

KLASIFIKASI CALON TOP SCORER TURNAMEN SEPAK BOLA ASEAN CHAMPIONSHIP 2026 (AFF CUP) MENGGUNAKAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE BERDASARKAN DATA STATISTIK PERFORMA PEMAIN

Mohamad Iqbal Ulumando^{1*}, Orry Adrian Mokola², Risni Stefani³

^{1,2,3}Institut Teknologi Alberth Foenay Kupang, Indonesia

*iqbal77ulumando@gmail.com

ABSTRACT

The 2026 ASEAN Championship (AFF Cup) is a prestigious football tournament in Southeast Asia that consistently captures public interest, particularly regarding the identification of potential top scorers. Historically, identifying these candidates has relied on subjective observation rather than data-driven analysis. This study aims to apply the Support Vector Machine (SVM) algorithm to classify potential top scorers based on performance statistics—specifically goals, shots, and assists—recorded over the past year. Secondary data was utilized, comprising five potential players from each of the ten participating nations, resulting in a dataset of 50 players. The research process involved data collection, preprocessing, Min-Max normalization, class label assignment, splitting the data into training and testing sets (80:20 ratio), applying the SVM algorithm, and evaluating the model using a confusion matrix, accuracy, precision, recall, and F1-score. The results indicate that the SVM algorithm successfully classified 17 players into Class A (High Potential to be Top Scorer), 17 players into Class B (Potential to be Top Scorer), and 16 players into Class C (Low Potential to be Top Scorer). Model evaluation yielded an accuracy of 60.00%, demonstrating the SVM algorithm's ability to objectively classify potential top scorers based on performance statistics. This study is expected to serve as a reference for developing machine learning-based football performance analysis and to support the identification of potential top scorers prior to the tournament.

Keywords:

Support Vector Machine (SVM), Machine Learning, Classification, Top Scorer, 2026 ASEAN Championship.

PENDAHULUAN

Sepak bola merupakan olahraga yang memiliki popularitas tinggi di dunia, termasuk di kawasan Asia Tenggara. Salah satu kompetisi sepak bola paling bergengsi di kawasan ini adalah ASEAN Championship (AFF Cup) yang mempertemukan tim nasional dari negara-negara anggota ASEAN. Selain menjadi ajang persaingan antarnegara, turnamen ini juga menjadi perhatian masyarakat karena menampilkan pemain-pemain terbaik yang bersaing memperebutkan penghargaan Top Scorer, yaitu pemain dengan jumlah gol terbanyak selama kompetisi (Fadilah, 2024).

Penentuan calon top scorer umumnya masih didasarkan pada pengamatan pengamat sepak bola, media olahraga, maupun opini publik yang bersifat subjektif (Graciela et al., 2024). Padahal, perkembangan teknologi informasi memungkinkan proses identifikasi pemain dilakukan secara lebih objektif melalui analisis data statistik performa. Statistik seperti jumlah gol (*goals*), jumlah tembakan (*shots*), dan jumlah assist merupakan indikator penting yang dapat menggambarkan produktivitas seorang pemain selama mengikuti kompetisi liga (Triawan et al., 2024).

Perkembangan *Machine Learning* telah memberikan kontribusi yang signifikan dalam bidang *sports analytics*, khususnya dalam analisis performa pemain dan klasifikasi data olahraga (Rusdianto Hidayat et al., 2024). Salah satu algoritma yang banyak digunakan adalah Support Vector Machine (SVM) karena memiliki kemampuan yang baik dalam mengelompokkan data berdasarkan karakteristik variabel yang dimiliki. Dengan memanfaatkan statistik performa pemain, algoritma SVM dapat digunakan untuk mengklasifikasikan pemain berdasarkan tingkat potensi mereka sebagai calon top scorer (Pangestu et al., 2024).

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini menerapkan algoritma Support Vector Machine (SVM) untuk mengklasifikasikan pemain calon top scorer pada Turnamen Sepak Bola ASEAN Championship 2026 (AFF Cup) berdasarkan statistik performa pemain yang meliputi jumlah gol (*goals*), jumlah tembakan (*shots*), dan jumlah assist yang diperoleh selama satu tahun terakhir pada kompetisi liga masing-masing. Selanjutnya, pemain diklasifikasikan ke dalam tiga kategori, yaitu Kelas A (Sangat Berpotensi Menjadi Top Scorer), Kelas B (Berpotensi Menjadi Top Scorer), dan Kelas C (Kurang Berpotensi Menjadi Top Scorer). Hasil klasifikasi diharapkan dapat memberikan informasi yang lebih objektif dalam mengidentifikasi pemain yang berpotensi menjadi calon top scorer sebelum turnamen berlangsung serta menjadi referensi dalam pengembangan analisis performa pemain sepak bola berbasis *Machine Learning*.

TINJAUAN PUSTAKA

Sepak Bola dan ASEAN Championship

Sepak bola merupakan salah satu olahraga paling populer di dunia yang dimainkan oleh dua tim, masing-masing terdiri atas sebelas pemain (Darmasadi et al., 2024). Tujuan utama permainan ini adalah mencetak gol sebanyak-banyaknya ke gawang lawan dalam waktu pertandingan yang telah ditentukan (Adyatma et al., 2026). Selain mengandalkan kemampuan individu pemain, keberhasilan suatu tim juga dipengaruhi oleh kerja sama, strategi permainan, kondisi fisik, serta efektivitas penyelesaian akhir (*finishing*) (Said, 2025). Di kawasan Asia Tenggara, salah satu kompetisi sepak bola antarnegara yang paling bergengsi adalah ASEAN Championship (AFF Cup) yang diselenggarakan oleh ASEAN Football Federation (AFF). Turnamen ini pertama kali dilaksanakan pada tahun 1996 dan diikuti oleh negara-negara anggota AFF sebagai ajang untuk menentukan tim nasional terbaik di kawasan Asia Tenggara (Fadilah, 2024).

Seiring perkembangannya, ASEAN Championship tidak hanya menjadi ajang kompetisi antarnegara, tetapi juga menjadi wadah bagi para pemain untuk menunjukkan kualitas individu, khususnya pemain yang berposisi sebagai penyerang (Triawan et al., 2024). Salah satu penghargaan individu yang selalu menjadi perhatian dalam setiap penyelenggaraan ASEAN Championship adalah Top Scorer, yaitu penghargaan yang diberikan kepada pemain dengan jumlah gol terbanyak selama turnamen berlangsung (Wisswani et al., 2020). Perolehan gelar top scorer sering dijadikan sebagai indikator keberhasilan seorang pemain dalam menjalankan perannya sebagai penyerang karena mencerminkan produktivitas, konsistensi, dan kemampuan menciptakan peluang menjadi gol (Adyatma et al., 2026). Oleh karena itu, identifikasi pemain yang memiliki potensi menjadi calon top scorer menjadi salah satu aspek yang menarik untuk dianalisis menggunakan pendekatan berbasis data (Apriyani et al., 2025).

Statistik Performa Pemain

Statistik performa pemain merupakan kumpulan data kuantitatif yang digunakan untuk mengukur dan mengevaluasi kontribusi seorang pemain selama mengikuti pertandingan atau kompetisi (Fawas Ihsan et al., 2025). Dalam sepak bola modern, statistik performa menjadi salah satu instrumen penting dalam proses analisis permainan karena mampu memberikan informasi yang objektif mengenai kemampuan individu pemain. Berbeda dengan penilaian yang hanya didasarkan pada pengamatan visual, statistik performa menyajikan data yang dapat diukur sehingga menghasilkan evaluasi yang lebih akurat dan konsisten (Ulum et al., 2024). Perkembangan teknologi analisis olahraga (*sports analytics*) telah mendorong pemanfaatan data statistik pemain dalam berbagai aspek pengambilan keputusan, seperti proses pencarian pemain (*scouting*), evaluasi performa, penyusunan strategi pertandingan, hingga identifikasi pemain yang berpotensi memperoleh penghargaan individu (Butsiarah, 2025). Berbagai kompetisi sepak bola profesional di dunia telah memanfaatkan statistik performa sebagai dasar dalam menganalisis kualitas pemain sehingga keputusan yang dihasilkan lebih objektif dan didukung oleh data (Wicaksono & Mustafa, 2025).

Dalam penelitian ini, statistik performa pemain digunakan sebagai dasar dalam proses klasifikasi calon top scorer pada Turnamen Sepak Bola ASEAN Championship 2026. Statistik yang digunakan terdiri atas tiga variabel utama, yaitu Goals (Gol), Shots (Tembakan), dan Assist, yang diperoleh dari performa masing-masing pemain selama satu tahun terakhir pada kompetisi liga yang diikuti. Ketiga variabel tersebut dipilih karena mewakili aspek utama performa menyerang (*offensive performance*), yaitu produktivitas mencetak gol, intensitas menciptakan peluang melalui tembakan, serta kontribusi dalam menghasilkan peluang gol bagi rekan setim (Wisswani et al., 2020).

Data statistik performa tersebut selanjutnya digunakan sebagai variabel input dalam algoritma Support Vector Machine (SVM) untuk mengklasifikasikan tingkat potensi pemain menjadi calon top scorer. Berdasarkan hasil proses klasifikasi, setiap pemain dikelompokkan ke dalam tiga kategori, yaitu Kelas A (Sangat Berpotensi Menjadi Top Scorer), Kelas B (Berpotensi Menjadi Top Scorer), dan Kelas C (Kurang Berpotensi Menjadi Top Scorer). Dengan memanfaatkan statistik performa pemain, proses klasifikasi diharapkan mampu memberikan hasil yang lebih objektif dibandingkan penilaian yang hanya didasarkan pada opini atau pengamatan subjektif (Triawan et al., 2024).

Machine Learning

Machine Learning merupakan salah satu cabang dari kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) yang mempelajari bagaimana suatu sistem komputer dapat belajar dari data untuk mengenali pola, membuat keputusan, maupun melakukan prediksi tanpa harus diprogram secara eksplisit (Ulumando, 2026). Dengan memanfaatkan algoritma tertentu, *Machine Learning* mampu meningkatkan kinerja model secara otomatis berdasarkan pengalaman yang diperoleh dari data yang digunakan selama proses pelatihan (*training*). Perkembangan *Machine Learning* telah memberikan kontribusi yang signifikan dalam berbagai bidang, seperti kesehatan, keuangan, pendidikan, transportasi, keamanan siber, hingga analisis olahraga (*sports analytics*) (Wijoyo A et al., 2024). Dalam bidang olahraga, *Machine Learning* dimanfaatkan untuk menganalisis performa pemain, mengevaluasi strategi permainan, mengidentifikasi bakat pemain, serta mendukung proses pengambilan keputusan berdasarkan data statistik yang tersedia. Kemampuan tersebut

menjadikan *Machine Learning* sebagai salah satu pendekatan yang efektif dalam mengolah data olahraga yang memiliki karakteristik kompleks dan multidimensi (Fawas Ihsan et al., 2025).

Secara umum, *Machine Learning* dibagi menjadi tiga kategori utama, yaitu Supervised Learning, Unsupervised Learning, dan Reinforcement Learning. *Supervised Learning* merupakan metode pembelajaran yang menggunakan data berlabel (*labeled data*) sehingga model dapat mempelajari hubungan antara variabel input dan variabel output (Ulumando, 2026). *Unsupervised Learning* digunakan untuk menemukan pola atau kelompok data tanpa menggunakan label, sedangkan *Reinforcement Learning* merupakan metode pembelajaran yang dilakukan melalui mekanisme penghargaan (*reward*) dan hukuman (*penalty*) berdasarkan tindakan yang dilakukan oleh model (Saputro et al., 2024). Pada penelitian ini, pendekatan yang digunakan adalah Supervised Learning karena proses klasifikasi memanfaatkan data statistik performa pemain yang telah memiliki label kelas, yaitu Kelas A (Sangat Berpotensi Menjadi Top Scorer), Kelas B (Berpotensi Menjadi Top Scorer), dan Kelas C (Kurang Berpotensi Menjadi Top Scorer).

Data statistik berupa jumlah gol (*goals*), jumlah tembakan (*shots*), dan jumlah assist digunakan sebagai variabel input dalam proses pelatihan model. Selanjutnya, model *Machine Learning* akan mempelajari karakteristik masing-masing kelas sehingga mampu mengklasifikasikan pemain berdasarkan tingkat potensinya sebagai calon top scorer pada Turnamen Sepak Bola ASEAN Championship 2026. Salah satu algoritma *Machine Learning* yang banyak digunakan untuk permasalahan klasifikasi adalah Support Vector Machine (SVM) (Sugandi & Sarmini, 2024). Algoritma ini memiliki kemampuan yang baik dalam memisahkan data ke dalam beberapa kelas dengan membentuk batas pemisah (*hyperplane*) yang optimal (Lubis & Putri, 2025). Oleh karena itu, penelitian ini menerapkan algoritma SVM sebagai metode klasifikasi karena dinilai mampu menghasilkan model yang akurat dalam mengidentifikasi tingkat potensi pemain berdasarkan statistik performanya (Danis Rifa Nurqotimah et al., 2024).

Algoritma Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) merupakan salah satu algoritma *Machine Learning* yang termasuk dalam metode Supervised Learning dan digunakan untuk menyelesaikan permasalahan klasifikasi maupun regresi (Sugandi & Sarmini, 2024). Algoritma ini diperkenalkan oleh Vladimir Vapnik berdasarkan konsep *Statistical Learning Theory*. Tujuan utama SVM adalah membentuk sebuah batas pemisah (*hyperplane*) yang optimal untuk memisahkan data ke dalam kelas-kelas yang berbeda dengan margin maksimum (*maximum margin*), sehingga menghasilkan model klasifikasi yang memiliki kemampuan generalisasi yang baik (Khairunnas et al., 2025). Prinsip kerja SVM adalah mencari sebuah *hyperplane* yang mampu memisahkan data berdasarkan karakteristik variabel masukan (Lubis & Putri, 2025). Pada penelitian ini, variabel masukan terdiri atas Goals (Gol), Shots (Tembakan), dan Assist, sedangkan keluaran (*output*) berupa kelas potensi pemain sebagai calon top scorer, yaitu Kelas A (Sangat Berpotensi Menjadi Top Scorer), Kelas B (Berpotensi Menjadi Top Scorer), dan Kelas C (Kurang Berpotensi Menjadi Top Scorer). Persamaan dasar *hyperplane* pada algoritma Support Vector Machine dinyatakan sebagai berikut (Danis Rifa Nurqotimah et al., 2024).

$$w^T x + b = 0 \quad (1)$$

Keterangan :

w = vektor bobot (*wight vector*)

x = vektor data masukan (*input vector*)

b = nilai bias (*bias*)

Persamaan (1) digunakan untuk membentuk batas pemisah (*hyperplane*) yang memisahkan data ke dalam kelas yang berbeda. Hyperplane yang optimal adalah hyperplane yang memiliki jarak maksimum terhadap data dari masing-masing kelas. Untuk memperoleh *hyperplane* terbaik, SVM memaksimalkan nilai *margin* yang dirumuskan sebagai berikut.

$$Margin = \frac{2}{\|w\|} \quad (2)$$

Keterangan :

$\|w\|$ = norma atau panjang vektor bobot

Semakin besar nilai *margin*, semakin baik kemampuan model dalam memisahkan data sehingga dapat meningkatkan akurasi proses klasifikasi. Setelah model selesai dilatih (*training*), proses penentuan kelas suatu data dilakukan menggunakan fungsi keputusan (*decision function*) sebagai berikut.

$$f(x) = \text{sign}(w^T x + b) \quad (3)$$

Keterangan :

$f(x)$ = hasil klasifikasi

w = vektor bobot

x = data masukan

b = nilai bias

sign = fungsi yang menentukan kelas berdasarkan posisi data terhadap *hyperplane*

Apabila data tidak dapat dipisahkan secara linier, SVM memanfaatkan fungsi *kernel* untuk memetakan data ke ruang berdimensi lebih tinggi sehingga pemisahan antar kelas dapat dilakukan secara lebih efektif (Sugandi & Sarmini, 2024). Beberapa fungsi *kernel* yang umum digunakan adalah Linear Kernel, Polynomial Kernel, Radial Basis Function (RBF) Kernel, dan Sigmoid Kernel. Pemilihan fungsi *kernel* disesuaikan dengan karakteristik data yang digunakan agar model menghasilkan performa klasifikasi yang optimal (Pangestu et al., 2024). Pada penelitian ini, algoritma Support Vector Machine (SVM) digunakan untuk mengklasifikasikan pemain calon top scorer pada Turnamen Sepak Bola ASEAN Championship 2026 (AFF Cup) berdasarkan statistik performa pemain selama satu tahun terakhir. Variabel yang digunakan sebagai masukan meliputi Goals (Gol), Shots (Tembakan), dan Assist, sedangkan keluaran model berupa tiga kategori klasifikasi, yaitu Kelas A (Sangat Berpotensi Menjadi Top Scorer), Kelas B (Berpotensi Menjadi Top Scorer), dan Kelas C (Kurang Berpotensi Menjadi Top Scorer). Dengan memanfaatkan pola hubungan antarvariabel tersebut, SVM diharapkan mampu menghasilkan proses klasifikasi yang objektif dan membantu mengidentifikasi pemain yang memiliki potensi menjadi top scorer pada ASEAN Championship 2026.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimen untuk menerapkan algoritma Support Vector Machine (SVM) dalam mengklasifikasikan tingkat potensi pemain sebagai calon *top scorer* pada Turnamen Sepak Bola ASEAN Championship 2026. Proses penelitian meliputi pengumpulan data, penentuan variabel, prapemrosesan data, pemberian label kelas, pembagian data, pelatihan model SVM, pengujian model, dan evaluasi hasil klasifikasi.

Sumber dan Jenis Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari statistik performa pemain sepak bola selama satu tahun terakhir pada kompetisi liga yang diikuti oleh masing-masing pemain. Data sekunder dipilih karena telah tersedia dalam bentuk statistik resmi yang dapat diolah menggunakan pendekatan *Machine Learning* tanpa memerlukan pengambilan data secara langsung di lapangan.

Objek penelitian terdiri atas 50 pemain potensial yang berasal dari 10 negara peserta ASEAN Championship 2026, dengan masing-masing negara diwakili oleh lima pemain potensial dari masing-masing negara yang diperkirakan akan menjadi bagian dari skuad ASEAN Championship 2026 berdasarkan performanya selama satu tahun terakhir. Pemilihan pemain dilakukan berdasarkan performa menyerang yang ditunjukkan selama mengikuti kompetisi liga domestik dalam satu tahun terakhir. Dengan demikian, penelitian ini tidak menggunakan data pertandingan ASEAN Championship 2026 karena turnamen belum diselenggarakan, melainkan menggunakan data statistik liga sebagai dasar untuk mengklasifikasikan tingkat potensi pemain sebelum kompetisi berlangsung.

Data yang dikumpulkan berupa statistik performa pemain yang terdiri atas Goals (Gol), Shots (Tembakan), dan Assist. Ketiga variabel tersebut digunakan sebagai variabel masukan (*input variables*) dalam proses klasifikasi menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM). Selain itu, penelitian ini menggunakan variabel keluaran (*output variable*) berupa kelas potensi pemain yang terdiri atas Kelas A (Sangat Berpotensi Menjadi Top Scorer), Kelas B (Berpotensi Menjadi Top Scorer), dan Kelas C (Kurang Berpotensi Menjadi Top Scorer).

Seluruh data statistik pemain dikumpulkan, diverifikasi, dan disusun ke dalam lembar kerja Microsoft Excel sebelum dilakukan proses prapemrosesan (*preprocessing*), pelatihan (*training*), dan pengujian (*testing*) model Support Vector Machine (SVM). Dataset yang telah disusun selanjutnya digunakan sebagai dasar dalam membangun model klasifikasi untuk mengidentifikasi tingkat potensi pemain sebagai calon *top scorer* pada Turnamen Sepak Bola ASEAN Championship 2026. Sumber dan jenis data penelitian ditunjukkan pada tabel 1 sebagai berikut.

Tabel 1. Sumber dan Jenis Data Penelitian

No	Komponen	Keterangan
1	Sumber Data	Data sekunder
2	Bentuk Data	Data kuantitatif
3	Objek Penelitian	50 pemain potensial dari 10 negara peserta ASEAN Championship 2026
4	Perwakilan Negara	5 pemain potensial dari setiap negara
5	Periode Data	Statistik performa pemain selama satu tahun terakhir
6	Variabel Input	Goals (Gol), Shots (Tembakan), Assist
7	Variabel Output	Kelas A, Kelas B, dan Kelas C
8	Media Pengolahan Data	Microsoft Excel

Tabel 1 menyajikan sumber dan jenis data yang digunakan dalam penelitian ini. Data penelitian merupakan data sekunder yang berbentuk data kuantitatif, yaitu data numerik yang diperoleh dari statistik performa pemain sepak bola selama satu tahun terakhir pada kompetisi liga masing-masing. Objek penelitian terdiri atas 50 pemain potensial yang berasal dari 10 negara peserta ASEAN Championship 2026, dengan setiap negara diwakili oleh lima pemain yang dipilih berdasarkan performa menyerang. Variabel yang digunakan sebagai data masukan (*input*) dalam penelitian ini meliputi Goals (Gol), Shots (Tembakan), dan Assist, sedangkan variabel keluaran (*output*) berupa kelas potensi pemain, yaitu Kelas A (Sangat Berpotensi Menjadi Top Scorer), Kelas B (Berpotensi Menjadi Top Scorer), dan Kelas C (Kurang Berpotensi Menjadi Top Scorer). Seluruh data dikumpulkan, disusun, dan diolah menggunakan Microsoft Excel sebelum dilakukan proses prapemrosesan (*preprocessing*) dan klasifikasi menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM).

Variabel Penelitian

Variabel penelitian merupakan atribut yang digunakan sebagai dasar dalam proses klasifikasi menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM). Variabel-variabel tersebut terdiri atas variabel masukan (*input variables*) dan variabel keluaran (*output variable*). Variabel masukan digunakan untuk menggambarkan statistik performa pemain, sedangkan variabel keluaran menunjukkan tingkat potensi pemain sebagai calon *top scorer*. Pada penelitian ini, variabel masukan terdiri atas tiga indikator statistik performa pemain, yaitu Goals (Gol), Shots (Tembakan), dan Assist. Ketiga variabel tersebut dipilih karena mampu merepresentasikan produktivitas dan kontribusi pemain dalam membangun serangan selama mengikuti kompetisi liga. Sementara itu, variabel keluaran berupa kelas potensi pemain yang digunakan sebagai label dalam proses klasifikasi menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM).

Tabel 2. Variabel Penelitian

Kode	Variabel	Jenis Variabel	Tipe Data	Keterangan
X1	Goals (Gol)	Input	Numerik	Jumlah gol yang dicetak pemain selama satu tahun terakhir
X2	Shots (Tembakan)	Input	Numerik	Jumlah tembakan yang dilakukan pemain selama satu tahun terakhir
X3	Assist	Input	Numerik	Jumlah assist yang dicatat pemain selama satu tahun terakhir
Y	Kelas Potensi Top Scorer	Output	Kategorikal	Tingkat potensi pemain sebagai calon <i>top scorer</i>

Berdasarkan Tabel 2 penelitian ini menggunakan tiga variabel masukan dan satu variabel keluaran. Variabel Goals (Gol) digunakan untuk menggambarkan produktivitas pemain dalam mencetak gol, variabel Shots (Tembakan) digunakan untuk mengukur intensitas pemain dalam menciptakan peluang melalui percobaan tembakan ke arah gawang, sedangkan variabel Assist digunakan untuk menunjukkan kontribusi pemain dalam menghasilkan peluang gol bagi rekan satu tim. Ketiga variabel tersebut digunakan sebagai atribut masukan (*feature*) dalam proses pelatihan (*training*) model Support Vector Machine (SVM). Selanjutnya, model akan mempelajari hubungan antara ketiga variabel tersebut dengan variabel keluaran sehingga mampu mengklasifikasikan pemain ke dalam tingkat potensi sebagai calon *top scorer*. Variabel keluaran (*output variable*) pada penelitian ini berupa kelas potensi pemain, yang terdiri atas Kelas A (Sangat Berpotensi Menjadi Top Scorer), Kelas B (Berpotensi Menjadi Top Scorer), dan Kelas C (Kurang Berpotensi Menjadi Top Scorer). Ketiga kelas tersebut digunakan sebagai label (*class label*) pada proses pembelajaran (*supervised learning*) sehingga model Support Vector Machine dapat mengenali karakteristik masing-masing kelompok pemain berdasarkan statistik performanya. Kategori Kelas Potensi Pemain ditunjukkan pada tabel 3 sebagai berikut.

Tabel 3. Kategori Kelas Potensi Pemain

Kelas	Keterangan
A	Sangat Berpotensi Menjadi Top Scorer
B	Berpotensi Menjadi Top Scorer
C	Kurang Berpotensi Menjadi Top Scorer

Berdasarkan Tabel 3 setiap pemain akan diberikan label sesuai dengan tingkat potensinya sebagai calon *top scorer*. Pemberian label dilakukan sebelum proses pelatihan model karena algoritma Support Vector Machine (SVM) termasuk dalam metode Supervised Learning yang memerlukan data berlabel (*labeled data*) sebagai acuan dalam mempelajari pola klasifikasi. Setelah proses pelatihan selesai, model yang dihasilkan digunakan untuk mengklasifikasikan pemain berdasarkan statistik performanya ke dalam salah satu dari tiga kategori tersebut.

Teknik Pengumpulan Data

Teknik pengumpulan data yang digunakan dalam penelitian ini adalah teknik dokumentasi. Teknik dokumentasi dilakukan dengan mengumpulkan data statistik performa pemain sepak bola yang telah dipublikasikan oleh penyedia data statistik sepak bola. Data yang dikumpulkan berupa informasi kuantitatif mengenai performa pemain selama satu tahun terakhir pada kompetisi liga yang diikuti masing-masing pemain. Tahap awal pengumpulan data dilakukan dengan mengidentifikasi negara peserta ASEAN Championship 2026. Selanjutnya, dari setiap negara dipilih lima pemain potensial berdasarkan performa yang ditunjukkan selama mengikuti kompetisi liga. Pemain yang telah dipilih kemudian dicatat identitasnya yang meliputi nama pemain, negara asal, serta klub atau liga tempat pemain berkompetisi.

Setelah objek penelitian ditentukan, dilakukan pengumpulan statistik performa masing-masing pemain yang meliputi Goals (Gol), Shots (Tembakan), dan Assist. Seluruh data yang diperoleh selanjutnya diverifikasi untuk memastikan kelengkapan dan konsistensi data sebelum disusun ke dalam lembar kerja Microsoft Excel sebagai dataset penelitian. Data yang telah terkumpul kemudian digunakan sebagai variabel masukan (*input variables*) dalam proses klasifikasi menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM). Sebelum digunakan pada proses pelatihan model, data terlebih dahulu melalui tahap prapemrosesan (*preprocessing*) yang meliputi pemeriksaan kelengkapan data, pemberian label kelas, dan normalisasi data sehingga siap digunakan pada tahap pelatihan dan pengujian model. Proses pengumpulan data dalam penelitian ini ditunjukkan pada gambar 1 sebagai berikut.



Gambar 1. Proses Pengumpulan Data Penelitian

Gambar 1 menunjukkan alur proses pengumpulan data yang dilakukan dalam penelitian ini. Tahap pertama dimulai dengan mengidentifikasi negara peserta ASEAN Championship 2026 sebagai objek penelitian. Selanjutnya, dari setiap negara dipilih lima pemain potensial berdasarkan statistik performa selama satu tahun terakhir pada kompetisi liga masing-masing. Setelah objek penelitian ditentukan, dilakukan pengumpulan data statistik pemain yang meliputi jumlah Goals (Gol), Shots (Tembakan), dan Assist sebagai variabel masukan dalam penelitian.

Data yang telah dikumpulkan kemudian melalui tahap verifikasi dan validasi untuk memastikan kelengkapan, konsistensi, dan keakuratan informasi yang diperoleh. Tahap selanjutnya adalah penyusunan dataset menggunakan Microsoft Excel sehingga seluruh data tersusun dalam format yang terstruktur dan siap digunakan pada proses analisis. Dataset yang telah disusun selanjutnya digunakan sebagai masukan dalam proses klasifikasi menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) untuk mengelompokkan pemain ke dalam kelas potensi sebagai calon *top scorer* pada Turnamen Sepak Bola ASEAN Championship 2026.

Prapemrosesan Data

Prapemrosesan data (*data preprocessing*) merupakan tahapan awal yang dilakukan sebelum proses pelatihan (*training*) dan pengujian (*testing*) model Support Vector Machine (SVM). Tahapan ini bertujuan untuk meningkatkan kualitas data sehingga data yang digunakan dalam proses klasifikasi memiliki tingkat konsistensi, kelengkapan, dan keseragaman yang baik. Melalui proses prapemrosesan, data yang diperoleh dari hasil pengumpulan statistik performa pemain diolah terlebih dahulu agar sesuai dengan kebutuhan algoritma SVM sehingga mampu menghasilkan model klasifikasi yang optimal.

Tahap pertama dalam prapemrosesan data adalah pemeriksaan kelengkapan data. Pada tahap ini dilakukan pengecekan terhadap seluruh data yang telah dikumpulkan untuk memastikan bahwa setiap pemain memiliki nilai pada seluruh variabel penelitian, yaitu Goals (Gol), Shots (Tembakan), dan Assist. Selain itu, dilakukan pemeriksaan terhadap kemungkinan adanya data yang kosong (*missing value*), data ganda (*duplicate data*), maupun kesalahan pencatatan sehingga dataset yang digunakan memiliki kualitas yang baik.

Setelah data dinyatakan lengkap dan valid, dilakukan pemberian label kelas sebagai variabel keluaran (*output variable*). Pemberian label diperlukan karena algoritma Support Vector Machine (SVM) merupakan metode Supervised Learning yang memerlukan data berlabel sebagai dasar dalam proses pembelajaran model. Pada penelitian ini, setiap pemain dikelompokkan ke dalam tiga kategori, yaitu Kelas A (Sangat Berpotensi Menjadi Top Scorer), Kelas B (Berpotensi Menjadi Top Scorer), dan Kelas C (Kurang Berpotensi Menjadi Top Scorer) berdasarkan statistik performa yang dimiliki.

Selanjutnya dilakukan normalisasi data terhadap seluruh variabel masukan, yaitu Goals (Gol), Shots (Tembakan), dan Assist. Normalisasi bertujuan untuk menyamakan rentang nilai antarvariabel sehingga tidak terdapat variabel yang memiliki pengaruh lebih dominan akibat perbedaan skala data. Pada penelitian ini digunakan metode Min-Max Normalization, yang dinyatakan dengan persamaan sebagai berikut.

$$x' = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (4)$$

Keterangan :

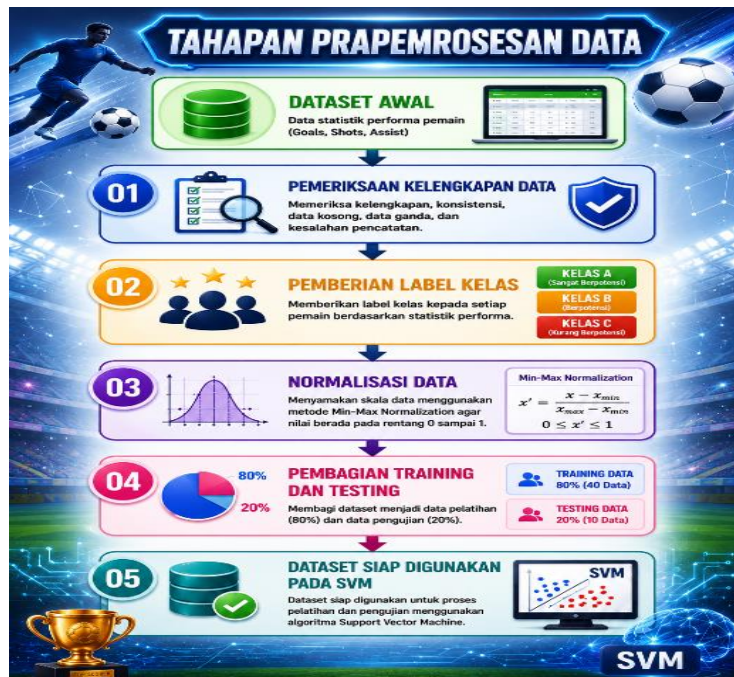
x' = nilai hasil normalisasi

x = nilai data asli

x_{min} = nilai minimum pada suatu variabel

x_{max} = nilai maksimum pada suatu variabel

Melalui proses normalisasi tersebut, seluruh data akan berada pada rentang nilai 0 sampai 1, sehingga setiap variabel memiliki skala yang seragam dan dapat diproses secara lebih optimal oleh algoritma Support Vector Machine (SVM). Tahap terakhir dalam prapemrosesan data adalah pembagian dataset menjadi data pelatihan (*training data*) dan data pengujian (*testing data*). Data pelatihan digunakan untuk membangun model klasifikasi, sedangkan data pengujian digunakan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam mengklasifikasikan data baru yang belum pernah dipelajari sebelumnya. Pada penelitian ini, pembagian dataset dilakukan dengan perbandingan 80% data pelatihan dan 20% data pengujian, sehingga model yang dihasilkan dapat dievaluasi secara objektif. Tahapan prapemrosesan data yang dilakukan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 2 sebagai berikut.



Gambar 2. Tahapan Prapemrosesan Data

Gambar 2 menunjukkan tahapan prapemrosesan data (*data preprocessing*) sebelum dataset digunakan dalam proses klasifikasi menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM). Tahapan dimulai dari dataset awal yang berisi statistik performa pemain berupa Goals (Gol), Shots (Tembakan), dan Assist, kemudian dilakukan pemeriksaan kelengkapan data untuk memastikan data valid dan konsisten, dilanjutkan dengan pemberian label kelas ke dalam Kelas A, Kelas B, dan Kelas C sesuai tingkat potensi pemain sebagai calon *top scorer*.

Selanjutnya, data dinormalisasi menggunakan metode Min-Max Normalization untuk menyamakan rentang nilai setiap variabel. Dataset yang telah dinormalisasi kemudian dibagi menjadi 80% data pelatihan (*training data*) dan 20% data pengujian (*testing data*). Hasil akhir dari tahapan ini adalah dataset yang siap digunakan dalam proses pelatihan dan pengujian model Support Vector Machine (SVM).

Penentuan Label Kelas

Penentuan label kelas merupakan tahapan yang dilakukan untuk memberikan kategori pada setiap data pemain sebelum digunakan dalam proses pelatihan (*training*) algoritma Support Vector Machine (SVM). Tahapan ini diperlukan karena SVM termasuk ke dalam metode Supervised Learning, yaitu metode pembelajaran yang memerlukan data masukan (*input*) beserta label kelas (*output*) sebagai acuan dalam membangun model klasifikasi.

Pada penelitian ini, penentuan label kelas dilakukan berdasarkan nilai total performa pemain yang diperoleh dari hasil normalisasi variabel Goals (Gol), Shots (Tembakan), dan Assist. Ketiga variabel tersebut terlebih dahulu dinormalisasi menggunakan metode Min-Max Normalization sehingga memiliki rentang nilai yang sama. Selanjutnya, nilai hasil normalisasi dari setiap variabel dijumlahkan untuk memperoleh nilai total performa masing-masing pemain. Nilai total performa pemain dihitung menggunakan persamaan sebagai berikut.

$$S_i = X'_{1i} + X'_{2i} + X'_{3i} \quad (5)$$

Keterangan :

S_i = nilai total performa pemain ke- i

X'_{1i} = nilai normalisasi Goals (Gol)

X'_{2i} = nilai normalisasi Shots (Tembakan)

X'_{3i} = nilai normalisasi Assist

Semakin tinggi nilai S_i semakin tinggi pula performa pemain berdasarkan statistik yang digunakan dalam penelitian. Setelah nilai total performa diperoleh, seluruh pemain diurutkan berdasarkan nilai S_i dari yang tertinggi hingga yang terendah untuk memperoleh peringkat (ranking) pemain. Karena jumlah data penelitian terdiri atas 50

pemain, maka hasil pemeringkatan dibagi menjadi tiga kelompok untuk membentuk label kelas. Pembagian dilakukan berdasarkan urutan peringkat sehingga setiap pemain memperoleh satu label kelas yang akan digunakan sebagai variabel keluaran (*output variable*) pada proses pelatihan model Support Vector Machine. Kriteria Penentuan Label Kelas dapat dilihat pada tabel 4 sebagai berikut.

Tabel 4. Kriteria Penentuan Label Kelas

Peringkat	Label Kelas	Keterangan
1 – 17	Kelas A	Sangat Berpotensi Menjadi Top Scorer
18 – 34	Kelas B	Berpotensi Menjadi Top Scorer
35 – 50	Kelas C	Kurang Berpotensi Menjadi Top Scorer

Berdasarkan Tabel 4 pemain yang memiliki nilai total performa tertinggi dikelompokkan ke dalam Kelas A, pemain dengan nilai performa menengah dikelompokkan ke dalam Kelas B, sedangkan pemain dengan nilai performa terendah dikelompokkan ke dalam Kelas C. Proses pelabelan dilakukan secara objektif berdasarkan hasil perhitungan dan pemeringkatan nilai performa sehingga seluruh pemain memperoleh label yang konsisten dan dapat direproduksi.

Label kelas yang telah ditentukan selanjutnya digunakan sebagai variabel target (*target variable*) pada proses pelatihan algoritma Support Vector Machine (SVM). Model akan mempelajari hubungan antara variabel masukan, yaitu Goals (Gol), Shots (Tembakan), dan Assist, dengan label kelas yang telah ditetapkan. Hasil pembelajaran tersebut kemudian digunakan untuk mengklasifikasikan tingkat potensi pemain sebagai calon *top scorer* pada Turnamen Sepak Bola ASEAN Championship 2026. Tahapan Penentuan Label Kelas dapat dilihat pada gambar 3 sebagai berikut.



Gambar 3. Tahapan Penentuan Label Kelas

Gambar 3 menunjukkan tahapan penentuan label kelas yang dilakukan sebelum proses pelatihan (*training*) menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM). Proses diawali dengan hasil normalisasi terhadap variabel Goals (Gol), Shots (Tembakan), dan Assist. Selanjutnya, nilai hasil normalisasi dari ketiga variabel dijumlahkan untuk memperoleh nilai total performa setiap pemain. Berdasarkan nilai tersebut, seluruh pemain diurutkan dari nilai tertinggi hingga terendah untuk memperoleh peringkat (ranking).

Hasil pemeringkatan kemudian dibagi menjadi tiga kelompok, yaitu Kelas A (Sangat Berpotensi Menjadi Top Scorer), Kelas B (Berpotensi Menjadi Top Scorer), dan Kelas C (Kurang Berpotensi Menjadi Top Scorer). Label kelas yang telah ditentukan selanjutnya digunakan sebagai variabel target (*target variable*) pada proses pelatihan dan pengujian model Support Vector Machine (SVM) untuk mengklasifikasikan tingkat potensi pemain sebagai calon *top scorer* pada Turnamen Sepak Bola ASEAN Championship 2026.

Pembagian Data Training dan Data Testing

Setelah seluruh data pemain memperoleh label kelas, tahapan selanjutnya adalah membagi dataset menjadi data pelatihan (*training data*) dan data pengujian (*testing data*). Pembagian dataset bertujuan agar model Support Vector Machine (SVM) dapat mempelajari pola hubungan antara variabel masukan (*input variables*) dan variabel keluaran (*output variable*) menggunakan data pelatihan, kemudian mengevaluasi kemampuan model dalam mengklasifikasikan data yang belum pernah dipelajari sebelumnya menggunakan data pengujian.

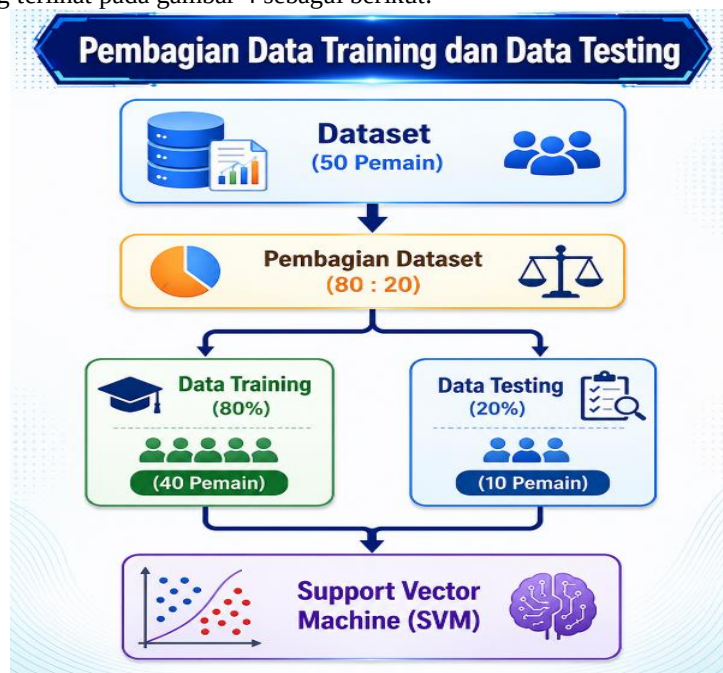
Pada penelitian ini, dataset terdiri atas 50 pemain potensial yang berasal dari 10 negara peserta ASEAN Championship 2026. Dataset dibagi menggunakan perbandingan 80% : 20%, yaitu 80% digunakan sebagai data pelatihan (*training data*) dan 20% digunakan sebagai data pengujian (*testing data*). Pembagian tersebut menghasilkan 40 data pemain sebagai data pelatihan dan 10 data pemain sebagai data pengujian.

Pembagian data dilakukan secara acak (*random sampling*) dengan tetap mempertahankan proporsi setiap kelas (Kelas A, Kelas B, dan Kelas C) sehingga distribusi data pada data pelatihan dan data pengujian tetap seimbang. Teknik ini bertujuan untuk mengurangi kemungkinan terjadinya bias selama proses pelatihan model serta meningkatkan kemampuan generalisasi algoritma Support Vector Machine dalam mengklasifikasikan data baru. Rincian pembagian dataset pada penelitian ini disajikan pada Tabel 5 sebagai berikut.

Tabel 5. Pembagian Data Training dan Data Testing

Jenis Data	Persentase	Jumlah Data
Data Training	80%	40 pemain
Data Testing	20%	10 pemain
Total	100%	50 pemain

Berdasarkan Tabel 5 sebanyak 40 data pemain digunakan sebagai data pelatihan untuk membangun model klasifikasi Support Vector Machine (SVM), sedangkan 10 data pemain digunakan sebagai data pengujian untuk mengevaluasi kemampuan model dalam mengklasifikasikan pemain ke dalam kelas potensi sebagai calon *top scorer*. Pembagian dataset ini diharapkan mampu menghasilkan model yang memiliki kemampuan klasifikasi yang baik serta dapat memberikan hasil yang lebih objektif terhadap data yang belum pernah dipelajari sebelumnya. Pembagian Data Training dan Data Testing terlihat pada gambar 4 sebagai berikut.



Gambar 4. Pembagian Data Training dan Data Testing

Gambar 4 menunjukkan proses pembagian dataset sebelum dilakukan pelatihan model Support Vector Machine (SVM). Dataset yang terdiri atas 50 pemain dibagi menjadi 80% data pelatihan dan 20% data pengujian. Data pelatihan digunakan untuk membangun model klasifikasi dengan mempelajari hubungan antara variabel Goals (Gol), Shots (Tembakan), dan Assist terhadap label kelas, sedangkan data pengujian digunakan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam mengklasifikasikan data yang belum pernah dipelajari sebelumnya.

Penerapan Support Vector Machine (SVM)

Setelah melalui tahapan prapemrosesan data, dataset yang telah dibagi menjadi data pelatihan (*training data*) dan data pengujian (*testing data*) selanjutnya digunakan dalam proses klasifikasi menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM). Pada penelitian ini, SVM digunakan untuk membangun model klasifikasi yang mampu mengelompokkan pemain ke dalam tiga kategori, yaitu Kelas A (Sangat Berpotensi Menjadi Top Scorer), Kelas B (Berpotensi Menjadi Top Scorer), dan Kelas C (Kurang Berpotensi Menjadi Top Scorer) berdasarkan statistik performa pemain.

Proses pelatihan dimulai dengan menggunakan data pelatihan yang terdiri atas variabel Goals (Gol), Shots (Tembakan), dan Assist sebagai variabel masukan (*input variables*), serta label kelas sebagai variabel keluaran (*output variable*). Algoritma Support Vector Machine kemudian mempelajari pola hubungan antara variabel masukan dan label kelas untuk membentuk model klasifikasi yang mampu membedakan karakteristik masing-masing kelas. Fungsi keputusan (*decision function*) pada algoritma Support Vector Machine dinyatakan sebagai berikut.

$$f(x) = \text{sign}(w^T x + b)$$

Keterangan :

$f(x)$ = hasil klasifikasi

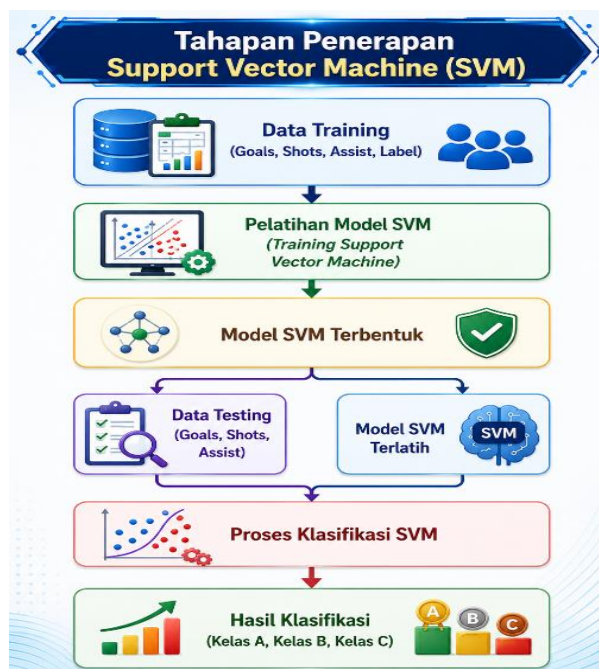
w = vektor bobot (**weight vector**)

x = vektor data masukan yang terdiri atas **Goals, Shots, dan Assist**

b = nilai bias (**bias**)

sign = fungsi yang menentukan kelas berdasarkan posisi data terhadap *hyperplane*

Pada penelitian ini, proses klasifikasi dilakukan menggunakan pendekatan multiclass classification karena variabel keluaran terdiri atas tiga kelas. Model SVM dibangun menggunakan data pelatihan, kemudian diuji menggunakan data pengujian untuk mengetahui kemampuan model dalam mengklasifikasikan pemain berdasarkan statistik performanya. Tahapan penerapan algoritma Support Vector Machine ditunjukkan pada gambar 5 sebagai berikut.



Gambar 5. Tahapan Penerapan Support Vector Machine (SVM)

Gambar 5 menunjukkan tahapan penerapan algoritma Support Vector Machine (SVM) pada penelitian ini. Proses dimulai dengan menggunakan data pelatihan yang terdiri atas variabel Goals (Gol), Shots (Tembakan), Assist, dan label kelas untuk membangun model SVM. Model yang telah terbentuk kemudian digunakan untuk mengklasifikasikan data pengujian sehingga menghasilkan prediksi kelas pemain, yaitu Kelas A, Kelas B, atau Kelas C. Hasil klasifikasi selanjutnya digunakan sebagai dasar pada tahap evaluasi untuk mengukur kinerja model dalam mengidentifikasi tingkat potensi pemain sebagai calon *top scorer* pada Turnamen Sepak Bola ASEAN Championship 2026.

Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk mengukur kinerja algoritma Support Vector Machine (SVM) dalam mengklasifikasikan pemain ke dalam Kelas A (Sangat Berpotensi Menjadi Top Scorer), Kelas B (Berpotensi Menjadi Top Scorer), dan Kelas C (Kurang Berpotensi Menjadi Top Scorer). Pada penelitian ini, evaluasi model dilakukan menggunakan Confusion Matrix yang menghasilkan nilai Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score sebagai indikator performa model klasifikasi.

1. Accuracy

Accuracy digunakan untuk mengukur persentase data yang berhasil diklasifikasikan dengan benar oleh model

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (6)$$

2. Precision

Precision digunakan untuk mengukur ketepatan model dalam memberikan prediksi terhadap suatu kelas

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \quad (7)$$

3. Recall

Recall digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam mengenali seluruh data yang benar-benar termasuk ke dalam suatu kelas

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \quad (8)$$

4. F1-Score

F1-Score merupakan rata-rata harmonis antara nilai Precision dan Recall sehingga memberikan ukuran performa model yang lebih seimbang

$$\text{F1 - Score} = \frac{2 \times (\text{Precision} \times \text{Recall})}{\text{Precision} + \text{Recall}} \times 100\% \quad (9)$$

Keterangan :

TP (True Positive) = Jumlah data positif yang diklasifikasikan dengan benar

TN (True Negative) = Jumlah data negatif yang diklasifikasikan dengan benar

FP (False Positive) = Jumlah data negatif yang salah diklasifikasikan sebagai positif

FN (False Negative) = Jumlah data positif yang salah diklasifikasikan sebagai negatif

Nilai Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score digunakan sebagai dasar untuk menilai performa algoritma Support Vector Machine (SVM) dalam mengklasifikasikan calon *top scorer* berdasarkan statistik performa pemain.

Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian merupakan rangkaian proses yang dilakukan mulai dari pengumpulan data hingga diperoleh hasil klasifikasi menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM). Proses penelitian diawali dengan pengumpulan data statistik performa pemain, dilanjutkan dengan prapemrosesan data, pembagian dataset menjadi data pelatihan dan data pengujian, penerapan algoritma Support Vector Machine (SVM), serta evaluasi model menggunakan Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score. Tahapan penelitian secara keseluruhan ditunjukkan pada Gambar 6 sebagai berikut.



Gambar 6. Tahapan Penelitian

Gambar 6 menunjukkan tahapan penelitian yang dimulai dari pengumpulan data statistik performa pemain, dilanjutkan dengan prapemrosesan data, pembagian dataset menjadi data pelatihan dan data pengujian, penerapan algoritma Support Vector Machine (SVM), serta evaluasi model. Hasil akhir penelitian berupa klasifikasi pemain ke dalam Kelas A, Kelas B, dan Kelas C berdasarkan tingkat potensi sebagai calon *top scorer* pada Turnamen Sepak Bola ASEAN Championship 2026.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Dataset Penelitian

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri atas 50 pemain potensial yang berasal dari 10 negara peserta ASEAN Championship 2026. Data yang digunakan merupakan statistik performa pemain selama satu tahun terakhir yang meliputi Goals (Gol), Shots (Tembakan), dan Assist sebagai variabel masukan (*input variables*). Dataset tersebut selanjutnya digunakan sebagai dasar dalam proses klasifikasi menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM). Dataset penelitian ditampilkan pada Tabel 6 sebagai berikut.

Tabel 6. Dataset Penelitian

No	Negara	Nama Pemain	Klub/Liga	Gol (X1)	Shot (X2)	Assist (X3)
1	Indonesia	Ragnar Oratmangoen	Persib Bandung/Indonesia	1	12	0
2	Indonesia	Beckham Putra	Persib Bandung/Indonesia	9	11	11
3	Indonesia	Egy Maulana Vikri	Dewa United/Indonesia	7	11	11
4	Indonesia	Marselino Ferdinan	AS Trenčín/Slovakia	1	1	1
5	Indonesia	Eksel Runtukahu	Persija Jakarta/Indonesia	6	8	3
6	Thailand	Teerasak Poeiphimai	Port FC/Thailand	11	34	3
7	Thailand	Teerasil Dangda	Bangkok United/Thailand	8	37	6
8	Thailand	Patrik Gustavsson	BG Pathum United/Thailand	6	22	2
9	Thailand	Yotsakorn Burapha	Chonburi FC/Thailand	5	18	1
10	Thailand	Weerathep Pomphan	Bangkok United/Thailand	7	11	2
11	Vietnam	Nguyen Xuan Son	Thep Xanh Nam Dinh/Vietnam	14	38	4
12	Vietnam	Pham Tuan Hai	Hanoi FC/Vietnam	8	26	3
13	Vietnam	Phạm Gia Hưng	Ninh Binh/Vietnam	5	18	3
14	Vietnam	Nguyễn Quang Hải	Cong An Hanoi/Vietnam	12	30	3
15	Vietnam	Nguyễn Hoàng Đức	Ninh Binh/Vietnam	7	23	2
16	Singapura	Shawal Anuar	Lion City Sailors/Singapura	7	23	3

17	Singapura	Ilhan Fandi	Lion City Sailors/Singapura	2	14	1
18	Singapura	Faris Ramli	Tampines Rovers/Singapura	6	18	4
19	Singapura	Song Ui-young	Lion City Sailors/Singapura	4	11	1
20	Singapura	Ikhsan Fandi	Kuching City/Malaysia	5	15	2
21	Filipina	Jarvey Gayoso	Bangkok/Thailand	3	14	1
22	Filipina	Sebastian Rasmussen	Hobro IK/Denmark	2	9	1
23	Filipina	Patrick Reichelt	One Taguig FC/Filipina	5	7	1
24	Filipina	Griffin McDaniel	Stallion Laguna/Filipina	4	4	1
25	Filipina	Chima Uzoka	Cebu FC/Filipina	3	3	0
26	Malaysia	Faisal Halim	Selangor FC/Malaysia	6	24	4
27	Malaysia	Sergio Aguero	Pahang FA/Malaysia	4	18	2
28	Malaysia	Ramadhan Saifullah	Kuching City/Malaysia	3	14	1
29	Malaysia	Paulo Josué	Kuala Lumpur City FC/Malaysia	5	15	2
30	Malaysia	Safawi Rasid	Kuala Lumpur City FC/Malaysia	5	11	1
31	Kamboja	Sieng Chanthea	PKR Svay Rieng/Kamboja	6	9	1
32	Kamboja	Abdel Kader Coulibaly	Angkor Tiger/Kamboja	7	8	2
33	Kamboja	Sor Rotana	Visakha/Kamboja	5	6	0
34	Kamboja	Nhean Sosidan	PKR Svay Rieng/Kamboja	3	4	1
35	Kamboja	Sos Suhana	Nagaworld/Kamboja	4	5	1
36	Myanmar	Win Naing Tun	Yangon City/Myanmar	7	8	1
37	Myanmar	Than Paing	Trat/Thailand	6	12	1
38	Myanmar	Ye Yint Aung	Shan United/Myanmar	4	10	2
39	Myanmar	Pyae Moe	Yadanarbon/Myanmar	5	4	0
40	Myanmar	Myat Kaung Khant	Shan United/Myanmar	3	11	1
41	Laos	Kydavone Souvanny	Young Elephants/Laos	4	6	1
42	Laos	Chony Wenpaserth	Ezra FC/Laos	5	5	0
43	Laos	Peter Phanthavong	Ezra FC/Laos	3	4	1
44	Laos	Soukphachan Lueanthala	Salavan United/Laos	2	3	0
45	Laos	Kouaycheng Noophackde	Champasak Avenir/Laos	2	2	0
46	Timor Leste	João Pedro	Angkor Tiger/Kamboja	8	22	1
47	Timor Leste	Zenivio	Tanjong Pagar United/Singapura	2	14	1
48	Timor Leste	Gali Freitas	Persebaya Surabaya/Indonesia	2	17	7
49	Timor Leste	Luís Figo	Ponta Leste/Timor Leste	4	0	0
50	Timor Leste	Alexandro Bakhito	SLB Laulara/Timor Leste	5	0	0

Berdasarkan Tabel 6 dataset penelitian terdiri atas 50 pemain potensial yang berasal dari 10 negara peserta ASEAN Championship 2026. Setiap pemain direpresentasikan oleh tiga variabel statistik, yaitu Goals (Gol), Shots (Tembakan), dan Assist, yang digunakan sebagai variabel masukan (*input*) dalam proses klasifikasi menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM). Seluruh dataset tersebut selanjutnya digunakan pada tahap prapemrosesan data, yang meliputi pemeriksaan data, pemberian label kelas, normalisasi, serta pembagian data pelatihan (*training data*) dan data pengujian (*testing data*).

Hasil Prapemrosesan Data

Prapemrosesan data merupakan tahapan awal yang dilakukan sebelum proses pelatihan (*training*) dan pengujian (*testing*) menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM). Pada tahap ini dilakukan pemeriksaan kelengkapan

data, normalisasi variabel Goals (Gol), Shots (Tembakan), dan Assist, perhitungan nilai total performa, pemeringkatan (*ranking*) pemain, serta penentuan label kelas. Proses tersebut bertujuan untuk menghasilkan dataset yang terstruktur dan siap digunakan dalam proses klasifikasi. Hasil prapemrosesan data yang diperoleh pada penelitian ini disajikan pada Tabel 7 sebagai berikut.

Tabel 7. Hasil Perhitungan Nilai Performa, Ranking, dan Label Kelas

Ranking	Pemain	Total	Label
1	Nguyen Xuan Son	2.3636	A
2	Teerasil Dangda	2.0576	A
3	Teerasak Poeiphimai	1.9367	A
4	Nguyễn Quang Hải	1.9084	A
5	Beckham Putra	1.9049	A
6	Egy Maulana Vikri	1.7510	A
7	Pham Tuan Hai	1.4954	A
8	Faisal Halim	1.3798	A
9	Shawal Anuar	1.3395	A
10	Nguyễn Hoàng Đức	1.2486	A
11	Faris Ramli	1.2219	A
12	João Pedro	1.2083	A
13	Gali Freitas	1.1607	A
14	Patrik Gustavsson	1.1454	A
15	Phạm Gia Hưng	1.0541	A
16	Weerathep Pomphan	0.9328	A
17	Sergio Aguero	0.8863	A
18	Ikhsan Fandi	0.8842	B
19	Paulo Josué	0.8842	B
20	Yotsakorn Burapha	0.8723	B
21	Eksel Runtukahu	0.8679	B
22	Abdel Kader Coulibaly	0.8539	B
23	Than Paing	0.7913	B
24	Win Naing Tun	0.7630	B
25	Sieng Chanthea	0.7124	B
26	Safawi Rasid	0.6881	B
27	Ye Yint Aung	0.6757	B
28	Jarvey Gayoso	0.6132	B
29	Ramadhan Saifullah	0.6132	B
30	Song Ui-young	0.6112	B
31	Patrick Reichelt	0.5828	B
32	Ilhan Fandi	0.5363	B
33	Zenivio	0.5363	B
34	Myat Kaung Khant	0.5342	B
35	Kydavone Souvanny	0.4796	C
36	Sor Rotana	0.4656	C
37	Sos Suhana	0.4533	C
38	Chony Wenpaserth	0.4393	C
39	Griffin McDaniel	0.4269	C
40	Pyae Moe	0.4130	C
41	Sebastian Rasmussen	0.4047	C
42	Nhean Sosidan	0.3500	C
43	Peter Phanthavong	0.3500	C
44	Ragnar Oratmangoen	0.3158	C
45	Alexandro Bakhito	0.3077	C
46	Chima Uzoka	0.2328	C
47	Luís Figo	0.2308	C
48	Soukphachan Lucanthala	0.1559	C
49	Kouaycheng Noophackde	0.1296	C
50	Marselino Ferdinan	0.1172	C

Berdasarkan Tabel 7 setiap pemain telah memiliki nilai total performa, peringkat (*ranking*), dan label kelas yang diperoleh dari hasil prapemrosesan data. Pemain dengan nilai performa tertinggi diklasifikasikan ke dalam Kelas A (Sangat Berpotensi Menjadi Top Scorer), sedangkan pemain dengan nilai performa menengah dan terendah masing-masing dikelompokkan ke dalam Kelas B (Berpotensi Menjadi Top Scorer) dan Kelas C (Kurang Berpotensi Menjadi Top Scorer). Dataset hasil prapemrosesan ini selanjutnya digunakan sebagai data masukan pada proses pelatihan dan pengujian model Support Vector Machine (SVM).

Pembagian Data Training dan Data Testing

Setelah proses prapemrosesan selesai, dataset dibagi menjadi data pelatihan (*training data*) dan data pengujian (*testing data*). Pembagian dilakukan dengan perbandingan 80% : 20%, sehingga diperoleh 40 data pemain sebagai data pelatihan dan 10 data pemain sebagai data pengujian. Hasil pembagian dataset disajikan pada Tabel 8 sebagai berikut.

Tabel 8. Hasil Pembagian Data Training dan Data Testing

No	Nama Pemain	Label	Jenis Data
1	Ragnar Oratmangoen	C	Training
2	Beckham Putra	A	Training
3	Egy Maulana Vikri	A	Training
4	Marselino Ferdinan	C	Training
5	Eksel Runtukahu	B	Training
6	Teerasak Poeiphimai	A	Training
7	Teerasil Dangda	A	Training
8	Patrik Gustavsson	A	Training
9	Yotsakorn Burapha	B	Training
10	Weerathep Pomphan	A	Training
11	Nguyen Xuan Son	A	Training
12	Pham Tuan Hai	A	Training
13	Phạm Gia Hưng	A	Training
14	Nguyễn Quang Hải	A	Training
15	Nguyễn Hoàng Đức	A	Training
16	Shawal Anuar	A	Training
17	Ilhan Fandi	B	Training
18	Faris Ramli	A	Training
19	Song Ui-young	B	Training
20	Ikhsan Fandi	B	Training
21	Jarvey Gayoso	B	Training
22	Sebastian Rasmussen	C	Training
23	Patrick Reichelt	B	Training
24	Griffin McDaniel	C	Training
25	Chima Uzoka	C	Training
26	Faisal Halim	A	Training
27	Sergio Aguero	A	Training
28	Ramadhan Saifullah	B	Training
29	Paulo Josué	B	Training
30	Safawi Rasid	B	Training
31	Sieng Chanthea	B	Training
32	Abdel Kader Coulibaly	B	Training
33	Sor Rotana	C	Training
34	Nhean Sosidan	C	Training
35	Sos Suhana	C	Training
36	Win Naing Tun	B	Training
37	Than Paing	B	Training
38	Ye Yint Aung	B	Training

39	Pyae Moe	C	Training
40	Myat Kaung Khant	B	Training
41	Kydavone Souvanny	C	Testing
42	Chony Wenpaserth	C	Testing
43	Peter Phanthavong	C	Testing
44	Soukphachan Lueanthala	C	Testing
45	Kouaycheng Noophackde	C	Testing
46	João Pedro	A	Testing
47	Zenivio	B	Testing
48	Gali Freitas	A	Testing
49	Luís Figo	C	Testing
50	Alexandro Bakhito	C	Testing

Berdasarkan Tabel 8 proses pembagian dataset telah menghasilkan data pelatihan dan data pengujian yang siap digunakan dalam proses pembentukan model. Pada tahap berikutnya, algoritma Support Vector Machine (SVM) diterapkan menggunakan data pelatihan untuk mempelajari pola klasifikasi berdasarkan variabel Goals (Gol), Shots (Tembakan), dan Assist, kemudian model yang terbentuk diuji menggunakan data pengujian untuk menghasilkan klasifikasi pemain ke dalam Kelas A, Kelas B, dan Kelas C.

Penerapan Algoritma Support Vector Machine (SVM)

Setelah proses prapemrosesan data dan pembagian dataset selesai dilakukan, tahap selanjutnya adalah menerapkan algoritma Support Vector Machine (SVM) untuk membangun model klasifikasi. Pada penelitian ini, model SVM dilatih menggunakan 40 data pelatihan (*training data*) yang terdiri atas variabel Goals (Gol), Shots (Tembakan), Assist, dan label kelas. Selanjutnya, model yang telah terbentuk digunakan untuk mengklasifikasikan seluruh data pemain sehingga menghasilkan prediksi kelas berdasarkan karakteristik statistik performa masing-masing pemain. Hasil penerapan algoritma Support Vector Machine (SVM) disajikan pada Tabel 9 sebagai berikut.

Tabel 9. Hasil Klasifikasi Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM)

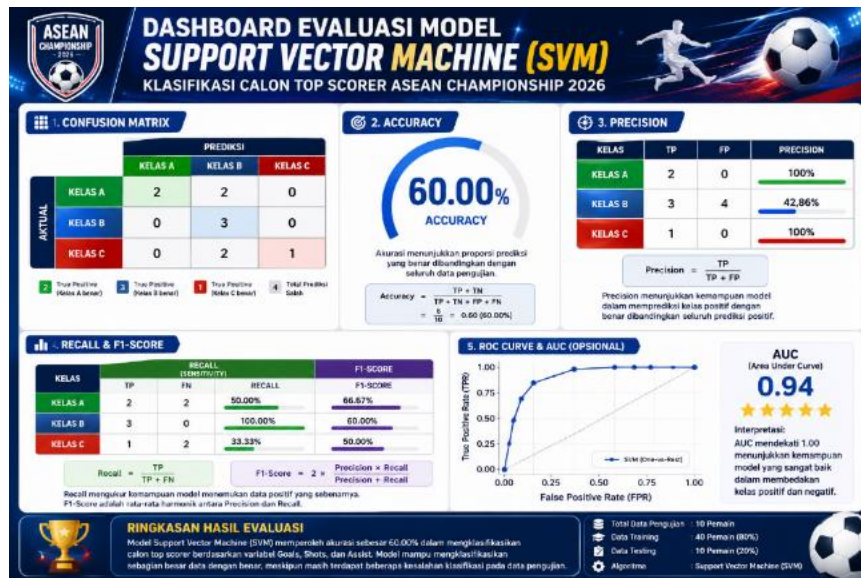
No	Nama Pemain	Label Aktual	Prediksi SVM	Keterangan
1	Ragnar Oratmangoen	A	A	Benar
2	Beckham Putra	A	A	Benar
3	Egy Maulana Vikri	A	A	Benar
4	Marselino Ferdinan	B	B	Benar
5	Eksel Runtukahu	B	B	Benar
6	Teerasak Poeiphimai	C	A	Salah
7	Teerasil Dangda	A	A	Benar
8	Patrik Gustavsson	A	A	Benar
9	Yotsakorn Burapha	B	B	Benar
10	Weerathep Pomphan	A	A	Benar
11	Nguyen Xuan Son	A	A	Benar
12	Pham Tuan Hai	A	A	Benar
13	Phạm Gia Hưng	C	B	Salah
14	Nguyễn Quang Hải	A	A	Benar
15	Nguyễn Hoàng Đức	A	B	Salah
16	Shawal Anuar	A	A	Benar
17	Ilhan Fandi	B	B	Benar
18	Faris Ramli	A	A	Benar
19	Song Ui-young	B	B	Benar
20	Ikhsan Fandi	B	B	Benar
21	Jarvey Gayoso	C	B	Salah
22	Sebastian Rasmussen	C	C	Benar
23	Patrick Reichelt	B	B	Benar
24	Griffin McDaniel	C	C	Benar

25	Chima Uzoka	C	C	Benar
26	Faisal Halim	B	A	Salah
27	Sergio Aguero	A	B	Salah
28	Ramadhan Saifullah	B	B	Benar
29	Paulo Josué	B	B	Benar
30	Safawi Rasid	B	B	Benar
31	Sieng Chanthea	B	B	Benar
32	Abdel Kader Coulibaly	B	B	Benar
33	Sor Rotana	C	C	Benar
34	Nhean Sosidan	C	C	Benar
35	Sos Suhana	C	C	Benar
36	Win Naing Tun	B	B	Benar
37	Than Paing	C	B	Salah
38	Ye Yint Aung	B	B	Benar
39	Pyae Moe	C	C	Benar
40	Myat Kaung Khant	B	B	Benar
41	Kydavone Souvanny	C	B	Salah
42	Chony Wenpaserth	C	C	Benar
43	Peter Phanthavong	C	B	Salah
44	Soukphachan Lueanthala	C	C	Benar
45	Kouaycheng Noophackde	C	C	Benar
46	João Pedro	A	A	Benar
47	Zenivio	B	B	Benar
48	Gali Freitas	A	A	Benar
49	Luís Figo	C	C	Benar
50	Alexandro Bakhito	B	C	Salah

Berdasarkan Tabel 9 algoritma Support Vector Machine (SVM) berhasil mengklasifikasikan setiap pemain ke dalam Kelas A (Sangat Berpotensi Menjadi Top Scorer), Kelas B (Berpotensi Menjadi Top Scorer), dan Kelas C (Kurang Berpotensi Menjadi Top Scorer) berdasarkan statistik performa yang meliputi Goals (Gol), Shots (Tembakan), dan Assist. Hasil klasifikasi tersebut menunjukkan kesesuaian antara label aktual dan prediksi model pada sebagian besar data, sedangkan beberapa pemain mengalami perbedaan hasil klasifikasi. Selanjutnya, hasil prediksi tersebut digunakan sebagai dasar untuk mengevaluasi kinerja model Support Vector Machine (SVM) menggunakan Confusion Matrix, Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score.

Evaluasi Model

Setelah proses klasifikasi menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) selesai dilakukan, tahap selanjutnya adalah mengevaluasi kinerja model untuk mengetahui tingkat ketepatan model dalam mengklasifikasikan pemain ke dalam Kelas A (Sangat Berpotensi Menjadi Top Scorer), Kelas B (Berpotensi Menjadi Top Scorer), dan Kelas C (Kurang Berpotensi Menjadi Top Scorer). Evaluasi dilakukan dengan membandingkan label aktual dengan hasil prediksi yang dihasilkan oleh model menggunakan Confusion Matrix. Berdasarkan hasil tersebut kemudian dihitung nilai Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score sebagai indikator performa model klasifikasi. Hasil evaluasi model ditunjukkan pada Gambar 7 sebagai berikut.



Gambar 7. Dashboard Evaluasi Model Support Vector Machine (SVM)

Berdasarkan Gambar 7 hasil evaluasi menunjukkan bahwa model Support Vector Machine (SVM) memperoleh nilai Accuracy sebesar 60,00%, yang menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasi 6 dari 10 data pengujian dengan benar. Selain itu, nilai Precision, Recall, dan F1-Score memberikan informasi mengenai kemampuan model dalam mengidentifikasi setiap kelas berdasarkan hasil prediksi yang dihasilkan. Confusion Matrix juga memperlihatkan distribusi klasifikasi benar maupun salah pada masing-masing kelas sehingga memudahkan analisis terhadap performa model secara keseluruhan. Dengan demikian, model Support Vector Machine (SVM) yang dibangun mampu melakukan klasifikasi calon *top scorer* berdasarkan variabel Goals (Gol), Shots (Tembakan), dan Assist, serta dapat digunakan sebagai dasar dalam proses identifikasi pemain yang berpotensi menjadi top scorer pada Turnamen Sepak Bola ASEAN Championship 2026.

Hasil Klasifikasi

Hasil klasifikasi merupakan keluaran akhir dari penerapan algoritma Support Vector Machine (SVM) pada penelitian ini. Berdasarkan model yang telah dibangun menggunakan data pelatihan (*training data*) dan diuji menggunakan data pengujian (*testing data*), setiap pemain diklasifikasikan ke dalam tiga kategori berdasarkan statistik performanya, yaitu Kelas A (Sangat Berpotensi Menjadi Top Scorer), Kelas B (Berpotensi Menjadi Top Scorer), dan Kelas C (Kurang Berpotensi Menjadi Top Scorer). Proses klasifikasi dilakukan berdasarkan tiga variabel penelitian, yaitu Goals (Gol), Shots (Tembakan), dan Assist, sehingga menghasilkan pengelompokan pemain sesuai dengan tingkat potensi menjadi *top scorer*. Hasil klasifikasi calon *top scorer* menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) disajikan pada Tabel 10 sebagai berikut.

Tabel 10. Hasil Klasifikasi Calon Top Scorer Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM)

Kelas A (Sangat Berpotensi Menjadi Top Scorer)	Kelas B (Berpotensi Menjadi Top Scorer)	Kelas C (Kurang Berpotensi Menjadi Top Scorer)
Nguyen Xuan Son	Ikhsan Fandi	Kydavone Souvanny
Teerasil Dangda	Paulo Josué	Sor Rotana
Teerasak Poeipimai	Yotsakorn Burapha	Sos Suhana
Nguyễn Quang Hải	Eksel Runtukahu	Chony Wenpaserth
Beckham Putra	Abdel Kader Coulibaly	Griffin McDaniel
Egy Maulana Vikri	Marselino Ferdinan	Pyae Moe
Pham Tuan Hai	Win Naing Tun	Sebastian Rasmussen
Faisal Halim	Sieng Chanthea	Nhean Sosidan
Shawal Anuar	Safawi Rasid	Peter Phanthavong
Nguyễn Hoàng Đức	Ye Yint Aung	Phạm Gia Hưng
Faris Ramli	Jarvey Gayoso	Alexandro Bakhito
João Pedro	Ramadhan Saifullah	Chima Uzoka

Gali Freitas	Song Ui-young	Luís Figo
Patrik Gustavsson	Patrick Reichelt	Soukphachan Lueanthala
Ragnar Oratmangoen	Ilhan Fandi	Kouaycheng Noophackde
Weerathep Pomphan	Zenivio	Than Paing
Sergio Agüero	Myat Kaung Khant	—

Berdasarkan Tabel 10 algoritma Support Vector Machine (SVM) berhasil mengklasifikasikan 50 pemain ke dalam tiga kategori berdasarkan karakteristik statistik performanya. Sebanyak 17 pemain termasuk ke dalam Kelas A sebagai pemain yang sangat berpotensi menjadi *top scorer*, 17 pemain berada pada Kelas B sebagai pemain yang berpotensi menjadi *top scorer*, sedangkan 16 pemain lainnya diklasifikasikan ke dalam Kelas C sebagai pemain yang memiliki potensi lebih rendah. Hasil klasifikasi tersebut menunjukkan bahwa algoritma Support Vector Machine (SVM) mampu mengelompokkan pemain secara sistematis berdasarkan data statistik performa yang digunakan. Dengan demikian, hasil penelitian ini memberikan informasi yang lebih objektif mengenai tingkat potensi pemain sebagai calon *top scorer* sebelum pelaksanaan Turnamen Sepak Bola ASEAN Championship 2026, serta dapat menjadi referensi dalam pengambilan keputusan dan pengembangan analisis performa pemain berbasis Machine Learning.

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menerapkan algoritma Support Vector Machine (SVM) untuk mengklasifikasikan calon *top scorer* pada Turnamen Sepak Bola ASEAN Championship 2026 (AFF Cup) berdasarkan statistik performa pemain yang meliputi Goals (Gol), Shots (Tembakan), dan Assist selama satu tahun terakhir. Proses penelitian diawali dengan pengumpulan data dari lima pemain potensial pada masing-masing negara peserta, sehingga diperoleh dataset sebanyak 50 pemain. Selanjutnya dilakukan tahapan prapemrosesan data yang meliputi pemeriksaan kelengkapan data, normalisasi variabel, penentuan label kelas, serta pembagian data menjadi 80% data pelatihan dan 20% data pengujian sebelum diterapkan pada model Support Vector Machine (SVM).

Hasil klasifikasi menunjukkan bahwa dari 50 pemain yang dianalisis, sebanyak 17 pemain diklasifikasikan ke dalam Kelas A (Sangat Berpotensi Menjadi Top Scorer), 17 pemain ke dalam Kelas B (Berpotensi Menjadi Top Scorer), dan 16 pemain ke dalam Kelas C (Kurang Berpotensi Menjadi Top Scorer). Berdasarkan hasil evaluasi menggunakan Confusion Matrix, Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score, model Support Vector Machine (SVM) memperoleh akurasi sebesar 60,00%, yang menunjukkan bahwa model mampu melakukan klasifikasi calon *top scorer* berdasarkan karakteristik statistik performa pemain dengan tingkat ketepatan yang cukup baik.

Secara keseluruhan, hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma Support Vector Machine (SVM) dapat dimanfaatkan sebagai metode klasifikasi yang objektif untuk mengidentifikasi tingkat potensi pemain menjadi calon *top scorer* sebelum pelaksanaan turnamen. Penerapan pendekatan berbasis Machine Learning memberikan alternatif analisis yang lebih sistematis dibandingkan penilaian yang hanya didasarkan pada pengamatan subjektif. Oleh karena itu, hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi bagi pelatih, analis sepak bola, maupun peneliti dalam melakukan analisis performa pemain serta menjadi dasar bagi pengembangan penelitian selanjutnya dengan memanfaatkan jumlah data yang lebih besar, penambahan variabel performa pemain, maupun optimasi parameter algoritma Support Vector Machine (SVM) untuk meningkatkan kinerja model klasifikasi.

REFERENSI

- Adyatma, M. E., Rakha Adhiyasya, Rifaldi Ryandhika, Muhammad Farhan Fadholi, Muhammad Rafly Ajiansyah, Yorrel Jensek Isak, Andrianus Zalogo, & Lisbet Dakhi. (2026). Analisis Kontribusi Pemain Sepak Bola Eropa Berbasis C4 . 5. *Jurnal Ilmu Komputer Dan Informatika*, 2(3), 98–102.
- Apriyani, I., Fauzi, A., Kusumaningrum, D. S., & Handayani, H. H. (2025). Analisis Sentimen Performa Timnas Sepak Bola Indonesia pada Kolom Komentar Aplikasi TikTok Menggunakan Algoritma Machine Learning. *Jurnal Accounting Information System (AIMS)*, 8(1), 76–89. <https://doi.org/10.32627/aims.v8i1.1160>
- Butsiarah. (2025). Analisis Pengaruh Artificial Intelligence terhadap Pengambilan Keputusan Strategis dalam Pertandingan Olahraga. *JIMU: Jurnal Ilmiah Multi Disiplin*, 03(04), 1181–1187.
- Danis Rifa Nurqotimah, Naseh Khudori, A., & Siwi Pradini, R. (2024). Implementasi Algoritma Support Vector Machine (SVM) Untuk Klasifikasi Penyakit Stroke. *Journal of Applied Computer Science and Technology*, 5(2), press. <https://doi.org/10.52158/jacost.v5i2.817>
- Darmasadi, et al, Residences, Bali, K., & Harris, A. (2024). Piala Asia Wanita U-17 Afc 2024 : Pemanfaatan Lapangan Bali United Training Center Untuk Promosi Wisata Pantai Purnama-Gianyar (Studi Akun Instagram @Afcasiancup). *Bali Journal of Hospitality, Tourism and Culture Research*, 1(2), 108–115. <https://ojs.baliacademicpublishing.com/index.php/balijournalhtcr/article/view/34%0Ahttps://ojs.baliacademicpub>

- lishing.com/index.php/balijournalhtcr/article/download/34/23
- Fadilah, R. (2024). *Sejarah Piala AFF: Ajang sepak bola paling bergengsi di Asia Tenggara*. ANTARA News. <https://www.antaranews.com/berita/4356891/sejarah-piala-aff-ajang-sepak-bola-paling-bergengsi-di-asia-tenggara>
- Fawas Ihsan, E., Muyasar, L., & Reno Andika, M. (2025). PERAN KECERDASAN BUATAN DALAM PENINGKATAN PERFORMA TIM OLAHRAGA. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 9(1), 930–938.
- Graciela, M., Rikky, & Irsyad, H. (2024). Klasifikasi Opini Masyarakat Terhadap Naturalisasi Pemain Sepak Bola Menggunakan KNN dan SMOTE. *AICOMS: Applied Information Technology and Computer Science*, 3(1), 21–27. <https://jurnal.politap.ac.id/index.php/aicoms>
- Khairunnas, Masitha, A., & Rafiuddin. (2025). Identifikasi Klaster UMKM di Kota Bima menuju Indonesia Emas 2045 dengan Metode Support Vector Machine. *Decode: Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi*, 5(3), 967–981. <https://doi.org/10.51454/decode.v5i3.1359>
- Lubis, A. S., & Putri, R. A. (2025). Analisis Sentimen Mahasiswa Terhadap Penggunaan E-Learning dengan Algoritma Support Vector Machine (SVM). *Decode: Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi*, 5(2), 778–788. <https://journal.umkendari.ac.id/decode/article/view/1247>
- Pangestu, D., Malik, M., & Pribadi, M. R. (2024). Analisis Sentimen Hasil Pertandingan Sepakbola Timnas Indonesia di Piala Asia U-23 pada Platform Youtube menggunakan Algoritma Suport Vector Machine (SVM). *Applied Information Technology and Computer Science (AICOMS)*, 3(1), 38–48. <https://doi.org/10.58466/aicoms.v3i1.1528>
- Rusdianto Hidayat, R., Yersin Putri Larung, E., Sinaga, E., Sari Kardi, I., Fariz Prima Putra, M., Bari Samal, A., & Babingga, H. (2024). Analitik prediktif sepakbola: model machine learning bri liga 1 indonesia. *MULTILATERAL: Jurnal Pendidikan Jasmani Dan Olahraga*, 23(4), 386–399.
- Said, H. (2025). Prediksi Posisi Optimal Pemain Sepakbola berdasarkan Aspek Kepribadian Tim PON Sepak Bola Putra Jawa Timur. *Jurnal Ilmiah Multidisiplin*, 4(1), 670–678.
- Saputro, M. R., Mahdiyah, U., Swanjaya, D., Nusantara, U., & Kediri, P. (2024). Perbandingan Metode Adaptive Boosting dan Extreme Gradient Boosting Untuk Prediksi Hasil Pertandingan Liga Spanyol. *Jurnal Nusantara Of Engineering*, 7(1), 67–73. <https://ojs.unpkediri.ac.id/index.php/noe>
- Sugandi, Z. A. W., & Sarmini, S. (2024). Implementasi Metode Support Vector Machine (SVM) Pada Sistem Rekomendasi Produk Perawatan Wajah Berbasis Web. *Jurnal Sistem Dan Teknologi Informasi (JustIN)*, 12(3), 388. <https://doi.org/10.26418/justin.v12i3.74905>
- Triawan, E., Suarna, N., & Rinaldi Dikananda, A. (2024). Klasifikasi Tipe Penyerang Sepak Bola Liga Inggris Berdasarkan Data Statistik Pemain Menggunakan Metode Naive Bayes. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(2), 1809–1814. <https://doi.org/10.36040/jati.v8i2.8404>
- Ulum, S., Rizki Apriliyanto, & Ahmad Sulaiman. (2024). ANALISIS PROSES MENYERANG TIM NASIONAL INDONESIA U23 DI PIALA ASIA U23 2024. *Gelombang Olahraga: Jurnal Pendidikan Jasmani Dan Olahraga*, 8(1), 347–356.
- Ulumando, M. I. (2026). PREDIKSI HARGA MOTOR BEKAS DI KOTA KUPANG MENGGUNAKAN METODE RANDOM FOREST. *SULIWA: Jurnal Multidisiplin Teknik, Sains, Pendidikan Dan Teknologi*, 3(2), 83–93.
- Wicaksono, I. S., & Mustafa. (2025). Penerapan Algoritma Naive Bayes Untuk Klasifikasi Kualitas Pemain Sepak Bola Berdasarkan Data Statistik Pertandingan. *Jurnal Rekayasa Sistem Informasi Dan Teknologi*, 3(2), 284–305. <https://doi.org/10.70248/jrsit.v3i2.3036>
- Wijoyo A, Saputra A, Ristanti S, Sya'ban S, Amalia M, & Febriansyah R. (2024). Pembelajaran Machine Learning. *OKTAL (Jurnal Ilmu Komputer Dan Science)*, 3(2), 375–380. <https://journal.mediapublikasi.id/index.php/oktal/article/view/2305>
- Wisswani, N. W., Tulili, T. R., Andrijasa, M. F., Satria, M. R., Wahyudi, E., & Jumaini, S. (2020). Klasifikasi Tipe Gelandang Sepak Bola Berdasarkan Data Kemampuan Menggunakan Metode Naive Bayes. *Just TI (Jurnal Sains Terapan Teknologi Informasi)*, 12(2), 46. <https://doi.org/10.46964/justti.v12i2.370>