

Penggunaan Metode Classification And Regression Tree (CART) Dalam Mengklasifikasikan Faktor Yang Mempengaruhi Penyakit Diabetes

Fariskha Aninda Nurdila ^{a,1,*}

^a Universitas Ahmad Dahlan, Yogyakarta, Indonesia;

¹ fariskha1800015009@webmail.uad.ac.id

*Correspondent Author

Received:

Revised:

Accepted:

KATAKUNCI

Diabetes
Klasifikasi
*Decision Tree Classification
and Regression Tree*
Python

ABSTRAK

Diabetes adalah penyakit kronis yang ditandai oleh tingginya kadar gula (glukosa) dalam darah. Kondisi ini terjadi ketika tubuh tidak mampu memproduksi atau menggunakan insulin dengan baik. Ada banyak faktor yang bisa mempengaruhi seseorang terkena penyakit diabetes, karenanya diperlukan klasifikasi faktor apa saja yang paling sering menyebabkan penyakit diabetes. Dalam skripsi ini penulis melakukan klasifikasi menggunakan metode Classification and Regression Tree (CART). Data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu data penderita diabetes yang bersumber dari kaggle. Hasil penelitian menunjukkan bahwa diperoleh tingkat keakurasian algoritma Decision Tree Classification and Regression Tree (CART) dengan menggunakan confusion matrix menunjukkan bahwa tingkat sensitivity atau ketepatan prediksi pada kelas diabetes sebesar 100%, sedangkan tingkat specificity atau tingkat ketepatan prediksi pada kelas tidak diabetes sebesar 94.4%. Kemudian tingkat akurasi yang diperoleh mencapai 96.6%. Berdasarkan ketiga hasil tersebut, maka metode CART dapat digunakan untuk mengklasifikasikan penyakit diabetes secara optimal dengan hasil yang cukup baik.

KEYWORDS

Diabetes
Classification
*Decision Tree Classification
and Regression Tree*
Python

ABSTRACT

Diabetes is a chronic disease characterized by high levels of sugar (glucose) in the blood. This condition occurs when the body is unable to produce or use insulin properly. There are many factors that can influence a person to develop diabetes, therefore it is necessary to classify the factors that most often cause diabetes. In this thesis the author carries out classification using the Classification and Regression Tree (CART) method. The data used in this research is data from diabetes sufferers sourced from Kaggle. The results of the research show that the level of accuracy of the Decision Tree Classification and Regression Tree (CART) algorithm using the confusion matrix shows that the level of sensitivity or accuracy of predictions in the diabetes class is 100%, while the level of specificity or level of accuracy of predictions in the non-diabetes class is 94.4%. Then the accuracy rate obtained reached 96.6%. Based on these three results, the CART method can be used to classify diabetes optimally with quite good results.

This is an open-access article under the [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.



Pendahuluan

Diabetes adalah penyakit kronis yang ditandai oleh tingginya kadar gula dalam darah. Kondisi ini terjadi ketika tubuh tidak mampu memproduksi atau menggunakan insulin dengan baik. Berdasarkan data dari Riset Kesehatan Dasar (Riskesdas) tahun 2018, Prevalensi diabetes di Indonesia diperkirakan mencapai 10,6% pada populasi usia 18 tahun ke atas. Untuk mengklasifikasikan diabetes, dibutuhkan proses pembagian kelompok berdasarkan faktor yang mempengaruhi diabetes, yang dapat dilakukan dengan metode *Classification and Regression Tree* (CART).

Dalam pengolahan data, data mining berperan penting untuk menemukan pola baru yang dapat digunakan dalam pengambilan keputusan. Data mining adalah proses yang melibatkan interaksi manusia untuk menemukan pola yang berguna di masa depan. Salah satu metode dalam data mining adalah klasifikasi, yang bertujuan untuk menetapkan data baru ke dalam kategori yang telah ditentukan sebelumnya [1]. Pohon keputusan, atau *decision tree*, adalah salah satu metode klasifikasi yang efektif untuk menganalisis sejumlah besar atribut data dan mudah dipahami oleh pengguna akhir [2].

Penelitian yang dilakukan oleh [3] membahas perbandingan algoritma C5.0 dan CART dalam mengklasifikasikan data sosial kepala keluarga masyarakat Desa Teluk Baru, Kecamatan Muara Ancalong tahun 2019. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma CART memiliki akurasi yang lebih tinggi (84,63%) dibandingkan C5.0 (79,17%). [4] dalam penelitiannya membandingkan metode *Naive Bayes Classifier* dengan *Decision Tree* C4.5 untuk menganalisis kelancaran pembiayaan. Hasil menunjukkan bahwa metode *Decision Tree* C4.5 memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi dan efisiensi waktu yang lebih cepat dibandingkan *Naive Bayes*. Penelitian oleh [5] mengaplikasikan metode *Decision Tree* untuk mengukur penguasaan bahasa Inggris maritime di Universitas Maritim AMNI. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi kemampuan bahasa Inggris mahasiswa dengan atribut berbicara, mendengarkan, membaca, dan menulis. Hasil menunjukkan bahwa kemampuan berbicara (*speaking*) berpengaruh besar terhadap atribut lainnya.

Selanjutnya, penelitian oleh [6] membahas klasifikasi karakteristik mahasiswa Universitas Cokroaminoto Palopo menggunakan *Naive Bayes* dan *Decision Tree*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa *Naive Bayes* lebih baik dalam mengklasifikasikan pendaftar Prodi

Matematika dan Prodi Pendidikan di UNCP dengan ketepatan 98,18%, dibandingkan *Decision Tree* dengan ketepatan 97,82%. Penelitian oleh [7] membahas peramalan penjualan di PT. Primajaya Pantess Garment dengan menggunakan metode *Linear Programming* dan *Decision Tree*. Hasil menunjukkan bahwa regresi linear adalah metode yang tepat untuk peramalan permintaan, dan penggunaan pohon keputusan membantu dalam pengambilan keputusan untuk meningkatkan kapasitas produksi.

Berdasarkan beberapa jurnal diatas, penulis tertarik untuk menggunakan metode *Classification and Regression Tree* (CART) karena metode CART adalah salah satu teknik dalam analisis data yang digunakan untuk membangun model prediktif berdasarkan pemisahan atau pembagian dataset ke dalam beberapa subset yang lebih kecil. Metode ini dapat digunakan untuk masalah klasifikasi (*classification*) dan regresi (*regression*).

Metode

Penelitian ini dimulai dengan membagi dataset menjadi dua bagian utama, yaitu data untuk pelatihan (*learning*) dan data untuk pengujian (*testing*). Langkah selanjutnya adalah membentuk pohon keputusan maksimal menggunakan data pelatihan. Proses ini meliputi pemilahan data untuk menentukan fitur terbaik pada setiap langkah, perhitungan *information gain* untuk memilih atribut yang memberikan informasi paling signifikan, serta penghitungan nilai Gini index yang digunakan untuk mengukur ketepatan pemisahan data pada setiap simpul. Kemudian, kriteria *goodness of split* diterapkan untuk memperoleh simpul terbaik pada pohon keputusan. Setelah pohon keputusan terbentuk, label kelas akan ditandai pada setiap simpul berdasarkan jumlah terbanyak dari kelas yang ada pada variabel terikat atau respons. Untuk mendapatkan pohon keputusan yang lebih optimal, pemotongan pohon dilakukan dengan menggunakan standar *Cost Complexity* Minimum. Hasil akhirnya adalah pohon keputusan yang diharapkan mampu memberikan hasil klasifikasi yang lebih akurat. Untuk mengevaluasi kinerja model, dihitung metrik *sensitivity*, *specificity*, dan akurasi, yang digunakan untuk menilai ketepatan klasifikasi pohon keputusan yang terbentuk. Dengan langkah-langkah tersebut, diharapkan model dapat melakukan klasifikasi dengan tingkat akurasi yang tinggi dan dapat diandalkan.

Hasil dan Pembahasan

1. Pemisahan Data

Penelitian ini menggunakan data penderita diabetes yang diperoleh dari Kaggle tahun 2020 dengan jumlah data sebanyak 286 data. Pembagian data dilakukan dengan menerapkan tiga macam rasio yang berbeda, yakni 90:10, 80:10, dan 70:10. Hasil pemisahan data kemudian dihitung tingkat akurasi. Perhitungan tersebut dilakukan untuk menentukan rasio pemisahan data yang sesuai yang didasarkan pada hasil akurasi yang tertinggi. Berikut merupakan hasil tingkat akurasi pemisahan data pada masing-masing rasio.

Tabel 1. Hasil Akurasi Pemisahan Data

No	Perbandingan		Akurasi
	Data Training	Data Testing	
1	90%	10%	97%
2	80%	20%	93%
3	70%	30%	89%

Berdasarkan tabel 1, tingkat akurasi pada proses pemisahan data dengan rasio 90:10, 80:10, dan 70:10 berturut-turut sebesar 97%, 93%, dan 89%. Berdasarkan perbandingan tersebut maka diperoleh nilai akurasi tertinggi adalah pada rasio 90:10 sehingga akan dilakukan pemisahan data dengan proporsi data training sebanyak 90% dan data testing 10%. Diperoleh jumlah pembagian data learning sebanyak 257 dan data testing sebanyak 29.

2. Penerapan Algoritma CART

a. Penetapan Pemilahan Utama

Tahapan algoritma CART diawali dengan proses pemilihan pemilah yang akan dilakukan dengan dengan aturan pemilihan indeks gini yang selanjutnya disaring berdasarkan kriteria *goodness of split*. Tahap pemilihan pemilah dengan menggunakan indeks gini didasarkan pada pembagian calon pemilah atau calon simpul kiri dan kanan seperti pada tabel berikut:

Tabel 2. Calon simpul kiri dan kanan

No	Kandidat simpul kiri	Kandidat simpul kanan
1	Jenis kelamin = Laki-laki	Jenis kelamin = Perempuan
2	Umur = Dewasa akhir	Umur = Lansia
3	Tidak Poluiria	Poluiria
4	Tidak Polidipsia	Polidipsia
5	Tidak Poliphagia	Poliphagia

Pembagian simpul tersebut akan digunakan untuk menentukan variabel atau kategori yang akan menjadi *parent node* di pohon klasifikasi. Kemudian akan dilakukan perhitungan terhadap masing-masing simpul guna menetapkan indeks gini dan kriteria *goodness of split*.

1) *Gain information*

Penetapan nilai gain information dilakukan dengan mencari nilai probabilitas pada masing-masing simpul terlebih dahulu. Setelah perhitungan masing-masing simpul telah selesai, diperoleh nilai *Gain information* sebagai berikut:

Tabel 3. Calon simpul kiri dan kanan

<i>Kandidat simpul kiri</i>	GL_L	<i>Kandidat simpul kanan</i>	GL_R
Jenis kelamin = Laki-laki	0,9833	Jenis kelamin = Perempuan	0,3686
Umur = Dewasa akhir	0,9934	Umur = Lansia	0,8966
Tidak Poluria	0,8795	Poluria	0,2069
Tidak Polidipsia	0,8858	Polidipsia	0,2082
Tidak Poliphagia	0,9885	Poliphagia	0,5369

2) Indeks Gini

Hasil perhitungan indeks gini seperti pada tabel 4.

Tabel 4. Hasil Perhitungan Indeks Gini

<i>Simpul Kiri</i>	P_L	<i>Simpul Kanan</i>	P_R	$i(t)$
Laki-laki	0,6148	Perempuan	0,3852	0,4736
Dewasa akhir	0,4903	Lansia	0,5097	0,4998
Tidak Poluria	0,5214	Poluria	0,4786	0,4991
Tidak Polidipsia	0,5253	Polidipsia	0,4747	0,4987
Tidak Poliphagia	0,5875	Poliphagia	0,4125	0,4847

3) *Goodness of split*

Perhitungan nilai *Goodness of split* dilakukan dengan menentukan nilai indeks gini pada masing-masing simpul kiri dan kanan yang didasarkan pada masing-masing kelasnya terlebih dahulu. Hasil perhitungannya disajikan pada tabel

Tabel 5. Hasil Perhitungan Indeks Gini

<i>Simpul</i>	$\emptyset(s, t)$
Jenis Kelamin	0,1227
Umur	0,0377
Polyuria	0,2506
Polydipsia	0,2464
Polyphagia	0,1068

Tabel 5 memperlihatkan bahwa nilai goodness of split yang memenuhi sebagai calon simpul dengan nilai tertinggi adalah calon simpul ke-3 yaitu Polyuria yakni sebanyak 0,2506, sehingga calon simpul tersebut akan menjadi simpul akar atau root node pada pohon klasifikasi.

b. Aplikasi CART

Hasil dari proses aplikasi CART untuk klasifikasi Diabetes dengan menggunakan fungsi

Decision Tree disajikan dengan mengimplementasikan simpul-simpul yang telah ditentukan. Hasil pengaplikasian CART berupa hasil klasifikasi label beserta jenis masing-masing simpul atau node pada pohon klasifikasi.

Tabel 6. Pelabelan Kelas dan Jenis Simpul

<i>Node</i>	<i>Kategori</i>	<i>Label</i>	<i>Keterangan simpul</i>
1	Polyuria	Positive	Simpul Non Terminal (root node)
2	Polyuria No	Negative	Simpul Non Terminal
3	Polyuria Yes	Positive	Simpul Non Terminal
4	Jenis Kelamin laki-laki	Negative	Simpul Non Terminal
5	Jenis Kelamin Perempuan	Positive	Simpul Non Terminal
6	Polydipsia No	Positive	Simpul Non Terminal
7	Polydipsia Yes	Positive	Simpul Terminal
8	Polydipsia No	Negative	Simpul Non Terminal
9	Polydipsia Yes	Positive	Simpul Non Terminal
10	Polyphagia No	Positive	Simpul Non Terminal
11	Polyphagia Yes	Positive	Simpul Terminal
12	Usia Dewasa	Positive	Simpul Non Terminal
13	Usia Lansia	Positive	Simpul Terminal
14	Polyphagia No	Negative	Simpul Non Terminal
15	Polyphagia Yes	Negative	Simpul Non Terminal
16	Polyphagia No	Positive	Simpul Non Terminal
17	Polyphagia Yes	Positive	Simpul Non Terminal
18	Polyphagia No	Positive	Simpul Non Terminal
19	Polyphagia Yes	Positive	Simpul Terminal
20	Polyphagia No	Positive	Simpul Terminal
21	Polyphagia Yes	Positive	Simpul Terminal
22	Usia Dewasa	Negative	Simpul Terminal
23	Usia Lansia	Negative	Simpul Terminal
24	Usia Dewasa	Negative	Simpul Terminal
25	Usia Lansia	Negative	Simpul Terminal
26	Usia Dewasa	Positive	Simpul Terminal
27	Usia Lansia	Positive	Simpul Terminal
28	Usia Dewasa	Positive	Simpul Terminal
29	Usia Lansia	Negative	Simpul Terminal

Tabel 6 menunjukkan bahwasanya klasifikasi kelas Negative sebanyak 10 simpul dan Positive sebanyak 19 simpul. Kemudian masing-masing simpul diklasifikasikan ke dalam simpul terminal dan non-terminal. Simpul terminal merupakan simpul terakhir yang tidak mengalami penurunan keheterogenan secara berarti sesuai dengan kriteria goodness of split. Simpul terminal terdapat pada simpul ke 7, 11, 13, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25, 26, 27, 28, 29. Sementara non terminal terdapat pada simpul 1,2,3,4,5,6,8,9,10,12,14,15,16,17,18. Kemudian simpul terminal untuk kelas Positive terdapat 9 simpul, yakni simpul 7, 11, 13, 19, 20, 21, 26, 27, dan 28, sedangkan simpul terminal untuk kelas Negative ada 5, yakni

simpul 22,23,24,25, dan 29.

c. Pemangkasan pohon klasifikasi

Penerapan *cost complexity cross validation* digunakan untuk melakukan pemangkasan pohon guna memperoleh pohon klasifikasi optimal. Pemangkasan tersebut didasarkan pada nilai kompleksitas minimum. Pada *cost complexity* minimum dapat diterapkan dengan kombinasi *cross validation*. Hal tersebut dilakukan dengan memanfaatkan metode *cross validation* (5-folds) untuk mendapatkan parameter alpha yang optimal serta dengan menetapkan minimal jumlah cabang untuk memudahkan pemangkasan pada pohon. Berikut adalah karakteristik masing-masing simpul terminal.

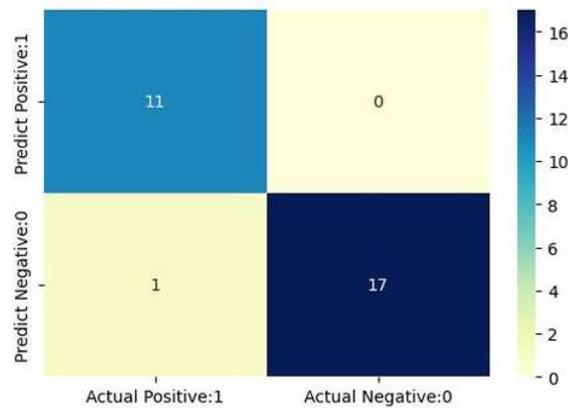
Tabel 7. Hasil Perhitungan Indeks Gini

<i>Simpul Terminal Positive</i>		<i>Simpul Terminal Negative</i>	
<i>Simpul</i>	<i>Karakteristik</i>	<i>Simpul</i>	<i>Karakteristik</i>
7	Polydipsia Yes, Polyuria Yes	14	Polyphagia No, Polydipsia No, Gender Laki-laki, Polyuria No
9	Polydipsia Yes, Gender Laki-laki, Polyuria No,		
11	Polyphagia Yes, Gender Perempuan, Polyuria No		
12	Usia Dewasa, Polydipsia No, Polyuria Yes		
13	Usia Lansia, Polydipsia No, Polyuria Yes		
17	Polydipsia Yes, Polyphagia No, Gender Perempuan, Polyuria No	18	Usia Dewasa, Polyphagia Yes, Polydipsia No, Gender Laki, Polyuria No
20	Usia Dewasa, Polydipsia No, Polyphagia No, Gender Perempuan, Polyuria No	19	Usia Lansia, Polyphagia Yes, Polydipsia No, Gender Laki, Polyuria No
		21	Usia Lansia, Polydipsia No, Polyphagia No, Gender Perempuan, Polyuria No

Selanjutnya dilakukan proses analisis terhadap hasil pohon klasifikasi awal dan hasil pohon klasifikasi optimum, dan diperoleh kesimpulan bahwa jumlah simpul pada pohon klasifikasi awal sebanyak 29 simpul mengalami pemangkasan menjadi 21 simpul. Jumlah simpul terminal pada pohon klasifikasi awal berjumlah 14 simpul (9 Positive, 5 Negative), sementara pada pohon klasifikasi optimum terdapat 11 simpul (7 Positive, 4 Negative).

3. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan dengan memanfaatkan matrix confusion untuk mempermudah perhitungan tingkat sensitifity, specificity, dan akurasi. Hasil proses pelatihan dan pengujian data dapat dilihat pada gambar berikut.



Gambar 1. Matrix Confusion
Tabel 8. Hasil Matrix Confusion

<i>Predict</i>	<i>Actual</i>		<i>Total</i>
	<i>Positive</i>	<i>Negative</i>	
Positive	$n_{11} = 11$	$n_{12} = 0$	$N_1 = 11$
Negative	$n_{21} = 1$	$n_{22} = 17$	$N_2 = 18$
Total	$N_1 = 12$	$N_2 = 17$	$N = 29$

Gambar 1 dan Tabel 8 memperlihatkan bahwasanya dari keseluruhan 29 data testing, jumlah sampel, total sampel yang terprediksi secara benar pada kelas Positive atau diabetes sebanyak 11 dan terprediksi salah pada kelas diabetes sebanyak 1. Sementara jumlah data yang diklasifikasikan benar pada kelas Negative atau tidak diabetes adalah 17, dan diklasifikasikan salah pada kelas Negative sebanyak 0. Dengan demikian perhitungan tingkat sensitivity, specificity, dan akurasi adalah sebagai berikut.

$$Sensitivity = \frac{n_{11}}{N_1} = \frac{11}{11} = 100\%$$

$$Specificity = \frac{n_{22}}{N_2} = \frac{17}{18} = 94.4\%$$

$$Akurasi = \frac{n_{11} + n_{22}}{N} = \frac{11 + 17}{29} = 96.6\%$$

Hasil perhitungan menunjukkan bahwasanya tingkat sensitivity atau ketepatan prediksi pada kelas diabetes sebesar 100%, sedangkan tingkat specificity atau tingkat ketepatan prediksi pada kelas tidak diabetes sebesar 94.4%. Kemudian tingkat akurasi yang diperoleh mencapai 96.6%. Berdasarkan ketiga hasil tersebut, maka dapat diperoleh suatu kesimpulan bahwasanya metode CART dapat digunakan untuk mengklasifikasikan penyakit diabetes secara optimal dengan hasil yang cukup baik.

Simpulan

Berdasarkan hasil penelitian ini, penerapan algoritma *Decision Tree Classification and Regression Tree* (CART) pada klasifikasi penyakit diabetes menunjukkan hasil yang memadai. Data yang digunakan dipisahkan menjadi dua bagian, yaitu data pelatihan (90%) dan data pengujian (10%), dengan menggunakan rasio 257 data pelatihan dan 29 data pengujian. Proses pembentukan pohon keputusan dimulai dengan pemilihan pemilah berdasarkan indeks Gini dan kriteria *goodness of split*, di mana kategori Polyuria dipilih sebagai simpul akar dengan nilai 0,2506. Setelah pohon klasifikasi dibentuk menggunakan *Decision Tree Classifier* dari library Scikit-Learn, pemangkasan pohon dilakukan dengan teknik *cost complexity* dan *cross-validation* (5-fold), menghasilkan alpha optimal sebesar 0,00010514497088170635 dan parameter *min_samples_split* = 15. Hasil analisis menunjukkan bahwa pohon klasifikasi awal yang memiliki 29 simpul dapat dipangkas menjadi 21 simpul dengan 14 simpul terminal pada pohon awal (9 positif, 5 negatif), sementara pohon optimum memiliki 11 simpul terminal (7 positif, 4 negatif). Berdasarkan pengujian dengan confusion matrix, diperoleh tingkat sensitivity pada kelas diabetes sebesar 100%, tingkat specificity pada kelas tidak diabetes sebesar 94,4%, dan akurasi keseluruhan sebesar 96,6%. Dari hasil ini, dapat disimpulkan bahwa metode CART efektif dalam mengklasifikasikan penyakit diabetes dengan hasil yang optimal dan dapat diandalkan.

Daftar Pustaka

- [1] I. Hamidah, "Aplikasi Data Mining untuk Memprediksi Masa Studi Mahasiswa Menggunakan Algoritma C4.5 (Studi Kasus: Jurusan Teknik Komputer-UNIKOM).", 2013.
- [2] I. Budiman and R. Ramadina, "Penerapan Fungsi Data Mining Klasifikasi untuk Prediksi Masa Studi Mahasiswa Tepat Waktu pada Sistem Informasi Akademik Perguruan Tinggi," *Ijccs*, vol. x, No.x, no. 1, pp. 1-5, 2015.
- [3] R. Pratiwi, M. N. Hayati, and S. Prangga, "Perbandingan Klasifikasi Algoritma C5.0 Dengan Classification and Regression Tree (Studi Kasus : Data Sosial Kepala Keluarga Masyarakat Desa Teluk Baru Kecamatan Muara Ancalong Tahun 2019)," *BAREKENG J. Ilmu Mat. dan Terap.*, vol. 14, no. 2, pp. 273-284, 2020, doi: 10.30598/barekengvol14iss2pp273-284.
- [4] T. Rosandy, "Perbandingan Metode Naive Bayes Classifier Dengan Metode Decision Tree (C4. 5) Untuk Menganalisa Kelancaran Pembiayaan (Study Kasus: KSPPS/BMT Al-Fadhila)," *J. Teknol. Inf. Magister*, vol. 2, no. 01, pp. 52-62, 2016.
- [5] E. Fauziningrum, M.Pd and E. I. Sulistyaningsih, "Penerapan Data Mining Metode Decision Tree Untuk Mengukur Penguasaan Bahasa Inggris Maritim (Studi Kasus Di Universitas Maritim Amni)," *J. Sains Dan Teknol. Marit.*, vol. 22, no. 1, p. 41, 2021, doi: 10.33556/jstm.v22i1.285.
- [6] Subkhi Mahmasani, "View metadata, citation and similar papers at core.ac.uk," no. September, pp. 274-282, 2020.
- [7] Abet Alpha P and Yetli Oslan, "78350-ID-program-bantu-pemilihan-pakaian-dan-baha (3)".
- [8] H. Bai, "Preparing Teacher Education Students to Integrate Mobile Learning into Elementary Education," *TechTrends*, vol. 63, no. 6, pp. 723-733, Nov. 2019, doi: 10.1007/s11528-019-00424-z.
- [9] F. Giannakas, A. Papasalouros, G. Kambourakis, and S. Gritzalis, "A comprehensive cybersecurity

- learning platform for elementary education," *Inf. Secur. J. A Glob. Perspect.*, vol. 28, no. 3, pp. 81–106, May 2019, doi: 10.1080/19393555.2019.1657527.
- [10] R. M. Vink *et al.*, "Self-reported adverse childhood experiences and quality of life among children in the two last grades of Dutch elementary education," *Child Abuse Negl.*, vol. 95, p. 104051, Sep. 2019, doi: 10.1016/j.chiabu.2019.104051.