

Contents list available at www.jurnal.unimed.ac.id

CESS
(Journal of Computing Engineering, System and Science)

journal homepage: <https://jurnal.unimed.ac.id/2012/index.php/cess>



**Sistem Prediksi Awal Pada Atrisi Karyawan Perusahaan “XYZ” Menggunakan
Algoritma Support Vector Machine**

**Early Prediction System for Employee Attrition Company “XYZ” Using Support
Vector Machine Algorithm**

Wikke Alvina Medyanti^{1*}, Muhammad Faisal²

^{1,2} Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang
Jl. Gajayana No.50, Dinoyo, Kec. Lowokwaru, Kota Malang, Jawa Timur 65144
email: ¹wikkealvinaa@gmail.com, ²mfaisal@ti.uin-malang.ac.id

ABSTRAK

Pergantian karyawan merupakan masalah yang signifikan bagi organisasi karena dapat berdampak negatif pada produktivitas dan kinerja. Dalam penelitian ini, dikembangkan sebuah model Support Vector Machine (SVM) untuk memprediksi pergantian karyawan berdasarkan dataset yang berisi berbagai atribut karyawan. Dataset tersebut telah melalui tahap pra-pemrosesan dengan melakukan pemetaan nilai-nilai kategorikal dan pengkodean one-hot. Fitur-fitur kemudian dibagi menjadi data latih dan data uji, serta dilakukan penskalaan menggunakan StandardScaler. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model mencapai akurasi sebesar 88,4%. Presisi untuk karyawan yang tidak mengalami pergantian (non-attrition) tinggi, yaitu sebesar 89,3%, menunjukkan kemampuan model dalam mengidentifikasi dengan benar karyawan yang kemungkinan akan bertahan. Namun, presisi untuk karyawan yang mengalami pergantian (attrition) lebih rendah, sebesar 69,2%, mengindikasikan adanya ruang untuk perbaikan dalam mengidentifikasi karyawan yang berisiko mengalami pergantian. Recall untuk karyawan non-attrition mencapai 98,4%, menunjukkan kemampuan yang tinggi dalam mengklasifikasikan dengan benar, sedangkan recall untuk karyawan attrition sebesar 23,1%. Nilai F1-score juga mencerminkan kinerja yang lebih baik untuk karyawan non-attrition dibandingkan karyawan attrition. Secara keseluruhan, model SVM menunjukkan potensi dalam memprediksi pergantian karyawan, namun perlu dilakukan pengembangan lebih lanjut untuk meningkatkan identifikasi karyawan yang berisiko, sehingga memberikan wawasan berharga dalam pengambilan keputusan SDM dan strategi retensi.

Kata Kunci: atrisi karyawan, prediksi, Support Vector Machine (SVM), pemrosesan data, akurasi

ABSTRACT

Employee attrition is a significant concern for organizations as it can have a negative impact on productivity and performance. In this study, a Support Vector Machine (SVM) model was developed to predict employee attrition based on a dataset containing various employee attributes. The dataset was preprocessed by mapping categorical values and performing one-hot encoding. The features were then split into training and testing sets, and scaled using the StandardScaler. The results showed that the model achieved an accuracy of 88.4%. The precision for non-attrition employees was high at 89.3%, indicating the model's ability to correctly identify employees who are likely to stay. However, the precision for attrition employees was lower at 69.2%, suggesting room for improvement in identifying employees at risk of attrition. The recall for non-attrition employees was 98.4%, indicating a high ability to correctly classify them, while the recall for attrition employees was 23.1%. The F1-score also reflected a better performance for non-attrition employees compared to attrition employees. Overall, the SVM model showed promise in predicting employee attrition, but further enhancements are needed to improve the identification of employees at risk, thus providing valuable insights for HR decision-making and retention strategies.

Keywords: *employee attrition, prediction, Support Vector Machine (SVM), data processing, accuracy*

1. PENDAHULUAN

Kemajuan teknologi memiliki pengaruh yang signifikan terhadap perkembangan beberapa bidang, termasuk bidang manajemen sumber daya manusia. Bidang tersebut merupakan salah satu yang terpengaruh oleh kemajuan teknologi[1]. Teknologi tersebut mengubah cara operasional departemen sumber daya manusia, dengan tujuan mencapai tingkat efisiensi yang lebih tinggi dan hasil yang lebih baik. Pentingnya manajemen sumber daya manusia yang baik menjadi salah satu faktor penentu kesuksesan perusahaan[2]. Perusahaan-perusahaan berlomba dalam merumuskan strategi untuk menemukan dan mempertahankan karyawan terbaiknya. Di era ini, pengelolaan sumber daya manusia yang efektif semakin penting, terutama karena perusahaan-perusahaan semakin kompetitif dalam menawarkan manfaat kepada karyawan, sementara jumlah karyawan berkualitas terbatas[3].

Untuk mendapatkan Sumber Daya Manusia yang berkualitas, penting dilakukan manajemen yang efektif dalam melaksanakan program-program di organisasi[4]. Dalam konteks perusahaan, manajemen perlu melakukan seleksi ketat terhadap karyawan yang ada untuk memastikan semua Sumber Daya Manusia di perusahaan memenuhi kualifikasi dan dapat mendukung kemajuan perusahaan. Manajemen yang cermat akan lebih tertarik untuk mengetahui calon karyawan yang berpotensi untuk keluar, sehingga mereka dapat mengambil tindakan yang tepat untuk mempertahankan mereka[5]. Proses seleksi tersebut melibatkan investasi waktu dan uang yang signifikan, sehingga kehilangan salah satu dari sumber daya ini dapat menyebabkan kerugian besar bagi organisasi.

Attrisi Karyawan merujuk pada pengurangan bertahap jumlah staf yang terjadi akibat pensiun, pengunduran diri, atau ketidaktergantian karyawan[5]. Perubahan semacam itu berdampak negatif bagi karyawan, menciptakan kecemasan, stres, dan ketidaknyamanan dalam lingkungan kerja serta ketidakpastian terkait pekerjaan mereka. Penelitian sebelumnya

menunjukkan bahwa faktor-faktor ini memiliki dampak negatif pada kepuasan kerja karyawan, yang pada akhirnya dapat mendorong mereka untuk meninggalkan organisasi[6]. Di sisi perusahaan, attrisi karyawan juga dapat mengakibatkan penurunan pendapatan. Untuk memahami terjadinya attrisi karyawan, diperlukan analisis pekerjaan yang teliti[6]. Ketika seorang karyawan meninggalkan organisasi, mereka membawa dengan mereka pengetahuan yang mereka akumulasi selama bekerja di perusahaan tersebut.

Algoritma Support Vector Machine (SVM) telah digunakan dalam sistem prediksi atrisi karyawan karena keunggulannya dalam menangani masalah klasifikasi, mengelola data yang kompleks dengan fitur yang banyak, mengatasi ketimpangan kelas, memberikan kemampuan generalisasi yang baik, serta memiliki skalabilitas yang efisien[7]. Dengan memanfaatkan SVM, sistem dapat memberikan prediksi atrisi yang akurat dan dapat diandalkan berdasarkan atribut karyawan yang relevan. Hal ini membantu organisasi dalam mengidentifikasi potensi atrisi karyawan dengan lebih efektif. Dari penjelasan di atas, terlihat bahwa diperlukan sebuah sistem untuk memprediksi kemungkinan atrisi karyawan, dan algoritma SVM telah terbukti menjadi salah satu algoritma yang baik dalam hal prediksi tersebut. Oleh karena itu, penulis telah mengembangkan Sistem Prediksi Awal Atrisi Karyawan Menggunakan Algoritma Support Vector Machine.

2. DASAR TEORI

2.1. Sistem Prediksi

Sistem Prediksi adalah suatu sistem yang secara sistematis memproses informasi masa lalu dan saat ini untuk memperkirakan kemungkinan terjadinya suatu kejadian di masa depan, dengan tujuan mengurangi kesalahan (perbedaan antara kenyataan dan hasil perkiraan) sekecil mungkin[8]. Prediksi tidak selalu memberikan jawaban pasti mengenai kejadian yang akan terjadi, tetapi berusaha mencari jawaban yang paling mendekati kemungkinan yang akan terjadi[9]. Menurut Kamus Besar Bahasa Indonesia, prediksi adalah hasil dari kegiatan memprediksi, meramal, atau memperkirakan nilai di masa depan berdasarkan data masa lalu. Prediksi memberikan gambaran tentang apa yang mungkin terjadi dalam suatu situasi tertentu dan menjadi masukan dalam proses perencanaan dan pengambilan keputusan. Tujuan dari melakukan prediksi adalah untuk memperoleh informasi mengenai perubahan di masa depan yang dapat mempengaruhi implementasi kebijakan dan konsekuensinya[10].

2.2. Atrisi Karyawan

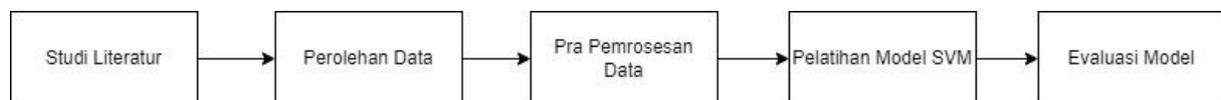
Atrisi Karyawan merujuk pada kehilangan karyawan melalui cara lain selain pemecatan tanpa penggantian[6]. Penyebab alami seperti pensiun, pengunduran diri, alasan kesehatan, dan sebagainya semuanya termasuk dalam faktor pengurangan karyawan. Selain penyebab alami tersebut, ada juga faktor lain yang dapat mempengaruhi karyawan untuk berhenti dari pekerjaan mereka saat ini. Banyak dari alasan ini berkaitan dengan kepuasan kerja dan pemenuhan pribadi. Ketika karyawan merasa tidak puas dengan kondisi kerja atau merasa kurang berhasil dalam pekerjaan mereka, mereka cenderung mencari jalan keluar. Dalam situasi seperti ini, departemen Sumber Daya Manusia seringkali menghadapi kesulitan karena tidak memiliki rencana penggantian staf yang telah berhenti tersebut.

2.3. Algoritma Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) adalah salah satu teknik terbaru yang menunjukkan kinerja yang lebih baik dalam berbagai bidang aplikasi, seperti pengenalan tulisan tangan, bioinformatika, klasifikasi teks, dan diagnosis penyakit[7]. SVM bertujuan untuk menemukan fungsi pemisah (classifier hyperplane) terbaik yang dapat memisahkan dua kelas pada ruang input. Untuk mencapai hal ini, SVM mengukur margin hyperplane yang diperoleh dari pengukuran margin yang maksimal antara ruang input non-linear dan ruang fitur menggunakan konsep kernel. SVM memanfaatkan konsep kernel untuk memetakan data ke dalam ruang fitur yang memiliki dimensi yang lebih tinggi. Dengan memperluas dimensi data, SVM dapat menemukan hyperplane yang lebih baik untuk memisahkan dua kelas dengan margin maksimal. Dengan kata lain, SVM mencari hyperplane yang memiliki jarak paling lebar antara dua kelompok data yang berbeda, sehingga memungkinkan pemisahan yang lebih baik.

3. METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini menggunakan Support Machine Vector untuk melakukan prediksi dan mendapatkan nilai akurasi. Proses yang dilakukan untuk mendapatkan akurasi adalah berikut:



1. Studi Literatur: Tahap ini melibatkan peninjauan dan analisis literatur terkait topik prediksi atrisi karyawan dan penggunaan algoritma SVM. Peneliti akan membaca artikel ilmiah, buku, jurnal, atau sumber daya online lainnya untuk memahami konsep dan pendekatan yang telah digunakan sebelumnya.
2. Perolehan Data: Pada tahap ini, peneliti akan mengumpulkan data yang diperlukan untuk melatih dan menguji model SVM. Data ini dapat diperoleh dari sumber internal perusahaan atau sumber eksternal seperti basis data karyawan, formulir survei, atau sistem manajemen sumber daya manusia.
3. Pra Pemrosesan Data: Setelah data terkumpul, langkah selanjutnya adalah pra pemrosesan data. Pada tahap ini, peneliti akan melakukan tugas seperti pembersihan data, penghilangan nilai yang hilang, normalisasi, dan pemilihan fitur yang relevan. Tujuan dari pra pemrosesan data adalah untuk mempersiapkan data yang berkualitas dan sesuai dengan persyaratan model SVM.
4. Pelatihan Model SVM: Tahap ini melibatkan pelatihan model SVM menggunakan data yang telah diproses. Peneliti akan membagi data menjadi set pelatihan dan set validasi. Model SVM akan dilatih menggunakan set pelatihan dengan mencari parameter yang optimal dan mengoptimalkan fungsi objektif yang ditentukan.
5. Evaluasi Model: Setelah model SVM dilatih, tahap evaluasi dilakukan untuk mengukur kinerja model. Pada tahap ini, peneliti akan menggunakan set validasi yang tidak terlihat selama pelatihan untuk menguji kinerja model SVM. Berbagai metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score akan digunakan untuk mengevaluasi sejauh mana model dapat memprediksi atrisi karyawan dengan akurat.

Tahapan-tahapan ini membantu peneliti dalam mengembangkan dan menguji sistem prediksi atrisi karyawan menggunakan algoritma SVM, sehingga dapat memberikan wawasan

yang berguna bagi perusahaan untuk mengelola dan mempertahankan karyawan dengan lebih efektif.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Pra Pemrosesan Data

```
data = pd.read_csv("employee_attrition_data.csv")

# Mapping nilai pada kolom Education
education_mapping = {
    1: 'Below College',
    2: 'College',
    3: 'Bachelor',
    4: 'Master',
    5: 'Doctor'
}
data['Education'] = data['Education'].map(education_mapping)

# Mapping nilai pada kolom EnvironmentSatisfaction
satisfaction_mapping = {
    1: 'Low',
    2: 'Medium',
    3: 'High',
    4: 'Very High'
}
data['EnvironmentSatisfaction'] = data['EnvironmentSatisfaction'].map(satisfaction_mapping)

# Memilih fitur yang akan digunakan
features = ['Age', 'BusinessTravel', 'Department', 'DistanceFromHome', 'Education', 'EducationField',
            'EnvironmentSatisfaction', 'Gender', 'JobInvolvement', 'JobLevel', 'JobRole', 'JobSatisfaction',
            'MaritalStatus', 'MonthlyIncome', 'NumCompaniesWorked', 'OverTime', 'PercentSalaryHike',
            'PerformanceRating', 'RelationshipSatisfaction', 'WorkLifeBalance', 'YearsAtCompany',
            'YearsInCurrentRole', 'YearsSinceLastPromotion', 'YearsWithCurrManager']

# Memisahkan fitur dan target
X = data[features]
y = data['Attrition']

# Melakukan one-hot encoding pada fitur kategorikal
X = pd.get_dummies(X)

# Memisahkan data menjadi data Latih dan data uji
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=42)
```

Tahap pra-pemrosesan data ini menggunakan beberapa transformasi pada data yang bertujuan untuk mempersiapkan data sebelum dianalisis atau digunakan untuk melatih model prediksi. Beberapa transformasi pada tahap ini adalah:

- Pemetaan (Mapping) Nilai: Pemetaan nilai dilakukan pada kolom 'Education' dan 'EnvironmentSatisfaction'. Pemetaan ini mengubah nilai-nilai dalam kolom menjadi label-label yang lebih deskriptif. Hal ini membantu agar data lebih mudah dibaca dan dimengerti, serta memungkinkan interpretasi yang lebih baik saat melakukan analisis atau melatih model.
- One-Hot Encoding: Fitur-fitur yang dikategorikan dalam **X** akan diubah menjadi representasi numerik menggunakan one-hot encoding. Pada kode tersebut, fitur-fitur seperti 'BusinessTravel', 'Department', 'EducationField', 'Gender', 'JobRole', dan 'MaritalStatus' diubah menjadi kolom-kolom baru yang mewakili setiap nilai yang mungkin dalam fitur tersebut.
- Pemisahan Data: Data awal dipisahkan menjadi data latih dan data uji menggunakan **train_test_split()**. Data latih digunakan untuk melatih model prediksi, sedangkan data uji digunakan untuk menguji kinerja model. Pemisahan ini berguna untuk menghindari overfitting dan memastikan bahwa model yang dibangun dapat secara umum memprediksi dengan baik pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

4.2. Pelatihan Model SVM

```
from sklearn.svm import SVC
from sklearn.preprocessing import StandardScaler

# Melakukan penskalaan fitur
scaler = StandardScaler()
X_train_scaled = scaler.fit_transform(X_train)
X_test_scaled = scaler.transform(X_test)

# Membangun model SVM
model = SVC(random_state=42)

# Melatih model SVM
model.fit(X_train_scaled, y_train)
```

```
SVC(random_state=42)
```

- Penskalaan fitur menggunakan **StandardScaler** untuk menormalkan fitur-fitur numerik.
- Pembangunan model SVM menggunakan **SVC**.
- Pelatihan model SVM menggunakan data latih yang telah diolah dan dipisahkan sebelumnya.

4.3. Menghitung Akurasi dengan SVM

```
: from sklearn.metrics import accuracy_score

# Memprediksi data uji
y_pred = model.predict(X_test_scaled)

# Menghitung akurasi
accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
print("Accuracy:", accuracy)
```

```
Accuracy: 0.8843537414965986
```

Pada tahap ini terlihat bahwa akurasi sebesar 88% untuk memprediksi atrisi karyawan

4.4. Evaluasi Model

```
from sklearn.metrics import accuracy_score, precision_score, recall_score, f1_score, classification_report, confusion_matrix

# Memprediksi data uji
y_pred = model.predict(X_test_scaled)

# Menghitung akurasi
accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
print("Accuracy:", accuracy)

# Menghitung presisi untuk Label 'Yes'
precision = precision_score(y_test, y_pred, pos_label='Yes')
print("Precision (Yes):", precision)

# Menghitung presisi untuk Label 'No'
precision = precision_score(y_test, y_pred, pos_label='No')
print("Precision (No):", precision)

# Menghitung recall untuk Label 'Yes'
recall = recall_score(y_test, y_pred, pos_label='Yes')
print("Recall (Yes):", recall)

# Menghitung recall untuk Label 'No'
recall = recall_score(y_test, y_pred, pos_label='No')
print("Recall (No):", recall)

# Menghitung F1-score untuk Label 'Yes'
f1 = f1_score(y_test, y_pred, pos_label='Yes')
print("F1-Score (Yes):", f1)

# Menghitung F1-score untuk Label 'No'
f1 = f1_score(y_test, y_pred, pos_label='No')
print("F1-Score (No):", f1)

# Mencetak classification report
classification_rep = classification_report(y_test, y_pred)
print("Classification Report:\n", classification_rep)

# Mencetak confusion matrix
confusion_mat = confusion_matrix(y_test, y_pred)
print("Confusion Matrix:\n", confusion_mat)
```

```
Accuracy: 0.8843537414965986
Precision (Yes): 0.6923076923076923
Precision (No): 0.8932384341637011
Recall (Yes): 0.23076923076923078
Recall (No): 0.984313725490196
F1-Score (Yes): 0.34615384615384615
F1-Score (No): 0.9365671641791045
Classification Report:
              precision    recall  f1-score   support

   No           0.89         0.98         0.94         255
   Yes           0.69         0.23         0.35          39

   accuracy          0.88         0.88         0.88         294
  macro avg           0.79         0.61         0.64         294
 weighted avg           0.87         0.88         0.86         294

Confusion Matrix:
[[251  4]
 [ 30  9]]
```

- Akurasi (Accuracy) model yang dihasilkan adalah sebesar 0.884, yang berarti sekitar 88.4% dari data uji dapat diprediksi dengan benar oleh model.
- Precision (Presisi) mengukur sejauh mana prediksi positif yang dilakukan oleh model benar. Precision untuk label 'Yes' adalah 0.692, yang berarti sekitar 69.2% dari karyawan yang diprediksi akan mengalami attrition memang benar-benar mengalami attrition. Precision untuk label 'No' adalah 0.893, yang berarti sekitar 89.3% dari karyawan yang diprediksi tidak mengalami attrition memang benar-benar tidak mengalami attrition.
- Recall (Sensitivitas) mengukur sejauh mana model dapat mengidentifikasi karyawan yang benar-benar mengalami attrition. Recall untuk label 'Yes' adalah 0.231, yang berarti sekitar 23.1% karyawan yang benar-benar mengalami attrition berhasil

diidentifikasi oleh model. Recall untuk label 'No' adalah 0.984, yang berarti sekitar 98.4% karyawan yang tidak mengalami attrition berhasil diidentifikasi oleh model.

- F1-Score menggabungkan informasi tentang precision dan recall menjadi satu angka. F1-Score untuk label 'Yes' adalah 0.346, sedangkan F1-Score untuk label 'No' adalah 0.937.
- Classification Report memberikan ringkasan dari precision, recall, dan F1-Score untuk setiap label ('Yes' dan 'No') serta informasi lain seperti support (jumlah sampel).
- Confusion Matrix menunjukkan hasil prediksi model dalam bentuk matriks. Terdapat 251 prediksi benar untuk label 'No', 4 prediksi salah (false positive) untuk label 'No', 30 prediksi salah (false negative) untuk label 'Yes', dan 9 prediksi benar untuk label 'Yes'.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil evaluasi model yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa model memiliki akurasi sebesar 88.4%, yang artinya sekitar 88.4% dari data uji dapat diprediksi dengan benar oleh model. Model juga memiliki presisi (precision) yang relatif tinggi untuk label 'No' dengan nilai 89.3%, menunjukkan kemampuan model dalam mengidentifikasi karyawan yang tidak mengalami attrition. Namun, presisi untuk label 'Yes' hanya sebesar 69.2%, menandakan bahwa model memiliki tingkat keakuratan yang lebih rendah dalam mengidentifikasi karyawan yang mengalami attrition.

Recall (sensitivitas) untuk label 'No' cukup tinggi dengan nilai 98.4%, menunjukkan kemampuan model dalam mengidentifikasi secara tepat karyawan yang tidak mengalami attrition. Namun, recall untuk label 'Yes' hanya sebesar 23.1%, mengindikasikan bahwa model memiliki kecenderungan untuk melewatkan identifikasi terhadap karyawan yang sebenarnya mengalami attrition. Dalam hal F1-Score, model memiliki skor yang lebih baik untuk label 'No' (0.937) daripada label 'Yes' (0.346), menegaskan kembali bahwa performa model dalam mengklasifikasikan karyawan yang tidak mengalami attrition lebih baik daripada yang mengalami attrition.

Secara keseluruhan, model SVM yang telah dibangun memberikan hasil prediksi yang baik untuk karyawan yang tidak mengalami attrition, tetapi masih perlu peningkatan dalam mengidentifikasi karyawan yang berisiko mengalami attrition. Untuk mengoptimalkan performa model, mungkin perlu dilakukan penyesuaian parameter model, penambahan fitur penting, atau menggunakan metode pembelajaran mesin yang berbeda.

REFERENSI

- [1] Studi Komunikasi dan Penyiaran Islam, P., & Tinggi Agama Islam As-Sunnah Deli Serdang, S. (2018). Dampak Perkembangan Teknologi Informasi dan Komunikasi Terhadap Budaya Impact of Information Technology Development and Communication on Culture Daryanto Setiawan. *SIMBOLIKA*, 4(1). <http://ojs.uma.ac.id/index.php/symbolika>.
- [2] Iskandar, D. (n.d.). Strategi Peningkatan Kinerja Perusahaan Melalui Pengelolaan Sumber Daya Manusia Dan Kepuasan Kerja Dan Dampaknya Terhadap Produktivitas Karyawan.

- [3] Suryaputri, A., Damayanti, A., Waskita, D., Edwin Irawan, M., Irawan, R., & Setyo Hadi, A. (2021). Faktor-Faktor yang Memengaruhi Niat Mengundurkan Diri Karyawan Generasi Y di Indonesia. In *Business Review* (Vol. 4, Issue 1).
- [4] Utamy, R., Syarwani, A., & Syaiful, E. (2022). Implementasi Manajemen Sumber Daya Manusia. *Journal of Education Research*.
- [5] And, I., & Expert, D. (2022). Sistem Prediksi Awal Terhadap Atrisi Karyawan Menggunakan Algoritma C4.5 INFORMASI ARTIKEL A B S T R A K (Vol. 4, Issue 1). <https://e-journal.unper.ac.id/index.php/informatics>
- [6] Dwilaksono, B., & Yohana, C. (2017). Pengaruh Motivasi, Dan Lingkungan Kerja, Terhadap kinerja Karyawan, Dengan Kepuasan Kerja Sebagai variabel Mediasi Pada PT. BNI life insurance. *Jurnal Pendidikan Ekonomi Dan Bisnis*.
- [7] Haryatmi, E., & Pramita Hervianti, S. (2021). Penerapan Algoritma Support Vector Machine Untuk Model Prediksi Kelulusan Mahasiswa Tepat Waktu. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 5(2), 386–392. <https://doi.org/10.29207/resti.v5i2.3007>
- [8] Kafil, M. (2019). Penerapan Metode K-Nearest Neighbors Untuk Prediksi Penjualan Berbasis Web Pada Boutiq Dealove Bondowoso. In *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika* (Vol. 3, Issue 2).
- [9] Sinaga, E., Sembiring, A. S., & Limbong, R. (2018). Perancangan Aplikasi Prediksi Jumlah Kelulusan Mahasiswa Dengan Metode Auto Regressive Integrated Moving Average (Arima) (Studi Kasus : Prodi TI STMIK Budidarma Medan). In *Majalah Ilmiah INTI* (Vol. 6, Issue 1).
- [10] Namudat, H., Karlina, N., & Rusli, B. (2018). Analisis Kebijakan Pengamanan Objek Vital Di PT Freeport Indonesia (Vol. 1, Issue 2).