#### **Bulletin of Informatics and Data Science**

Vol. 1 No. 2, November 2022 ISSN 2580-8389 (Media Online) Page 98–103 https://ejurnal.pdsi.or.id/index.php/bids/index

# Perbandingan Metode Random Forest Classifier dan SVM Pada Klasifikasi Kemampuan Level Beradaptasi Pembelajaran Jarak Jauh Siswa

## Ilham Adriansyah, Muhammad Diemas Mahendra, Errissya Rasywir\*, Yovi Pratama

Fakultas Ilmu Komputer, Program Studi Teknik Informatika, Universitas Dinamika Bangsa, Kota Jambi, Indonesia Email: ¹ilham.adriansyah2001@gmail.com, ²diemasmahendra@gmail.com, ³.\*errissya.jurnal@gmail.com, ⁴yovi.pratama@gmail.com
Email Penulis Koresponden: errissya.jurnal@gmail.com

Abstrak—WHO telah menyatakan bahwa COVID-19 atau SARS-CoV-2 sebagai pandemi global terhitung sejak Maret 2020. Pembelajaran jarak jauh seperti yang sering kita dengar merupakan pembelajaran yang mengutamakan kemandirian. Guru dapat menyampaikan materi ajar kepada peserta didik tanpa harus bertatap muka langsung di dalam suatu ruangan yang sama. Pembelajaran semacam ini dapat dilakukan dalam waktu yang sama maupun dalam waktu yang berbeda. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan hasil klasifikasi kemampuan level beradaptasi pembelajaran jarak jauh siswa dengan metode random forest classifier dan svm. Memperoleh hasil evaluasi dari masing—masing algoritma yang dipakai. Precision, recall, f1-score, dan accuracy menjadi indikator evaluasi. Hasil klasifikasi masing-masing kelas adaptivitas mendapat 73.1% untuk Moderate, 74.7% untuk Low dan 66.1% untuk High. Dengan total akurasi dari algoritma SVM pada data yang di tes sebesar 73.36%. Hasil klasifikasi masing-masing kelas adaptivitas mendapat 92.1% untuk Moderate, 92% untuk Low dan 86% untuk High. Dengan total akurasi dari algoritma Random Forest Classifier pada data yang di tes sebesar 91.5%. Dari 1205 isi data tes yang dilakukan untuk masing—masing model didapatkan model Random Forest memiliki akurasi yang lebih tinggi namun memiliki nilai klasifikasi yang tidak benar sebanyak 321 data, dan akurasi pada model Support Vector Machine memang lebih rendah namun memiliki nilai klasifikasi yang tidak benar sebanyak 101 data.

Kata Kunci: Random Forest Classifier; SVM; Klasifikasi

**Abstract**—WHO has declared that COVID-19 or SARS-CoV-2 has been a global pandemic since March 2020. Distance learning as we often hear is learning that prioritizes independence. Teachers can deliver teaching materials to students without having to meet face to face in the same room. This kind of learning can be done at the same time or at different times. This study aims to compare the results of the classification of students' distance learning adaptability levels with the random forest classifier and SVM methods. Obtaining the evaluation results of each algorithm used. Precision, recall, f1-score, and accuracy are evaluation indicators. The results of the classification of each adaptivity class got 73.1% for Moderate, 74.7% for Low and 66.1% for High. With the total accuracy of the SVM algorithm on the tested data of 73.36%. The results of the classification of each adaptivity class got 92.1% for Moderate, 92% for Low and 86% for High. With the total accuracy of the Random Forest Classifier algorithm on the tested data, it is 91.5%. From 1205 test data contents for each model, it was found that the Random Forest model has a higher accuracy but has an incorrect classification value of 321 data, and the accuracy of the Support Vector Machine model is lower but has an incorrect classification value of as much as 101 data.

Keywords: Random Forest Classifier; SVM; Classification

## 1. PENDAHULUAN

WHO telah menyatakan bahwa COVID-19 atau SARS-CoV-2 sebagai pandemi global terhitung sejak Maret 2020 [1]. Mengikuti kebijakan physical distancing untuk mencegah penyebaran COVID-19 yang diterapkan di Indonesia, kegiatan akademis pun dialihkan dari metode tatap muka ke metode daring. Menteri Pendidikan dan Kebudayaan mengeluarkan Surat Edaran Mendikbud Nomor 36962/MPK.A/HK/2020 yang menyatakan bahwa pembelajaran secara daring dari rumah bagi mahasiswa [2]. Pembelajaran jarak jauh seperti yang sering kita dengar merupakan pembelajaran yang mengutamakan kemandirian. Guru dapat menyampaikan materi ajar kepada peserta didik tanpa harus bertatap muka langsung di dalam suatu ruangan yang sama. Pembelajaran semacam ini dapat dilakukan dalam waktu yang sama maupun dalam waktu yang berbeda. Pembelajaran jarak jauh atau Distance learning (DL) adalah proses pendidikan menggunakan teknologi yang menyediakan komunikasi antara siswa dan guru dari jarak jauh, tanpa kontak langsung [3]. Pembelajaran jarak jauh adalah interaksi guru dan siswa satu sama lain pada jarak jauh, yang mencerminkan semua komponen yang melekat dalam proses pendidikan (tujuan, konten, metode, bentuk organisasi, alat bantu pengajaran) dan diimplementasikan dengan cara khusus teknologi Internet atau cara lain. yang menyediakan interaktivitas [2]. Pembelajaran jarak jauh adalah bentuk pembelajaran mandiri, teknologi informasi dalam pembelajaran jarak jauh adalah alat utama.

Perubahan ini mengakibatkan mahasiswa harus beradaptasi terhadap sistem baru yang memiliki beberapa tantangan dalam pelaksanaannya [4]. Diantaranya yaitu, jaringan internet dan jumlah kuota internet yang dimiliki diharuskan stabil dan cukup, penyampaian materi perkuliahan tidak sejelas perkuliahan tatap muka, serta jadwal akademik yang mundur atau tertunda. Selain masalah yang berhubungan langsung dengan proses perkuliahan, terdapat juga stresor dari kehidupan sehari-hari mahasiswa itu sendiri.

Dari pembelajaran jarak jauh atau distance learning biaya pembelajaran jarak jauh sedikit lebih rendah daripada pendidikan tradisional, karena mungkin tidak ada sewa untuk menyewa tempat untuk kelas, biaya pengorganisasian kelas itu sendiri berkurang, ada kesempatan bagi setiap guru untuk secara bersamaan belajar dengan jumlah yang sedikit lebih besar siswa dan beberapa faktor lain yang secara langsung atau tidak langsung mempengaruhi total biaya pendidikan. mengurangi waktu pelatihan (pengumpulan, waktu perjalanan) [5]. Pembelajaran jarak jauh dapat bersifat individual, dan

oleh karena itu memberikan kesempatan untuk mengatur proses pembelajaran secara lebih efektif, memungkinkan siswa untuk memilih waktu dan kecepatan belajar yang nyaman untuk dirinya sendiri [2]. Meningkatkan kualitas pendidikan melalui penggunaan alat-alat modern, perpustakaan elektronik yang banyak, dll. Menciptakan lingkungan pendidikan yang terpadu (terutama yang relevan untuk pelatihan perusahaan) [5], [6]. Format pelatihan ini sangat nyaman bagi penyandang disabilitas. Seseorang dapat sekaligus belajar di lebih dari satu organisasi pendidikan dan/atau di lebih dari satu jurusan dalam waktu yang singkat.

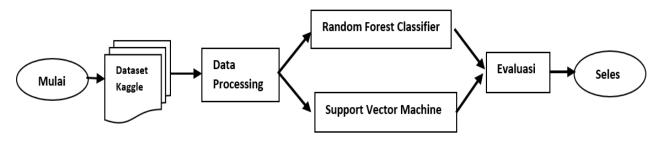
Ada kesempatan untuk terus meningkatkan tingkat kualifikasi sendiri. Penggunaan aktif gambar, teks, suara, dan video dalam materi pendidikan secara signifikan meningkatkan kualitas asimilasi informasi baru. Oleh karena itu, dalam penelitian ini bertujuan untuk membandingkan hasil klasifikasi kemampuan level beradaptasi pembelajaran jarak jauh siswa dengan metode *random forest classifier* dan sym.

Langkah kajian pustaka tersebut terdiri dari 4 langkah, yaitu pemilihan topik yang akan direview, mencari dan menyeleksi artikel yang berkaitan dengan topik, menganalisis dan mensintesis literatur, dan mengorganisasikan tulisan. Fokus topik pembahasan pada artikel ini terdiri dari kajian literatur mengenai klasifikasi kemampuan beradaptasi pembelajaran jarak jauh menggunakan metode *random forest classifier* dan SVM.

# 2. METODOLOGI PENELITIAN

## 2.1 Tahapan Penelitian

Pada penelitian ini jenis penelitian yang dilakukan adalah jenis Eksperimen komparatif akan membandingkan dua objek yang berbeda, misalnya membandingkan dua algoritma yang berbeda dengan melihat hasil statistik masing-masing mana yang lebih baik [7]–[10]. Dimana Melibatkan penyelidikan hubungan kausal menggunakan tes yang dikontrol sendiri [11]. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan komparasi dan evaluasi model SVM dengan model Random Forest Classifier untuk mengetahui algoritma yang memiliki nilai akurasi lebih tinggi pada klasifikasi kemampuan level beradaptasi pembelajaran jarak jauh siswa. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang didapat dari dataset kaggle.



Gambar 1. Tahapan penelitian

# 2.2 Analisis Perbandingan Metode Random Forest Classifier Dan SVM

## 2.2.1 Pembelajaran Jarak Jauh

Pembelajaran Jarak Jauh (PJJ) merupakan sistem pembelajaran yang tidak berlangsung dalam satu tempat dan tidak terdapat interaksi langsung antara guru dengan siswa [6]. Ada beberapa kelebihan menggunakan sistem PJJ di antaranya:

- a. Distribusi pendidikan dapat menjangkau ke semua tempat
- b. Waktu belajar tidak terbatas
- c. Siswa dapat menentukan pilihan materi sendiri
- d. Materi belajar yang selalu terbarukan
- e. Media maupun modul yang digunakan lebih kreatif dan komunikatif [1].

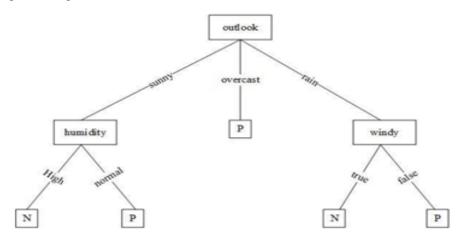
## 2.2.2 Support Vector Machine

SVM merupakan sistem pembelajaran yang menggunakan ruang hipotesis berupa fungsi-fungsi linier dalam sebuah ruang ciri (feature space) berdimensi tinggi, dilatih dengan algoritma pembelajaran yang didasarkan pada teori optimasi dengan mengimplementasikan bias pembelajaran yang berasal dari teori pembelajaran statistic [12]. Maka, secara sederhana, konsep SVM adalah suatu cara guna mencari suatu hyperplane terbaik yang berfungsi untuk pemisah dua buah class pada input space serta sebagai jawaban dari problema klasifikasi.

Support Vector Machine sebenarnya adalah suatu teknik klasifikasi yang digunakan untuk memisahkan data secara linear. Sementara untuk data yang distribusi kelasnya tidak linear, maka dibutuhkan suatu pendekatan kernel pada data latih. Kernel dapat didefinisikan sebagai fungsi yang memetakan fitur data dari dimensi awal (rendah) ke fitur lain yang berdimensi lebih tinggi [13]. Pengklasifikasian SVM untuk multiclass One Against All akan membangun sejumlah k SVM biner (k adalah jumlah kelas).

#### 2.3.2 Random Forest Classifier

Random forest classifier merupakan metode klasifikasi yang terdiri dari kumpulan pohon keputusan yang nantinya akan dijadikan vote untuk mendapatkan hasil terakhir dari pendeteksian sarkasme dengan pendukung berupa data latih dan fitur acak yang independen dengan fitur yang berbeda-beda [14]. Pohon keputusan dibuat dengan menentukan node akar dan berakhir dengan beberapa node daun untuk mendapatkan hasil akhir. Berikut merupakan ilustrasi dari pohon keputusan yang dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Random Forest Proses [14]

Selanjutnya setelah proses klasifikasi dilakukan proses pengujian untuk mengukur performa dari metode klasifikasi yang digunakan menggunakan k-fold cross validation dengan mengukur nilai accuracy, precision, recall, dan F1-Score [15]. Pada tabel 1 menggambarkan contoh untuk prediksi dua kelas dengan menggunakan confusion matrix.

Predicted Class Class 1 Class 2 True Positive Actual Class Class 1 False Negative False Positive Class 2 True Negative

Tabel 1. Confusion Matrix.

# 2.4 Metode Pengumpulan Data

Metode pengumpulan data yang dilakukan pada penelitian ini adalah menggunakan data sekunder yang diperoleh dari data Kaggle yang dapat diperoleh melalui alamat web https://www.kaggle.com/datasets/mdmahmudulhasansuzan/ students-adaptability-level-in-online-education. Data tersebut nantinya akan dibagi menjadi data training dan test sebagai validasi klasifikasi yang dilakukan.

## 2.5 Data Preprocessing

Pra proses data harus dilakukan untuk memudahkan pembelajaran yang dilakukan mesin, dengan membersihkan data dari kata-kata yang tidak diperlukan seperti kata hubung, tanda titik, koma, dan sebagainya akan mempermudah dan meningkatkan akurasi dari pembelajaran mesin yang akan dirancang.

- 1) Cleansing: Pembersihan dilakukan untuk menghilangkan tanda titik, koma, garis miring dan sebagainya.
- 2) Case Folding: Case Folding bertujuan untuk menyeragamkan huruf tanpa terkecuali.
- 3) Removing stop words: Menghilangkan kata sambung.
- 4) Vectorization: Mengubah teks yang sudah bersih menjadi angka representatif dari teks tersebut menggunakan package Sklearn python. Bertujuan untuk inputan pada pembelajaran mesin yang hanya mengerti angka untuk dapat diproses [14].

Metode klasifikasi yang dipakai adalah Random forest adalah suatu algoritma yang digunakan pada klasifikasi data dalam jumlah yang besar [8], [16], [17]. Klasifikasi random forest dilakukan melalui penggabungan pohon dengan melakukan training pada sampel data yang dimiliki. Sedangkan Support Vector Machine karena diketahaui algoritma ini sangat baik untuk dilakukan pada klasifikasi teks dan tidak memerlukan kemampuan komputasi yang berat, metode ini sangat mudah di implementasi pada perangkat yang tidak terlalu mumpuni untuk melakukan pembelajaran mesin dan sangat sering menjadi benchmark untuk metode – metode pembelaran mesin lainnya [18]. Kemudian dilakukan teknis serupa dengan menggunakan Random Forest Classifier, luaran dari kedua algoritma ini nantinya akan kami bandingkan hasilnya dan di evaluasi. Kemudian validasi dilakukan dengan menggunakan dataset yang sudah disiapkan sebagai data

 $https:/\!/ejurnal.pdsi.or.id/index.php/bids/index\\$ 

test, validasi berguna untuk mengevaluasi model pembelajaran mesin yang sudah dibuat apakah sudah memenuhi ekspektasi dari segi akurasinya atau belum.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

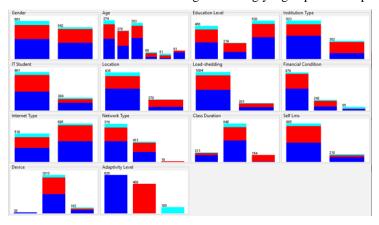
Support Vector Machine atau SVM merupakan sekumpulan metode supervised learning yang membuat hyperline atau sekumpulan hyperplane pada proses klasifikasi, regresi, dan outlier detection [19]. Salah satu penggunaanya adalah dalam mengelompokkan text dan hypertext [8], [20]–[22]. Kelebihan pada SVM ini adalah (1) efektif pada high dimensional space, (2) efektif dalam kasus dengan jumlah dimensi yang lebih banyak daripada jumlah sampelnya, (3) menggunakan subset titik pelatihan sehingga lebih memori efisien.

Selain menggunakan SVM atau *Support Vector Machine*, penelitian ini dilakukan juga dengan menggunakan metode Random Forest. *Random Forest*, merupakan sebuah metode yang dikembangkan dari metode CART (Classification and Regression Trees), yang juga merupakan metode atau algoritma dari teknik pohon keputusan [15]. Yang membedakan metode random forest dari metode CART adalah Random Forest menerapkan metode bootstrap aggregating (bagging) dan juga seleksi fitur random atau bisa disebut random feature selection [14]

Random Forest adalah kombinasi dari masing masing teknik pohon keputusan yang ada, lalu kemudian digabung dan dikombinasikan ke dalam suatu model. Ada tiga poin utama dalam metode Random Forest, tiga poin utama tersebut yaitu (1) melakukan bootstrap sampling untuk membangun pohon prediksi; (2) masing-masing pohon keputusan memprediksi dengan prediktor acak; (3) kemudian Random Forest melakukan prediksi dengan mengkombinasikan hasil dari tiap tiap pohon keputusan dengan cara majority vote untuk klasifikasi atau ratarata untuk regresi [23].

#### 3.3 Visualisasi Data

Data yang diperoleh dapat divisualisasikan dalam bentuk diagram batang yang dapat dilihat pada gambar 3.



Gambar 3. Visualisasi data

# 3.4 Evaluasi Perbandingan

Berikut hasil evaluasi dari masing-masing algoritma yang dipakai. Precision, recall, f1-score, dan accuracy menjadi indikator evaluasi.

```
Time taken to build model: 0.75 seconds
  = Stratified cross-validation ===
=== Summary =
Correctly Classified Instances
                                                        73.361 %
Incorrectly Classified Instances
Kappa statistic
                                        0.514
Mean absolute error
Root mean squared error
                                        0.3785
Relative absolute error
Root relative squared error
                                       87.1752 %
Total Number of Instances
 == Detailed Accuracy By Class ===
                                                                                    PRC Area
                TP Rate FP Rate
                                                                 0.492
                 0.808
                         0.321
                                  0.731
                                             0.808
                                                      0.767
                                                                          0.746
                                                                                    0.692
                                                                                              Moderate
                0.708
                         0.159
                                  0.747
                                             0.708
                                                      0.727
                                                                 0.555
                                                                          0.788
                                                                                    0.656
                 0.390
                         0.018
                                  0.661
                                             0.390
                                                      0.491
                                                                 0.475
                                                                                    0.376
                                                                                              High
Weighted Avg.
                0.734
                         0.231
                                                                 0.516
=== Confusion Matrix ===
          c <-- classified as
 505 103 17 | a = Moderate
 137 340 3 | b = Low
 49 12 39 | c = High
```

Gambar 43. Hasil klasifikasi SVM

https://ejurnal.pdsi.or.id/index.php/bids/index

Hasil klasifikasi masing-masing kelas adaptivitas mendapat 73.1% untuk Moderate, 74.7% untuk Low dan 66.1% untuk High. Dengan total akurasi dari algoritma SVM pada data yang di tes sebesar 73.36%.

```
Time taken to build model: 0.48 seconds
 == Stratified cross-validation ===
=== Summary ==
                                                          91.6183 %
Correctly Classified Instances
Incorrectly Classified Instances
                                                           8.3817 4
Kappa statistic
                                         0.8506
                                         0.0918
Mean absolute error
Root mean squared error
Relative absolute error
                                        24.3424 %
Root relative squared error
                                        47.1033 %
Total Number of Instances
=== Detailed Accuracy By Class ===
                 TP Rate FP Rate Precision Recall
                                                       F-Measure MCC
                                                                            ROC Area PRC Area Class
                 0.933
                         0.086
                                   0.921
                                              0.933
                                                        0.927
                                                                   0.847
                                                                            0.978
                                                                                      0.980
                                                                                                Moderate
                 0.931
                                    0.920
                                                        0.925
                                                                            0.985
                                                                                      0.979
                          0.054
                                               0.931
                                                                   0.876
                                                                                                 Low
                 0.740
                                   0.860
                                               0.740
                                                        0.796
                                                                   0.781
                                                                                      0.917
                          0.011
                                                                            0.991
Weighted Avg.
                0.916
                         0.067
                                   0.915
                                              0.916
                                                        0.915
                                                                   0.853
                                                                            0.982
                                                                                      0.975
              <-- classified as
583 35 7 | a = Moderate
28 447 5 | b = Low
 22 4 74 | c = High
```

Gambar 5. Hasil Pengujian Random Forest

Hasil klasifikasi masing-masing kelas adaptivitas mendapat 92.1% untuk Moderate, 92% untuk Low dan 86% untuk High. Dengan total akurasi dari algoritma Random Forest Classifier pada data yang di tes sebesar 91.5%. Dari 1205 isi data tes yang dilakukan untuk masing-masing model didapatkan model Random Forest memiliki akurasi yang lebih tinggi namun memiliki nilai klasifikasi yang tidak benar sebanyak 321 data, dan akurasi pada model Support Vector Machine memang lebih rendah namun memiliki nilai klasifikasi yang tidak benar sebanyak 101 data.

# 4. KESIMPULAN

Pembelajaran jarak jauh adalah interaksi guru dan siswa satu sama lain pada jarak jauh, yang mencerminkan semua komponen yang melekat dalam proses pendidikan (tujuan, konten, metode, bentuk organisasi, alat bantu pengajaran) dan diimplementasikan dengan cara khusus teknologi Internet atau cara lain. yang menyediakan interaktivitas. Pembelajaran jarak jauh adalah bentuk pembelajaran mandiri, teknologi informasi dalam pembelajaran jarak jauh adalah alat utama. Hasil evaluasi dari masing-masing algoritma yang dipakai. Precision, recall, f1-score, dan accuracy menjadi indikator evaluasi. Hasil klasifikasi masing-masing kelas adaptivitas mendapat 73.1% untuk Moderate, 74.7% untuk Low dan 66.1% untuk High. Dengan total akurasi dari algoritma SVM pada data yang di tes sebesar 73.36%. Hasil klasifikasi masing-masing kelas adaptivitas mendapat 92.1% untuk Moderate, 92% untuk Low dan 86% untuk High. Dengan total akurasi dari algoritma Random Forest Classifier pada data yang di tes sebesar 91.5%. Dari 1205 isi data tes yang dilakukan untuk masing-masing model didapatkan model Random Forest memiliki akurasi yang lebih tinggi namun memiliki nilai klasifikasi yang tidak benar sebanyak 321 data, dan akurasi pada model Support Vector Machine memang lebih rendah namun memiliki nilai klasifikasi yang tidak benar sebanyak 101 data.

## REFERENCES

- [1] N. Dwitri, J. A. Tampubolon, S. Prayoga, F. Ilmi Zer, and D. Hartama, "Penerapan Algoritma K-Means Dalam Menentukan Tingkat Penyebaran Pandemi Covid-19 Di Indonesia," *Jti (Jurnal Teknol. Informasi)*, vol. 4, no. 1, pp. 101–105, 2020.
- [2] A. R. Setiawan, "Lembar Kegiatan Literasi Saintifik untuk Pembelajaran Jarak Jauh Topik Penyakit Coronavirus 2019 (COVID-19)," Edukatif J. Ilmu Pendidik., vol. 2, no. 1, pp. 28–37, 2020.
- [3] Y. Gao, Z. Wang, S. Liu, L. Yang, W. Sang, and Y. Cai, "TECCD: A Tree Embedding Approach for Code Clone Detection," Proc. - 2019 IEEE Int. Conf. Softw. Maint. Evol. ICSME 2019, pp. 145–156, 2019.
- [4] V. N. Sari, L. Y. Astri, and E. Rasywir, "Analisis Dan Penerapan Algoritma Naive Bayes Untuk Evaluasi," *J. Ilm. Mhs. Tek. Inform.*, vol. 2, no. 1, pp. 53–68, 2020.
- [5] B. Aeniah, "Meningkatkan Prestasi Belajar IPS Materi Mengenal Cara Menghadapi Bencana Alam Dengan Model Cooperative Tipe Circuit Learning Siswa Kelas VI Semester I SDN Batu Kembar Kecamatan Janapria Tahun Pelajaran 2015/2016," *JISIP* (*Jurnal Ilmu Sos. dan Pendidikan*), vol. 4, no. 1, 2020.
- [6] L. D. Anggraeni, Y. R. Toby, and S. Rasmada, "Analisis Asupan Zat Gizi Terhadap Status Gizi Balita," Faletehan Heal. J., vol. 8, no. 02, pp. 92–101, 2021.
- [7] H. Hendrawan, A. Haris, E. Rasywir, and Y. Pratama, "Diagnosis Penyakit Tanaman Karet dengan Metode Fuzzy Mamdani," *J. Paradig. UBSI*, vol. 22, no. 2, pp. 132–138, 2020.
- [8] Hendrawan, A. Haris, E. Rasywir, and Y. Pratama, "Sistem Pakar Diagnosis Penyakit Tanaman Karet dengan Metode Fuzzy Mamdani Berbasis Web," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 4, no. 4, pp. 1225–1234, 2020.
- [9] M. R. Borroek, E. Rasywir, Y. Pratama, Fachruddin, and M. Istoningtyas, "Analysis on Knowledge Layer Application for

#### **Bulletin of Informatics and Data Science**

Vol. 1 No. 2, November 2022 ISSN 2580-8389 (Media Online) Page 98–103 https://ejurnal.pdsi.or.id/index.php/bids/index

- Knowledge Based System," in *Proceedings of 2018 International Conference on Electrical Engineering and Computer Science, ICECOS 2018*, 2019, pp. 177–182.
- [10] Fachruddin, Saparudin, E. Rasywir, Y. Pratama, and B. Irawan, "Extraction of object image features with gradation contour," Telkomnika (Telecommunication Comput. Electron. Control., vol. 19, no. 6, pp. 1913–1923, 2021.
- [11] P. Alkhairi and A. P. Windarto, "Penerapan K-Means Cluster pada Daerah Potensi Pertanian Karet Produktif di Sumatera Utara," Semin. Nas. Teknol. Komput. Sains, pp. 762–767, 2019.
- [12] Y. Lukito and A. R. Chrismanto, "Recurrent neural networks model for WiFi-based indoor positioning system," *Proceeding* 2017 Int. Conf. Smart Cities, Autom. Intell. Comput. Syst. ICON-SONICS 2017, vol. 2018–Janua, no. 118, pp. 121–125, 2018.
- [13] H. Bunyamin, Heriyanto, S. Novianti, and L. Sulistiani, "Topic clustering and classification on final project reports: A comparison of traditional and modern approaches," *IAENG Int. J. Comput. Sci.*, vol. 46, no. 3, pp. 1–6, 2019.
- [14] A. E. Maxwell, T. A. Warner, and F. Fang, "Implementation of machine-learning classification in remote sensing: An applied review," *Int. J. Remote Sens.*, vol. 39, no. 9, pp. 2784–2817, 2018.
- [15] R. F. Brena, J. P. García-Vázquez, C. E. Galván-Tejada, D. Muñoz-Rodriguez, C. Vargas-Rosales, and J. Fangmeyer, "Evolution of Indoor Positioning Technologies: A Survey," *J. Sensors*, vol. 2017, 2017.
- [16] E. Gho, D. Z. Abidin, and E. Rasywir, "Analisis Dan Penerapan Data Mining Pada Transaksi Penjualan Obat Menggunakan Algoritma Apriori Di Apotek Persijam," *Tek. Inform. STIKOM Din. Bangsa*, pp. 56–64, 2013.
- [17] Y. Hartiwi, E. Rasywir, Y. Pratama, and P. A. Jusia, "Eksperimen Pengenalan Wajah dengan fitur Indoor Positioning System menggunakan Algoritma CNN," *J. Paradig. UBSI*, vol. 22, no. 2, 2020.
- [18] X. Chen and S. Zou, "Improved Wi-Fi Indoor Positioning Based on Particle Swarm Optimization," *IEEE Sens. J.*, vol. 17, no. 21, pp. 7143–7148, 2017.
- [19] D. F. Pramesti, Lahan, M. Tanzil Furqon, and C. Dewi, "Implementasi Metode K-Medoids Clustering Untuk Pengelompokan Data," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 1, no. 9, pp. 723–732, 2017.
- [20] F. Fachruddin, E. Rasywir, Hendrawan, Y. Pratama, D. Kisbianty, and M. R. Borroek, "Real Time Detection on Face Side Image with Ear Biometric Imaging Using Integral Image and Haar- Like Feature," 2018 Int. Conf. Electr. Eng. Comput. Sci., pp. 165–170, 2018.
- [21] E. Rasywir and A. Purwarianti, "Eksperimen pada Sistem Klasifikasi Berita Hoax Berbahasa Indonesia Berbasis Pembelajaran Mesin," *J. Cybermatika*, vol. 3, no. 2, pp. 1–8, 2015.
- [22] E. Rasywir, Y. Pratama, H. Hendrawan, and M. Istoningtyas, "Removal of Modulo as Hashing Modification Process in Essay Scoring System Using Rabin-Karp," 2018 Int. Conf. Electr. Eng. Comput. Sci., pp. 159–164, 2018.
- [23] A. H. Salamah, M. Tamazin, M. A. Sharkas, and M. Khedr, "An enhanced WiFi indoor localization System based on machine learning," 2016 Int. Conf. Indoor Position. Indoor Navig. IPIN 2016, no. October, pp. 4–7, 2016.