

Turnitin Check

20. TEMPLATE JST (INDONESIA)

 assignment 3

Document Details

Submission ID**trn:oid:::3618:123614508****Submission Date****Dec 4, 2025, 4:04 AM GMT+7****Download Date****Dec 4, 2025, 4:05 AM GMT+7****File Name****20. TEMPLATE JST (INDONESIA).docx****File Size****1.2 MB****9 Pages****3,400 Words****21,382 Characters**

20% Overall Similarity

The combined total of all matches, including overlapping sources, for each database.

Top Sources

- 17%  Internet sources
 - 12%  Publications
 - 19%  Submitted works (Student Papers)
-

Top Sources

- 17% Internet sources
- 12% Publications
- 19% Submitted works (Student Papers)

Top Sources

The sources with the highest number of matches within the submission. Overlapping sources will not be displayed.

1	Internet	rintvet.org	3%
2	Student papers	Universitas Mulawarman on 2023-08-13	3%
3	Student papers	Sheffield Hallam University on 2025-01-05	1%
4	Student papers	Chartered Institute of Personnel Management CIPM on 2025-10-28	<1%
5	Internet	ijsab.com	<1%
6	Internet	repository.unmuhjember.ac.id	<1%
7	Internet	www.scielo.br	<1%
8	Student papers	King's College on 2023-09-06	<1%
9	Student papers	Sogang University on 2023-05-25	<1%
10	Student papers	King's College on 2025-09-11	<1%
11	Student papers	Academic Library Consortium on 2023-09-28	<1%

12	Internet	ejournal.undiksha.ac.id	<1%
13	Publication	José Pedro Ramos-Requena, Mahmut Bağcı. "Analysis Pairs Trading Strategy Appl...	<1%
14	Internet	international.arimbi.or.id	<1%
15	Student papers	University of Liverpool on 2025-11-21	<1%
16	Internet	ia600401.us.archive.org	<1%
17	Student papers	Universitas Diponegoro on 2023-12-07	<1%
18	Student papers	University of Glasgow on 2022-01-27	<1%
19	Student papers	INTO Manchester on 2025-05-07	<1%
20	Student papers	Tilburg University on 2025-12-01	<1%
21	Internet	etasr.com	<1%
22	Student papers	University of Wales Swansea on 2024-12-10	<1%
23	Internet	core.ac.uk	<1%
24	Internet	www.heygotrade.com	<1%
25	Internet	www.elsevier.es	<1%

26	Internet	id.scribd.com	<1%
27	Internet	pt.scribd.com	<1%
28	Internet	www.investopedia.com	<1%
29	Publication	Schäfer, Sebastian Robert. "Knowledge Sharing Under Hybrid Working Conditions..."	<1%
30	Student papers	Sriwijaya University on 2020-11-12	<1%
31	Student papers	Universitas Sanata Dharma on 2025-10-21	<1%

Jurnal Sains dan Teknologi

Volume xx Number xx, Tahun 2022, pp. xx-yy

P-ISSN: 2303-3142 E-ISSN: 2548-8570

Open Access: <https://dx.doi.org/10.23887/jst-undiksha.v11i1>

Implementasi Statistical Arbitrage dan Deep Arbitrage Pada Saham Keuangan

Yunita^{1*}, Indwiarti², D. Saepudin³^{1,2,3} Sains Data, Universitas Telkom, Bandung, Indonesia**ARTICLE INFO****Article history:**

Received Mei 22, 2021

Revised Mei 29, 2021

Accepted Agustus 14, 2021

Available online November 25, 2021

Kata Kunci:

Statistical arbitrage, Kointegrasi, Deep arbitrage, LSTM, dan Saham Indonesia.

Keywords:

Statistical arbitrage, Cointegration, Deep arbitrage, LSTM, dan Indonesian stocks.



This is an open access article under the CC BY-SA license.

Copyright © 2022 by Author. Published by Universitas Pendidikan Ganesha.

ABSTRAK

Jumlah investor tiap tahunnya terus meningkat dan kategorinya di bawah 40 tahun. Salah satu strategi investasi yang dapat dilakukan adalah statistical arbitrage. Namun, strategi tersebut mempunyai beberapa kelemahan untuk menangkap sinyal beli dan jual saham. Kemudian, strategi baru muncul, yaitu deep arbitrage menggunakan model LSTM. Deep arbitrage dapat mengatasi kelemahan dari statistical arbitrage. Namun, strategi tersebut selalu diimplementasikan menggunakan data high frequency pada pasar asing dan menggunakan mekanisme long-short. Penelitian ini akan membandingkan keefektifitasan dua model menggunakan data harian pada pasar saham Indonesia dan menggunakan mekanisme long saja, sesuai dengan regulasi di Indonesia. Parameter yang dibandingkan adalah ROI dan sharpe ratio. Hasilnya, ROI dan sharpe ratio pada deep arbitrage (LSTM) jauh lebih tinggi dibandingkan ROI dan sharpe ratio pada statistical arbitrage. Penelitian ini, menyimpulkan deep arbitrage dengan model LSTM lebih baik untuk menangkap sinyal beli-jual.

ABSTRACT

This paper provides a template for preparing papers for electronic production of the Journal. A well-prepared abstract enables the reader to identify the basic content of a document quickly and accurately, to determine its relevance to their interests, and thus to decide whether to read the document in its entirety. The Abstract should be informative and completely self-explanatory, provide a clear statement of the problem, the proposed approach or solution, and point out major findings and conclusions. The Abstract should be 150 to 250 words in length. The abstract should be written in the past tense. Standard nomenclature should be used and abbreviations should be avoided. No literature should be cited. The keyword list provides the opportunity to add keywords, used by the indexing and abstracting services, in addition to those already present in the title. Judicious use of keywords may increase the ease with which interested parties can locate our article.

1. PENDAHULUAN

Jumlah investor di pasar saham Indonesia terus meningkat. Pada 25 September 2024, jumlah investor mencapai 6.001.573 SID, dengan tambahan 744.000 investor baru per September 2024. Sekitar 79% dari investor termasuk dalam kategori di bawah 40 tahun (BEI, 2024). Oleh karena itu, minat terhadap layanan investasi yang menerapkan pengetahuan yang diperoleh dari data, atau lebih spesifiknya, pengetahuan yang diperoleh dari statistik, semakin meningkat. Di antara strategi yang berfokus pada pengetahuan yang diperoleh dari statistik adalah investasi arbitrase statistik (Statistical Arbitrage). Strategi investasi ini mulai berkembang pada tahun 1980-an. Investasi statistical arbitrage merupakan jenis investasi berbasis model yang mengandalkan mean reversion pada dua aset yang memiliki korelasi tinggi satu sama lain (Balladares et al., 2021; Chang et al., 2021).

Identifikasi pasangan saham untuk StatArb umumnya melibatkan pengukuran korelasi, di mana nilai korelasi harus lebih besar dari atau sama dengan 0,8 sebagai prasyarat untuk uji kointegrasi sebagai kriteria korelasi linier jangka panjang yang kuat (Chen, 2021). Namun, pendekatan tradisional dalam statistical arbitrage masih menghadapi beberapa keterbatasan, seperti keterlambatan sinyal, volatilitas, serta ketidakmampuan untuk menyesuaikan tingkat ambang batas. Kelemahan dalam solusi tradisional juga dapat mempengaruhi efisiensi sinyal arbitrase (He et al., 2023).

Namun, akibat keterbatasan tersebut, teknologi terbaru seperti deep arbitrage mulai dikembangkan dengan menggunakan model LSTM, yang memiliki kemampuan mengenali pola seri waktu dalam harga saham. Beberapa studi menunjukkan bahwa LSTM juga efektif dalam menghasilkan ROI dan sharpe ratio yang lebih baik daripada model tradisional (Zhan et al., 2022). Beberapa penelitian lainnya juga mendukung temuan sebelumnya bahwa model berbasis Deep Learning meningkatkan akurasi

*Corresponding author.

E-mail addresses: penulis1@gmail.com (Penulis Pertama)

prediksinya (Chang et al., 2021; Gatta et al., 2023; Zhan et al., 2022). Perlu dicatat bahwa sebagian besar studi tersebut berfokus pada pasar asing dengan perdagangan frekuensi tinggi. Selain itu, aturan trading yang diterapkan menggunakan mekanisme long-short untuk mendapatkan profit. Artinya model-model tersebut belum pernah diuji di Pasar Saham Indonesia yang menggunakan data harian serta harus dimodifikasi aturan tradingnya, yaitu dengan mekanisme long saja, sesuai dengan regulasi di Indonesia (Hidayat, 2025). Dengan latar belakang ini, penelitian ini akan secara khusus membahas penerapan dan penilaian statistical arbitrage dan deep arbitrage menggunakan LSTM pada saham sektor keuangan di Indonesia. Secara spesifik, penelitian ini akan fokus pada masalah penerapan kedua model, penilaiannya, serta efisiensi komparatifnya dalam mengidentifikasi arbitrase serta kemampuannya untuk menghasilkan keuntungan yang lebih tinggi. Untuk mengatasi isu-isu tersebut, penelitian ini akan mengusulkan untuk membandingkan model statistical arbitrage yang berbasis kointegrasi dan sistem peramalan sinyal arbitrase berbasis LSTM.

2. METODE

Data diambil dari platform penyedia data saham berbasis web berbayar. Data yang diambil berupa data historis selama sepuluh tahun yang berisi kolom tanggal dan kolom harga penutup. Sebanyak tujuh data saham dari sektor keuangan yang berhasil dikumpulkan berdasarkan kesesuaian kolom tanggal. Tujuh saham yang dikumpulkan akan menghasilkan dua puluh satu pasangan saham.

Strategi arbitrase yang melibatkan dua data saham yang dipasangkan, mempunyai dua syarat untuk pasangan datanya, yaitu harus berkorelasi dan berkointegrasi (Kolapwar, 2025). Korelasi historis pasangan saham dikatakan cocok, jika nilai korelasi (r) ≥ 0.8 (Thakar, 2022). Uji korelasi dapat menggunakan Formula 1. Uji korelasi menggunakan harga saham penutup setiap hari. Nilai korelasi dilambangkan dengan r . Menghitung nilai korelasi membutuhkan beberapa variable, diantaranya X_i dan Y_i sebagai harga penutup saham ke i , $\bar{X}$ dan $\bar{Y}$ sebagai rata-rata harga penutup saham, serta n sebagai banyaknya data. Uji kointegrasi dapat menggunakan uji kestasioneritas dengan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF) seperti pada Formula 2, dengan $p\text{-value} < 0.05$. Tingkat signifikansi 0,05 berarti bahwa ada 5% risiko untuk menolak H_0 , dimana nilai 5% dianggap kecil untuk perhitungan stasioner dan kointegrasi (Harati & Palangkaraya, 2024). Uji kointegrasi menggunakan nilai log harga penutup saham yang dilambangkan $\ln$. Hal tersebut dikarenakan dapat menyetabilkan variansi dan mengurangi efek skala data (Marti & Reimat, 2025). Sehingga dapat dianalisis lebih akurat. Uji ADF perlu variabel α dan γ sebagai parameter regresi, ε_t sebagai error term, $\ln(P_t)$ dan $\ln(P_{t-1})$ sebagai harga saham log penutup waktu ke t .

$$r = \frac{\sum (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=0}^n (X_i - \bar{X})^2 \sum_{i=0}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (1)$$

$$\Delta \ln(P_t) = \alpha + \gamma \ln(P_{t-1}) + \varepsilon_t \quad (2)$$

Uji ADF mempunyai dua hipotesis, yaitu hipotesis 0 dan hipotesis 1. Hipotesis berbunyi "Data deret waktu memiliki akar satuan dan bersifat tidak stasioner". Sebaliknya, hipotesis 1 berbunyi "Data deret waktu tidak memiliki akar satuan dan bersifat stasioner". Pasangan saham dikatakan berkointegrasi apabila masing-masing saham bersifat tidak stasioner (terima h_0), namun kombinasi linear keduanya menghasilkan residual yang stasioner (tolak h_0) (Lim, 2023). Setelah memastikan pasangan saham memenuhi dua syarat tersebut, selanjutnya akan dibuat dua model, yaitu statistical arbitrage dan deep arbitrage.

Membuat model statistical arbitrage dimulai dengan mengambil nilai spread antar saham tiap waktu dengan Formula 3 (Dissertation, 2024). Menghitung spread memerlukan dua parameter regresi, yaitu α dan β . Selain itu, harga log penutup kedua saham dengan lambang $\ln(P_{A,t})$ dan $\ln(P_{B,t})$.

$$\text{spread}_t = \ln(P_{A,t}) - (\alpha + \beta \ln(P_{B,t})) \quad (3)$$

Kemudian, dibutuhkan nilai volatilitas dan nilai msread tiap waktu untuk menyusun strategi trading. Menghitung volatilitas dapat metode GARCH(1,1) dengan cara Formula 4. GARCH(1,1) digunakan karena metode tersebut menunjukkan keefektivitas metode dibandingkan perhitungan volatilitas metode lain (Yirong & Yi, 2024). Volatilitas tiap waktunya dilambangkan dengan σ_t . Perhitungan volatilitas dibutuhkan parameter GARCH(1,1) seperti ω , α , β , serta nilai spread waktu sebelum t dengan lambang spread_{t-1} .

$$\sigma_t = \sqrt{\omega + \alpha \text{spread}_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2} \quad (4)$$

Menghitung msread(t) dapat menggunakan Formula 5. Variabel-variabel yang dibutuhkan untuk menghitung msread(t) adalah spread(t) dan rata-rata spread yang dihasilkan pada Formula 3. Selain itu, dibutuhkan biaya trading yang dilambangkan dengan c . Nilai c diatur 0.5% seperti yang dipakai pada platform investasi di Indonesia (Reku, 2024).

$$mspread_t = spread_t - \overline{spread} - c \quad (5)$$

Strategi trading statistical arbitrage meliputi waktu membeli saham, waktu menjual saham, dan waktu stop-loss. Waktu membeli saham A dapat menggunakan syarat pada Formula 6 dan waktu membeli saham B menggunakan syarat Formula 7. Waktu menjual saham dapat menggunakan syarat pada Formula 8. Waktu stop-loss pada saham A dapat menggunakan syarat pada Formula 9, dan waktu stop-loss pada saham B adalah Formula 10. Stop-loss adalah aturan yang menetapkan bahwa posisi investasi akan dijual otomatis ketika harga mencapai level kerugian maksimum yang telah ditentukan (Hua, 2025). Syarat-syarat tersebut diterapkan dengan harapan mendapat keuntungan dalam kurun waktu membeli saham sampai menjual saham tersebut.

$$mspread_t > (\lambda_1 * \sigma_t) \text{ \& } mspread_t < (\lambda_3 * \sigma_t) \quad (6)$$

$$mspread_t < (-\lambda_1 * \sigma_t) \text{ \& } mspread_t > (-\lambda_3 * \sigma_t) \quad (7)$$

$$-\lambda_2 * \sigma_t < mspread_t < \lambda_2 * \sigma_t \quad (8)$$

$$mspread_t > \lambda_3 * \sigma_t \quad (9)$$

$$mspread_t < -\lambda_3 * \sigma_t \quad (10)$$

Pada Formula 6 sampai Formula 10, terdapat nilai threshold dengan variabel λ_1 , λ_2 , dan λ_3 . Memaksimalkan nilai threshold dapat dilakukan dengan metode gridsearch (Ba, 2025). Gridsearch adalah membandingkan nilai ROI yang didapat dari semua kombinasi λ_1 , λ_2 , dan λ_3 yang ada (Zhan et al., 2022). Nilai λ_2 berada dalam rentang 0-10, λ_1 berada dalam rentang 12-30, serta λ_3 berada dalam rentang 11-50 (Zhan et al., 2022). Nilai λ_1 pasti akan lebih besar dari λ_2 , karena λ_1 merepresentasikan sinyal pembelian saham karena nilai spread dianggap membesar. Nilai λ_2 merepresentasikan spread yang normal. Hal tersebut menjadi sinyal jual saham dengan posisi profit, karena spread kembali normal. Nilai λ_3 merepresentasikan sinyal stop-loss karena spread makin membesar yang dianggap saat menjual saham kondisinya merugi.

Visualisasi simulasi membutuhkan z-score agar lebih mudah dibaca. Menghitung z-score dapat dilakukan cara membagi mspread dengan volatilitas seperti Formula 11.

$$z_t = \frac{mspread_t}{\sigma_t} \quad (11)$$

Strategi deep arbitrage memerlukan kolom spread dan z-score yang dihasilkan sebelumnya. Sebelum training model LSTM, tiap baris data akan diberikan label berdasarkan z-scorenya, sesuai pada aturan pada Formula 12. Label 1 digunakan untuk sinyal beli saham A, label 2 adalah sinyal beli saham B, label 3 untuk sinyal jual saham, label 4 adalah sinyal stop-loss, serta label 0 untuk sinyal hold atau tidak ada tindakan untuk menunggu sinyal setelahnya yang ada.

$$sinyal(z) = \begin{cases} 4, & |z| > \lambda_3 \\ 3, & |z| < \lambda_2 \\ 2, & \lambda_1 < z < \lambda_3 \\ 1, & -\lambda_3 < z < -\lambda_1 \\ 0, & \text{lainnya} \end{cases} \quad (12)$$

Label yang dihasilkan akan menjadi fitur target model dan spread(t) digunakan untuk fitur input. Kemudian, data akan dibagi sebanyak 65% untuk menjadi data uji dan 35% menjadi data latih. Data latih akan dinormalisasi untuk menghindari kasus model secara tidak sengaja mengakses atau menggunakan informasi dari data uji selama proses pelatihan (data leakage) (Practices, 2025). Setelah itu, data latih akan dimasukkan dalam LSTM untuk memprediksi sinyal waktu beli, jual, dan stop-loss pada pasangan saham.

Kedua model yang dibuat (statistical arbitrage dan deep arbitrage) akan menghasilkan nilai ROI portofolio dan sharpe ratio yang kemudian akan dibandingkan hasilnya. Perhitungan ROI portofolio dapat menggunakan Formula 15, dan perhitungan sharpe ratio menggunakan Formula 19. Terdapat visualisasi yang dihasilkan oleh kedua model, yaitu gambar simulasi trading dan tabel transaksi trading. Gambar simulasi trading mempunyai beberapa simbol seperti simbol segitiga biru adalah tanda membeli saham A, simbol bulat biru adalah tanda menjual saham A, simbol segitiga kuning terbalik adalah tanda membeli saham B, simbol bulat kuning adalah tanda menjual saham B, garis putus-putus warna hijau untuk batas λ_1 sebagai sinyal beli saham, garis putus-putus warna abu-abu untuk batas λ_2 sebagai sinyal jual saham, dan garis putus-putus warna merah untuk batas λ_3 sebagai sinyal stop-loss. Tabel transaksi trading berisi kolom waktu beli, keterangan beli, waktu jual, keterangan jual, dan ROI yang di dapat pada tiap transaksi untuk memastikan tiap transaksi mendapatkan profit sesuai harapan.

Setiap baris dari tabel transaksi trading, akan dihitung ROI per transaksi. Kemudian dihitung equity per transaksinya. Sehingga, menjadi ROI portofolio. Perhitungan ROI per transaksi menggunakan Formula 13 berbentuk desimal, dengan cara mengurangi harga log penutup saham saat beli saham dengan harga log penutup saham saat jual saham. Menghitung equity per transaksi dapat menggunakan Formula 14. Equity dilambangkan dengan V dan t melambangkan waktunya. ROI portofolio dapat dihitung dengan Formula 15 yang membutuhkan nilai V_T sebagai nilai equity terakhir dan V_0 sebagai nilai equity awal.

$$ROI_t = \ln(P_{jual,t}) - \ln(P_{beli,t}) \quad (13)$$

$$V_t = V_{t-1} * (1 + ROI_t) \quad (14)$$

$$ROI_{portofolio} = \left(\frac{V_T - V_0}{V_0} \right) * 100\% \quad (15)$$

Sharpe ratio dianggap bagus jika nilainya lebih dari 1 (Erwanto, 2025b). Parameter resiko pada perhitungan sharpe ratio dinolkan karena untuk data harian, nilainya sangat kecil dibandingkan dengan return pasar (Erwanto, 2025a). Sebelum menghitung sharpe ratio dengan Formula 18, dibutuhkan beberapa variabel seperti rata-rata return portofolio harian, atau yang dilambangkan dengan $\bar{r}_t$. Serta, standar deviasi return portofolio, atau σ_r . Return portofolio harian dapat dihitung menggunakan Formula 16, dengan posisi di A yang dipegang, dengan range 0 sampai 1, dilambangkan p_t^A . Nilai p_t^B sama pengertiannya dengan p_t^A , tapi memakai saham B. Nilai σ_r dapat dihitung dengan cara seperti pada Formula 17.

$$r_t = p_t^A * (\ln(P_{A,t}) - \ln(P_{A,t-1})) + p_t^B * \Delta \ln(P_{B,t}) \quad (16)$$

$$\sigma_r = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{t=0}^N (r_t - \bar{r})^2} \quad (17)$$

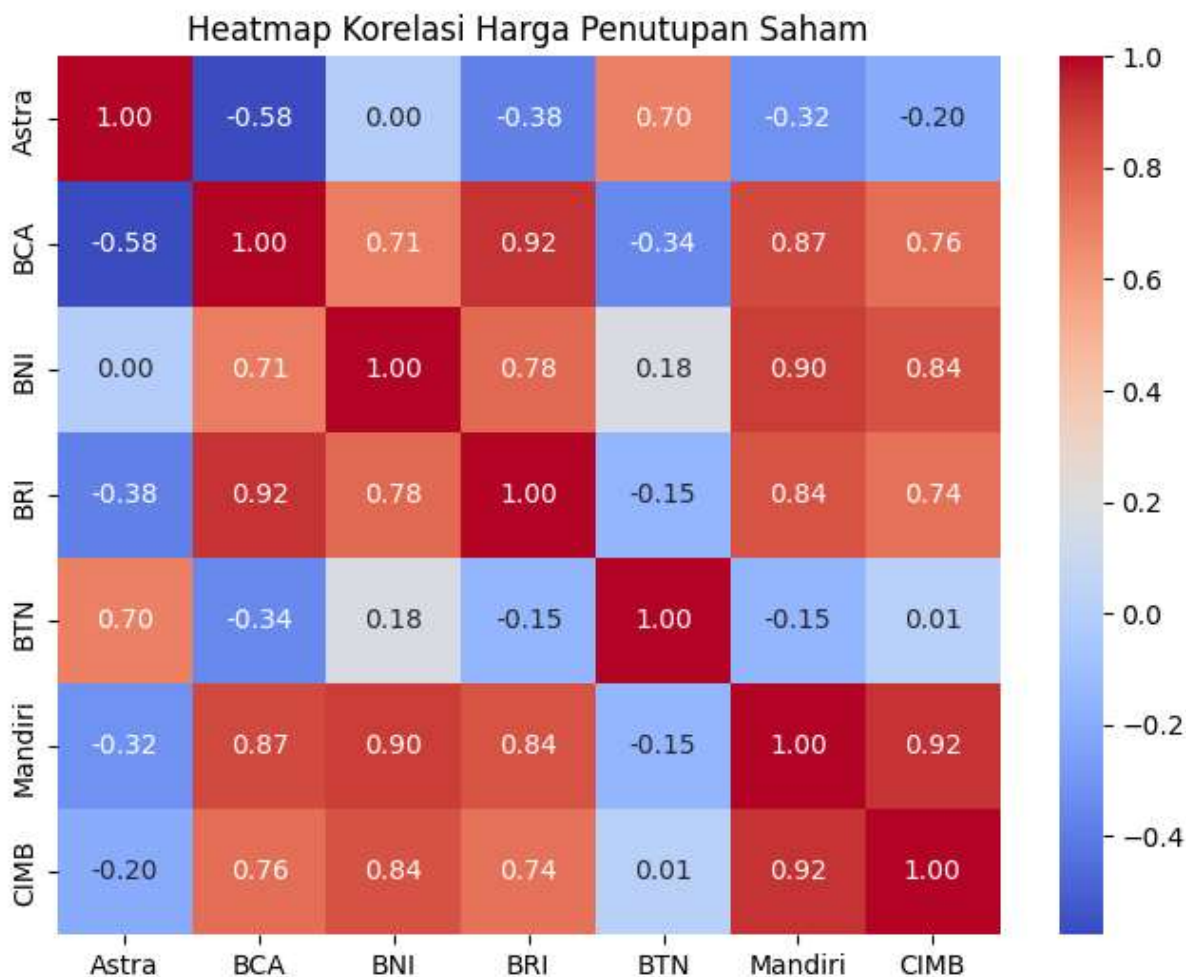
$$\text{Sharpe} = \frac{\bar{r}_t}{\sigma_r} * \sqrt{252} \quad (18)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil

Sebelum pasangan data diolah, perlu dilakukan preprocessing untuk memudahkan pengolahan data karena data sudah bersih dan sesuai format yang dibutuhkan. Pertama, data penutup saham harus dipastikan berbentuk numerik dan data waktu berbentuk tanggal berformat tahun-bulan-tanggal. Selanjutnya, semua data yang dimasukkan dipastikan urutan tanggalnya sama dengan data lainnya.

Pasangan saham pada sektor keuangan yang memenuhi dua syarat strategi arbitrase pada penelitian ini adalah BBKA dan BBRI. Pada Gambar 1, disajikan heatmap untuk memvisualisasikan korelasi dari semua pasangan saham yang ada. Pasangan BBKA dan BBRI mempunyai nilai korelasi dan p-value seperti pada Tabel 1. P-value dihasilkan dengan cara menguji kestasioneritas menggunakan uji ADF. Pasangan BBKA dan BBRI menghasilkan p-value dengan uji ADF dengan data residual. Sedangkan, masing-masing saham dari pasangan tersebut menghasilkan p-value dengan uji ADF dengan data harga penutup.



Gambar 1. Heatmap Korelasi Pasangan Saham

Tabel 1. Hasil Korelasi dan P-value BBKA dan BBRI

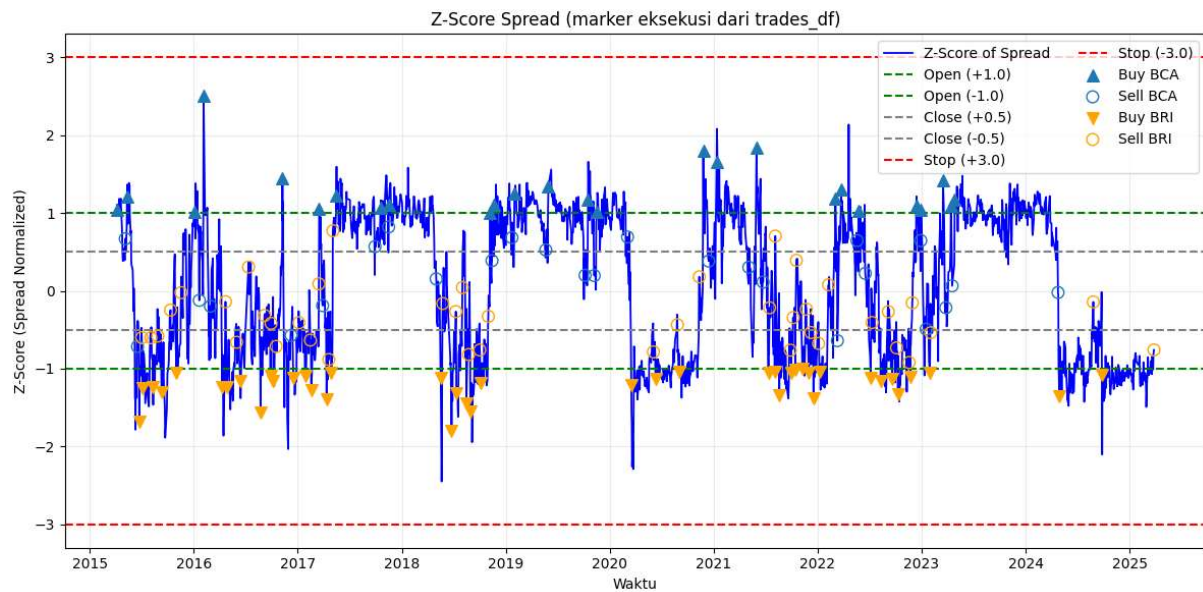
Nama Saham	Korelasi	P-value	Keterangan
BBKA-BBRI	0.92	0.004	
BBKA	-	0.71	Memenuhi syarat berkorelasi dan berkontegrasi
BBRI	-	0.45	

Pasangan saham yang dipilih melewati semua proses pengolahan seperti yang disebutkan pada bab Metode. Nilai threshold terbaik yang dihasilkan oleh gridsearch adalah $\lambda_1 = 1.0$, $\lambda_2 = 0.5$, $\lambda_3 = 3.0$. Hasil ROI portofolio dan sharpe ratio kedua metode disajikan pada Tabel 2.

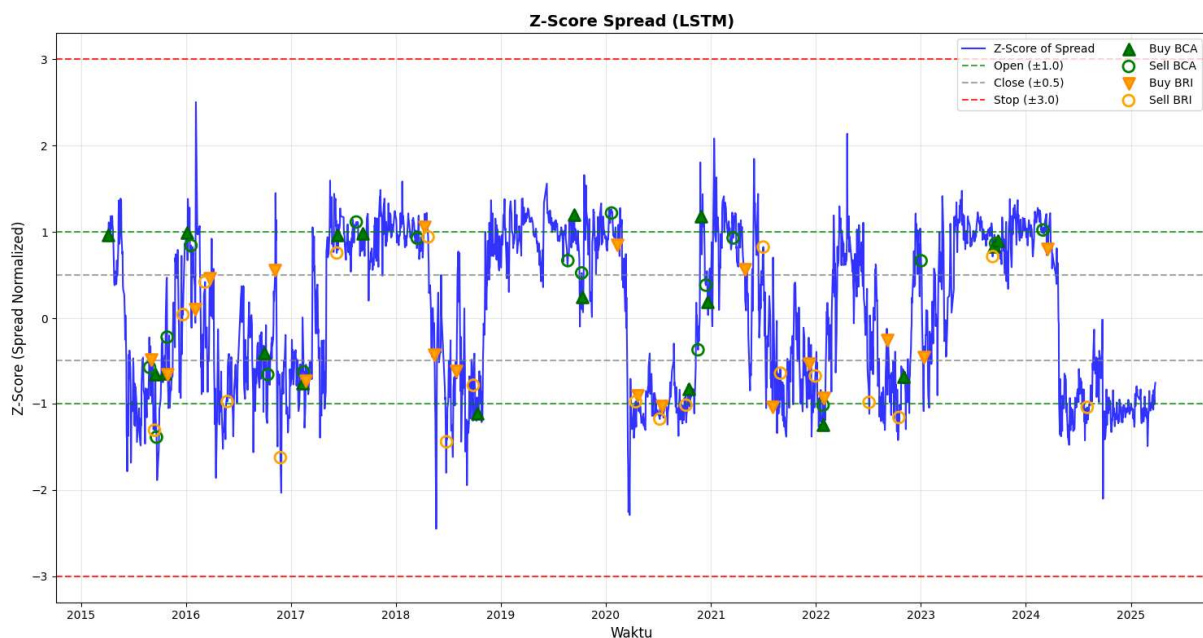
Tabel 2. Hasil ROI Portofolio dan Sharpe Ratio Dua Metode

Metode	ROI Portofolio	Sharpe Ratio
Statistical Arbitrage	581%	0.77
Deep Arbitrage (LSTM)	735%	1.67

Gambar 2 menyajikan visualisasi simulasi trading menggunakan metode statistical arbitrage. Pada metode tersebut, terdapat 68 transaksi beli-jual saham, yang terbagi menjadi 26 transaksi jual-beli saham BBKA dan 42 transaksi beli-jual saham BBRI. Selain itu, Gambar 3 menyajikan visualisasi simulasi trading menggunakan metode deep arbitrage (LSTM). Pada metode deep arbitrage dengan model LSTM menghasilkan 37 transaksi beli-jual saham, yang terbagi menjadi 18 transaksi jual-beli saham BBKA dan 19 transaksi beli-jual saham BBRI.



Gambar 2. Simulasi Trading Menggunakan Statistical Arbitrage.



Gambar 3. Simulasi Trading Menggunakan Deep Arbitrage.

Perlu dibuatkan tabel transaksi trading untuk memperjelas waktu membeli dan menjual saham. Maka dari itu, Tabel 3 dan Tabel 4 disajikan untuk memperjelas waktunya. Tabel 3 untuk tabel transaksi trading dengan metode statistical arbitrage. Tabel 4 untuk tabel transaksi trading dengan metode deep arbitrage menggunakan LSTM.

Tabel 3. Transaksi Trading Statistical Arbitrage

No	Waktu beli (tahun-bulan-tanggal)	Keterangan beli	Waktu beli (tahun-bulan-tanggal)	Keterangan beli	ROI(%)
1	2015-04-07	Beli BBKA	2015-05-06	Jual BBKA	-10.4%
2	2015-05-12	Beli BBKA	2015-06-18	Jual BBKA	-0.72%
3	2015-06-24	Beli BBRI	2015-07-03	Jual BBRI	5.07%
4	2015-07-06	Beli BBRI	2015-08-04	Jual BBRI	0%
5	2015-08-11	Beli BBRI	2015-08-28	Jual BBRI	2.44%
...	...	...	...	...	...
64	2023-03-17	Beli BBKA	2023-03-27	Jual BBKA	3.88%
65	2023-04-14	Beli BBKA	2023-04-18	Jual BBKA	1.38%
66	2023-04-27	Beli BBKA	2024-04-24	Jual BBKA	8.74%
67	2024-04-29	Beli BBRI	2024-08-26	Jual BBRI	11.11%
68	2024-09-25	Beli BBRI	2025-03-27	Jual BBRI	-23.94%

Tabel 4. Transaksi Trading Deep Arbitrage

No	Waktu beli (tahun-bulan-tanggal)	Keterangan beli	Waktu beli (tahun-bulan-tanggal)	Keterangan beli	ROI(%)
1	2015-04-06	Beli BBKA	2015-08-28	Jual BBKA	0.26%
2	2015-09-02	Beli BBRI	2015-09-14	Jual BBRI	12.59%
3	2015-09-17	Beli BBKA	2015-09-21	Jual BBKA	2.94%
4	2015-10-21	Beli BBKA	2015-10-28	Jual BBKA	-2.07%
5	2015-10-30	Beli BBRI	2015-12-22	Jual BBRI	15.22%
...	...	...	...	...	...
33	2022-11-3	Beli BBKA	2023-01-02	Jual BBKA	0.15%
34	2023-01-12	Beli BBRI	2023-09-08	Jual BBRI	13.13%
35	2023-09-12	Beli BBKA	2023-09-18	Jual BBKA	-0.28%
36	2023-09-25	Beli BBKA	2024-03-01	Jual BBKA	10.86%
37	2024-03-18	Beli BBRI	2024-08-02	Jual BBRI	10.58%

Pada Tabel 3 dan Tabel 4 disajikan juga kolom ROI untuk membuktikan tiap transaksi tradingnya memberikan keuntungan atau kerugian. Namun, untuk jumlah ROI portofolio yang menjadi hasil akhir menggunakan Formula 15. ROI yang positif menandakan keuntungan. Sebaliknya, ROI yang negatif menandakan kerugian. Pada Tabel 3 terdapat 16 transaksi yang menghasilkan kerugian dikarenakan ROI yang negatif. Tabel 4 juga mengalami hal yang sama, terdapat 10 transaksi yang rugi.

Pembahasan

Pembahasan pada penelitian ini adalah membandingkan penerapan metode statistical arbitrage dan deep arbitrage (LSTM), penilaiannya, serta efisiensi komparatifnya dalam mengidentifikasi arbitrase serta kemampuannya untuk menghasilkan keuntungan yang lebih tinggi. Metode statistical arbitrage dan deep arbitrage (LSTM) digunakan untuk memprediksi sinyal beli dan sinyal jual yang menghasilkan keuntungan menggunakan data pasar saham Indonesia. Data tersebut digunakan karena belum ada penelitian sinyal arbitrase menggunakan data pasar saham Indonesia. Hasilnya kedua model tersebut dapat diterapkan dengan baik menggunakan data pasar saham Indonesia. Hal tersebut dibuktikan karena kedua metode memberikan ROI yang tinggi dan sharpe ratio yang positif. Kedua metode tersebut dapat dinilai efisiensinya dengan cara dibandingkan nilai ROI dan sharpe rationya.

Terlihat pada Tabel 2 ROI pada deep arbitrage (LSTM) lebih tinggi 154% dari ROI pada statistical arbitrage. Karena ROI pada deep arbitrage adalah 735% dan ROI pada statistical arbitrage 581%. Tidak hanya ROI yang lebih tinggi, sharpe ratio pada deep arbitrage (LSTM) juga lebih tinggi 0.9 dari sharpe ratio pada statistical arbitrage. Karena sharpe ratio pada deep arbitrage sebanyak 1.67 dan sharpe ratio pada statistical arbitrage sebanyak 0.77.

Parameter ROI digunakan untuk mengukur keuntungan. Jadi, semakin tinggi nilai ROI pada sebuah metode, artinya semakin menguntungkan juga metode tersebut. Pada penelitian ini, metode deep arbitrage dengan model LSTM memberikan keuntungan lebih banyak daripada metode statistical arbitrage.

Parameter sharpe ratio digunakan untuk mengukur kinerja investasi berdasarkan imbal hasil yang disesuaikan dengan risiko. Berdasarkan sub bab metode, nilai ROI di atas X Adalah kategori bagus. Maka dari itu, sharpe ratio dari deep arbitrage bagus, dan sharpe ratio dari statistical arbitrage kurang.

4. SIMPULAN

Kesimpulannya adalah metode yang paling bagus dalam penelitian ini adalah metode deep arbitrage yang menggunakan model LSTM berdasarkan hasil ROI dan sharpe rasionya. Data harian dari pasar saham Indonesia juga cocok untuk diterapkan menggunakan model tersebut, karena menghasilkan ROI yang tinggi. Harapan dari penelitian ini adalah para investor saham dapat mengimplementasikan metode deep arbitrage menggunakan model LSTM dalam keputusan waktu membeli dan menjual sahamnya. Saran pada penelitian ini adalah peneliti lain agar dapat mencoba metode deep learning lain yang barangkali lebih cocok dengan data pasar saham Indonesia.

5. DAFTAR PUSTAKA

- Ba, M. (2025). *The Optimal Threshold Selection for High-Frequency Pairs Trading via Supervised Machine Learning Algorithms*. <https://doi.org/10.1007/s10614-025-10958-5>
- Balladares, K., Ramos-Requena, J. P., Trinidad-Segovia, J. E., & Sánchez-Granero, M. A. (2021). Statistical arbitrage in emerging markets: A global test of efficiency. *Mathematics*, 9(2), 1–20. <https://doi.org/10.3390/math9020179>
- BEI. (2024). *Jumlah Investor Saham di Indonesia Lampaui 6 Juta SID*. <https://www.idx.co.id/id/berita/siaran-pers/2224>
- Chang, V., Man, X., Xu, Q., & Hsu, C. H. (2021). Pairs trading on different portfolios based on machine learning. *Expert Systems*, 38(3). <https://doi.org/10.1111/exsy.12649>
- Chen, J. (2021). <https://www.investopedia.com/terms/s/statisticalarbitrage.asp>. Investopedia. <https://www.investopedia.com/terms/s/statisticalarbitrage.asp>
- Dissertation, A. (2024). *Quantitative methods of statistical arbitrage*. May.
- Erwanto. (2025a). *Memahami Trailing Volatility dalam Investasi Saham*. <https://www.heygotrade.com/id/blog/memahami-trailing-volatility-dalam-investasi/#:~:text=Investor sering mengalikan angka ini dengan akar,diperbarui setiap hari%2C mencerminkan kondisi pasar terbaru.>
- Erwanto. (2025b). *Sharpe Ratio vs Sortino Ratio: Ukur Risiko Investasi Lebih Akurat*. <https://www.heygotrade.com/id/blog/sharpe-ratio-vs-sortino-ratio/#:~:text=Kapan Menggunakan Sharpe Ratio? %3E 1%2C0 =,Sangat baik %3E 3%2C0 = Luar biasa>
- Gatta, F., Iorio, C., Chiaro, D., Giampaolo, F., & Cuomo, S. (2023). Statistical arbitrage in the stock markets by the means of multiple time horizons clustering. *Neural Computing and Applications*, 35(16), 11713–11731. <https://doi.org/10.1007/s00521-023-08313-6>
- Harati, R., & Palangkaraya, U. (2024). *Jurnal Ekonomi, Manajemen Dan Perbankan*. 272–284.
- He, C., Wang, T., Liu, X., & Huang, K. (2023). An innovative high-frequency statistical arbitrage in Chinese futures market. *Journal of Innovation and Knowledge*, 8(4). <https://doi.org/10.1016/j.jik.2023.100429>
- Hidayat, A. (2025). *Bursa Tunda Penerapan Short Selling Lagi*.
- Hua, V. (2025). *Risk Management Strategies Used by Professional Traders Journal of Stock & Forex Trading*. 12(1000279), 1–2. <https://doi.org/10.35248/2168-9458.25.12.279>
- Kolapwar, P. G. (2025). *Enhancing Pairs Trading with Adaptive Pair Rotation Strategies in Volatile Markets*. 15(4), 24466–24471.
- Lim, S. (2023). *An Empirical Study of Pairs Trading in Cambodia Securities Exchange*. 8(1), 1–12.
- Marti, R., & Reimat, A. (2025). *Bitcoin and global stock portfolio: Dynamics across short and long-term horizons*. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.frl.2025.108918>
- Practices, B. (2025). *Data Preprocessing and Feature Engineering for Data Mining* :
- Reku. (2024). *5 Macam Biaya Investasi yang Investor Wajib Tahu!*
- Thakar, C. (2022). *Arbitrage Strategies: Understanding Working of Statistical Arbitrage*. <https://blog.quantinsti.com/statistical-arbitrage/#:~:text=Statistical arbitrage originated around the,arbitrage as this blog covers:>
- Yirong, H., & Yi, L. (2024). Forecasting conditional volatility based on hybrid GARCH-type models with long memory, regime switching, leverage effect and heavy-tail: Further evidence from equity market. *The North American Journal of Economics and Finance*, 72. <https://doi.org/102148>
- Zhan, B., Zhang, S., Du, H. S., & Yang, X. (2022). Exploring Statistical Arbitrage Opportunities Using Machine Learning Strategy. *Computational Economics*, 60(3), 861–882. <https://doi.org/10.1007/s10614-021-10169-8>

