**ANALISIS PREDIKSI HARGA SAHAM MANCHESTER UNITED MENGGUNAKAN METODE SUPPORT VECTORE MACHINE**

**PROPOSAL TUGAS AKHIR**

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat

memperoleh gelar Sarjana Komputer

Program Studi Informatika

****

Diajukan Oleh:

**Fransiskus Jremiegi Saputra**

**205314062**

PROGRAM STUDI INFORMATIKA

FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI

UNIVERSITAS SANATA DHARMA

YOGYAKARTA

2023

# **KATA PENGANTAR**

Berangkat dari rasa penasaran dan keingitahuan yang mendalam, penulis pada akhirnya memutuskan untuk mencoba meneliti masalah ini.

# **DAFTAR ISI**

[KATA PENGANTAR i](#_Toc166858289)

[DAFTAR ISI ii](#_Toc166858290)

[DAFTAR GAMBAR iv](#_Toc166858291)

[DAFTAR TABEL vi](#_Toc166858292)

[BAB I PENDAHULUAN 1](#_Toc166858293)

[1.1 Latar Belakang 1](#_Toc166858294)

[1.2 Rumusan Masalah 2](#_Toc166858295)

[1.3 Batasan Masalah 3](#_Toc166858296)

[1.4 Tujuan Penelitian 3](#_Toc166858297)

[1.5 Manfaat Penelitian 3](#_Toc166858298)

[1.6 Sistematika Penulisan 4](#_Toc166858299)

[BAB II TINJAUAN PUSTAKAN 6](#_Toc166858300)

[2.1 Kajian Teori 6](#_Toc166858301)

[2.1.1 Saham 6](#_Toc166858302)

[2.1.2 Analisis Teknikal 6](#_Toc166858303)

[2.1.3 Relative Strength Index (RSI) 7](#_Toc166858304)

[2.1.4 Manchester United 9](#_Toc166858305)

[2.1.5 Support Vector Machine (SVM) 10](#_Toc166858306)

[2.2 Kajian Hasil Riset 11](#_Toc166858307)

[BAB III METODE PENELITIAN 17](#_Toc166858308)

[3.1 Pengumpulan Data 18](#_Toc166858309)

[3.2 Preprocessing 19](#_Toc166858310)

[3.3 Ekstraksi Fitur 20](#_Toc166858311)

[3.4 Pembagian Data 21](#_Toc166858312)

[3.5 Modeling 22](#_Toc166858313)

[3.6 Evaluasi 23](#_Toc166858314)

[3.7 Skenario Pengujian 23](#_Toc166858315)

[BAB IV PEMBAHASAN 25](#_Toc166858316)

[4.1 Data 25](#_Toc166858317)

[4.2 Preprocessing Data 25](#_Toc166858318)

[4.2.1 Menghapus Nilai Missing Value 25](#_Toc166858319)

[4.2.2 Menghapus Duplikasi 26](#_Toc166858320)

[4.2.3 Menghapus Atribut Tidak Lengkap 26](#_Toc166858321)

[4.3 Ekstraksi Fitur 27](#_Toc166858322)

[4.3.1 Menemukan Nilai Relative Strength Index (RSI) 27](#_Toc166858323)

[4.3.2 Menentukan Target/Label 30](#_Toc166858324)

[4.3.3 Belence Label/Target 31](#_Toc166858325)

[4.3.4 Normalisasi Data 32](#_Toc166858326)

[4.4 Pembagian Data 34](#_Toc166858327)

[4.5 Modeling 35](#_Toc166858328)

[4.6 Evaluasi 35](#_Toc166858329)

[4.6.1 Hasil Pengujian 3-Fold 36](#_Toc166858330)

[4.6.2 Hasil Pengujian 5-Fold 36](#_Toc166858331)

[4.6.3 Hasil Pengujian 7-Fold 37](#_Toc166858332)

[4.6.4 Hasil Pengujian 9-Fold 38](#_Toc166858333)

[4.6.5 Hasil Akurasi Terbaik Dari K-Fold Yang Diuji 39](#_Toc166858334)

[BAB V KESIMPULAN DAN SARAN 40](#_Toc166858335)

[5.1 Kesimpulan 40](#_Toc166858336)

[5.2 Saran 40](#_Toc166858337)

[DAFTAR PUSTAKA 41](#_Toc166858338)

# **DAFTAR GAMBAR**

[Gambar 3. 1 Gambaran umum penelitian 17](#_Toc166899226)

[Gambar 3. 2 Contoh data harga saham Manchester United 19](#_Toc166899227)

[Gambar 3. 3 Alur proses preprocessing 20](#_Toc166899228)

[Gambar 3. 4 Alur proses ekstraksi fitur 21](#_Toc166899229)

[Gambar 3. 5 Alur proses metode k-flod cross validation 22](#_Toc166899230)

[Gambar 4. 1 Code untuk load data 25](#_Toc166899231)

[Gambar 4. 2 Code untuk cek nilai missing value 26](#_Toc166899232)

[Gambar 4. 3 Code untuk cek duplikasi nilai 26](#_Toc166899233)

[Gambar 4. 4 Code untuk cek nilai atribut yang tidak lengkap 27](#_Toc166899234)

[Gambar 4. 5 Code untuk jumlah periode yang digunakan 28](#_Toc166899235)

[Gambar 4. 6 code untuk menghitung nilai selisih antara atribut Close hari ini dengan nilai atribut Close hari sebelumnya 28](#_Toc166899236)

[Gambar 4. 7 Code untuk menentukan atau mengelompokkan nilai penutupan naik/up dan nilai penutupan turun/down 28](#_Toc166899237)

[Gambar 4. 8 Code untuk menghitung nilai rata-rata penutupan naik/up dan rata-rata penutupan turun/down 29](#_Toc166899238)

[Gambar 4. 9 Code untuk menghitung nilai RSI 30](#_Toc166899239)

[Gambar 4. 10 Output dari hasil perhitungan RSI 30](#_Toc166899240)

[Gambar 4. 11 Code untuk menentukan target/label 31](#_Toc166899241)

[Gambar 4. 12 Output setelah menentukan nilai pada label/target 31](#_Toc166899242)

[Gambar 4. 13 Code untuk belance data 32](#_Toc166899243)

[Gambar 4. 14 code serta output pada program sebelum dilakukan belence data 32](#_Toc166899244)

[Gambar 4. 15 code serta output pada program setelah dilakukan belence data 32](#_Toc166899245)

[Gambar 4. 16 Code untuk normalisasi nilai pada data 33](#_Toc166899246)

[Gambar 4. 17 Output sebelum nilai pada data di normalisasi 33](#_Toc166899247)

[Gambar 4. 18 Output setelah nilai pada data di normalisasi 34](#_Toc166899248)

[Gambar 4. 19 Pembagian data menggunakan train\_test\_split 34](#_Toc166899249)

[Gambar 4. 20 Pembagian data menggunakan cross validation 34](#_Toc166899250)

[Gambar 4. 21 Code untuk pemodelan SVM 35](#_Toc166899251)

[Gambar 4. 22 Code untuk menentukan kernel dan nilai C terbaik 35](#_Toc166899252)

[Gambar 4. 23 Code yang digunakan untuk prediksi 35](#_Toc166899253)

# **DAFTAR TABEL**

[Tabel 2. 1 Rumus fungsi karnel 11](#_Toc166899321)

[Tabel 2. 2 Hasil kajian teori 11](#_Toc166899322)

[Tabel 3. 1 Skenario pengujian 18](#_Toc155821966)

[Table 4. 1 Hasil pengujian kernel dan nilai C menggunakan 3-fold 36](#_Toc166899443)

[Table 4. 2 Hasil pengujian kernel dan nilai C menggunakan 5-fold 37](#_Toc166899444)

[Table 4. 3 Hasil pengujian kernel dan nilai C menggunakan 7-fold 37](#_Toc166899445)

[Table 4. 4 Hasil pengujian kernel dan nilai C menggunakan 9-fold 38](#_Toc166899446)

# **PENDAHULUAN**

## **Latar Belakang**

Dewasa ini, trend terhadap saham kian populer dikalangan masyarkat mulai dari iming-iming manis yang menjanjikan untuk cuan sampai pada penipuan yang merugikan bahkan tak jarang adu gengsian agar tidak jadi bahan gosipan. Adanya jaminan kemudahan dalam mengakses pasar saham juga menjadi pemikat agar masyarkat semakin tertarik untuk terjun ke dunia investasi. Lantas, fenomena ini menujukan bahwa pasar saham menjadi daya tarik utama dikalangan masyarakat umum sehingga mencerminkan minat yang meningkat terhadap investasi dan keuangan.

Penting untuk memahami bahwa investasi saham memerlukan pengetahuan yang cukup, riset yang matang, dan perencanaan yang hati-hati. Hal ini dikarenakan saham bergerak secara non linier dan perubahan harga bisa terjadi begitu cepat yang dipengaruhi oleh banyak faktor seperti kondisi keuangan perusahaan, laju inflasi, tingkat suku bunga, permintaan dan penawaran, dan masih banyak lagi (Fadilah, Agfiannisa, & Azhar, 2020) (Wulandari & Anubhakti, 2022) (Syahputra, Ramadhan, & Burha, 2022) (Maulana & Kumalasari, 2019) (Lestari & Pangaribuan, 2020). Oleh karena itu, penting untuk mengetahui dan mempelajari perilaku pergerakan harga saham dengan melakukan analisis prediksi harga saham sehingga berguna untuk mengetahui prospek dan alur investasi di masa mendatang serta membantu dalam mempertimbangkan pengambilan keputusan transaksi saham (Fadilah, Agfiannisa, & Azhar, 2020) (Wulandari & Anubhakti, 2022) (Syahputra, Ramadhan, & Burha, 2022) (Maulana & Kumalasari, 2019) (Lestari & Jasuni, 2023) . Dengan demikian, Adanya model prediksi pergerakan harga saham yang akurat dapat menjadi tools yang bisa membantu para investor dalam melakukan pengambilan keputusan terkait dengan saham dikarenakan pergerakan harga saham yang cenderung non linier ini akan menyulitkan investor dalam melakukan prediksi. Terdapat beberapa penelitian yang membahas terkait dengan prediksi saham dengan menggunakan beberapa model algoritma.

Penelitian yang dilakukan Wulandari & Anubhakti (2022) dalam memprediksi harga saham PT. Garuda Indonesia, Tbk menggunakan pengujian model SVM yakni menghasilkan performance prediction trend accuracy sebesar 0.545 dari 520 dataset yang ada (Wulandari & Anubhakti, 2022). Masih menggunakan metode yang sama yakni SVM namun dikombinasikan dengan melakukan perbandingan menggunakan KNN untuk memprediksi harga saham PT. Telekomunikasi Indonesia menghasilkan nilai akurasi tertinggi yakni 0.9653 dan nilai RMSE sebesar 0.0091 untuk algoritma SVM sedangkan algoritma KNN nilai akurasi sebesar 0.9456 dan RMSE sebesar 0.1162 (Fadilah, Agfiannisa, & Azhar, 2020). Tidak hanya itu, terdapat juga penelitian terhadap prediksi harga saham Bank BRI menggunakan algoritma Linier Regression dan memperoleh akurasi R-2 sebesar 0.9125 dengan nilai error pada prediksi yang diukur menggunakan MAPE dan menghasilkan persentase sebesar 13,751% untuk data pelatihan, 13,773% untuk data pengujian, dan 13,755% untuk data keseluruhan atau persentase error berada pada rentang 10% - 20% (Syahputra, Ramadhan, & Burha, 2022).

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan tersebut maka dapat dilakukan penelitian dalam memprediksi harga saham dengan pendekatan yang serupa sehingga dapat membantu para investor dalam melihat prospek suatu saham tertentu. Tidak hanya itu, metode algoritma yang digunakan juga diharapkan mampu menjawab permasalahan yang telah diuraikan serta dapat mengetahui tingkat keakuratan dari suatu model algoritma dalam memprediksi harga saham.

## **Rumusan Masalah**

1. Bagaimanakah metode Support Vector Machine (SVM) dapat digunakan untuk memprediksi harga saham secara akurat ?
2. Bagaimana hasil dari tingkat keakuratan dari suatu model algoritma yang digunakan dalam meprediksi harga saham dapat menjawab permasalah seperti yang telah diuraikan pada bagian latar belakang ?

## **Batasan Masalah**

1. Data saham yang diambil ialah saham Manchester United dengan kode MANU pada bursa efek New York Stock Exchange (NYSC).
2. Data yang diambil yakni data pergerakan harian harga saham selama 5 tahun terakhir dengan rentang waktu yakni 31 Oktober 2018 sampai 30 Oktober 2023.
3. Algoritma yang digunakan hanya terbatas pada Support Vector Machine (SVM).

## **Tujuan Penelitian**

Pentingnya pengetahuan yang cukup, riset yang matang dan perencanaan yang hati-hati dalam investasi membutuhkan analisis prediksi saham yang akurat sehingga memberikan gambaran terkait dengan prospek saham di masa yang mendatang. Dengan demikian, hadirnya model dalam memprediksi pergerakan harga saham dapat menjadi tools untuk membantu dalam menganalisis serta mengambil keputusan sebagai bahan pertimbangan. Di sisi lain, metode yang digunakan juga menjadi tolak ukur untuk melihat sejauh mana keakuratan yang dihasilkan serta seberapa efektif model tersebut melahirkan prediksi yang akurat ditengah kondisi pasar saham yang bergerak secara non-linier.

## **Manfaat Penelitian**

1. Membantu para investor dalam memprediksi harga saham dan mengetahui prospek saham di masa yang akan datang sehingga dapat meminimalkan resiko dan memaksimalkan keuntungan.
2. Membantu investor dalam mempertimbangkan pengambilan keputusan sehingga menjadi panduan dalam menyusun starategi investasi baik jangka pendek maupun jangka Panjang.
3. Metode yang digunakan untuk memprediksi menjadi tolak ukur dalam mengetahui tingkat keakuratan dan efektifitas sehingga membantu sejauh mana model tersebut dapat diandalkan dan menghasilkan prediksi yang sesuai ditengah pasar saham yang bergerak secara non-linier.

## **Sistematika Penulisan**

Pada penelitian ini, sistematika penulisan tugas akhir dibagi dalam berberap bab yakni:

**BAB I PENDAHULUAN**

Bab ini membahasa terkait dengan latar belakang, rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian dan sistematika penulisan.

**BAB II TINJAUAN PUSTAKA**

Bab ini membahasa terkait dengan tinjauan pustaka serta teori-teori yang mendukung dan relevan dengan penelitian tugas akhir ini seperti teori terkait dengan Support Vector Machine (SVM), Saham, Analisis Teknikal dan Manchester United. Tidak hanya itu, pada bab ini juga dilengkapi dengan hasil kajian riset dari penelitian sebelumnya.

**BAB III METODE PENELITIAN**

Bab ini membahasa terkait dengan prosedur yang akan dilakukan oleh penulis dalam menyelesaikan tugas akhir ini. Prosedur tersebut berupa suatu gambaran atau konsep alur kerja secara sistematis berupa *inputan* dan *ouput* dari tiap-tiap proses yang dilakukan. Andapun proses yang dilalui penulis seperti pengambilan data, preprocessing, ekstraksi fitur, pembagaian data, modeling dan evaluasi serta scenario pengujian.

**BAB IV PEMBAHASAN**

Bab ini membahasa terkait dengan hasil dari penelitian yang telah dilakukan berupa analisis dan evalusi terhadap kinerja model yang telah dibangun.

**BABA V KESIMPULAN**

Bab ini membahasa terkait dengan kesimpulan akhir serta menjawab pertanyaan pada rumusan masalah yang telah dijabarkan pada bab pertama. Tidak hanya itu, penulis juga memberikan saran atau kritik yang membangun untuk pengembangan penelitian yang dilakukan pada tugas akhir ini.

# **TINJAUAN PUSTAKAN**

## **Kajian Teori**

### **Saham**

Saham merupakan bukti tanda kepemilikan dan penyertaan modal perseroan terbatas yang memberikan hak atas dividen dan lain-lain berdasarkan besar kecilnya modal (Rusmalawati, Furqon, & Indriati, 2018). Dengan membeli saham perusahaan menandakan bahwa adanya penanaman modal yang nantinya akan digunakan oleh pihak manejemen perusahaan untuk membiayai operasional perusahaan. Lantas, keuntungan yang diperoleh dari penanaman modal tersebut yakni *dividen* yang merujuk pada laba yang akan dibagian kepada pemegang saham sesuai dengan porsi kepemilikannya dan *capital gain* yang merujuk pada keuntungan yang didapatkan dengan memperdagangkan saham sehingga keuntungan yang diperoleh sangat bergantung pada harga saham di pasar modal sendiri (Rusmalawati, Furqon, & Indriati, 2018). Namun perlu digarisbawahi bahwa *dividen* tidak wajib dibayarakan/dibagiakan oleh perusahaan kepada para pemegang saham melainkan bisa saja perusahaan menggunakan laba yang dimiliki tersebut untuk keperluan ekspansi bisnis perusahaan maupun reinvestasi sehingga menghasilkan keuntungan lebih lanjut dengan meningkatnya nilai harga saham (Dr. Mamduh M. Hanafi, 2016).

### **Analisis Teknikal**

Analisis teknikal merupakan metode analisis yang digunakan untuk memprediksi harga saham di masa yang akan datang berdasarkan data historikal harga dan jumlah/volume transaksi yang direpresentasikan dalam bentuk grafik, garis gambar, chart atau candle (Hidayahtullah, 2022). Analisis teknikal juga bisa digunakan untuk melihat perilaku pasar atau arah pergerakan harga berdasarkan silkus sebelumnya sehingga bisa membantu dalam melihat trend di masa yang akan datang (Hidayahtullah, 2022). Hadirnya analisis teknikal ini bisa dijadikan sebagai parameter acuan dalam menentukan sebuah keputusan atau kelayakan ditengah perilaku pergerakan pasar saham yang cenderung non-linier.

Analisis teknikal diperkirakan sudah ada sejak 1000 tahun yang lalu, yang ditandai dengan kehadiran para ahli-ahli dalam melakukan analisis pasar keuangan. Hal ini dapat dilihat dengan adanya bukti tertua yang ditemukan berupa catatan-catatan yang digunakan dalam menganalisis pasar keuangan Belkamu oleh Joseph Penso de la Vegas pada abab ke-17. Sedangkan di Asia, analisis teknikal dikembangkan oleh Homma Munehisa dari Jepang pada awal abad ke-18 berupa analisis/teknik candlestick. Tidak hanya itu, ia juga mengenalkan konsep *doji* seperti *bearish* dan *bullish* atau yang disebut sebagai *yin* dan *yang*. Untuk zaman modern, Charles Dow atau yang dikenal dengan bapak analisis teknikal menjadi pelopor pertama dengan menciptakan sebuah teori analisis teknikal atau yang dikenal dengan teori dow (*dow theory*) yang sangat bepengaruh sampai sekarang. Kehadiran teori yang ia buat memicu pada perkembangan yang pesat dari analisis teknikal di akhir abad ke-19 bahakan menjadi dasar dari berbagai macam indicator analisis teknikal di zaman sekarang seperti *moving average*, *MACD*, *alligator*, dll (Hidayahtullah, 2022).

Dengan berbagai perkembangan teori dan teknik dalam analisis teknikal yang ada hingga sampai saat ini, tentunya menjadi alat yang penting bagi para investor dalam memahami perilaku pasar serta menjadi pendukung dalam menentukan setiap keputusan yang tepat. Oleh karena itu, investor dapat dengan mudah memahami setiap momentum yang tepat dalam setiap fase.

### **Relative Strength Index (RSI)**

Relative Strength Index (RSI) merupakan salah satu jenis indikator teknikal yang cukup popular dalam dunia analisis saham. Indikator ini diperkenalkan pertama kali oleh J. Welles Wilder dalam bukunya yang berjudul New Concept In Technical Analysis pada tahun 1978 (Hidayahtullah, 2022). Indikator ini digunakan untuk mengidentifikasi kondisi ekstrem momentum jangka pendek atau dengan kata lain untuk mengukur kecepatan perubahan dalam pergerakan harga saham. RSI juga mampu memberikan gambaran terkait dengan kondisi pasar apakah sedang mengalamai kondisi *overbought* atau *oversold*.RSI bergerak dalam rentang 1 sampai dengan 100 yang dimana ketika berada diatas rentang 70 maka mengalami kondisi *overbought* yang mengindikasikan bahwa waktunya untuk jual sedangkan apabila berada dibawah rentang 30 maka mengalami kondisi *oversold* yang mengindikasikan bahwa waktunya untuk beli(Hidayahtullah, 2022)(Monika & Yusniar, 2020). Pada umumnya, periode yang sering digunakan dalam RSI yakni 9, 14 dan 25. Akan tetapi tidak ada periode yang paling baik sebab semua bergantung pada kondisi pasar. Semakin kecil periode yang digunakan maka semakin sensitif terhadap fluktuasi harga jangka pendek (Hidayahtullah, 2022).

Untuk melakukan perhitungan pada Relative Strength Index (RSI) langkah pertama yang perlu dilakukan yakni menghitung nilai rata-rata penutupan naik/*up* (*up close* yakni harga penutupan yang lebih tinggi dibandingkan dengan harga penutupan sebelumnya) dan nilai rata-rata penutupan turun/*down* (*down close* yakni harga penutupan yang lebih rendah dibandingkan dengan harga penutupan sebelumnya) pada hari sebelumnya dalam periode waktu tertentu. Misalnya sebagai contoh menggunakan 14 hari harga penutupan sebelumnya. Setelah itu, lakukan pembagian dari hasil nilai rata-rata penutupan naik/*up* dengan nilai rata-rata penutupan turun/*down* sehingga diperoleh nilai RS. Berikut merupakan formula untuk mendapatkan nilai RS :

|  |  |
| --- | --- |
|  | (2.1) |

Namun perlu diperhatikan bahwa untuk mendapatkan nilai rata-rata penutupan naik/*up* pada proses berikutnya yakni dengan melakukan perkalian pada nilai rata-rata penutupan naik/*up* sebelumnya dengan 13, lalu ditambahkan dengan jumlah penutupan naik/*up* hari ini (jika ada) dan bagi totalnya dengan 14. Begitu pula untuk mendapatkan nilai rata-rata penutupan turun/*down* pada prosesberikutnya yakni dengan melakukan perkalian pada nilai rata-rata penutupan turun/*down* sebelumnya dengan 13, lalu ditambahkan dengan jumlah penutupan turun/*down* hari ini (jika ada) dan bagi totalnya dengan 14. Kemudian setelah itu, lakukan pembagian dari hasil nilai rata-rata penutupan naik/*up* dengan nilai rata-rata penutupan turun/*down* sehingga diperoleh nilai RS. Setelah mendapatkan nilai RS maka kemudian dapat melakukan perhitungan nilai RSI dengan formula sebagai berikut:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (2.2) |

Relative Strength Index (RSI) menjadi indikator teknikal yang cukup populer dalam analisis saham sebab kemampuannya mampu membantu dalam mengidentifikasi kondisi ekstrem momentum jangka pendek atau dengan kata lain bisa mengukur kecepatan perubahan dalam pergerakan harga saham overbought atau oversold. Relative Strength Index (RSI) juga mampu untuk melihat divergence yang terjadi diantara harga dan indikator. Oleh sebab itu, tidak heran jika Relative Strength Index (RSI) masih cukup popular dan relevan digunakan oleh para investor dalam melakukan analisis saham.

### **Manchester United**

Mendengar kata Manchester United tidak terlepas dari bayang-bayang klub sepak bola liga Inggris dengan segudang prestasi. Lantas, Manchester United bukan hanya sekedar klub sepak bola professional di Inggris melainkan juga perusahaan yang bergerak di bidang olahraga serta berinvestasi di bidang properti. Manchester United Ltd atau yang sekarang dikenal dengan Manchester United plc ini mengoperasikan Manchester United Football Club serta membangun hubungan pemasaran dan sponsorship dengan perusahaan-perusahaan internasional dan regional untuk meningkatkan merekanya (Manchester United, n.d.). Tidak hanya itu, Perusahaan ini juga menjual pakaian olahraga, pakaian rekreasi, pakaian latihan dan pakaian lainnya serta menjual produk berlisensi lainya dengan menampilkan merek dagang Manchester United. Produk-produk tersebut di distribusikan melalui pusat ritel bermerek Manchester United, platform *e-commerce* dan saluran distribusi grosir mitra perusahaan. Selain itu, perusahaan juga mendistribusikan konten sepak bola secara langsung dan bersama dengan mitra komersialnya serta menyiarkan hak siar televisi yang berkaitan dengan kompetisi klub bahkan menayangkan program-program Manchester United melalui saluran televisi MUTV ke berbagai belahan wilayah dunia (Manchester United, n.d.). Kini, Manchester United plc berkantor pusat di Manchester, Inggris.

### **Support Vector Machine (SVM)**

Dalam konteks analisis prediksi saham, sangat penting untuk memahami secara cermat setiap trend dan pergerakan yang terjadi. Hal ini memungkinkan untuk mengidentifikasi potensi cuan secara optimal. Namun hal tersebut tidak terlepas dari adanya analisis fundamental dan analisis teknikal yang telah cukup populer dikalangan para investor. Akan tetapi, pendekatan lain juga bisa dilakukan dalam melakukan analisis saham yakni dengan menggunakan metode algoritma support vector machine (SVM).

Support Vector Machine (SVM) pertama kali diperkenalkan oleh Vapnik pada tahun 1992 sebagai konsep unggulan dalam bidang pattern recognition dan memiliki kemampuan dalam memilih model otomatis serta tidak memiliki masalah overfitting. Sejauh ini, SVM tidak hanya mampu menyelesaikan kasus secara linier melainkan juga bisa berkerja pada kasus non-linier dengan menggunakan konsep karnel pada ruang kerja berdimensi tinggi, dengan mencari *hyperplane* yang dapat memaksimalkan jarak antar kelas data (Fadilah, Agfiannisa, & Azhar, 2020).

Tingkat keakurasian motode SVM sangat dipengaruhi oleh fungsi karnel dan parameter yang digunakan. Fungsi karnel ini digunakan untuk memetakan dimensi awal (dimensi yang lebih rendah) himpunan data ke dimensi baru (dimensi yang realtif tinggi). Lantas, fungsi karnel kelak akan menentukan fitur baru dimana *hyperplane* akan dicari serta menjadi garis pemisah beberapa kelompok data (Fadilah, Agfiannisa, & Azhar, 2020).

Dengan demikian, secara matematis *hyperplane* klasifikasi linier pada support vector machine (SVM) dapat dilihat melalui persamaan yakni:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (2.3) |

atau dengan kata lain dapat juga menggunakan persamaan:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (2.4) |
|  | (2.5) |

dimana untuk nilai merupakan himpunan bilangan traning, dan merupakan label dari kelas . Sedangkan untuk fungsi karnel sendiri digambarkan melalui persamaan sebagai berikut:

Tabel 2. 1 Rumus fungsi karnel

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Karnel | Persamaan |  |
| Polynomial |  | (2.6) |
| RBF |  | (2.7) |

dimana untuk nilai dan merupakan pasang dari dua data traning dan parameter merupakan konstanta. Pemilihan fungsi karnel ini bergantung pada sifat data sehingga memainkan peran penting dalam mencari dan menentukan *hyperplane* yang terbaik. Oleh karena itu, tingkat akurasi dari metode support vector machine (SVM) sangat dipengaruhi sekali oleh faktor dari fungsi karnel dan parameter yang digunakan.

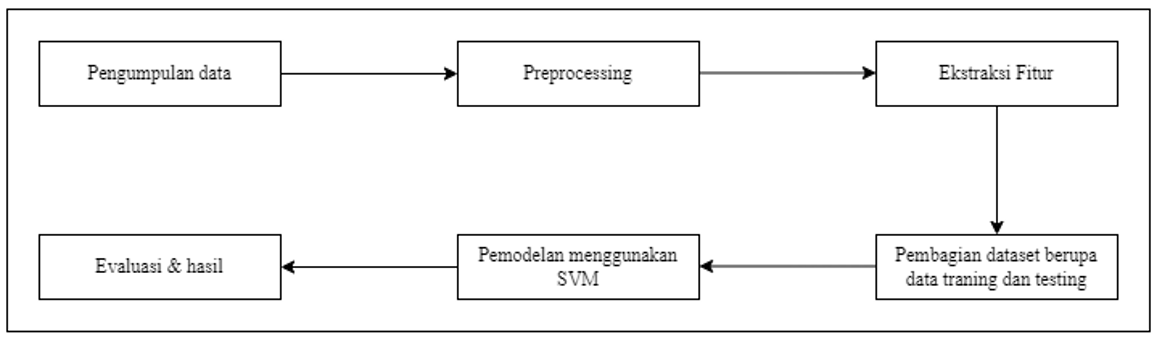
## **Kajian Hasil Riset**

Tabel 2. 2 Hasil kajian teori

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **No** | Peneliti, Penerbit, dan Tahun Terbit | Judul | Algoritma | Hasil Penelitian |
| **1** | Peneliti (Wulandari & Anubhakti, 2022)  Ratih Febrilia Tri Wulandari & Dian Anubhakti  Penerbit dan Tahun Terbit  Indonesia Journal Information System (IDEALIS), vol 4 no 2 tahun 2021 | Implementasi Algoritma Support Vector Machine (SVM) Dalam Memprediksi Harga Saham PT. Garuda Indonesia Tbk | Support Vector Machine (SVM) | Hasil dari pengujian model SVM yakni menghasilkan performance prediction trend accuracy sebesar 0.545 dari 520 dataset yang ada dan dengan hasil nilai trend akurasi prediksi tersebut bahwa SVM dapat digunakan sebagai model untuk memprediksi harga saham penutupan pada PT. Garuda Indonesia, Tbk. |
| **2** | Peneliti (Syahputra, Ramadhan, & Burha, 2022)  Janur Syahputra, Rima Dias Ramadhan & Auliya Burhanudin  Penerbit dan Tahun Terbit  Journal of Dinda, vol 2 no 1 tahun 2022 | Prediksi Harga Saham Bank BRI Menggunakan Algoritma Linier Regression Sebagai Strategi Jual Beli Saham | Linier Regression | Penelitian ini melakukan pembagian data yakni 60:40, 65:35, 70:30, 75:25, dan 80:20 untuk mengetahui akurasi latih dan uji tertinggi. Rasio terbaik ada pada 80:20 yang menghasilkan akurasi train dan test sebesar 0,89 dan 0,91. Kemudian masing-masing data training dan data testing dimasukan kedalam model linear regression untuk kemudian dilakukan prediksi. Adapun hasil akurasi yang dihasilkan dari model yang sudah diuji dengan data prediksi dalam bentuk R¬2 yaitu sebesar 0.9127. Hasil error dari prediksi dihitung menggunakan MAPE dan menghasilkan persentase sebesar 13,751% untuk data pelatihan, 13,773% untuk data pengujian, dan 13,755% untuk data keseluruhan. Ketiga hasil tersebut mengidikasikan bahwa persentase error berada pada rentang 10% - 20%. |
| **3** | Peneliti (Maulana & Kumalasari, 2019)  Reza Maulana & Devy Kumalasari  Penerbit dan Tahun Terbit  Jurnal Informatika Kaputama (JIK), vol 3 no 1 tahun 2019 | Analisis Dan Perbandingan Algoritma Data Mining Dalam Prediksi Harga Saham GGRM | Algoritma Data Mining seperti Neural Network, Linear Regression, Support Vector Machine, Gaussian Process, dan Polynomial Regression. | Dalam penelitian ini akan dilakukan prediksi harga saham GGRM dengan membandingkan beberapa model algoritma yaitu Neural Network, Linear Regression, Support Vector Machine, Gaussian Process, dan Polynomial Regression. Untuk mengukur tingkat akurasi dari tiap model algoritma digunakan model validasi 10 Fold Cros Validation dan evaluasi menggunakan Root Mean Square Error (RMSE). Hasil penelitian diperoleh sebagai berikut:   * Algoritma NN memperoleh RMSE 612.472 +/- 89.402 (mikro 618.916 +/- 0.000) * Algoritma LR memperoleh RMSE 659.806 +/- 76.480 (mikro 664.360 +/- 0.000) * Algoritma SVM memperoleh RMSE 7668.182 +/- 627.179 (mikro 7694.784 +/- 0.000) * Algoritma GP memperoleh RMSE 52295.739 +/-448.393 (mikro 52297.714 +/- 0.000) * Algoritma PR memperoleh RMSE 13049082159319.207 +/-19076530613123.832 (mikro 23133462625506.945 +/- 0.000)   Dapat dilihat bahwa algoritma Neural Network memiliki hasil akurasi prediksi RMSE paling kecil yakni 612.474 +/- 89.402 (mikro: 618.916 +/- 0.000) dibandingkan dengan model algoritma lainnya. |
| **4** | Peneliti (Lestari & Pangaribuan, 2020)  Jefri Junifer Pangaribuan & Megawaty Lestari  Penerbit dan Tahun Terbit  Information System Development, vol 5 no 1 tahun 2020 | Perbandingan Metode Moving Average (MA) Dan Neural Network Yang Berbasis Algoritma Backpropagation Dalam Prediksi Harga Saham | Metode Moving Average (MA) Dan Neural Network Yang Berbasis Algoritma Backpropagation | Prediksi harga saham dengan metode Moving Average (MA) lebih akurat dibandingkan dengan Neural Network algoritma Backpropagation, dimana tingkat akurasi untuk Moving Average (MA) adalah 80,11% dan untuk Neural Network algoritma Backpropagation adalah 78,91%. |
| **5** | Peneliti (Lestari & Jasuni, 2023)  Siti Sarah Sobariah Lestari & Ana Yuliana Jasuni  Penerbit dan Tahun Terbit  Jurnal Bisnisman; Riset Bisnis dan Manajemen, vol 5 no 1 tahun 2023 | Analisis Rantai Makrov Lima Status Pada Return Harga Saham BBCA | Rantai Makrov | Berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan, Dalam jangka panjang peluang return harga saham harian penutupan Bank Central Asia Tbk. Terbesar terjadi pada status 2 dimana saaat return harga saham bernilai lebih besar dari -1 dan lebih kecil dari 0 dengan peluang sebesar 0,4186. |
| **6** | Peneliti (Fadilah, Agfiannisa, & Azhar, 2020)  Widya Rizka Ulul Fadilah, Dewi Agfiannisa & Yufis Azhar  Penerbit dan Tahun Terbit  Fountain of Informatics Journal, vol 5 no 2 tahun 2020 | Analisis Prediksi Harga Saham PT. Telekomunikasi Indonesia Menggunakan Metode Support Vector Machine | Support Vector Machine | Peneliti menggunakan Split Validation untuk melakukan pembagian data yakni 20% testing dan 80% training. Setelah itu, peneliti memilih karnel SVM yaitu kernel RBF untuk digunakan dalam algoritma SVM berdasarkan hasil pengujian dibandingkan dengan kernel lain seperti polynomial. Hal ini dikarenakan hasil pengujian yang diperoleh mendapatkan nilai akurasi tertinggi yakni 0.9653 dan nilai RMSE sebesar 0.0091. Peneliti juga melakukan pengujian dengan mencoba menggunakan algoritma KNN sebagai pembanding untuk menilai apakah SVM lebih unggul atau tidak dengan menggunakan dataset yang sama. Hasil yang diperoleh menggunakan algoritma KNN yakni nilai akurasi sebesar 0.9456 dan RMSE sebesar 0.1162. Dengan demikian, dapat diketahui bahwa algoritma SVM lebih baik ketimbang algoritma KNN dalam prediksi harga saham PT. Telekomunikasi. Hal ini dikarenakan algoritma SVM hampir medekati nilai yang sebenarnya dan tingkat error yang dihasilkan oleh metode KNN lebih besar dibandingkan oleh metode SVM. |

# **METODE PENELITIAN**

Dengan menggunakan data berupa histori pergerakan harga harian saham Manchester United (MANU) akan dilakukan analisis prediksi harga saham dengan menggunakan metode support vector machine (SVM) sehingga secara garis besar akan menghasilkan gambaran umum yakni sebagai berikut:



Gambar 3. 1 Gambaran umum penelitian

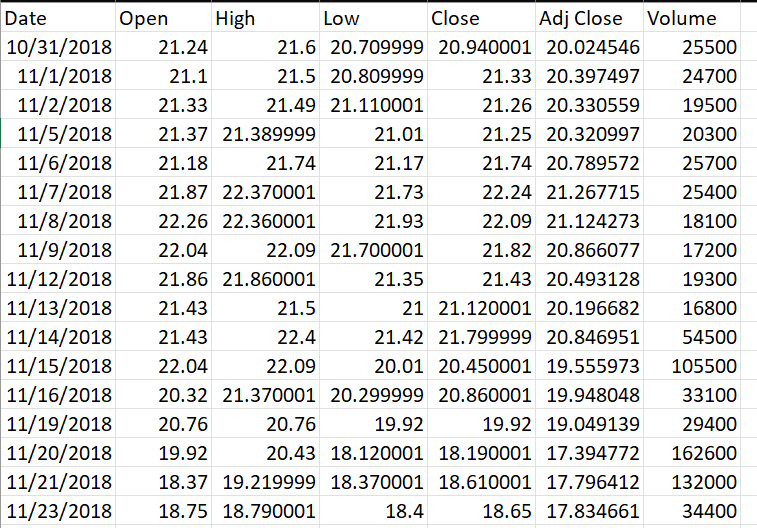
Gambaran umum tersebut merupakan proses atau tahapan yang akan dilakukan dalam penelitian sehingga dapat menjadi peta/alur dalam penelitian. Hal ini tentunya sangat membantu peneliti untuk mencapai pemahaman mendalam tentang langkah-langkah yang perlu diambil dalam mencapai tujuan penelitian. Oleh karena itu, jikalau merujuk pada gambaran umum maka peneliti akan melewati beberapa proses yakni pengumpulan data histori pergerakan harga harian saham Manchester United (MANU), preprocessing data yang bertujuan supaya data yang digunakan dapat lebih efektif dalam proses analisis lebih lanjut, ekstraksi fitur yang bertujuan untuk mengindentifikasi sekaligus mengekstraksi fitur yang relevan, pembagian dataset yang meliputi data traning dan data testing, pemodelan serta evaluasi dan hasil untuk mengetahui sejauh mana model berkerja dengan baik dan optimal dalam menjawab permasalahan yang dirumuskan. Detail dari setiap proses pada gambaran umum tersebut akan dijabarkan sebagai berikut:

## **Pengumpulan Data**

Pada penelitian ini data yang digunakan ialah data pergerakan harian harga saham Manchester United dengan kode saham yang terdaftar pada New York Stock Exchange (NYSC) ialah MANU. Data tersebut diperoleh melalui <https://finance.yahoo.com/> dalam rentang waktu 5 tahun terakhir yakni pada 31 Oktober 2018 sampai 30 Oktober 2023 dengan jumlah data 1257. Pada data tersebut mengandung 7 atribut yang dikemas dalam format file csv yakni sebagai berikut:

1. Date merupakan tanggal transaksi harga saham berlangsung.
2. Open merupakan harga buka saham pada waktu tertentu dengan tipe data bilangan desimal.
3. Close merupakan harga tutup saham pada waktu tertentu dengan tipe data bilangan desimal.
4. High merupakan harga tertinggi saham pada waktu tertentu dengan tipe data bilangan desimal.
5. Low merupakan harga terendah saham pada waktu tertentu dengan tipe data bilangan desimal.
6. Adj Close merupakan harga tutup yang disesuaikan pada waktu tertentu dengan tipe data bilangan desimal.
7. Volume merupakan jumlah saham yang diperdagangkan pada waktu tertentu dengan tipe data bilangan desimal.

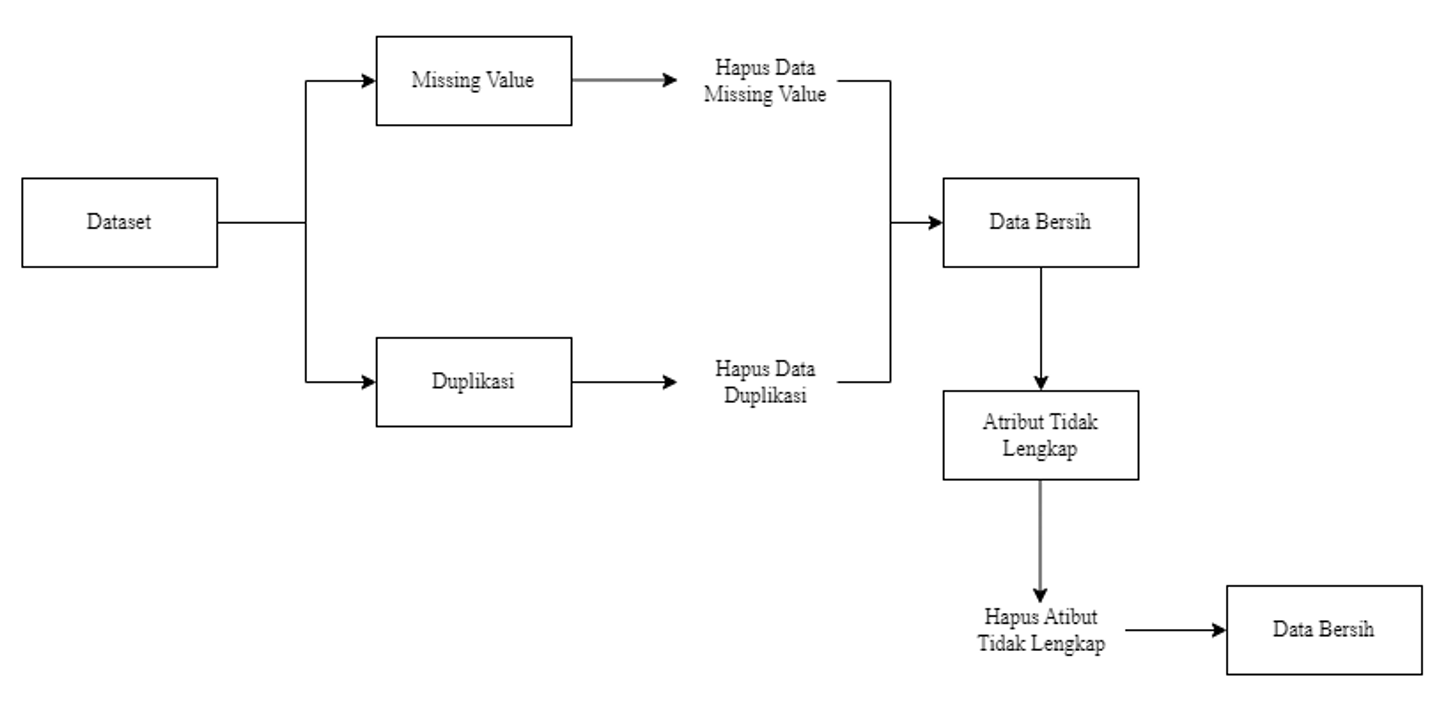
Berikut merupakan contoh data dari pergerakan harian harga saham Manchester United (MANU) dalam format CSV :



Gambar 3. 2 Contoh data harga saham Manchester United

## **Preprocessing**

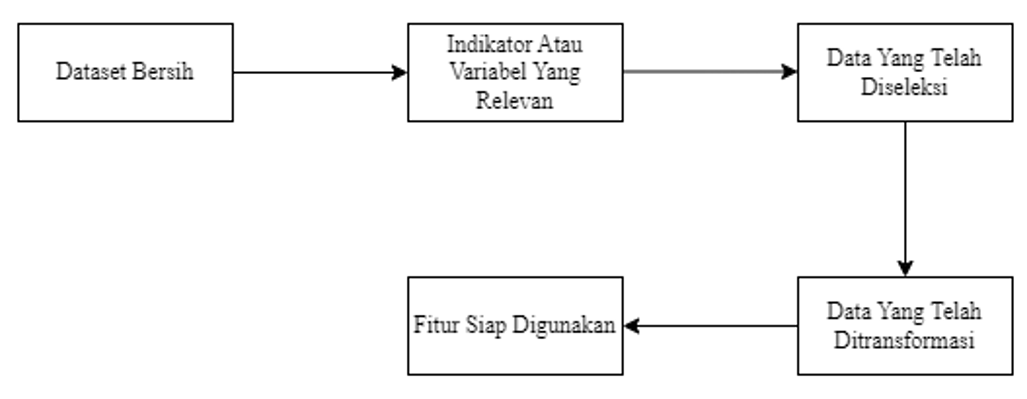
Pada tahap preprocessing akan dilakukan terlebih dahulu pengecekan untuk setiap nilai apakah mengandung *missing value* dan duplikasi. Jika terdapat nilai yang mengandung missing value maka akan dilakukan pendekatan berupa penghapusan terhadap nilai tersebut, begitu juga untuk nilai yang mengandung duplikasi. Akan tetapi, dikarenakan data yang dimiliki tidak mengandung *missing value* dan duplikasi maka tidak perlu melakukan tindakan tersebut namun tetap dilakukan pengecekan untuk memastikan data tersebut benar-benar tidak mengandung *missing value* dan duplikasi. Kemudian setelah itu, dikarenakan nilai pada dataset telah bertipe data float dan integer maka tidak perlu untuk melakukan konversi tipe data sehingga bisa dilakukan cleaning pada beberapa nilai atribut yang tidak lengkap untuk dihapus datanya. Hal ini bertujuan untuk meminimalisir tingkat error dalam proses pengklasifikasian data. Namun, hal ini tidak dilakukan pada atribut volume sebab atribut tersebut menggambarkan jumlah saham yang diperdagangkan sehingga bisa saja pada waktu tertentu volume transaksi bernilai 0 yang artinya tidak adanya penjualan saham yang terjadi pada hari tersebut. Berikut merupakan gambar flowchat dari proses preprocessing:



Gambar 3. 3 Alur proses preprocessing

## **Ekstraksi Fitur**

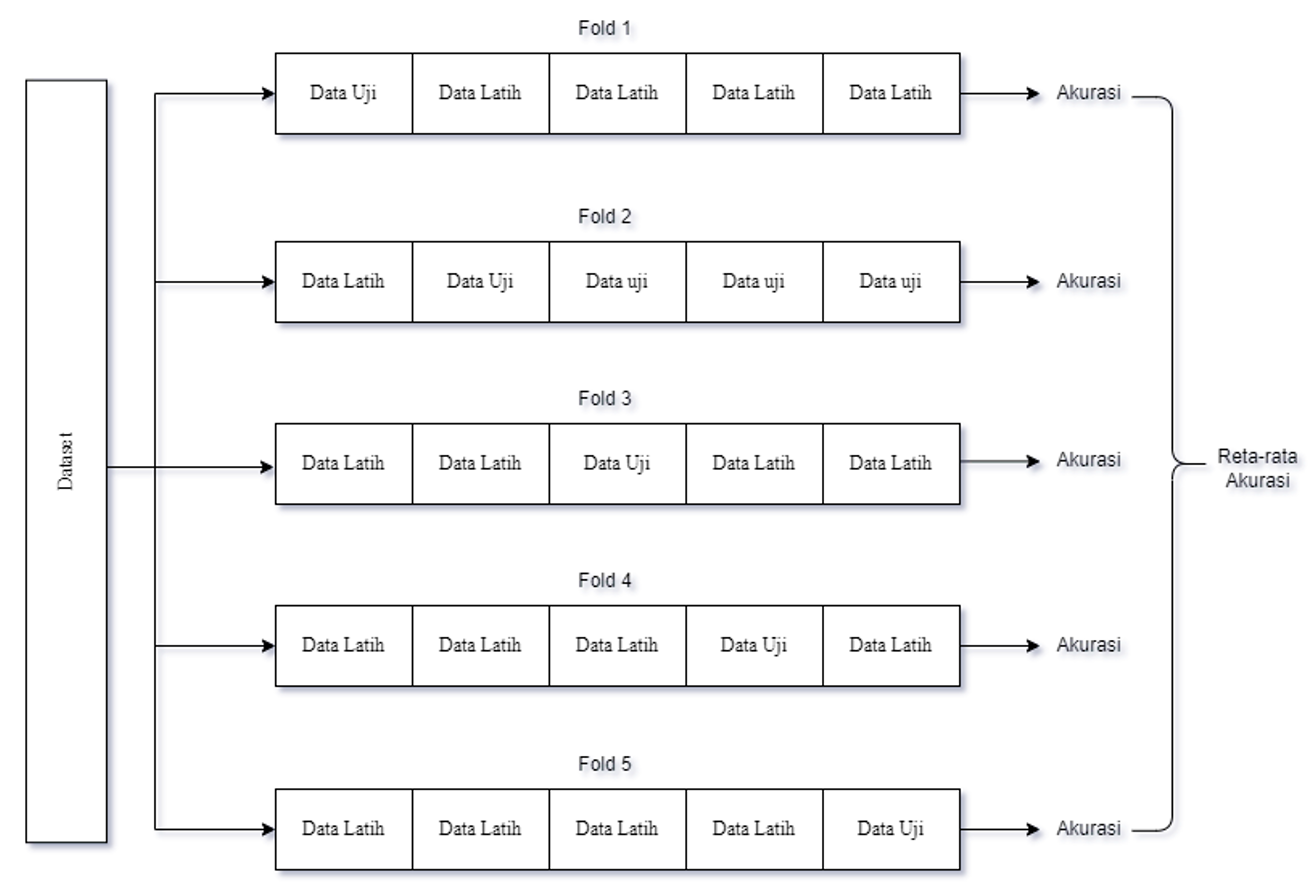
Ekstraksi fitur bertujuan untuk mengidentifikasi, memilih dan menggunakan berbagai indikator atau variabel yang dianggap relevan dalam mengembangkan model prediksi. Hal ini disebabkan karena tidak semua atribut data memiliki korelasi satu sama lainnya sehingga menyebabkan hadirnya data redundan sehingga bisa dihilangkan dalam kategorisasi atau klasifikasi. Sebagai contoh memilih dan menggunakan atribut close untuk menghitung indikator Relative Strength Index (RSI). Pemilihan penggunaan indikator RSI dalam ekstraksi fitur dikarenakan kemampuannya dalam mengidentifikasi kondisi ekstrem momentum jangka pendek atau dengan kata lain bisa mengukur kecepatan perubahan dalam pergerakan harga saham sehingga dapat memberikan sinyal/gambaran terkait dengan kondisi/fase saham yang sedang mengalamai *overbought* atau *oversold* serta mampu untuk melihat divergence yang terjadi diantara harga dan indikator. Namun, tidak dapat dipungkiri bahwa RSI juga bisa saja menghasilkan *false signal* pada pasar yang sedang trend. Berikut merupakan gambar flowchat dari proses ekstraksi fitur:



Gambar 3. 4 Alur proses ekstraksi fitur

## **Pembagian Data**

Tujuan adanya pembagian antara data latih dan data uji yakni untuk mengetahui performa dari proses pelatihan model (Syahputra, Ramadhan, & Burha, 2022). Pada proses ini akan dilakukan pembagian data dengan persentasi yakni 80 % untuk data latih dan 20 % untuk data uji. Pembagian data tersebut menggunakan metode k-fold cross validation dengan nilai k-fold yakni 3, 5, 7 dan 9 sehingga hal ini akan memungkinkan untuk memperoleh akurasi yang lebih baik. Berikut merupakan gambar flowchat dari proses k-fold cross validation:



Gambar 3. 5 Alur proses metode k-flod cross validation

## **Modeling**

Selain mampu bekerja dan menangani kasus yang bersifat linier, SVM juga dapat menangani kasus yang bersifat non-linier dengan memaksimalkan konsep karnel. Karnel merupakan salah satu metode non parametrik yang berfungsi untuk memetakan data dalam ruang berdimensi tinggi (Miraltamirus, Fitri, Vionanda, & Permana, 2023). Dengan adanya pemilihan karnel yang tepat, tentunya dapat meningkatkan kinerja model lebih akurat. Oleh karena itu, pada penelitian ini, karnel yang digunakan ialah kernel polynomial dan karnel RBF yang bertujuan untuk meningkatkan optimasi metode SVM dan diharapkan bisa memperoleh akurasi terbaik dengan membandingkan variabel (Fadilah, Agfiannisa, & Azhar, 2020) . Selain itu, nilai parameter C yang digunakan yakni 0.1, 0 dan 10 sehingga dari kedua karnel tersebut kelak akan dipilih yang menghasilkan hyperplane dengan nilai yang paling optimal.

## **Evaluasi**

Setelah melatih model maka kemudian melakukan evaluasi model dengan melihat hasil dari kinerja model yang telah dibangun. Evaluasi model tersebut dituangkan dalam confusion metrix atau metrix seperti akurasi, presisi, recall dan F1-score untuk melihat kemampuan prediksi model.

## **Skenario Pengujian**

Pada penelitian ini terdapat beberapa skenario pengujian yang akan dilakukan yakni seperti pembagian data menggunakan metode k-fold cross validation dengan nilai k-fold yakni 3, 5, 7 dan 9 serta karnel yang digunakan berupa polynomial dan RBF dengan parameter C yakni 0.1, 0 dan 10. Berikut merupakan rincian terkait perihal diatas:

Tabel 3. 1 Skenario pengujian

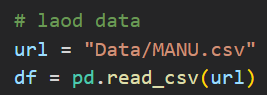
|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **No** | **Pembagian Data** | **C** | **Karnel** |
| 1 | 3-fold | 0.1 | Polynomial |
| 2 | 1 |
| 3 | 10 |
| 4 | 0.1 | RBF |
| 5 | 1 |
| 6 | 10 |
| 7 | 5-fold | 0.1 | Polynomial |
| 8 | 1 |
| 9 | 10 |
| 10 | 0.1 | RBF |
| 11 | 1 |
| 12 | 10 |
| 13 | 7-fold | 0.1 | Polynomial |
| 14 | 1 |
| 15 | 10 |
| 16 | 0.1 | RBF |
| 17 | 1 |
| 18 | 10 |
| 19 | 9-fold | 0.1 | Polynomial |
| 20 | 1 |
| 21 | 10 |
| 22 | 0.1 | RBF |
| 23 | 1 |
| 24 | 10 |

# **PEMBAHASAN**

<!— Deskripsi 🡪

## **Data**

Pada tahap ini, dilakukan *load* data menggunakan data pergerakan harian harga saham Manchester United pada bursa efek New York Stock Exchange (NYSC) dalam rentang waktu 5 tahun terkahir (31 Oktober 2018 sampai 30 Oktober 2023) serta dikemas dalam file csv. Perintah yang digunakan untuk melakukan load data tersebut yaitu *pd.read\_csv(url)*. Berikut merupakan Gambar 4. 1 yang menampilkan code pada program yang digunakan :



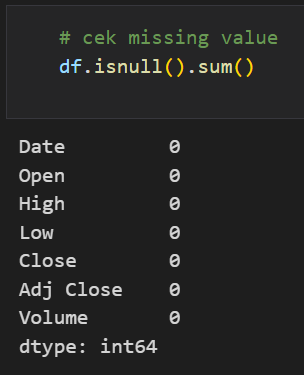
Gambar 4. 1 Code untuk load data

## **Preprocessing Data**

Preprosessing data merupakan proses untuk melakukan pembersihan data sehingga data yang digunakan kelak dapat terhindar dari noise dan hal-hal yang tidak penting. Berikut beberapa tahapan pada proses preprocessing yang dilakukan terhadap data :

### **Menghapus Nilai Missing Value**

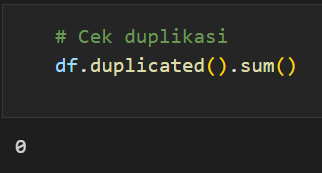
Pada tahap ini, dilakukan pengecekan terhadap data untuk memastikan apakah terdapat nilai yang mengandung *missing value* atau tidak. Jika terdapat nilai yang menggandung *missing value* maka akan dihapus. Namun, jika tidak tidak terdapat nilai yang yang menggandung *missing value* maka akan dilakukan analisa lebih lanjut tanpa melewati proses penghapusan. Perintah yang digunakan untuk melakukan pengecekan *missing value* tersebut yaitu *df.isnull().sum()*. Berikut merupakan Gambar 4. 2 yang menampilkan code pada program yang digunakan :



Gambar 4. 2 Code untuk cek nilai missing value

### **Menghapus Duplikasi**

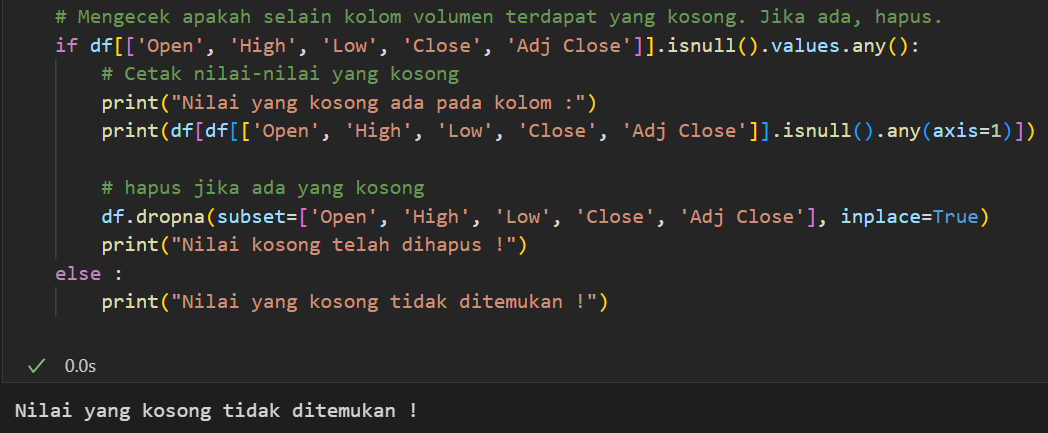
Pada tahap ini, dilakukan pengecekan terhadap data untuk memastikan apakah terdapat nilai yang mengandung duplikasi atau tidak. Jika terdapat nilai yang menggandung duplikasi maka akan dihapus. Namun, jika tidak tidak terdapat nilai yang yang menggandung duplikasimaka akan dilakukan analisa lebih lanjut tanpa melewati proses penghapusan. Perintah yang digunakan untuk melakukan pengecekan duplikasi tersebut yaitu *df.duplicated ().sum()*. Berikut merupakan Gambar 4. 3 yang menampilkan code pada program yang digunakan :



Gambar 4. 3 Code untuk cek duplikasi nilai

### **Menghapus Atribut Tidak Lengkap**

Pada tahap ini, dilakukan pengecekan terhadap nilai dari tiap-tiap atribut kecuali nilai dari atribut volume, untuk memastikan apakah terdapat nilai yang kosong. Jika terdapat nilai yang kosong dari tiap-tiap atribut kecuali nilai dari atribut volume maka akan dihapus. Pengecualian penghapusan terhadap nilai pada atribut volume dikarenakan atribut ini menggambarkan jumlah saham yang diperdagangkan sehingga bisa saja pada waktu tertentu volume transaksi bernilai 0 yang artinya tidak adanya penjualan saham yang terjadi pada hari tersebut. Berikut merupakan Gambar 4. 4 yang menampilkan code pada program yang digunakan :



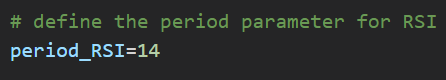
Gambar 4. 4 Code untuk cek nilai atribut yang tidak lengkap

## **Ekstraksi Fitur**

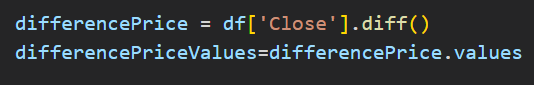
Ekstraksi fitur bertujuan untuk mengidentifikasi dan menemukan informasi yang relevan untuk diolah sehingga menghasilkan fitur yang bermakna. Selain itu juga, dapat memperkaya informasi yang dapat memudahkan model untuk lebih mengenali pola-pola penting sehingga dapat meningkatkan kemampuan model untuk menghasilkan prediksi yang akurat. Berikut merupakan tahapan pada proses ekstraksi fitur yang dilakukan terhadap data :

### **Menemukan Nilai Relative Strength Index (RSI)**

Pada tahap ini, hal pertama yang perlu dilakukan adalah menentukan jumlah periode yang digunakan untuk mencari nilai Relative Strength Index (RSI) yakni 14 hari. Kemudian setelah itu, menghitung nilai selisih antara atribut *Close* hari ini dengan nilai atribut *Close* hari sebelumnya. Berikut merupakan Gambar 4. 5 dan Gambar 4. 6 yang menampilkan code pada program untuk menentukan jumlah periode yang digunakan sekaligus menghitung nilai selisih antara atribut *Close* hari ini dengan nilai atribut *Close* hari sebelumnya :

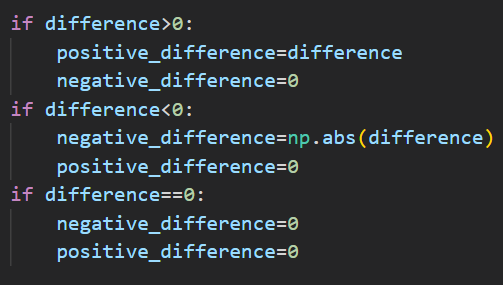


Gambar 4. 5 Code untuk jumlah periode yang digunakan



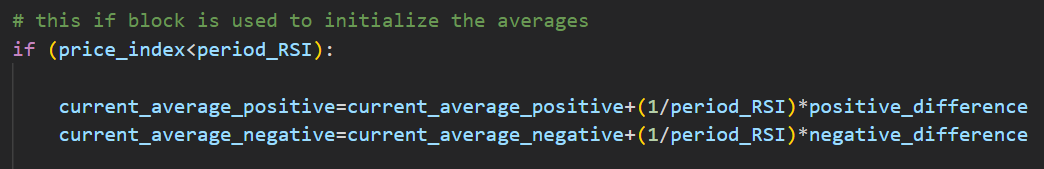
Gambar 4. 6 code untuk menghitung nilai selisih antara atribut Close hari ini dengan nilai atribut Close hari sebelumnya

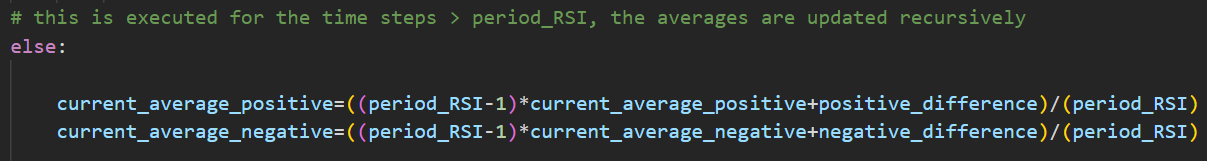
Setelah berhasil menentukan nilai selisih antara atribut *Close* hari ini dengan nilai atribut *Close* hari sebelumnya, maka kemudian menentukan atau mengelompokkan nilai penutupan naik/*up* (*up close* yakni harga penutupan yang lebih tinggi dibandingkan dengan harga penutupan sebelumnya) dan nilai penutupan turun/*down* (*down close* yakni harga penutupan yang lebih rendah dibandingkan dengan harga penutupan sebelumnya). Berikut merupakan Gambar 4. 7 yang menampilkan code pada program yang digunakan :



Gambar 4. 7 Code untuk menentukan atau mengelompokkan nilai penutupan naik/up dan nilai penutupan turun/down

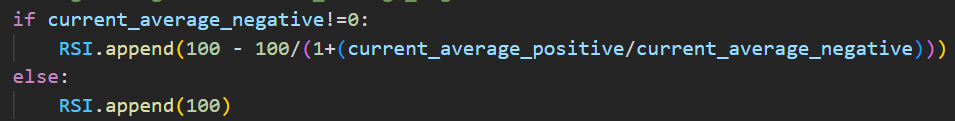
Ketika telah berhasil mengelompokkan nilai atribut penutupan naik/*up* dan nilai atribut penutupan turun/*down* maka langkah selanjutnya yakni menghitung nilai rata-rata penutupan naik/*up* (*up close* yakni harga penutupan yang lebih tinggi dibandingkan dengan harga penutupan sebelumnya) dan nilai rata-rata penutupan turun/*down* (*down close* yakni harga penutupan yang lebih rendah dibandingkan dengan harga penutupan sebelumnya) pada hari sebelumnya dalam periode waktu tertentu. Misalnya sebagai contoh menggunakan 14 hari harga penutupan sebelumnya. Setelah itu, lakukan pembagian dari hasil nilai rata-rata penutupan naik/*up* dengan nilai rata-rata penutupan turun/*down* sehingga diperoleh nilai RS. Namun perlu diperhatikan bahwa untuk mendapatkan nilai rata-rata penutupan naik/*up* pada proses berikutnya yakni dengan melakukan perkalian pada nilai rata-rata penutupan naik/*up* sebelumnya dengan 13, lalu ditambahkan dengan jumlah penutupan naik/*up* hari ini (jika ada) dan bagi totalnya dengan 14. Begitu pula untuk mendapatkan nilai rata-rata penutupan turun/*down* pada prosesberikutnya. Berikut merupakan Gambar 4. 8 yang menampilkan code pada program yang digunakan :



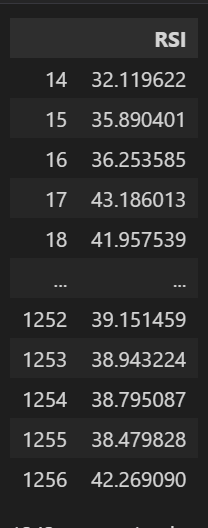


Gambar 4. 8 Code untuk menghitung nilai rata-rata penutupan naik/up dan rata-rata penutupan turun/down

Ketika proses perhitungan nilai rata-rata penutupan naik/*up* dan nilai rata-rata penutupan turun/*down* berhasil dilakukan. Maka barulah kemudian, menentukan nilai RS yakni melakukan pembagian dari hasil nilai rata-rata penutupan naik/*up* dengan nilai rata-rata penutupan turun/*down* sehingga diperoleh nilai RS atau lihat rumus RS pada (2.1). Kemudian, setelah itu, barulah bisa menemukan nilai RSI dengan melakukan perhitungan menggunakan rumus/persamaan pada (2.2). Berikut merupakan Gambar 4. 9 dan Gambar 4. 10 yang menampilkan code pada program sekaligus hasil dari perhitungan nilai RSI tersebut :



Gambar 4. 9 Code untuk menghitung nilai RSI



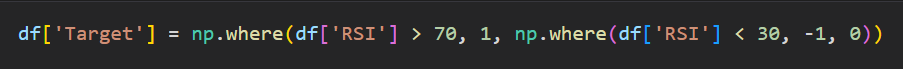
Gambar 4. 10 Output dari hasil perhitungan RSI

### **Menentukan Target/Label**

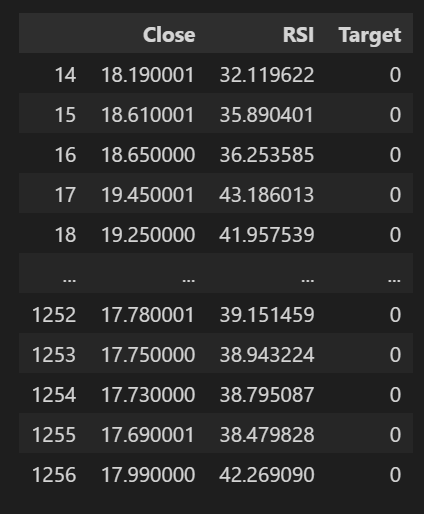
Pada tahap ini akan akan dilakukan penentuan target atau label setelah berhasil mendapatkan nilai dari perhitungan Relative Strength Index (RSI). Penentuan target/label didasarkan dengan kriteria sebagai berikut :

1. Jika nilai Relative Strength Index (RSI) kurang dari 30 maka mengindikasikan terjadi *oversold* (jenuh beli) atau waktunya untuk beli. Oleh karena itu, jika mencapai kondisi tersebut maka beri target/label -1.
2. Jika nilai Relative Strength Index (RSI) lebih dari 70 maka mengindikasikan terjadi *overbought* (jenuh jual) atau waktunya untuk jual. Oleh karena itu, jika mencapai kondisi tersebut maka beri target/label 1.
3. Jika nilai Relative Strength Index (RSI) berada pada rentang 30 sampai 70 maka mengindikasikan bahwa tidak terjadinya overbought dan oversold atau dengan kata lain berada dalam kondisi netral tanpa tekanan jual atau beli yang ekstrim. Oleh karena itu, jika mencapai kondisi tersebut maka beri target/label 0.

Berdasarkan kriteria diatas maka, berikut merupakan Gambar 4. 11 yang menampilkan code pada program yang digunakan beserta output nilai label//target yang diperoleh pada Gambar 4. 12 :



Gambar 4. 11 Code untuk menentukan target/label

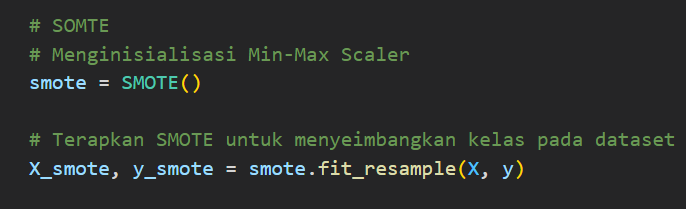


Gambar 4. 12 Output setelah menentukan nilai pada label/target

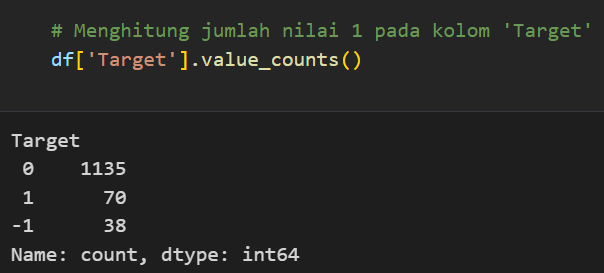
### **Belence Label/Target**

Adanya data yang bersifat *imbalance* dapat memberikan dampak yang cukup buruk pada kinerja model. Hal ini mendorong model untuk cenderung lebih mudah dalam memperediksi kelas mayoritas dibandingkan kelas minoritas dikarenakan dominasi kelas mayoritas. Oleh kare itu, akurasi keseluruhan yang diperoleh tentu tidak mencerminkan kinerja yang sebenarnya pada semua kelas. Lantas, diperlukannya *belence* data agar kinerja model mampu secara akurat dan adil dalam memprediksi semua kelas.

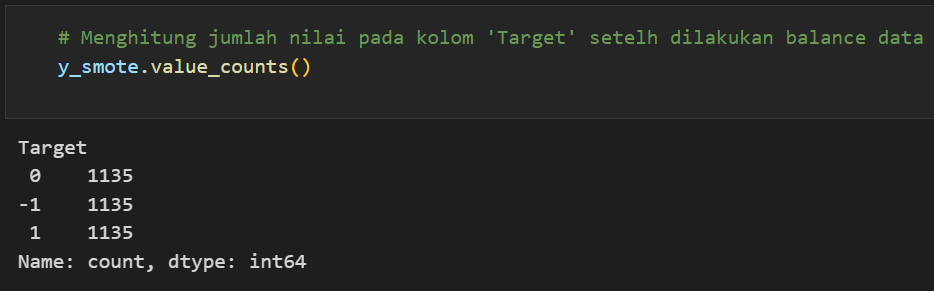
Pada tahap ini, *belence* data yang diterapkan yakni *oversampling* atau dalam artian meningkatkan jumlah kelas minoritas agar seimbang dengan kelas mayoritas. Metode yang digunakan pada *oversampling* yakni SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique) yang kelak akan menghasilkan sampel-sampel sintetik untuk kelas minoritas berdasarkan interpolasi atau kombinasi sampel-sampel yang ada pada kelas minoritas. Berikut merupakan Gambar 4. 13 yang menampilkan code pada program yang digunakan, Gambar 4. 14 yang menampilkan code serta output pada program sebelum dilakukan belence data dan Gambar 4. 15 yang menampilkan code serta output pada program setelah dilakukan belence data :



Gambar 4. 13 Code untuk belance data



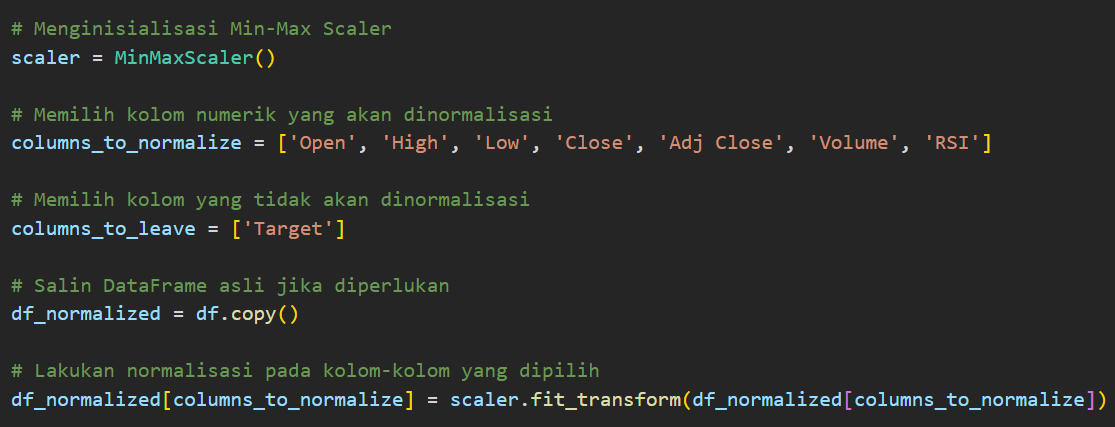
Gambar 4. 14 code serta output pada program sebelum dilakukan belence data



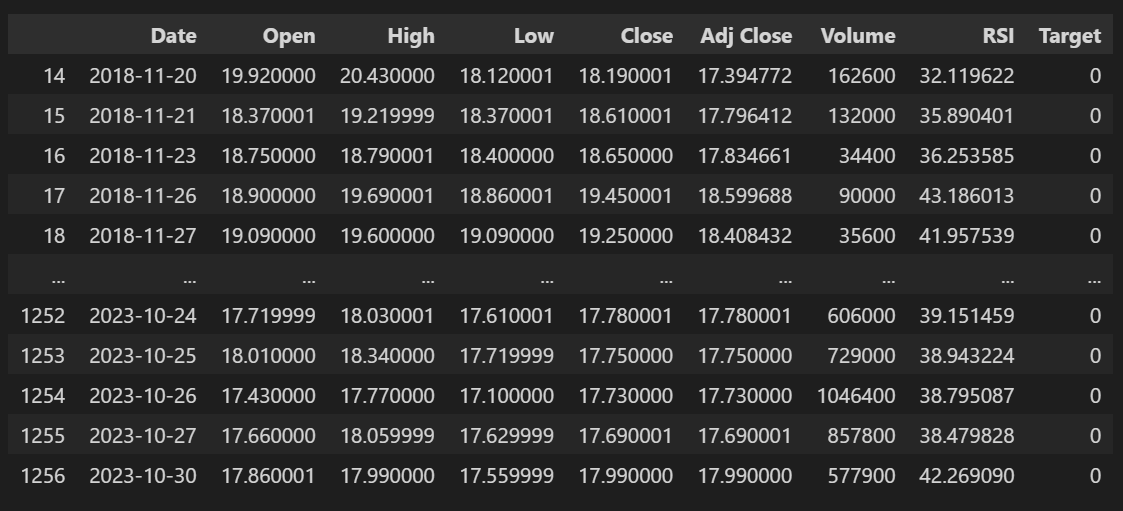
Gambar 4. 15 code serta output pada program setelah dilakukan belence data

### **Normalisasi Data**

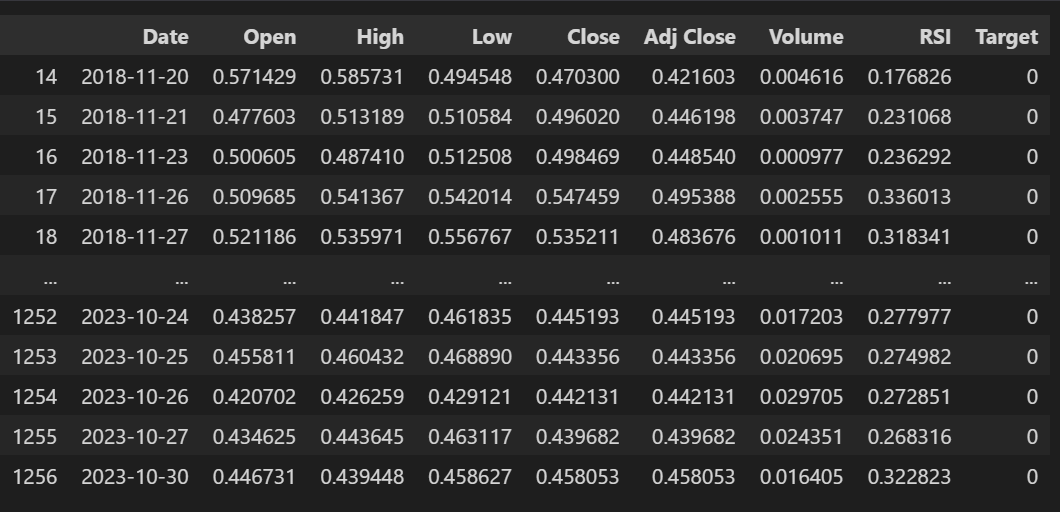
Pada tahap ini akan dilakukan normalisasi nilai dengan tujuan agar memiliki rentang skala yang sama pada tiap-tiap atribut sehingga tidak terjadi kesenjangan nilai antar tiap-tiap atribut yang akhirnya berpengaruh pada kinerja model. Oleh karena itu, pada tahap ini akan dilakukan normalisasi pada semua atribut data kecuali atribut target menggunakan metode *MinMaxScaler()* sehingga akan menghasilakan nilai dengan rentang 0 sampai 1. Berikut merupakan Gambar 4. 16 yang menampilkan code pada program yang digunakan, Gambar 4. 17 yang menampilkan output pada program sebelum nilai dilakukan normalisasi dan Gambar 4. 18 yang menampilkan output pada program setelah nilai dilakukan normalisasi :



Gambar 4. 16 Code untuk normalisasi nilai pada data



Gambar 4. 17 Output sebelum nilai pada data di normalisasi



Gambar 4. 18 Output setelah nilai pada data di normalisasi

## **Pembagian Data**

Pada tahap ini akan dilakukan terlebih dahulu pembagaian data berupa data *traning* dan data *testing* menggunakan *train\_test\_split* dengan persentasi yakni 80% untuk data *traning* dan 20% untuk data *testing*. Kemudian setelah itu, data *traning* akan dilakukan pembagian data secara silang dengan nilai k-fold yakni 3, 5, 7, 9 dan 11 menggunakan *GridSearchCV* dengan parameter *cv* sama dengan nilai k-fold. Berikut merupakan Gambar 4. 19 yang menampilkan code *train\_test\_split* dan Gambar 4. 20 yang menampilkan code *GridSearchCV* pada program yang digunakan :



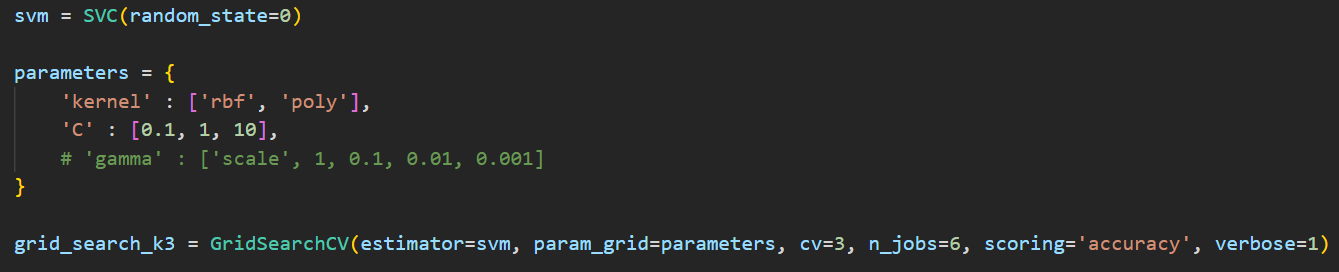
Gambar 4. 19 Pembagian data menggunakan train\_test\_split



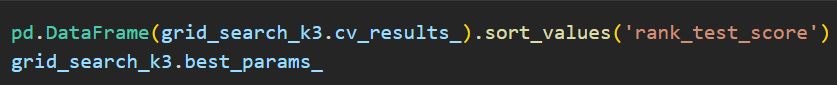
Gambar 4. 20 Pembagian data menggunakan cross validation

## **Modeling**

Pada tahap ini, pemodelan yang digunakan yakni SVM (Support Vector Machine) dengan parameter berupa kernel RBF dan polynomial serta nilai C yakni 0.1, 1 dan 10, menggunakan pustaka dari library *scikit-learn*. Kemudian, dari hasil yang telah diperoleh berdasarkan parameter kernel maupun nilai C tersebut, maka akan dilakukan pemilihan nilai terbaik dari hasil parameter kernel dan nilai C yang telah diperoleh sehingga parameter terbaik tersebut akan digunakan untuk melakukan prediksi dalam model kedepannya. Pemilihan parameter terbaik tersebut menggunakan puskata *GridSearch*. Berikut merupakan Gambar 4. 21 yang menampilkan code yang digunakan untuk pemodelan SVM dan Gambar 4. 22 yang menampilkan code yang digunakan untuk menentukan kernel dan nilai C terbaik serta Gambar 4. 23 yang menampilkan code yang digunakan untuk prediksi :



Gambar 4. 21 Code untuk pemodelan SVM



Gambar 4. 22 Code untuk menentukan kernel dan nilai C terbaik



Gambar 4. 23 Code yang digunakan untuk prediksi

## **Evaluasi**

Pada tahap ini, akan dilakukan pengujian menggunakan data yang diproses sebelumnya pada pergerakan harian harga saham Manchester United (MANU) pada bursa efek New York Stock Exchange (NYSC) dengan rentang waktu selama 5 tahun terkahir yakni pada 31 Oktober 2018 sampai 30 Oktober 2023. Pengujian ini dilakukan menggunakan cross validation dengan tiap-tiap nilai k-fold yakni 3, 5, 7 dan 9 serta tidak dilakukanya *balance* data dan dilakukanya *balance* data. Berikut merupakan hasil dari pengujian tersebut :

### **Hasil Pengujian 3-Fold**

Tahap pertama yang perlu dilakukan ialah menemukan nilai terbaik dari tiap-tipa parameter kernel dan nilai C. Berikut merupakan hasil dari tiap-tiap parameter kernel dan nilai C :

Table 4. 1 Hasil pengujian kernel dan nilai C menggunakan 3-fold

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **3-Fold** | | | | | |
| **Kernel** | **C** | **Hasil** | | **Rank** | |
| **Imbalence** | **Balance** | **Imbalence** | **Balence** |
| RBF | 0.1 | 0.909457 | 0.958517 | 6 | 5 |
| 1 | 0.963786 | 0.982379 | 3 | 4 |
| 10 | 0.985920 | 0.992658 | 1 | 1 |
| Poly | 0.1 | 0.955741 | 0.953744 | 5 | 6 |
| 1 | 0.960771 | 0.983480 | 4 | 3 |
| 10 | 0.985916 | 0.990455 | 2 | 2 |

Berdasarkan hasil yang telah diperoleh pada tabel, maka dapat diketahui bahwa kernel terbaik pada data yang *imbalance* ialah kernel RBF dengan nilai parameter C yakni 10 sedangkan pada data yang *balance* ialah kernel RBF dengan nilai parameter C yakni 10. Oleh karena itu, kernel dan nilai C tersebut akan digunakan untuk melakukan prediksi sehingga diperoleh hasil akurasi untuk data yang *imbalance* yakni 0.9919678714859438 sedangkan hasil akurasi untuk data yang *balance* yakni 0.9955947136563876.

### **Hasil Pengujian 5-Fold**

Tahap pertama yang perlu dilakukan ialah menemukan nilai terbaik dari tiap-tipa parameter kernel dan nilai C. Berikut merupakan hasil dari tiap-tiap parameter kernel dan nilai C :

Table 4. 2 Hasil pengujian kernel dan nilai C menggunakan 5-fold

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **5-Fold** | | | | | |
| **Kernel** | **C** | **Hasil** | | **Rank** | |
| **Imbalence** | **Balance** | **Imbalence** | **Balence** |
| RBF | 0.1 | 0.909456 | 0.959988 | 6 | 5 |
| 1 | 0.967809 | 0.983851 | 3 | 4 |
| 10 | 0.987935 | 0.993394 | 1 | 1 |
| Poly | 0.1 | 0.954728 | 0.957049 | 5 | 6 |
| 1 | 0.961768 | 0.984952 | 4 | 3 |
| 10 | 0.978869 | 0.991926 | 2 | 2 |

Berdasarkan hasil yang telah diperoleh pada tabel, maka dapat diketahui bahwa kernel terbaik pada data yang *imbalance* ialah kernel RBF dengan nilai parameter C yakni 10 sedangkan pada data yang *balance* ialah kernel RBF dengan nilai parameter C yakni 10. Oleh karena itu, kernel dan nilai C tersebut akan digunakan untuk melakukan prediksi sehingga diperoleh hasil akurasi untuk data yang *imbalance* yakni 0.9919678714859438 sedangkan hasil akurasi untuk data yang *balance* yakni 0.9955947136563876.

### **Hasil Pengujian 7-Fold**

Tahap pertama yang perlu dilakukan ialah menemukan nilai terbaik dari tiap-tipa parameter kernel dan nilai C. Berikut merupakan hasil dari tiap-tiap parameter kernel dan nilai C :

Table 4. 3 Hasil pengujian kernel dan nilai C menggunakan 7-fold

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **7-Fold** | | | | | |
| **Kernel** | **C** | **Hasil** | | **Rank** | |
| **Imbalence** | **Balance** | **Imbalence** | **Balence** |
| RBF | 0.1 | 0.909457 | 0.961093 | 6 | 5 |
| 1 | 0.970825 | 0.983848 | 3 | 4 |
| 10 | 0.986922 | 0.994494 | 1 | 1 |
| Poly | 0.1 | 0.955734 | 0.957788 | 5 | 6 |
| 1 | 0.960765 | 0.984952 | 4 | 3 |
| 10 | 0.984909 | 0.991191 | 2 | 2 |

Berdasarkan hasil yang telah diperoleh pada tabel, maka dapat diketahui bahwa kernel terbaik pada data yang *imbalance* ialah kernel RBF dengan nilai parameter C yakni 10 sedangkan pada data yang *balance* ialah kernel RBF dengan nilai parameter C yakni 10. Oleh karena itu, kernel dan nilai C tersebut akan digunakan untuk melakukan prediksi sehingga diperoleh hasil akurasi untuk data yang *imbalance* yakni 0.9919678714859438 sedangkan hasil akurasi untuk data yang *balance* yakni 0.9955947136563876.

### **Hasil Pengujian 9-Fold**

Tahap pertama yang perlu dilakukan ialah menemukan nilai terbaik dari tiap-tipa parameter kernel dan nilai C. Berikut merupakan hasil dari tiap-tiap parameter kernel dan nilai C :

Table 4. 4 Hasil pengujian kernel dan nilai C menggunakan 9-fold

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **9-Fold** | | | | | |
| **Kernel** | **C** | **Hasil** | | **Rank** | |
| **Imbalence** | **Balance** | **Imbalence** | **Balence** |
| RBF | 0.1 | 0.909455 | 0.962561 | 6 | 5 |
| 1 | 0.971835 | 0.983485 | 3 | 4 |
| 10 | 0.988943 | 0.994492 | 1 | 1 |
| Poly | 0.1 | 0.956757 | 0.958516 | 5 | 6 |
| 1 | 0.959760 | 0.984954 | 4 | 3 |
| 10 | 0.987942 | 0.991193 | 2 | 2 |

Berdasarkan hasil yang telah diperoleh pada tabel, maka dapat diketahui bahwa kernel terbaik pada data yang *imbalance* ialah kernel RBF dengan nilai parameter C yakni 10 sedangkan pada data yang *balance* ialah kernel RBF dengan nilai parameter C yakni 10. Oleh karena itu, kernel dan nilai C tersebut akan digunakan untuk melakukan prediksi sehingga diperoleh hasil akurasi untuk data yang *imbalance* yakni 0.9919678714859438 sedangkan hasil akurasi untuk data yang *balance* yakni 0.9955947136563876.

### **Hasil Akurasi Terbaik Dari K-Fold Yang Diuji**

Berdasarkan hasil yang diperoleh, dapat diketahui bahwa nilai parameter kernel dan nilai C terbaik dari data *imbalance* yaitu kernel RBF dengan nilai C sebesar 10 yang terdapat pada 9-fold dengan akurasi yang diperoleh yakni 0.988943. Kemudian untuk, hasil prediksi model dengan akurasi terbaik pada data *imbalance* terdapat pada semua nilai k-fold yakni 3, 5, 7 dan 9 dengan akurasi tiap fold yakni 0.9919678714859438. Sedangkan untuk hasil yang diperoleh pada data *balance*, diketahui bahwa nilai parameter kernel dan nilai C terbaik yaitu kernel RBF dengan nilai C sebesar 10 yang terdapat pada 9-fold dengan akurasi yang diperoleh yakni 0.994125. Kemudian untuk, hasil prediksi model dengan akurasi terbaik pada data *balance* terdapat pada semua nilai k-fold yakni 3, 5, 7 dan 9 dengan akurasi tiap fold yakni 0.9941262848751835. Dengan demikian, dapat diketahui bahwa akurasi parameter maupun prediksi terbaik diperoleh pada 9-fold menggunakan data *balance* dengan parameter kernel RBF dan nilai C sama dengan 10.

# **KESIMPULAN DAN SARAN**

## **Kesimpulan**

## **Saran**

- masukan model laniya

- masukan jenis belence data lainnya

- masukan data lainnya

- masukan indicator lainnya

# **DAFTAR PUSTAKA**

Dr. Mamduh M. Hanafi, M. (2016). *Manajemen Keuangan.* Yogyakarta: BPFE-YOGYAKARTA.

Fadilah, W. R., Agfiannisa, D., & Azhar, Y. (2020). Analisis Prediksi Harga Saham PT. Telekomunikasi Indonesia Menggunakan Metode Support Vector Machine. *Fountain of Informatics Journal, 5*.

Hidayahtullah, F. S. (2022). *Teknik Rahasia Analisis Teknikal Saham.* Jakarta: PT Elex Media Komputindo.

Lestari, M., & Pangaribuan, J. J. (2020). Perbandingan Metode Moving Average (MA) Dan Neural Network Yang Berbasis Algoritma Backpropagation Dalam Prediksi Harga Saham. *Information System Development, 5*.

Lestari, S. S., & Jasuni, A. Y. (2023). Analisis Rantai Makrov Lima Status Pada Return Harga Saham BBCA. *Jurnal Bisnisman; Riset Bisnis dan Manajemen, 5*.

Manchester United. (n.d.). *Manchester United plc*. (Yahoo Finance) Retrieved 11 25, 2023, from https://finance.yahoo.com/quote/MANU/profile?p=MANU

Maulana, R., & Kumalasari, D. (2019). Analisis Dan Perbandingan Algoritma Data Mining Dalam Prediksi Harga Saham GGRM. *Jurnal Informatika Kaputama (JIK), 3*.

Miraltamirus, I., Fitri, F., Vionanda, D., & Permana, D. (2023). Stock Price Prediction of PT Bank Syariah Indonesia Tbk Using Support Vector Regression. *UNP JOURNAL OF STATISTICS AND DATA SCIENCE, 1*, 112-119.

Monika, N. E., & Yusniar, M. W. (2020). Analisis Teknikal Menggunakan Indikator MACD dan RSI Pada Saham JII. *Jurnal Riset Inspirasi Manajemen dan Kewirausahaan, 4*.

Rusmalawati, V., Furqon, M. T., & Indriati. (2018). Peramalan Harga Saham Menggunakan Metode Support Vector Regression (SVR) Dengan Particle Swarm Optimization (PSO). *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer, 2*, 1980-1990.

Syahputra, J., Ramadhan, R. D., & Burha, A. (2022). Prediksi Harga Saham Bank BRI Menggunakan Algoritma Linier Regression Sebagai Strategi Jual Beli Saham. *Journal of Dinda, 2*.

Wulandari, R. F., & Anubhakti, D. (2022). Implementasi Algoritma Support Vector Machine (SVM) Dalam Memprediksi Harga Saham PT. Garuda Indonesia Tbk. *Indonesia Journal Information System (IDEALIS), 4*.