	0.50	0.12	0.65	0.11	0.55	0.10	0.45
4	0.11	0.49	0.12	0.53	0.12	0.52	0.12	0.57	0.11	0.66	0.11	0.63	0.11	0.58
5	0.11	0.53	0.12	0.54	0.12	0.55	0.11	0.63	0.12	0.73	0.12	0.73	0.11	0.64
6	0.13	0.58	0.12	0.57	0.12	0.57	0.12	0.70	0.12	0.65	0.12	0.69	0.12	0.74
7	0.13	0.60	0.12	0.60	0.14	0.68	0.12	0.71	0.13	0.68	0.12	0.67	0.12	0.78
8	0.13	0.62	0.12	0.61	0.14	0.72	0.13	0.81	0.12	0.54	0.12	0.58	0.12	0.70
9	0.13	0.62	0.13	0.70	0.14	0.75	0.13	0.78	0.12	0.45	0.13	0.52	0.13	0.68
High	0.16	0.77	0.13	0.74	0.15	0.88	0.13	0.57	0.14	0.40	0.16	0.48	0.16	0.55
H-L	0.09***	1.30	0.05	0.37	0.07*	0.43	0.02	0.06	0.07	0.34	0.10***	0.65	0.07*	0.38
Turnover	59%		59%		58%		37%		56%		56%		51%	

Note: Performance of equal-weighted decile portfolios sorted on out-of-sample predicted up probability. Each panel reports the average annualized holding period return and Sharpe ratio. Average returns accompanied by ***, **, * are significant at the 1%, 5% and 10% significance level, respectively. We also report monthly turnover of each strategy.

- Monthly (20일)
 - CNN 기반 전략의 샤프 비율은 각각 2.4, 2.2, 1.3으로 나타남
 - STR 전략의 샤프 비율보다 3배 이상 높고, WSTR 전략의 샤프 비율보다 약 2배 높은 수준
- Quarterly (60일)
 - CNN 기반 전략 중 I5/R60 모델의 샤프 비율은 1.3으로 나타남
 - WSTR 전략(샤프 비율 0.7)의 약 2배, 분기 MOM 전략(샤프 비율 0.1)의 약 13배 수준
- 장기 투자 시, 이미지 기반 전략의 성과는 특히 롱 포지션에서 두드러짐

4. CNN Prediction for US Stock Returns: 실험 및 결과

Long-horizon Portfolio Performance

Table 3: R20 Equal-Weight Portfolio Performance Breakdown

Day 1 to Day 5														
I5/R20		I20/R20		I60/R20		MOM/R20		STR/R20		WSTR/R20		TREND/R20		
	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR
Low	-0.08	-0.84	-0.05	-0.48	-0.02	-0.21	0.07	0.33	-0.00	-0.03	-0.05	-0.37	-0.03	-0.20
2	-0.03	-0.31	-0.01	-0.09	0.00	0.01	0.02	0.12	0.01	0.08	-0.01	-0.12	-0.02	-0.18
3	-0.01	-0.10	0.00	0.02	0.02	0.15	0.01	0.10	0.02	0.18	0.00	0.03	-0.00	-0.05
4	0.00	0.02	0.01	0.12	0.02	0.18	0.01	0.11	0.02	0.18	0.01	0.06	0.01	0.11
5	0.01	0.14	0.02	0.18	0.02	0.22	0.01	0.09	0.02	0.22	0.02	0.18	0.01	0.16
6	0.02	0.23	0.03	0.25	0.03	0.28	0.01	0.17	0.01	0.14	0.02	0.23	0.02	0.22
7	0.04	0.33	0.04	0.35	0.03	0.29	0.02	0.23	0.02	0.18	0.02	0.24	0.02	0.25
8	0.05	0.49	0.05	0.45	0.03	0.31	0.02	0.28	0.01	0.10	0.03	0.30	0.03	0.33
9	0.07	0.69	0.05	0.50	0.04	0.40	0.02	0.20	0.02	0.12	0.04	0.35	0.05	0.48
High	0.12	1.15	0.08	0.74	0.04	0.46	0.02	0.18	0.10	0.55	0.14	0.83	0.12	0.83
H-L	0.20***	3.58	0.13***	2.50	0.07***	1.07	-0.04	-0.28	0.11***	0.91	0.19***	2.11	0.16***	1.54
Turnover	173%		173%		154%		57%		164%		165%		137%	
Day 6 to Day 20														
I5/R20		I20/R20		I60/R20		MOM/R20		STR/R20		WSTR/R20		TREND/R20		
	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR		
Low	0.05	0.34	0.01	0.07	0.00	0.01	0.00	0.01	0.03	0.14	0.02	0.12	0.01	0.06
2	0.06	0.36	0.04	0.27	0.04	0.23	0.03	0.15	0.05	0.32	0.05	0.30	0.05	0.26
3	0.06	0.40	0.05	0.31	0.05	0.29	0.06	0.30	0.06	0.41	0.06	0.41	0.05	0.31
4	0.05	0.30	0.06	0.35	0.06	0.36	0.05	0.34	0.07	0.50	0.07	0.52	0.06	0.42
5	0.06	0.37	0.06	0.39	0.07	0.40	0.06	0.42	0.07	0.52	0.07	0.53	0.06	0.45
6	0.07	0.39	0.06	0.36	0.08	0.48	0.07	0.56	0.07	0.49	0.08	0.54	0.06	0.46
7	0.06	0.34	0.08	0.48	0.08	0.48	0.09	0.69	0.08	0.54	0.07	0.46	0.07	0.52
8	0.07	0.39	0.08	0.48	0.08	0.50	0.09	0.69	0.08	0.45	0.07	0.45	0.08	0.54
9	0.07	0.42	0.09	0.52	0.08	0.51	0.09	0.68	0.07	0.32	0.08	0.42	0.10	0.58
High	0.08	0.44	0.09	0.54	0.08	0.60	0.08	0.49	0.06	0.23	0.06	0.24	0.07	0.33
H-L	0.03*	0.42	0.08***	1.21	0.08***	0.83	0.08	0.35	0.04	0.22	0.04	0.33	0.06**	0.58
Turnover	175%		174%		155%		61%		167%		167%		140%	

- 단기 성과(1-5일)
 - CNN 기반 전략의 대부분의 성과가 첫 1주일에 실현됨
- 장기 성과(6-20일)
 - 첫 1주일 이후에도 유의미한 성과가 지속됨
 - 5일, 20일, 60일 이미지 모델의 6-20일 기간 연율화 샤프 비율이 각각 0.4, 1.2, 0.8로 나타남
 - 6-20일 기간 평균 수익률도 10% 유의수준에서 유의한 것으로 확인됨

Note: Breakdown of performance of equal-weighted decile portfolios sorted on out-of-sample predicted up probability. Each panel reports the average holding period return and annualized Sharpe ratios. Average returns accompanied by ***, **, * are significant at the 1%, 5% and 10% significance level, respectively. We also report monthly turnover of each strategy.

4. CNN Prediction for US Stock Returns: 실험 및 결과

The Effect of Stock Size and Trading Costs

Table 4: Portfolio Performance Restricted to 500 Largest Stocks

	Equal Weight													
	I5/R5		I20/R5		I60/R5		MOM/R5		STR/R5		WSTR/R5		TREND/R5	
	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR
Low	0.05	0.28	0.06	0.35	0.03	0.16	0.07	0.23	0.09	0.37	0.10	0.42	0.07	0.26
2	0.06	0.34	0.06	0.36	0.04	0.24	0.09	0.39	0.12	0.60	0.11	0.61	0.07	0.35
3	0.07	0.39	0.07	0.41	0.06	0.33	0.10	0.54	0.11	0.64	0.12	0.65	0.09	0.47
4	0.09	0.50	0.10	0.52	0.10	0.51	0.10	0.63	0.11	0.68	0.12	0.78	0.11	0.66
5	0.07	0.41	0.08	0.45	0.08	0.45	0.11	0.72	0.10	0.66	0.09	0.57	0.11	0.67
6	0.10	0.54	0.09	0.47	0.09	0.51	0.10	0.72	0.10	0.65	0.11	0.68	0.11	0.74
7	0.08	0.42	0.08	0.45	0.11	0.57	0.11	0.72	0.10	0.60	0.10	0.65	0.10	0.67
8	0.10	0.53	0.11	0.56	0.11	0.60	0.09	0.60	0.09	0.52	0.09	0.53	0.10	0.68
9	0.13	0.68	0.12	0.61	0.13	0.69	0.09	0.50	0.08	0.47	0.08	0.46	0.10	0.63
High	0.17	0.82	0.15	0.75	0.14	0.79	0.11	0.53	0.07	0.32	0.05	0.21	0.11	0.51
H-L	0.12***	1.02	0.09***	0.78	0.11***	1.08	0.05	0.19	-0.02	-0.11	-0.05	-0.30	0.04	0.22
Turnover	712%		676%		638%		30%		47%		47%		42%	

	Value Weight													
	I5/R5		I20/R5		I60/R5		MOM/R5		STR/R5		WSTR/R5		TREND/R5	
	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR
Low	-0.01	-0.05	0.03	0.18	0.02	0.13	0.06	0.20	0.08	0.33	0.09	0.39	0.08	0.34
2	0.04	0.21	0.04	0.23	0.03	0.18	0.08	0.38	0.10	0.53	0.08	0.46	0.07	0.32
3	0.06	0.33	0.06	0.31	0.05	0.26	0.10	0.57	0.10	0.58	0.10	0.64	0.09	0.52
4	0.09	0.48	0.06	0.33	0.08	0.43	0.12	0.72	0.11	0.70	0.11	0.73	0.09	0.57
5	0.06	0.32	0.07	0.40	0.05	0.26	0.08	0.52	0.11	0.67	0.07	0.47	0.11	0.70
6	0.09	0.52	0.07	0.41	0.08	0.45	0.09	0.67	0.08	0.59	0.10	0.66	0.10	0.69
7	0.07	0.37	0.09	0.53	0.09	0.49	0.08	0.58	0.09	0.55	0.10	0.69	0.08	0.49
8	0.11	0.61	0.11	0.56	0.08	0.47	0.08	0.56	0.08	0.50	0.08	0.49	0.09	0.59
9	0.13	0.69	0.12	0.63	0.10	0.57	0.08	0.46	0.08	0.42	0.07	0.38	0.08	0.51
High	0.16	0.80	0.15	0.77	0.15	0.83	0.11	0.53	0.06	0.25	0.05	0.23	0.08	0.40
H-L	0.17***	1.29	0.12***	0.96	0.13***	1.03	0.06	0.23	-0.02	-0.10	-0.04	-0.19	-0.00	-0.02
Turnover	722%		693%		657%		29%		48%		734%		575%	

- 시가총액 상위 500개 주식으로 전략을 제한해도 동일 가중 및 가치 가중 전략 모두에서 샤프 비율이 1.0을 초과하는 것으로 나타남

Note: Performance of equal-weighted (top panel) and value-weighted (bottom panel) decile portfolios sorted on out-of-sample predicted up probability. Each panel reports the average holding period return and annualized Sharpe ratios. Average returns accompanied by ***, **, * are significant at the 1%, 5% and 10% significance level, respectively. We also report monthly turnover of each strategy.

4. CNN Prediction for US Stock Returns: 실험 및 결과

The Effect of Stock Size and Trading Costs

Table IA4: Performance of Equal Weight Portfolios with Transaction Cost

	I5/R5		I20/R5		I60/R5	
	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR
Low	-0.10	-0.66	-0.14	-0.82	-0.02	-0.13
High	0.36	1.94	0.35	1.85	0.17	0.97
H-L	0.46***	4.03	0.48***	3.90	0.20***	1.78
Turnover	690%		667%		619%	
	I5/R20		I20/R20		I60/R20	
	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR
Low	0.04	0.23	0.02	0.10	0.03	0.13
High	0.17	0.89	0.15	0.84	0.11	0.76
H-L	0.13***	1.47	0.13***	1.35	0.08***	0.66
Turnover	175%		173%		155%	
	I5/R60		I20/R60		I60/R60	
	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR
Low	0.09	0.37	0.10	0.37	0.09	0.32
High	0.15	0.71	0.12	0.68	0.13	0.81
H-L	0.06***	0.91	0.02	0.17	0.04	0.27
Turnover	59%		59%		58%	

- 거래 비용을 고려한 후에도 주당 10bp* (시가총액 상위 80% 주식) 및 20bp (나머지 주식)의 수수료를 적용했을 때 샤프 비율이 여전히 높게 나타남
- 주간, 월간, 분기 동일 가중 전략의 순 Sharpe 비율은 각각 4.0, 1.5, 0.9로 나타남

* bp (Basis point) : 0.01% point

Note: We add 10 bps transaction cost for large stocks with market capitalization greater than the NYSE 20% breakpoint and 20 bps for the rest.

4. CNN Prediction for US Stock Returns: 실험 및 결과

Robustness

- 기존의 모멘텀 전략이나 반전 전략과는 큰 관련이 없는 것으로 나타남
 - CNN 기반 전략이 기존의 잘 알려진 가격 추세 전략과는 다른 방식으로 작동하고 있음을 의미
- 시장 포트폴리오의 베타를 조정한 후에도 이미지 기반 전략의 알파 (초과수익) 는 여전히 약간 높은 수준을 보임

5. What Does the CNN Learn?: CNN 결과 해석

CNN 모델의 결과 해석

- (1) 기존 신호와의 관련성 분석
 - CNN 모델의 예측 결과와 가격, 위험, 유동성 지표 간의 관련성을 분석
 - CNN 모델이 학습한 패턴이 기존 연구에서 중요하다고 알려진 요인들과 어떤 연관성이 있는지 확인
- (2) 회귀 기반 근사 모델 개발
 - CNN 모델의 입력 데이터를 활용하여 회귀 기반의 근사 모델을 개발
 - CNN 모델의 복잡한 내부 구조를 보다 직관적으로 이해

5. What Does the CNN Learn?: CNN 결과 해석

CNN 모델의 결과 해석:

CNN 기반 주식 수익률 예측 모델과

기존에 알려진 주식 특성 지표들 간의 상관관계

Table 5: Correlation Between CNN Predictions and Stock Characteristics

CNN Model	MOM	STR	WSTR	TREND	Beta	Volat.	52WH	Bid-Ask	Dollar Volume	Zero Trade	Price Delay	Size	Illiq.
I5/R5	0.00	-0.16	-0.34	0.26	0.07	-0.01	-0.02	0.01	0.13	-0.10	-0.03	0.12	-0.12
I5/R20	0.01	-0.12	-0.28	0.33	0.06	-0.03	-0.04	-0.01	0.15	-0.12	-0.04	0.14	-0.15
I5/R60	0.03	-0.05	-0.11	0.22	0.03	-0.08	-0.09	-0.07	0.15	-0.09	-0.03	0.15	-0.16
I20/R5	0.05	-0.09	-0.34	0.26	0.01	-0.11	-0.10	-0.10	0.14	-0.06	-0.03	0.16	-0.15
I20/R20	0.08	0.02	-0.23	0.22	0.01	-0.18	-0.18	-0.15	0.24	-0.11	-0.04	0.27	-0.26
I20/R60	0.10	0.21	-0.02	0.09	-0.00	-0.19	-0.19	-0.16	0.24	-0.10	-0.04	0.27	-0.27
I60/R5	0.18	-0.05	-0.26	0.20	-0.06	-0.24	-0.22	-0.23	0.18	-0.01	-0.02	0.24	-0.23
I60/R20	0.20	0.11	-0.07	0.12	-0.05	-0.31	-0.30	-0.27	0.29	-0.08	-0.04	0.37	-0.35
I60/R60	0.21	0.11	-0.01	0.09	-0.06	-0.26	-0.26	-0.23	0.23	-0.03	-0.02	0.31	-0.28

Note: The table reports average cross-sectional correlations among model forecasts averaged over all period in the test sample. All correlations are based on predictions made at the end of each month.

- WSTR(주간 단기 추세)은 5일 수익률 예측 모델과 -26% ~ -34%의 높은 음의 상관관계를 보임
 - CNN 모델이 단기 반전 패턴을 일부 포착하고 있음을 의미
- 기업 규모, 변동성, 호가 스프레드, 유동성, 거래량 등의 지표들도 60일 이미지 기반 예측과 30% 내외의 높은 상관관계를 보임
- CNN 모델이 이미지 데이터에서 인간 연구자들이 수작업으로 발굴한 특성 지표들과 유사한 정보를 자동으로 학습할 수 있음을 보여줌

- 가격 추세 지표: MOM (모멘텀), STR (단기 추세), WSTR (주간 단기 추세), 52주 최고가와와의 거리
- 위험 지표: 베타, 변동성
- 유동성 지표: 호가 스프레드, 거래량, 무거래일 수, 가격 지연, 기업 규모, Amihud 유동성 지표

5. What Does the CNN Learn?: CNN 결과 해석

CNN 모델의 결과 해석

Table 7: CNN, Future Returns, and Standard Stock Characteristics

	I5/R5		I20/R5		I60/R5	
CNN	0.28***	0.24***	0.30***	0.23***	0.23***	0.13***
MOM	0.04***	0.04***	0.04***	0.04***	0.04***	0.02***
STR	0.02***	0.02***	0.02***	0.00	0.02***	0.01***
Lag Weekly Return	-0.14***	-0.08***	-0.14***	-0.07***	-0.14***	-0.11***
TREND	0.11***	0.07***	0.11***	0.07***	0.11***	0.10***
Beta	0.04***	0.03***	0.04***	0.03***	0.04***	0.03***
Volatility	-0.07***	-0.07***	-0.07***	-0.06***	-0.07***	-0.06***
52WH	-0.01*	-0.01	-0.01*	-0.01	-0.01*	-0.01
Bid-Ask	-0.13***	-0.14***	-0.13***	-0.12***	-0.13***	-0.13***
Dollar Volume	-0.12***	-0.13***	-0.12***	-0.13***	-0.12***	-0.09***
Zero Trade	-0.01	-0.00	-0.01	-0.01	-0.01	-0.02**
Price Delay	0.01*	0.01**	0.01*	0.01**	0.01*	0.01*
Size	-0.04***	-0.05***	-0.04***	-0.06***	-0.04***	-0.06***
Illiquidity	-0.21***	-0.21***	-0.21***	-0.22***	-0.21***	-0.17***
OOS McFadden R^2	0.13	0.09	0.20	0.09	0.37	0.19

Note: The table reports slope coefficients from panel logistic regressions of future returns on image-based CNN model forecasts and standard stock characteristics. Panel regressions are estimated during the test sample using CNN models estimated in the training sample. Coefficients accompanied by ***, **, * are significant at the 1%, 5% and 10% significance level, respectively, using Newey-West standard errors. The table also reports out-of-sample McFadden R^2 s, comparing the cross-entropy loss of a model (estimated in the training sample) against that of a benchmark model using stock-level in-sample mean as the predictor.¹²

- CNN 이미지 기반 예측의 Out-of-Sample McFadden R^2 가 0.13%~0.20%로 가장 높음
- 주식 특성들의 R^2 는 0.09%로 CNN 예측보다 낮음
- CNN 이미지 기반 예측은 유의미한 예측력을 가지며, 전통적인 주식 특성 변수들과 독립적으로 미래 수익률을 예측하는 데 도움이 된다는 것을 의미

* Mc-Fadden R^2 (맥파든 의사결정계수) : 로지스틱 회귀 성능을 측정하는 지표로, 가장 성능이 좋을 때는 1이 되고 가장 성능이 나쁠 때는 0이 된다.

5. What Does the CNN Learn?: CNN 결과 해석

CNN 모델의 결과 해석

Table 8: Logistic Regressions Using Market Data With Image Scaling

	CNN as Dep. Var.			Positive Return Indicator as Dep. Var.								
	I5/R5	I5/R20	I5/R60	I5/R5			I5/R20			I5/R60		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)
CNN				2.21*		2.12	2.51*		1.98	2.30*		2.57
open lag 1	-0.57*	0.01	0.29*		-0.25	-0.16		-0.13	-0.12		0.12	0.09
open lag 2	0.27*	0.55*	0.22*		0.08*	0.05		0.13	0.09		-0.10	-0.13
open lag 3	0.16*	-0.29*	-0.09*		-0.08	-0.10		0.00	0.02		0.14	0.15
open lag 4	0.04*	-0.13*	-0.06*		-0.08	-0.09		-0.05	-0.05		0.14	0.14
open lag 5	0.10*	0.22*	0.45*		0.03*	0.02		-0.00	-0.01		-0.25	-0.26
high lag 1	2.64*	0.99*	1.07*		0.39*	0.09		0.17	0.08		0.07	-0.08
high lag 2	-0.27*	0.47*	0.77*		0.05*	0.08		0.05	0.01		-0.12	-0.21
high lag 3	-0.43*	-0.18*	-0.20*		0.12*	0.16		0.00	0.02		0.07	0.09
high lag 4	-0.47*	-0.14*	-0.22*		0.06*	0.11		0.23	0.23		0.01	0.05
high lag 5	-0.13*	0.31*	-0.38*		0.01	0.03		-0.22	-0.24		0.02	0.01
low lag 1	1.89*	0.94*	-0.06*		0.48*	0.20		0.40	0.31		0.21	0.20
low lag 2	-0.17*	0.87*	0.74*		0.12*	0.16		0.07	0.02		0.14	0.04
low lag 3	-0.19*	-0.06*	-0.18*		0.05*	0.08		-0.11	-0.10		-0.10	-0.08
low lag 4	0.28*	0.41*	-0.13*		0.03*	0.01		0.15	0.12		-0.17	-0.17
low lag 5	-0.12*	-0.14*	-0.37*		0.09*	0.12		-0.21	-0.20		-0.17	-0.12
close lag 1	-5.36*	-3.91*	-2.19*		-0.62	-0.09		-0.52	-0.24		-0.36	-0.08
close lag 2	0.72*	0.32*	0.19*		0.03	-0.02		0.01	-0.01		0.23	0.23
close lag 3	0.64*	0.83*	0.28*		-0.03	-0.06		0.14	0.11		0.22	0.24
close lag 4	0.73*	0.29*	0.20*		-0.10	-0.13		0.00	-0.00		0.23	0.25
close lag 5	0.49*	0.55*	0.39*		0.09	0.07		0.50	0.49		0.28	0.30
ma lag 1	-1.33*	-1.06*	-0.56*		-0.12	-0.05		0.03	0.07		0.12	0.19
ma lag 2	0.31*	0.35*	-0.01		-0.29	-0.30		-0.39	-0.37		-0.66	-0.80
ma lag 3	-0.03*	-0.77*	0.20*		-0.06	-0.10		-0.52	-0.57		-0.09	-0.15
ma lag 4	-0.02	0.34*	0.63*		0.48*	0.45		0.41	0.46		-0.32	-0.37
ma lag 5	0.24*	-0.45*	-0.61*		-0.22	-0.20		0.00	0.01		0.59	0.64
vol lag 1	0.81*	0.71*	0.42*		0.06*	0.00		0.12	0.08		0.16	0.12
vol lag 2	0.21*	0.52*	0.58*		0.05*	0.04		-0.01	-0.03		0.03	-0.02
vol lag 3	0.13*	0.15*	0.57*		0.04*	0.03		-0.01	-0.02		0.08	0.03
vol lag 4	-0.07*	0.12*	0.09*		0.05*	0.05		0.04	0.04		0.18	0.17
vol lag 5	0.05*	0.01	0.30*		0.02*	0.02		0.05	0.05		0.04	0.02
OOS McFadden R^2	35.29	33.32	21.96	0.73	0.55	0.73	0.47	0.47	0.45	1.33	1.38	1.24

Note: Results of logistic regressions on out-of-sample CNN forecasts and realized future return indicators on daily price and volume data. Panel regressions are estimated during the test sample using CNN models estimated in the training sample. Coefficients accompanied by * are significant at the 1% significance level using Newey-West standard errors. The reported out-of-sample McFadden R^2 s compares the cross-entropy loss of a model (estimated in the training sample) against that of a benchmark model using stock-level in-sample mean as the predictor.

- 로지스틱 회귀 모델을 이용하여 CNN 모델의 예측 결과를 근사화할 수 있음에 착안
- 로지스틱 회귀 모델의 종속변수
 - CNN 모델의 5일 예측 결과(0.5 초과 시 1, 그 외 0)
- 로지스틱 회귀 모델의 독립변수
 - 5일 간의 주가 데이터(종가, 고가, 저가, 이동평균가격, 거래량)를 이미지 표현과 유사하게 재조정된 값
- 중요한 설명변수 : 종가, 고가, 저가의 1차 시차 변수
- 로지스틱 회귀 모델은 CNN 모델의 예측 결과를 22%에서 35% 정도 설명할 수 있었음
- CNN 모델은 이 원시 시장 데이터 (이미지 데이터) 만을 이용해 예측을 수행하므로, CNN 기반 예측의 절반 이상은 비선형 함수에 의해 설명된다고 볼 수 있음

5. What Does the CNN Learn?: CNN 결과 해석

CNN 모델의 결과 해석

Table 9: Portfolio Performance of CNN versus Logistic Model and CNN1D

	5-day Images		20-day Images		60-day Images	
	Equal Weight	Value Weight	Equal Weight	Value Weight	Equal Weight	Value Weight
5-day Return Horizon						
CNN	7.15	1.49	6.75	1.74	4.89	1.44
Logistic (image scale)	5.56	1.60	4.82	1.52	4.91	1.83
Logistic (cum. ret. scale)	2.50	0.23	1.19	0.36	1.14	0.46
Logistic (devol. ret. scale)	4.70	1.14	4.73	1.32	4.68	1.27
CNN1D (image scale)	7.20	1.66	7.88	1.84	7.85	2.61
CNN1D (cum. ret. scale)	5.33	1.71	5.36	1.52	5.45	1.85
CNN1D (devol. ret. scale)	-0.13	0.07	2.03	0.34	1.25	0.16
20-day Return Horizon						
CNN	2.35	0.45	2.16	0.49	1.29	0.17
Logistic (image scale)	2.07	0.66	1.99	0.44	1.23	0.34
Logistic (cum. ret. scale)	0.51	0.11	0.41	0.33	0.43	0.30
Logistic (devol. ret. scale)	1.42	0.90	1.44	0.78	1.12	0.36
CNN1D (image scale)	2.49	0.70	2.72	0.59	2.45	0.88
CNN1D (cum. ret. scale)	1.47	0.67	1.45	0.57	1.46	0.44
CNN1D (devol. ret. scale)	-0.46	0.01	0.69	0.19	0.97	0.12
60-day Return Horizon						
CNN	1.30	0.47	0.37	0.32	0.43	0.23
Logistic (image scale)	1.19	0.54	0.75	0.43	0.74	0.63
Logistic (cum. ret. scale)	-0.04	-0.07	0.07	0.19	0.13	0.17
Logistic (devol. ret. scale)	0.23	0.29	0.27	0.30	0.26	0.25
CNN1D (image scale)	1.28	0.48	1.04	0.44	0.76	0.49
CNN1D (cum. ret. scale)	0.24	0.19	0.35	0.21	0.24	-0.06
CNN1D (devol. ret. scale)	0.19	0.00	0.20	-0.12	0.32	-0.06

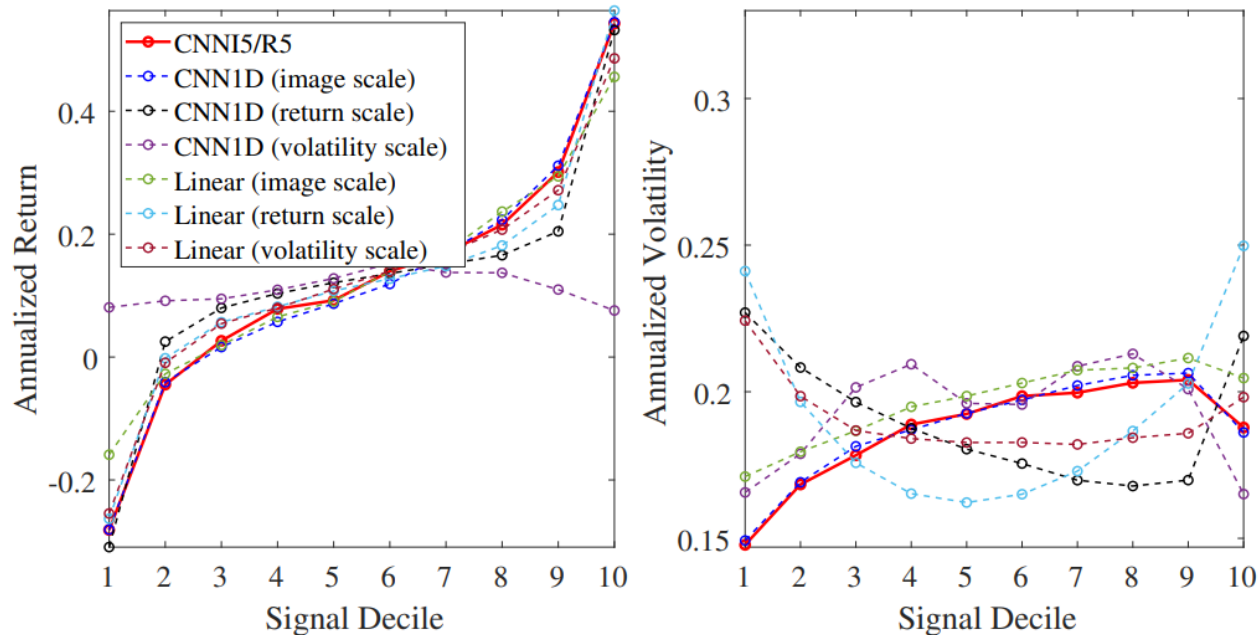
Note: The table reports annualized Sharpe ratios of long-short decile spread portfolios (with equal weights or value weights) sorted on out-of-sample predicted up probability from each model. “CNN” is the baseline 2D CNN, “logistic” is the simple logistic regression model, and “CNN1D” is the time series CNN model. “Image scale” indicates the same high/low price normalization used to produce images. “Cum. ret. scale” indicates that market prices are normalized by the closing price at the start of each image. “Devol. ret. scale” indicates that prices each day are converted to returns then normalized by conditional volatility.

- “Logistic (image scale)” 행은 주식 시장 데이터를 이미지 형태로 표현하여 로지스틱 회귀 모델을 적용한 경우의 결과를 의미
- 20일 과거 데이터를 사용한 경우 동일 가중 20일 보유 전략의 연간 샤프 비율이 “Logistic (image scale)”에서 2.0, “Logistic (cum. ret. scale)”에서 0.4로 큰 차이를 보임
- 가치 가중 전략에서도 “Logistic (image scale)”이 “Logistic (cum. ret. scale)”보다 우수한 성과를 나타냄
- 전반적으로 CNN 모델이 로지스틱 회귀 모델보다 더 나은 성과를 보임
- 주식 시장 데이터를 이미지 형태로 표현하는 것이 로지스틱 회귀 모델의 성능 향상에 핵심적이라는 것을 보여줌

5. What Does the CNN Learn?: CNN 결과 해석

CNN 모델의 결과 해석

Figure 7: Prediction Accuracy of CNN and Logistic Models By Decile



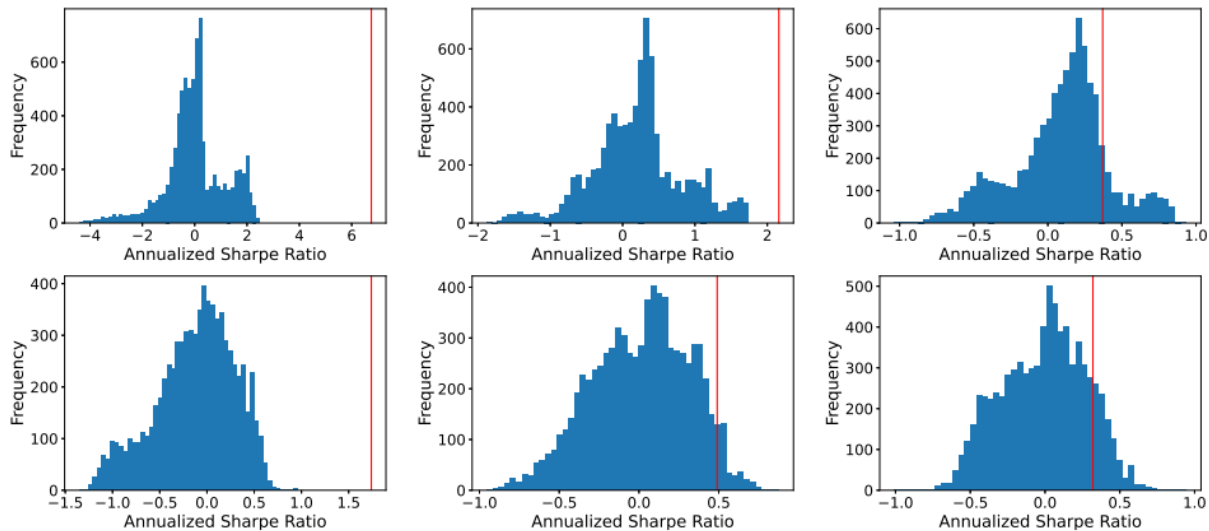
Note: The left figure reports average realized returns in each decile of I5/R5 CNN model forecasts, as well as for each decile of forecasts from 1D CNN models and logistic models. Return averages are based on cross-sectional decile averages each period that are then averaged over time. The right figure shows the time series volatility of decile returns.

- 1D CNN 모델은 시계열 데이터를 직접 사용하여 특징을 추출하지만, 이미지 스케일링을 적용한 경우에만 2D CNN 모델과 유사한 성능을 보임
 - 이미지 표현이 핵심 성능 차별화 요인이라는 것을 보여줌
 - 데이터를 이미지로 표현하면 딥러닝 모델이 과거 시장 데이터에서 강력한 수익 예측 신호를 추출할 수 있음

5. What Does the CNN Learn?: CNN 결과 해석

CNN 모델의 결과 해석

Figure 8: Comparison With Traditional Technical Indicators



Note: The figure shows the histogram of Sharpe ratios for 7,846 technical analysis portfolios that rebalance by week, month, and quarter, respectively. The top panel shows equal weight portfolios and the bottom panel shows value weight portfolios. Red vertical bars are the corresponding Sharpe ratios for the I20/R5, I20/R20, and I20/R60 CNN strategies, respectively.

- 7,846개의 기술적 분석의 성과 분포와 CNN 전략의 성과를 비교
- 주간 (5일)
 - 7,846개 기술적 규칙 중 어떤 것도 CNN 전략의 성과를 능가하지 못했음
- 월간 (20일)
 - 동일 가중치 포트폴리오에서는 7,846개 규칙 중 어느 것도 CNN 전략을 능가하지 못했음
 - 가치 가중치 포트폴리오에서는 4.4%의 규칙이 CNN 전략을 능가했음
- 분기 (60일)
 - 동일 가중치 포트폴리오에서는 13.4%의 규칙이 CNN 전략을 능가했음
 - 가치 가중치 포트폴리오에서는 12.9%의 규칙이 CNN 전략을 능가했음

6. Transfer Learning

Transfer Learning

- CNN 모델을 처음부터 학습하는 것보다 사전 학습된 CNN 모델을 활용하는 Transfer Learning 이 이미지 인식 분야에서 효과적인 방법
 - Transfer Learning : 한 상황에서 식별된 패턴을 다른 상황의 분석이나 예측에 활용하는 방법
- **'미국' 주식 시장의 '일별' 데이터를 이용해 CNN 모델을 학습할 때의 장점**
 - (1) 미국 주식 시장이 세계 최대 규모이므로 다양한 관측치를 활용할 수 있다.
 - (2) 일별 데이터를 사용하여 시계열 차원의 데이터 크기를 크게 확장할 수 있다.

6. Transfer Learning

(1) International:

26개 국가의 주식 시장 포트폴리오 성과

Table 10: International Transfer and H-L Decile Portfolio Sharpe Ratios (I5/R5)

	Stock Count	Equal Weight			Value Weight		
		Re-train	Direct Transfer	Transfer-Re-train	Re-train	Direct Transfer	Transfer-Re-train
US	7298	7.15			1.49		
Global	17206	0.18	5.20	5.03***	0.46	-3.05	-3.50
Japan	3056	3.56	5.68	2.12***	0.96	1.23	0.27
Canada	2924	9.01	12.12	3.11***	2.98	5.34	2.36***
India	1861	2.52	-1.46	-3.98	0.67	-1.08	-1.75
UnitedKingdom	1783	0.03	-0.23	-0.26	1.04	0.98	-0.06
France	955	2.47	4.09	1.63***	1.12	2.10	0.98***
SouthKorea	911	3.64	1.66	-1.97	1.74	2.39	0.65***
Australia	886	8.28	11.37	3.09***	2.78	3.48	0.70***
Germany	868	-0.29	2.43	2.72***	-0.01	2.93	2.94***
China	662	2.26	-2.19	-4.45	0.66	-0.95	-1.62
HongKong	543	1.97	5.35	3.37***	0.72	2.08	1.36***
Singapore	284	6.98	6.79	-0.20	2.48	3.94	1.46***
Sweden	260	5.43	6.99	1.56***	0.83	2.37	1.54***
Italy	241	2.14	3.55	1.40***	0.76	1.60	0.84***
Switzerland	240	0.48	0.67	0.19	1.30	2.62	1.33***
Denmark	223	1.94	3.56	1.62***	1.18	1.85	0.68***
Netherlands	212	-0.30	3.75	4.05***	0.11	1.67	1.56***
Greece	201	2.74	3.26	0.51**	0.98	1.88	0.90***
Belgium	171	0.73	4.34	3.60***	0.73	2.88	2.15***
Spain	170	1.62	0.28	-1.35	0.68	1.02	0.34*
Norway	169	0.79	3.38	2.59***	1.11	2.88	1.77***
Portugal	121	0.30	2.64	2.33***	0.93	1.40	0.47**
NewZealand	114	0.50	2.34	1.84***	0.65	1.19	0.54***
Finland	113	2.66	5.38	2.72***	0.95	2.55	1.60***
Austria	110	0.14	0.67	0.53**	0.66	1.05	0.39**
Ireland	75	0.47	1.80	1.34***	0.31	1.99	1.69***
Russia	53	-0.72	2.19	2.91***	-0.13	0.44	0.57***
Average	1274	2.21	3.54	1.34	0.99	1.73	0.75
Average (excluding Global)	661	2.28	3.48	1.19	1.01	1.92	0.91

Note: The table reports annualized out-of-sample Sharpe ratios for H-L decile spread portfolios within each country. We report the average monthly stock count by country, the image-based strategy from re-training the I5/R5 CNN using local data, and the image-based strategy directly transfers the I5/R5 model estimated in US data without re-training. Sharpe ratio gains (Transfer-Re-train) accompanied by ***, **, * are significant at the 1%, 5% and 10% significance level, respectively.

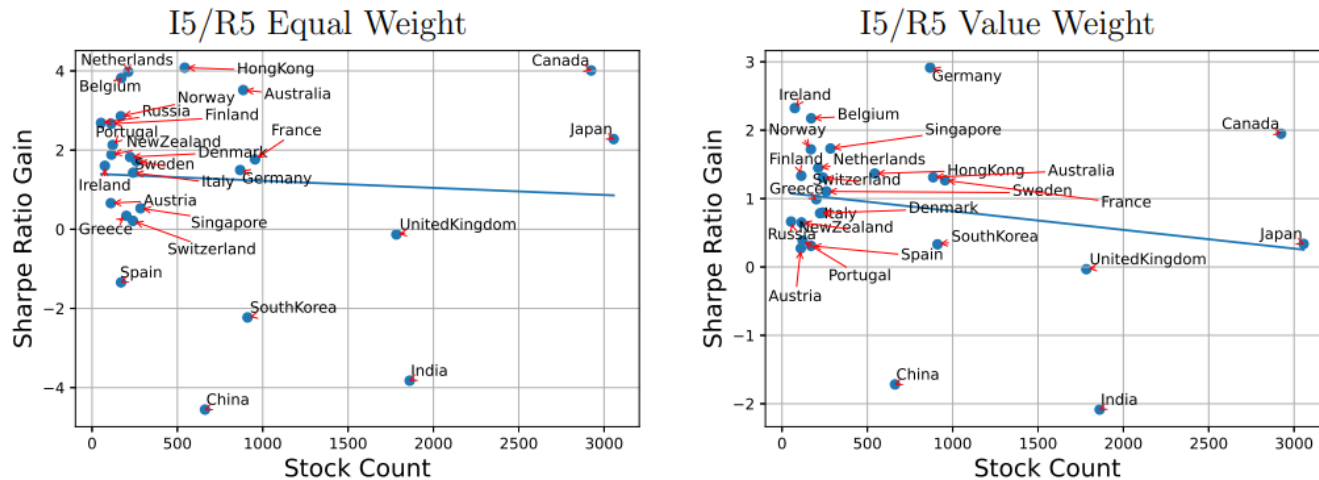
- 현지에서 CNN 모델을 재학습한 경우와 미국 데이터로 학습한 모델을 직접 적용한 경우를 비교
- (왼쪽) 동일가중 포트폴리오
 - 평균적으로 미국 모델 적용 시 샤프 비율이 3.5로, 현지 재 학습 모델의 2.3보다 50% 이상 높았음
- (오른쪽) 가치가중 포트폴리오
 - 평균적으로 미국 모델 적용 시 샤프 비율이 1.9로, 현지 재 학습 모델의 1.0보다 거의 2배 높았음
- 대부분의 국가에서 미국 데이터로 학습한 CNN 모델을 직접 적용하는 것이 현지에서 모델을 재학습하는 것보다 포트폴리오 성과가 우수했음
- 특히 주식 수가 적은 소규모 국가에서 그 효과가 더 컸음

6. Transfer Learning

(1) International

Table 10의 샤프 비율을 각 국가의 주식 수에 대해 표현한 그림

Figure 9: Sharpe Ratio Gains From International Transfer



Note: The figures show annualized out-of-sample Sharpe ratio gains from I5/R5 transfer learning (both equal-weight and value-weight strategies) versus the average number of stocks in each country.

- 대부분의 국제 시장은 주식 수가 적은 작은 시장들로 구성되어 있으며, 이 그래프의 왼쪽 부분에 밀집되어 있음
 - 작은 시장에서는 현지 CNN 모델을 재학습시키는 것보다 미국 데이터로 훈련된 모델을 전이 학습하는 것이 포트폴리오 샤프 비율을 크게 향상시킴
- 그래프의 오른쪽에 위치한 더 큰 시장의 경우, 전이 학습의 예상 이득은 작거나 약간 부정적임
 - 이는 충분한 데이터가 있는 경우 현지 재학습이 더 나은 성과를 낼 수 있음을 의미
 - 국가 간 예측 패턴의 이질성 때문일 수 있으며, 전이 학습이 이를 완전히 고려하지 못하기 때문
- 향후 이미지 기반 예측 모델의 최적화를 위해서는 공통된 차이를 포착하는 ‘글로벌 이미지 모델’과 일정 수준의 이질성을 수용하는 ‘국가별 모델’을 결합하는 것이 도움이 될 수 있을 것임

6. Transfer Learning

(2) Time scale

Table 11: Time Scale Transfer I5/R5 to I20/R20

Panel A: Equal Weight Portfolios								
	Baseline		Re-train		Transfer		Baseline+Transfer	
	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR
Low	-0.02	-0.12	-0.02	-0.10	-0.01	-0.07	-0.04	-0.19
2	0.05	0.28	0.05	0.26	0.04	0.25	0.04	0.20
3	0.07	0.39	0.07	0.37	0.07	0.40	0.06	0.35
4	0.09	0.49	0.09	0.49	0.08	0.43	0.08	0.44
5	0.11	0.59	0.10	0.56	0.09	0.50	0.09	0.52
6	0.11	0.59	0.11	0.61	0.10	0.53	0.11	0.64
7	0.13	0.74	0.12	0.65	0.11	0.59	0.13	0.70
8	0.14	0.81	0.14	0.79	0.14	0.70	0.15	0.80
9	0.15	0.87	0.15	0.82	0.17	0.84	0.17	0.89
High	0.18	1.04	0.20	1.15	0.24	1.14	0.23	1.17
H-L	0.21***	2.16	0.22***	2.21	0.25***	2.14	0.26***	2.46
Turnover	173%		177%		176%		175%	

Panel B: Value Weight Portfolios								
	Baseline		Re-train		Transfer		Baseline+Transfer	
	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR
Low	0.05	0.28	0.06	0.38	0.03	0.22	0.04	0.24
2	0.04	0.21	0.06	0.36	0.05	0.34	0.05	0.32
3	0.05	0.32	0.05	0.34	0.06	0.42	0.04	0.27
4	0.05	0.33	0.08	0.53	0.05	0.35	0.05	0.30
5	0.06	0.40	0.07	0.42	0.07	0.46	0.06	0.40
6	0.08	0.50	0.08	0.50	0.08	0.50	0.07	0.45
7	0.08	0.51	0.08	0.54	0.09	0.56	0.07	0.45
8	0.09	0.58	0.09	0.58	0.11	0.66	0.10	0.61
9	0.08	0.55	0.10	0.64	0.12	0.65	0.10	0.61
High	0.11	0.67	0.10	0.66	0.12	0.69	0.12	0.73
H-L	0.05**	0.49	0.04	0.33	0.09***	0.73	0.08***	0.67
Turnover	181%		187%		186%		184%	

Note: The table shows the performance of strategies using time scale transfer learning. In particular, we directly apply the I5/R5 CNN model estimated from daily data to construct forecasts from images that include 20 days of data sampled once every four days. Transfer learning portfolio performance (with a 20-day holding period) is reported under “Transfer.” For comparison, we report a “Baseline” strategy that uses the I20/R20 CNN model of Tables 2 and IA3, and a CNN model that is trained from scratch using images of 20 days of data sampled once every four days (under “Re-train”). Finally, “Baseline+Transfer” shows the performance of an equal-weighted average of the baseline and transfer strategies.

- 전이 학습을 통해 고빈도 데이터 (ex. 일일 데이터) 에서 학습한 패턴을 저빈도 데이터 (ex. 월별 데이터) 에 적용할 수 있음
- 5일 데이터를 사용하여 20일의 수익률을 예측한 결과
- Transfer: I5/R5 모델을 5일 간격의 20일 데이터에 적용한 결과 (전이 학습 활용)
- Baseline+Transfer : 기존 모델과 전이 학습 모델의 예측 결과를 50:50으로 결합한 결과
- 두 모델 (Transfer, No Transfer) 의 예측 신호가 상관관계가 낮아 결합하면 2.5의 더 높은 Sharpe 비율을 달성할 수 있음
- 가치 가중 포트폴리오에서는 전이 학습 모델(Transfer)이 가장 우수한 성과를 보임

6. Transfer Learning

(2) Time scale

Table 12: Time Scale Transfer I5/R5 to I60/R60

	Baseline		Panel A: Equal Weight Portfolios				Baseline+Transfer	
			Re-train		Transfer			
	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR
Low	0.08	0.27	0.08	0.30	0.06	0.31	0.06	0.22
2	0.09	0.37	0.08	0.34	0.08	0.41	0.09	0.35
3	0.11	0.46	0.10	0.43	0.10	0.50	0.11	0.46
4	0.12	0.52	0.12	0.53	0.11	0.54	0.11	0.51
5	0.12	0.55	0.12	0.55	0.11	0.54	0.12	0.55
6	0.12	0.57	0.12	0.57	0.13	0.61	0.12	0.61
7	0.14	0.68	0.13	0.64	0.12	0.55	0.14	0.67
8	0.14	0.72	0.13	0.64	0.14	0.60	0.14	0.69
9	0.14	0.75	0.13	0.72	0.14	0.59	0.15	0.78
High	0.15	0.88	0.14	0.88	0.17	0.69	0.16	0.93
H-L	0.07*	0.43	0.06	0.37	0.10***	0.90	0.10***	0.81
Turnover	58%		59%		59%		58%	

	Baseline		Panel B: Value Weight Portfolios				Baseline+Transfer	
			Re-train		Transfer			
	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR	Ret	SR
Low	0.07	0.32	0.11	0.50	0.06	0.38	0.08	0.37
2	0.10	0.50	0.08	0.41	0.07	0.34	0.08	0.40
3	0.08	0.46	0.07	0.39	0.08	0.47	0.08	0.41
4	0.09	0.47	0.06	0.35	0.09	0.58	0.08	0.46
5	0.08	0.43	0.09	0.50	0.10	0.61	0.09	0.49
6	0.09	0.49	0.08	0.48	0.09	0.55	0.08	0.45
7	0.09	0.54	0.10	0.55	0.09	0.53	0.09	0.49
8	0.09	0.53	0.10	0.58	0.10	0.56	0.10	0.57
9	0.09	0.52	0.09	0.55	0.11	0.65	0.09	0.58
High	0.11	0.75	0.11	0.77	0.10	0.51	0.11	0.81
H-L	0.03	0.23	0.00	0.01	0.04	0.27	0.03	0.31
Turnover	59%		61%		62%		59%	

Note: The table shows the performance of strategies using time scale transfer learning. In particular, we directly apply the I5/R5 CNN model estimated from daily data to construct forecasts from images that include 60 days of data sampled once every 12 days. Transfer learning portfolio performance (with a 60-day holding period) is reported under “Transfer.” For comparison, we report a “Baseline” strategy that uses the I60/R60 CNN model of Tables 2 and IA3, and a CNN model that is trained from scratch using images of 60 days of data sampled once every 12 days (under “Re-train”). Finally, “Baseline+Transfer” shows the performance of an equal-weighted average of the baseline and transfer strategies.

- 전이 학습을 통해 고빈도 데이터 (ex. 일일 데이터) 에서 학습한 패턴을 저빈도 데이터 (ex. 월별 데이터) 에 적용할 수 있음
- 5일 데이터를 사용하여 60일의 수익률을 예측한 결과
- Transfer: I5/R5 모델을 5일 간격의 60일 데이터에 적용한 결과 (전이 학습 활용)
- Baseline+Transfer : 기존 모델과 전이 학습 모델의 예측 결과를 50:50으로 결합한 결과
- 동일 가중 포트폴리오에서는 전이 학습 모델(Transfer)이 가장 우수한 성과를 보임
- 가치 가중 포트폴리오에서도 전이 학습 모델(Transfer)이 우수한 성과를 보임

7. Conclusion

- 주가 차트 이미지 분석을 통한 포트폴리오 구축 CNN 모델 개발
 - 주가 차트 이미지를 분석하는 CNN 모델을 사용하여 주식 수익률 예측에 성공
 - 기존의 가격 추세 신호보다 우수한 성능을 보임
- 모델의 강건성 및 확장성
 - 다양한 모델 사양과 대안 예측 변수에 대해 강건한 성능을 보임
 - 다른 국가의 주식 시장과 낮은 주기의 데이터에도 효과적으로 적용 가능