

Prediksi Konversi pada Pemilihan Kata Kunci Google Search Ads Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor dan C.45

Conversion Prediction in Google Search Ads Keyword Selection Using the K-Nearest Neighbor and C4.5 Algorithms

¹Muhammad Sya'ban Harahap*, ²Alva Hendi Muhammad

^{1,2}Program Studi PJJ S2 Teknik Informatika, Program Pascasarjana, Universitas Amikom Yogyakarta
^{1,2}Jl. Ring Road Utara, Ngiringin, Condongcatur, Kec. Depok, Sleman, Daerah Istimewa Yogyakarta, 55281- Indonesia

*e-mail: muhsyaban@students.amikom.ac.id, alva@amikom.ac.id

(received: 18 March 2025, revised: 24 March 2025, accepted: 25 March 2025)

Abstrak

Penelitian ini dilakukan untuk menganalisis dan membandingkan efektivitas dua algoritma, tepatnya K-Nearest Neighbor (K-NN) dan C4.5, dalam memprediksi konversi kata kunci pada platform Google Ads. Dengan pesatnya perkembangan digital marketing, pemilihan kata kunci yang tepat menjadi krusial untuk meningkatkan konversi. Dalam penelitian ini, dataset yang terdiri dari 673 data dengan 12 atribut apa relevan, yang dikumpulkan dari *historis iklan dan Google Ads Keyword Planner*. Penelitian ini menggunakan eksperimen komparatif, di mana data dibagi menjadi data pengujian (20 %) dan data pelatihan (80 %). Hasil analisis menunjukkan bahwa algoritma C4.5 lebih akurat (85.41%) dibandingkan dengan K-NN (74.86%). Menilai dilakukan dengan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score, yang menunjukkan bahwa C4.5 lebih efektif dalam memprediksi konversi berdasarkan dataset yang digunakan. Temuan ini memberikan kontribusi penting bagi pengiklan dalam mengoptimalkan kampanye iklan dengan memilih kata kunci yang lebih efektif. Namun, penelitian ini juga memiliki keterbatasan, dan disarankan untuk melakukan penelitian tambahan dengan dataset yang lebih besar dan beragam untuk meningkatkan akurasi model.

Kata kunci: k-nearest neighbor, C4.5, konversi, google ads, digital marketing

Abstract

This study was conducted to analyze and compare the effectiveness of two algorithms—K-Nearest Neighbor (K-NN) and C4.5—in predicting keyword conversion on the Google Ads platform. With the rapid growth of digital marketing, selecting the right keywords has become crucial for improving conversion rates. The research utilized a dataset of 673 entries with 12 relevant attributes, collected from historical ads and the Google Ads Keyword Planner. A comparative experimental approach was employed, with the data split into training (80%) and testing (20%) sets. The analysis revealed that the C4.5 algorithm achieved higher accuracy (85.41%) compared to K-NN (74.86%). Evaluation was based on metrics such as accuracy, precision, recall, and F1-score, which indicated that C4.5 was more effective in predicting conversions using the given dataset. These findings offer valuable insights for advertisers aiming to optimize their ad campaigns by selecting more effective keywords. However, the study also acknowledges limitations and recommends further research using larger and more diverse datasets to enhance model accuracy.

Keywords: k-nearest neighbor, C4.5, conversion, google ads, digital marketing

1 Pendahuluan

Pesatnya perkembangan teknologi informasi dan pemasaran digital (digital marketing) sangat berpengaruh pada berbagai kegiatan, terutama pada bidang bisnis usaha. Digital marketing menjadi media promosi dan Sebagai metode promosi yang paling efektif dan efisien, pemasaran yang sangat

besar berkontribusi pada peningkatan volume penjualan. [1]. Content marketing, SEO, dan SEM adalah beberapa jenis platform digital marketing yang dapat digunakan., *email marketing*, *website*, *social media marketing (SMM)*, dan aplikasi *mobile* [2].

Salah satu metode periklanan pada *digital marketing* yang banyak dan efektif digunakan ialah periklanan dengan mesin pencari atau search engine marketing (SEM). SEM adalah strategi pemasaran berbayar yang bertujuan untuk meningkatkan visibilitas website di hasil pencarian seperti Google, Yahoo, dan Bing [3]. *Google Ads*, yang merupakan metode SEM paling populer, dapat digunakan untuk mempromosikan bisnis, menjangkau pelanggan, dan membantu meningkatkan penjualan serta trafik ke situs[15]. Dengan menggunakan *Google Ads*, pengiklan dapat menargetkan audiens yang lebih spesifik berdasarkan kata kunci yang terkait dengan barang atau layanan yang mereka berikan.

Konversi pada *Google Ads Search* adalah proses mengubah calon pelanggan yang menelusuri kata kunci produk atau mencari informasi menjadi pelanggan yang siap untuk melakukan transaksi[15]. Konversi dapat berupa tindakan yang diinginkan seperti pembelian, mengunduh brosur, mengisi formulir, atau melakukan tindakan lain yang disebut sebagai tindakan konversi [4]. Akibatnya, memilih kata kunci yang tepat adalah penting dalam meningkatkan konversi. Penelitian menunjukkan bahwa penggunaan kata kunci yang relevan dapat membantu pengunjung menjadi pelanggan yang melakukan konversi [5].

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan membandingkan algoritma K-Nearest Neighbor dan C4.5, dalam memprediksi kata kunci yang terkonversi berdasarkan analisa data dari tools *keyword planner Google Ads*. Diharapkan hasil penelitian ini dapat membantu pengiklan dalam menentukan kata kunci yang menghasilkan konversi yang baik. Dengan konversi yang baik, pengiklan dapat mendapatkan hasil yang maksimal pada saat beriklan, meningkatkan penjualan dan pelanggan secara signifikan.

2 Tinjauan Literatur

Studi penelitian pada tinjauan pustaka ini mengkaji efisiensi algoritma dengan pengklasifikasian dataset yang terkait pada bidang penjualan dan pemasaran khususnya pemasaran digital. Saura [6] menyimpulkan bahwa *data mining* dalam pemasaran digital dapat meningkatkan pengambilan keputusan, namun diperlukan manajemen dan metrik kinerja yang lebih baik. Liang et al. [7] memperkenalkan metode dan teknik lebih variatif dalam pemilihan kata kunci untuk *Google Ads*, mengatasi tantangan seperti pencampuran bahasa, ketidakseimbangan data, dan kebutuhan akurasi yang sesuai serta kecepatan tinggi dalam pemilihan kata kunci. Namun, penelitian ini hanya berfokus pada optimasi kata kunci berbasis CNN dan tidak membandingkan kinerja algoritma klasifikasi tradisional seperti KNN dan C4.5.

Qiao et al. [8] melakukan penelitian dengan memperkenalkan Kata Kunci Kompetitif Berbasis Topik (TCK) untuk menyarankan kata kunci kompetitif dalam iklan mesin pencari berdasarkan log kueri. Meskipun metode TCK menunjukkan efektivitas dalam menyarankan kata kunci berkualitas tinggi, penelitian ini tidak menguji kemampuan prediksi konversi dari kata kunci yang dipilih. Gusti Maulid et al. [9] melakukan prediksi efektifitas iklan *Google Ads* dengan menggunakan Algoritma C4.5 dan mendapatkan akurasi tertinggi dari data 92.70%. Namun, penelitian ini hanya menggunakan data demografi pengguna (usia, gender) sebagai variabel prediktor, sementara faktor intrinsik kata kunci seperti volume pencarian dan tingkat kompetisi tidak dipertimbangkan.

Dalam konteks algoritma *K-Nearest Neighbor*, Menurut penelitian sebelumnya, algoritma ini juga potensial untuk memprediksi konversi. Alfani et al. [10] melakukan penelitian prediksi penjualan produk Unilever dengan metode K-Kerabat Terdekat dan memperoleh klasifikasi penjualan produk yang paling akurat sebesar 86.66%. Namun, penyelidikan ini berfokus pada prediksi penjualan produk fisik, bukan konversi pada *platform* periklanan digital seperti *Google Ads*. Selain itu, penelitian-penelitian sebelumnya seperti Fang et al. [11] dan He et al. [12] lebih banyak menggunakan algoritma *Bayesian Network* atau *regresi logistik* untuk prediksi klik iklan, tetapi belum ada studi yang secara khusus membandingkan KNN dan C4.5 untuk memprediksi kata kunci yang terkonversi dengan tujuan memberikan rekomendasi praktis bagi pengiklan *Google Ads* berdasarkan hasil analisis akurasi, presisi, dan recall dari kedua algoritma.

Berdasarkan tinjauan literatur yang ada, terdapat beberapa celah penelitian yang perlu diperhatikan. Penelitian sebelumnya pada periklanan *Google Ads* hanya mengandalkan data demografi atau riwayat klik sebagai variabel prediktor. Hal ini menunjukkan adanya keterbatasan dalam pemilihan variabel yang dapat mempengaruhi hasil prediksi. Sebagai alternatif, penggunaan atribut kata kunci dari alat seperti *Google Ads Keyword Planner* serta historis data iklan dapat memberikan wawasan yang lebih komprehensif dan mendalam.

Selanjutnya, terdapat juga kekurangan dalam komparasi algoritma yang digunakan. Penelitian yang membandingkan kinerja algoritma KNN dan C4.5 dalam konteks prediksi konversi *Google Ads* masih sangat terbatas. Studi-studi sebelumnya, seperti yang dilakukan oleh Umarani dan Priatmojo, menunjukkan bahwa perbandingan algoritma klasifikasi pada dataset penjualan tradisional belum banyak dieksplorasi dalam konteks periklanan digital[13][14]. Ini membuka kesempatan untuk penelitian yang dapat memberikan kontribusi signifikan terhadap pemahaman tentang efektivitas algoritma dalam konteks periklanan digital khususnya *Google Ads*.

Terakhir, fokus penelitian sering kali terletak pada rasio klik-tayang (CTR) tanpa mempertimbangkan prediksi konversi sebagai indikator keberhasilan kampanye iklan. Penelitian, seperti yang dilakukan oleh Fang dan Liang, berfokus pada CTR[11], sementara prediksi konversi sebagai ukuran keberhasilan kampanye iklan masih kurang dieksplorasi. Hal ini menunjukkan perlunya pendekatan yang lebih holistik dalam mengevaluasi efektivitas kampanye iklan digital.

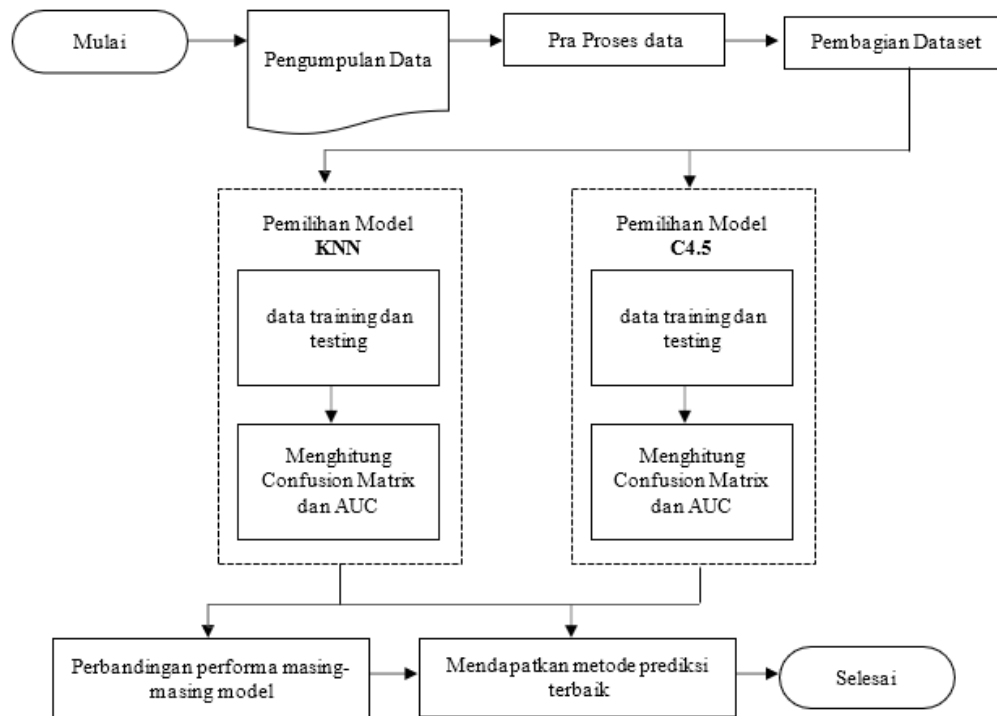
Dengan demikian, penelitian ini bertujuan untuk mengisi celah-celah tersebut dengan mengintegrasikan variabel yang lebih beragam, membandingkan algoritma yang lebih luas, serta mengeksplorasi hubungan antara atribut CTR dan atribut lainnya dalam mempengaruhi konversi dalam konteks periklanan di internet.

3 Metode dari Penelitian

Penelitian ini melakukan pendekatan eksperimental komparatif untuk mengevaluasi efektivitas dua algoritma, tepatnya K-Nearest Neighbor (K-NN) dan C4.5, dalam memprediksi konversi kata kunci pada platform *Google Ads*. Metode ini dipilih karena memungkinkan perbandingan langsung antara kinerja kedua algoritma dalam konteks yang relevan dengan tujuan penelitian. Data yang digunakan untuk analisis ini berasal dari *Google Ads Keyword Planner* serta data historis iklan yang telah berjalan, yang kemudian disimpan dalam format .csv untuk memudahkan proses analisis lebih lanjut. Dengan pendekatan ini, diharapkan dapat diperoleh wawasan yang lebih mendalam tentang penyebab konversi dalam kampanye iklan digital khususnya *Google Ads*.

3.1 Tahapan dari Penelitian

Dalam melakukan penelitian, diperlukan adanya tahapan-tahapan yang diurutkan secara sistemasi agar pelaksanaan penelitian dapat berjalan dengan baik. Model yang dibangun dengan prediksi apakah kata kunci yang dipilih akan mendapatkan konversi yang baik berdasarkan variabel inputan dalam penelitian. Alur penelitian terlihat pada gambar 1 berikut :



Gambar 1. Tahapan penelitian

3.2 Deskripsi Dataset

Dataset yang digunakan dalam studi ini terdiri dari dua belas karakteristik yang relevan untuk analisis konversi kata kunci pada Google Ads. Tabel 1 di bawah ini menyajikan atribut-atribut tersebut beserta keterangannya.

Tabel 1. Atribut dataset google ads

Atribut	Keterangan Atribut
monthly_search	Jumlah pencarian bulanan untuk kata kunci
competition_value	Nilai kompetisi untuk kata kunci
clicks	Jumlah klik yang diterima
impression	Jumlah tayangan iklan
ctr	Click-Through Rate (rasio klik terhadap tayangan).
avg_cpc	Biaya per klik rata-rata.
all_conv	Total konversi
quality_score	Skor kualitas iklan
ad_relevance	Relevansi iklan
landing_page_exp	Pengalaman halaman website
exp_ctr	CTR yang diharapkan
conv_rate	Rasio konversi

Atribut-atribut ini dipilih karena masing-masing memberikan informasi penting yang dapat mempengaruhi kampanye iklan. Misalnya, atribut *monthly_search* menunjukkan seberapa sering kata kunci dicari, yang dapat membantu dalam menentukan potensi trafik. Sementara itu, *competition_value* memberikan gambaran tentang tingkat persaingan untuk kata kunci tersebut, yang penting untuk strategi *bidding*. Dengan menganalisis atribut-atribut ini, Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menemukan komponen yang berkontribusi terhadap konversi pada periklanan *Google Ads Search*

3.3 Metode Pengumpulan Informasi

Data dikumpulkan dari *Google Ads Keyword Planner* dan data historis iklan yang telah berjalan. Dataset disimpan dalam format .csv untuk analisis lebih lanjut.

3.4 Metode Pengumpulan Data

Berdasarkan data historis iklan yang berjalan dengan berbagai kategori bisnis terdapat 673 data selanjutnya melakukan pembersihan data (*cleaning data*) dengan memeriksa dan menangani nilai yang hilang atau anomali dalam data

Selanjutnya melakukan Normalisasi data agar memiliki skala yang sama antar atribut dengan menggunakan rumus untuk menormalkan data menggunakan *Range Normalization*

$$X_{norm} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (1)$$

Rumus (1) ini bertujuan untuk mempertahankan hubungan yang proporsional antar nilai.

3.5 Metode Proses Analisis Data

Analisis telah dilakukan dengan algoritma K-Nearest Neighbor dan C4.5. Sebagian besar data set terdiri dari data pelatihan (80 persen) dan dua puluh persen data pengujian. Data pelatihan digunakan untuk membangun model, dan data pengujian digunakan untuk mengevaluasinya. Akurasi, presisi, recall, dan skor F1 adalah metrik yang digunakan untuk mengevaluasi.

Performa klasifikasi adalah ukuran seberapa baik sebuah model klasifikasi mampu memprediksi kelas atau label dari data yang belum terlihat sebelumnya. Ada beberapa metrik yang digunakan untuk mengevaluasi performa klasifikasi, di antaranya adalah:

- a. Akurasi (*Accuracy*): Akurasi menghitung jumlah prediksi yang benar dari total prediksi yang dibuat oleh model. Rumus (2) adalah cara mengukur akurasi:

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Prediksi benar}}{\text{Total Data}} \quad (2)$$

- b. Presisi (*Precision*): Presisi mengukur seberapa akurat model dalam memprediksi positif. Cara mengukur presisi terdapat pada rumus (3)

$$\text{Presisi} = \frac{\text{True Positive}}{\text{True Positive} + \text{False Positive}} \quad (3)$$

- c. Recall (*Sensitivity atau Recall*: Seberapa baik model menemukan semua instance positif. Rumus (4) adalah cara mengukur Recall

$$\text{Recall} = \frac{\text{True Positive}}{\text{True Positive} + \text{False Negative}} \quad (4)$$

- d. Skor F1-: Skor F1- adalah rata-rata harmonik dari presisi dan recall, dan memberikan keseimbangan antara presisi dan recall. Pengukurannya dilakukan dengan menggunakan rumus (5). Score

$$\text{F1 - Score} = 2 \frac{\text{Presisi} \times \text{Recall}}{\text{Presisi} + \text{Recall}} \quad (5)$$

- e. *Specificity* (Spesifisitas): *Specificity* mengevaluasi kemampuan model untuk menemukan semua instance negatif. Rumus mengukur Spesifitas dapat dilihat pada rumus (6)

$$\text{Specifitas} = \frac{\text{True Negative}}{\text{True Negative} + \text{False Positive}} \quad (6)$$

Dengan menggunakan metrik-metrik ini, Anda dapat mengevaluasi performa klasifikasi dari model yang Anda bangun dan memutuskan model Mana yang paling cocok untuk kebutuhan Anda berdasarkan kriteria tertentu.

4. Hasil dan Pembahasan

Bagian ini menunjukkan tahapan hasil utama dan analisis penelitian. Hasil dianalisis untuk menjawab tujuan penelitian dan memberikan pemahaman yang lebih mendalam tentang temuan. Terdapat 672 data dengan 14 atribut yang akan di komparasikan menggunakan algoritma K-NN dan C.45 berikut data set yang diambil dari pengumpulan historis data iklan dan melakukan scrapping data dengan tools keyword planner Proses hasil pengumpulan data performa kunci iklan *Google Ads* yang sudah berjalan di sesuaikan dengan *Keyword Planner* dapat dilihat *sample data* pada Gambar 2.

No	keywords	monthly_s earch	competiti ons	competitio n_value	clicks	impress ion	ctr	avg_cpc	all_conv	quality _score	ad_relevance	landing_page_exp	exp_ctr	conv_rate	conv_rate
1	kawat harmonika	9900	High	92	497	5642	0.09	2441.66	51.50	3	Above average	Below average	Below average	0.10	High
2	Pagar BRC	14800	High	72	418	3283	0.13	5871.22	68.00	3	Above average	Below average	Below average	0.13	High
3	distributor kawat duri	20	High	74	275	1777	0.15	4185.19	45.00	8	Above average	Average	Above average	0.14	High
4	wiremesh	33100	High	79	144	1316	0.11	7062.93	6.67	3	Above average	Below average	Below average	0.03	Low
5	kawat harmonika galvanis	1600	High	99	23	187	0.12	3597.26	7.00	4	Average	Below average	Average	0.30	High
6	pabrik wiremesh	110	Medium	52	22	133	0.17	9155.40	4.00	7	Above average	Average	Average	0.14	High
7	kawat harmonika pvc	590	High	93	14	109	0.13	3689.50	1.00	5	Above average	Average	Below average	0.07	Low
8	pagar kawat harmonika	880	High	87	14	464	0.03	1946.07	1.00	3	Above average	Below average	Below average	0.07	Low
9	kawat duri	2900	High	93	10	175	0.06	4250.80	2.00	5	Above average	Average	Below average	0.20	High
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
670	Tour Wisata Lombok	10	Medium	57	1	13	0.08	1535.00	0.00	9	Above average	Above average	Average	0.00	Low
671	tour lombok 3 hari 2 malam	110	High	80	3	44	0.07	2890.00	1.00	10	Above average	Above average	Above average	0.33	High
673	Paket Lombok	50	Medium	56	31	329	0.09	3491.00	2.00	10	Above average	Above average	Above average	0.06	Low

Gambar 2. Sample dataset prediksi konversi google ads

4.1 Pre-processing

Pada tahapan ini dilakukan data yang sudah digabungkan menjadi dapat diolah. Berikut langkah *Pre-Processing* pada penelian ini.

1) Cleaning

Memeriksa dan menangani nilai yang hilang atau anomali dalam data terdapat field dengan Nan pada data kolom *competition* dan *quality_score* data dengan 'Nan' barisnya di hapus

2) Normalisasi Data

Untuk memastikan data dengan fitur dalam rentang yang sama, dikarenakan data memiliki skala yang berbeda seperti *monthly_search* dan '*avg_cpc*' agar mempertahankan hubungan yang proporsional antar nilai berikut sample yang sudah di normalisasi dapat dilihat pada gambar 3 dibawah ini.

Row No.	conv_rate	monthly_se...	competition...	clicks	impression	ctr	avg_cpc	all_conv	competitions	quality_score	ad_relevance	landing_pag...	exp_ctr
1	High	0.060	0.920	0.102	0.052	0.097	0.136	0.317	High	3	Above average	Below average	Below average
2	High	0.090	0.720	0.086	0.030	0.140	0.328	0.418	High	3	Above average	Below average	Below average
3	High	0.000	0.740	0.056	0.016	0.170	0.234	0.277	High	8	Above average	Average	Above average
4	Low	0.201	0.790	0.030	0.012	0.120	0.394	0.041	High	3	Above average	Below average	Below average
5	High	0.010	0.990	0.005	0.002	0.135	0.201	0.043	High	4	Average	Below average	Average
6	High	0.001	0.520	0.005	0.001	0.182	0.511	0.025	Medium	7	Above average	Average	Average
7	Low	0.004	0.930	0.003	0.001	0.141	0.206	0.006	High	5	Above average	Average	Below average
8	Low	0.005	0.870	0.003	0.004	0.033	0.109	0.006	High	3	Above average	Below average	Below average
9	High	0.018	0.930	0.002	0.002	0.063	0.237	0.012	High	5	Above average	Average	Below average
10	High	0.004	0.930	0.002	0.001	0.067	0.214	0.009	High	3	Above average	Below average	Below average
11	Low	0.001	0.990	0.001	0.000	0.200	0.279	0	High	5	Above average	Below average	Average

Gambar 3. Dataset setelah dilakukan normalisasi data

4.2 Program Algoritma Model C4.5

Model klasifikasi berbasis pohon keputusan dibangun melalui penerapan algoritma C4.5 dalam penelitian ini. Hasil pengujian awal algoritma C4.5 dengan menggunakan rasio perbandingan 80:20 untuk pembagian data menghasilkan hasil yang cukup akurat 83.78%

Hasil pengujian dengan data splitting 80:20 dilakukan Validasi Jalur K dengan 10 kali nilai k di dapat dapat dengan akurasi 84.46%. Hal ini dapat diartikan performa model menunjukkan Sangat mungkin bahwa model tidak mengalami overfitting (terlalu sesuai dengan data pelatihan) atau underfitting (tidak memahami pola dalam data) dengan stabilitas yang baik.

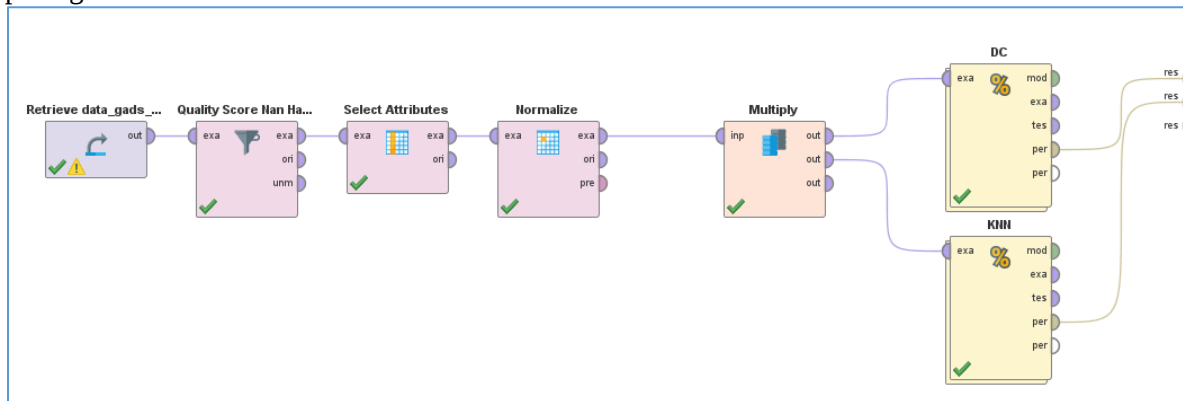
4.2 Implementasi Algoritma Model K-NN

Pada tahap selanjutnya penulis melakukan implementasi algoritma *K-Nearest Neighbours*. Pengujian awal menggunakan data splitting dengan rasio perbandingan 80:20 mendapatkan hasil akurasi 74.86%

Pada *K-Nearest Neighbours* juga dilakukan tahapan validasi dengan *K-Fold Cross Validation* menggunakan 10 kali nilai k, algoritma K-Nearest Neighbor mendapatkan akurasi rata-rata 72,11%. Hasil ini menunjukkan tren yang cukup stabil dengan sedikit variasi. antara setiap iterasi validasi menggunakan metode *K-Fold Cross Validation*

4.3 Evaluasi Perbandingan Algoritma

Melihat hasil akurasi pada masing-masing model algoritma. Penulis mencoba eksperimen melakukan perbandingan Algoritma C.45 dan *K-Nearest Neighbor* dengan langsung menggunakan *K-Fold Validation* tanpa menggunakan split data mendapatkan nilai akurasi yang lebih baik. Implementasi model dan eksperimen menggunakan rapidminer struktur implementasi dapat dilihat pada gambar 4 dibawah ini.



Gambar 4. Implementasi model dengan rapidminer

Perbandingan kinerja yang mencakup beberapa metrik evaluasi Confussion matrix yang mengandung skor F-1 untuk akurasi, precision, dan recall dan *Specify*. Hasil perbandingan evaluasi Algoritma dapat dilihat pada Tabel 2 dibawah ini.

Tabel 2. Perbandingan evaluasi algoritma

Model	Akurasi	Presisi	Recall	F1 - Score	Spesifitas
K-Nearest Neighbor	74.86%				
Conversion : High		76.92%	73.30%	75.10%	72.87%
Conversion : Low		72.87%	76.54%	74.67%	76.92%
Decision Tree (C4.5)	85.41%				
Conversion : High		90.11%	82.00%	85.85%	80.85%
Conversion : Low		80.85%	89.41%	84.85%	90.11%

Pada tabel diatas berdasarkan metrik evaluasi *Confussion matrix* Algoritma C.45 memiliki tingkat akurasi sebesar 85.41% dengan presisi 90.11% lebih tinggi dari Algoritma *K-Nearest Neighbor*

sebesar 74.86% dengan nilai presisi 76.92%. Hasil ini menunjukkan bahwa C4.5 lebih efektif dalam memprediksi konversi pada periklanan *Google Search Ads* dibandingkan dengan KNN

4 Kesimpulan

Penelitian ini menganalisis dan membandingkan efektivitas algoritma C4.5 dan K-Nearest Neighbor (KNN) dalam memprediksi konversi kata kunci pada platform *Google Ads*, dengan hasil menunjukkan bahwa C4.5 mencapai akurasi yang lebih tinggi (85.41%) dibandingkan KNN (74.86%). Temuan ini menegaskan bahwa C4.5 lebih efektif dalam membantu pengiklan mengoptimalkan kampanye iklan mereka. Meskipun demikian, penelitian ini memiliki keterbatasan terkait cakupan dataset yang mungkin tidak mencakup semua variabel relevan, sehingga disarankan untuk penelitian lebih lanjut agar mengeksplorasi algoritma lain dan Untuk meningkatkan akurasi dan generalisasi model, gunakan dataset yang lebih beragam.

Referensi

- [1] C.S. Bangun dan S. Purnama, "Optimalisasi Pemanfaatan Digital marketing untuk UMKM (Usaha Mikro, Kecil dan Menengah)," *ADI Pengabdian Kepada Masyarakat*, 2022.
- [2] R.G. Risa, "Digital Marketing: Konsep dan Strategi," *Jurnal Ilmu Komputer*, vol. 8, no. 1, pp. 12-20, 2019.
- [3] R. Awaluddin, "Jenis-Jenis Digital Marketing," *Digital marketing: Konsep dan Strategi*, vol. 1, pp. 116, 2021.
- [4] C. Natalia et al., "Konversi pada *Google Ads*," *Jurnal Pemasaran Digital*, vol. 5, no. 2, pp. 45-60, 2021.
- [5] A. G. Maulid, S. Hadiani, J. Raya Jatiwaringin No, C. Melayu, J. Timur, dan D. Khusus Ibukota Jakarta, "Penerapan Algoritma C4.5 untuk memprediksi Efektifitas Iklan *Google Ads Words*," *SISTEMASI: Jurnal Sistem Informasi*, vol. 12, no. 1, 2023.
- [6] J.R. Saura, "Using Data Sciences in Digital marketing: Framework, Methods, and Performance Metrics," *Journal of Innovation and Knowledge*, vol. 6, no. 2, pp. 92-102, 2021.
- [7] J. Liang et al., "MOPSO-based CNN for Keyword Selection on *Google Ads*," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 125387-125400, 2019.
- [8] D. Qiao, J. Zhang, Q. Wei, dan G. Chen, "Finding Competitive Keywords from Query Logs to Enhance Search Engine Advertising," *Information and Management*, vol. 54, no. 4, pp. 531-543, 2017.
- [9] P.R. Alfani, F. Rozi, dan F. Sukmana, "Prediksi Penjualan Produk Unilever menggunakan Metode K-Nearest Neighbor," *JIPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, vol. 6, no. 1, pp. 1-10, 2021.
- [10] A. G. Maulid dan S. Hadiani, "Penerapan Algoritma C4.5 untuk memprediksi Efektifitas Iklan *Google Ads Words*," *SISTEMASI: Jurnal Sistem Informasi*, vol. 12, no. 1, 2023.
- [11] Z. Fang et al., "Predicting Click-Through Rates of New Advertisements based on the Bayesian Network," *Mathematical Problems in Engineering*, 2014.
- [12] X. He et al., "Practical Lessons from Predicting Clicks on Ads at Facebook," *Proceedings of the ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 2014.
- [13] V. Umarani, "Investigation of KNN and Decision Tree Induction Modeling in Predicting Customer Buying Pattern," *International Conference on Computational Intelligence and Knowledge Economy*, 2022.
- [14] H. Priatmojo et al., "Perbandingan Klasifikasi Tingkat Penjualan Buah di Supermarket dengan Pendekatan Algoritma Decision Tree, Naive Bayes dan K-Nearest Neighbor," *Jurnal INSAN*, vol. 3, no. 1, 2023.
- [15] S. Wenning, "Use and Effect of *Google Ads* for Marketing Success," *Blue Eyes Intelligence Engineering & Sciences Publication*, 2021.