

PEMODELAN KLASIFIKASI EFEKTIVITAS GOOGLE ADS BERDASARKAN METRIK PERFORMA KAMPANYE MENGGUNAKAN ALGORITMA CATBOOST

Qibti Amiroh Rihadatul 'Aisy, Aprilisa Arum Sari, Ridwan Dwi Irawan
Teknik Informatika, Universitas Duta Bangsa Surakarta
Jl. Bhayangkara No.55, Tipes, Kec. Serengan, Kota Surakarta, Jawa Tengah 57154
220103069@mhs.udb.ac.id

ABSTRAK

Perkembangan pemasaran digital mendorong peningkatan penggunaan Google Ads sebagai media promosi, sehingga menghasilkan volume data kinerja kampanye yang semakin besar dan kompleks. Evaluasi efektivitas kampanye yang masih dilakukan secara manual cenderung memerlukan waktu lebih lama serta berpotensi menimbulkan interpretasi yang tidak konsisten. Penelitian ini bertujuan membangun model klasifikasi untuk mengevaluasi efektivitas kampanye Google Ads menggunakan algoritma CatBoost berdasarkan metrik kinerja kampanye. Metode yang digunakan adalah Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) yang meliputi tahapan business understanding, data understanding, data preparation, modeling, evaluation, dan deployment. Penelitian menggunakan dataset Google Ads sebanyak 2.600 data kampanye yang diproses melalui tahap pembersihan data, rekayasa fitur, pelabelan efektivitas, serta pembagian data pelatihan dan pengujian. Model CatBoost diterapkan untuk mengklasifikasikan efektivitas kampanye ke dalam empat kategori, yaitu Sangat Efektif, Efektif, Kurang Efektif, dan Tidak Efektif. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model memperoleh akurasi sebesar 97% serta nilai precision, recall, dan F1-score yang tinggi pada setiap kategori. Temuan ini menunjukkan bahwa CatBoost efektif digunakan untuk mendukung evaluasi kampanye Google Ads secara lebih cepat, konsisten, dan berbasis data.

Kata kunci : CatBoost, CRISP-DM, Efektivitas Iklan, Google Ads, Klasifikasi Multikelas.

1. PENDAHULUAN

Perkembangan pemasaran digital telah mendorong perusahaan dan wirausahawan untuk mengadopsi *platform* periklanan daring sebagai strategi pemasaran utama mereka [1]. Pengeluaran global untuk periklanan *digital* terus meningkat setiap tahun seiring dengan pertumbuhan pesat pengguna *internet* dan aktivitas *e-commerce*. Hal ini menghasilkan volume data kinerja kampanye yang jauh lebih besar yang perlu dipantau dan dievaluasi secara terus-menerus [2]. Peningkatan penggunaan *Google Ads* turut menghasilkan volume data kampanye yang semakin besar dan kompleks sehingga membutuhkan proses evaluasi yang lebih sistematis. *Google Ads* merupakan *platform* periklanan *digital* yang banyak dimanfaatkan untuk mendukung strategi pemasaran yang didasarkan pada data dan meningkatkan hasil dari iklan yang dipasang.[3]. *Platform* ini menyediakan berbagai metrik untuk mengukur kinerja kampanye, seperti tayangan, klik, rasio klik-tayang (CTR), rasio konversi, biaya per akuisisi (CPA), dan pengembalian investasi iklan (ROAS), yang merupakan indikator kunci untuk mengukur efektivitas iklan [1].

Meningkatnya penggunaan *Google Ads* juga telah membuat proses optimasi kampanye dan evaluasi kinerja menjadi lebih kompleks. Volume besar data kampanye yang dihasilkan dari aktivitas periklanan digital sulit dianalisis secara manual karena memakan waktu yang cukup lama dan dapat menyebabkan interpretasi yang tidak konsisten serta pengambilan keputusan yang tidak akurat [3]. Selain itu, evaluasi kampanye yang tidak efektif dapat menyebabkan

pemborosan anggaran iklan, tingkat konversi yang rendah, dan strategi pemasaran digital yang kurang optimal [4]. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan klasifikasi otomatis untuk mendukung penilaian efektivitas kampanye iklan yang lebih cepat, lebih akurat, dan didasarkan pada data.

Penelitian-penelitian sebelumnya telah menggunakan berbagai algoritma pembelajaran mesin untuk menganalisis dan memprediksi iklan *digital*. Algoritma C4.5 telah digunakan untuk memprediksi efektivitas kampanye *Google Ads* berdasarkan data kinerja kampanye [5], sementara algoritma *K-Nearest Neighbor* telah diterapkan untuk menganalisis konversi kata kunci dalam *Google Search Ads* [6]. Selain itu, beberapa penelitian telah menggunakan metode klasifikasi berbasis *gradient boosting* dan pohon keputusan dalam analisis pemasaran *digital* dan pemasaran konten [7], [8]. Penelitian ini menunjukkan bahwa pendekatan pembelajaran mesin dapat membantu mengidentifikasi pola kinerja iklan dan mendukung proses pengambilan keputusan dalam pemasaran *digital*.

Di sisi lain, *CatBoost* adalah algoritma boosting berbasis gradien yang memiliki hasil yang bagus dalam berbagai tugas pengklasifikasian, terutama dalam mengelola dataset yang rumit dan memiliki banyak kelas. *CatBoost* mampu menangani atribut kategorikal dengan baik dan menghasilkan model klasifikasi yang stabil serta akurat [9], [10]. Penelitian-penelitian menunjukkan bahwa *CatBoost* bekerja dengan baik dalam memprediksi dan mengklasifikasikan berbagai masalah di berbagai bidang [11], [12]. Namun, penelitian yang

menggunakan algoritma *CatBoost* untuk mengklasifikasikan tingkat efektivitas *Google Ads* berdasarkan berbagai metrik kinerja kampanye, seperti jumlah tayangan, jumlah klik, tingkat klik (CTR), rasio konversi, biaya per akuisisi (CPA), dan *return on advertising spending* (ROAS), masih belum banyak dilakukan.

Berdasarkan masalah tersebut, penelitian ini mengembangkan model untuk mengklasifikasikan dan menilai seberapa efektif kampanye *Google Ads* berdasarkan berbagai metrik kinerja yang ada, dengan menggunakan algoritma *CatBoost*. Untuk mengatasi masalah evaluasi kampanye yang masih dilakukan secara manual, penelitian ini menggunakan metode CRISP-DM yang merupakan standar proses penggalan data lintas industri. Metode ini mencakup beberapa tahapan yaitu pemahaman bisnis, pemahaman data, persiapan data, pembuatan model, evaluasi, dan penerapan [13], [14]. Model yang dihasilkan diharapkan bisa membantu para pengiklan dan pelaku bisnis dalam mengevaluasi kampanye iklan digital secara lebih cepat, konsisten, akurat, dan berdasarkan data. Hal ini bertujuan untuk mendukung pengambilan keputusan dalam merancang strategi pemasaran digital.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Penelitian ini menggunakan berbagai konsep dan cara yang terkait dengan pemasaran digital serta pembelajaran mesin. Sebab itu, dalam bagian ini akan dibahas beberapa teori yang mendukung proses pengklasifikasian efektivitas iklan *Google Ads* berdasarkan metrik kinerja kampanye menggunakan algoritma *CatBoost*.

2.1. Digital Marketing

Digital marketing adalah metode pemasaran yang memanfaatkan media dan *internet digital* untuk mencapai konsumen secara lebih luas, cepat, dan bisa diukur. Menggunakan *digital marketing* memungkinkan perusahaan untuk mempromosikan produk atau layanan, berinteraksi dengan pelanggan, serta menilai tingkat keberhasilan kampanye pemasaran berdasarkan data yang dikumpulkan selama proses promosi berlangsung [1], [4]. Dengan semakin banyaknya orang yang menggunakan internet dan *platform digital*, *digital marketing* menjadi cara penting untuk meningkatkan penjualan serta membantu pengambilan keputusan bisnis yang didasarkan pada data [3].

2.2. Google Ads

Google Ads adalah layanan iklan daring yang dikembangkan oleh *Google*, yang memungkinkan para pengiklan menampilkan iklan mereka di berbagai tempat seperti halaman hasil pencarian, situs web, aplikasi, atau *platform digital* lainnya. *Google Ads* memungkinkan para pengiklan menentukan siapa saja yang akan melihat iklan mereka dengan memperhatikan berbagai hal seperti kata kunci,

tempat, jenis perangkat, dan sifat pengguna tertentu. Efektivitas kampanye *Google Ads* bisa dilihat melalui berbagai indikator performa yang muncul selama kampanye berjalan [2], [3].

2.3. Campaign Performance Metrics

Indikator-indikator yang digunakan untuk mengevaluasi seberapa baik suatu kampanye iklan digital berjalan disebut sebagai metrik kinerja kampanye. Beberapa ukuran yang sering digunakan dalam *Google Ads* mencakup jumlah tampilan iklan, jumlah klik, tingkat klik (CTR), tingkat konversi, biaya per klik (CPC), biaya per akuisisi (CPA), serta *return on ad spend* (ROAS). Metrik-metrik tersebut memberikan informasi tentang seberapa tinggi partisipasi pengguna, seberapa efektif pengeluaran iklan, serta kemampuan kampanye dalam menghasilkan konversi dan meningkatkan keuntungan bisnis [1], [5].

2.4. Data Mining

Data mining adalah cara mencari pola, hubungan, dan informasi yang berharga dari sekumpulan data yang sangat banyak dengan menggunakan berbagai teknik analisis dan algoritma komputer. Penerapan data mining bertujuan agar bisa menghasilkan pengetahuan yang bisa dipakai sebagai acuan dalam membuat keputusan. Dalam penelitian ini, metode data mining digunakan untuk mencari pola-pola yang menunjukkan seberapa efektif kampanye *Google Ads*, berdasarkan data hasil kinerja iklan yang sudah ada [13], [14], [15].

2.5. Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM)

CRISP-DM adalah salah satu pendekatan yang banyak dipakai dalam melaksanakan proyek data mining dan pembelajaran mesin. Metode ini meliputi enam tahap utama, yaitu memahami bisnis, memahami data, mempersiapkan data, membuat model, mengevaluasi model, dan menerapkan model. Struktur tahapan yang terorganisasi dalam CRISP-DM membantu proses pembuatan model berjalan secara tertib dan terukur, sehingga menghasilkan solusi yang sesuai dengan kebutuhan bisnis [13], [14].

2.6. Algoritma Catboost

CatBoost adalah algoritma pembelajaran mesin berbasis *boosting* gradien yang dikembangkan oleh *Yandex*. Tujuannya adalah meningkatkan kemampuan klasifikasi dan prediksi, terutama pada data yang memiliki struktur atau ciri yang rumit. Salah satu kelebihan utama *CatBoost* adalah kemampuannya untuk mengolah fitur kategorikal dengan baik tanpa perlu melakukan *encoding* yang rumit. Selain itu, *CatBoost* menggunakan metode *boosting* berurutan yang mampu mengurangi kemungkinan model terlalu sesuai dengan data dan meningkatkan konsistensi model selama proses pembelajaran [9], [16].

CatBoost sering digunakan dalam berbagai kasus klasifikasi karena kemampuannya menghasilkan performa yang baik baik pada data yang besar maupun kasus klasifikasi dengan banyak kelas. Penelitian menunjukkan bahwa *CatBoost* memiliki tingkat akurasi yang baik dan mampu menyesuaikan diri dengan data baru secara efektif dibandingkan beberapa algoritma klasifikasi lainnya [10], [17].

2.7. Penelitian Terdahulu

Beberapa penelitian sudah menggunakan machine learning dalam menganalisis iklan *digital*. Gusti Maulid dkk., memakai algoritma C4.5 untuk memperkirakan seberapa efektif *Google Ads* berdasarkan hasil kinerja kampanye [5], sedangkan Sya'ban Harahap dan Muhammad, menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* dan C4.5 untuk menganalisis tingkat konversi pada iklan *Google Search Ads* [6]. Penelitian ini menunjukkan bahwa metode klasifikasi bisa membantu dalam mengevaluasi dan mengambil keputusan di bidang pemasaran *digital*.

Di sisi lain, beberapa penelitian juga menunjukkan bahwa algoritma *CatBoost* memiliki hasil yang baik dalam menyelesaikan berbagai masalah klasifikasi multikelas [10], [17]. Namun, penggunaan *CatBoost* untuk mengklasifikasikan tingkat efektivitas *Google Ads* berdasarkan metrik kinerja kampanye belum terlalu luas. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan algoritma *CatBoost* untuk mengklasifikasikan tingkat keberhasilan kampanye *Google Ads* berdasarkan berbagai indikator performa kampanye, agar mendapatkan hasil penilaian yang lebih tepat, konsisten, dan didasarkan pada data.

2.8. Confusion Matrix

Confusion matrix adalah metode untuk mengecek bagaimana baiknya model klasifikasi bekerja dengan membandingkan hasil yang diperkirakan oleh model dengan data yang benar-benar terjadi. Berdasarkan matriks konfusi, beberapa metrik penilaian bisa dihitung, seperti akurasi, presisi, sensitivitas, dan skor F1. Nilai akurasi menunjukkan seberapa tepat prediksi model secara keseluruhan, sedangkan presisi, *recall*, dan skor F1 digunakan untuk menilai kualitas hasil klasifikasi pada setiap kelas yang dihasilkan oleh model.

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini bertujuan membuat model klasifikasi yang bisa menilai seberapa efektif kampanye *Google Ads* berdasarkan metrik kinerja kampanye dengan menggunakan algoritma *CatBoost*. Metodologi penelitian menggunakan CRISP-DM, yaitu standar proses lintas industri untuk penambangan data, karena menawarkan langkah-langkah yang terstruktur dalam pengembangan model klasifikasi, mulai dari memahami masalah hingga menerapkan model [13]. Proses penelitian meliputi beberapa tahap seperti memahami bisnis, memahami data,

mempersiapkan data, membuat model, mengevaluasi hasil, serta mengimplementasikan model tersebut [14], [15].

3.1. Business Understanding

Tahap memahami bisnis dilakukan untuk mengetahui masalah dalam menilai seberapa efektif kampanye *Google Ads*. Peningkatan penggunaan iklan digital menyebabkan jumlah data kampanye semakin besar, sehingga proses penilaian secara manual menjadi kurang efektif dan bisa menghasilkan penafsiran yang tidak sama antara satu sama lain [1], [3]. Oleh karena itu, dibutuhkan sebuah model klasifikasi yang mampu mengelompokkan tingkat efektivitas kampanye iklan secara otomatis berdasarkan metrik performa dari kampanye tersebut [3].

Penelitian ini mengarah pada pengklasifikasian seberapa efektif *Google Ads*, dengan membaginya menjadi empat kelompok, yaitu Sangat Efektif, Efektif, Kurang Efektif, dan Tidak Efektif. Tujuan utama penelitian ini adalah membuat model klasifikasi berbasis algoritma *CatBoost* yang bisa memberikan hasil klasifikasi yang baik dan mempercepat proses penilaian kampanye iklan dengan pendekatan berbasis data.

3.2. Data Understanding

Tahap memahami data dilakukan dengan mempelajari karakteristik dataset *Google Ads* yang digunakan dalam penelitian tersebut. Dataset ini terdiri dari 2.600 data kampanye iklan yang memiliki 13 atribut, yaitu *Ad_ID*, Nama Kampanye, Jumlah Klik, Jumlah Tampilan, Biaya, Jumlah *Leads*, Jumlah Konversi, Tingkat Konversi, Nilai Penjualan, Tanggal Iklan, Lokasi, Perangkat, dan Kata Kunci. Atribut efektivitas akan dibuat pada tahap persiapan data dan digunakan sebagai target untuk klasifikasi.

Pada tahap ini, dilakukan pemeriksaan awal terhadap struktur data, jenis data, jumlah data, dan kualitas data agar bisa dipastikan bahwa dataset cocok digunakan dalam pembuatan model *machine learning*.

3.3. Data Preparation

Tahap persiapan data dilakukan agar bisa dihasilkan dataset yang sudah siap digunakan dalam proses melatih model. Proses ini mencakup membersihkan data dengan menghilangkan tanda mata uang dan tanda persen, mengubah tipe data menjadi angka, menangani nilai yang hilang, serta menghapus data yang sama.

Selanjutnya dilakukan proses pemrosesan fitur untuk menciptakan atribut yang lebih bermakna. Fitur yang digunakan mencakup Tingkat Klik (CTR), Tingkat Konversi, Biaya Per Klik (CPC), Biaya Per Akuisisi (CPA), serta *Return on Ad Spend* (ROAS). Selain itu, informasi waktu diambil dari atribut tanggal, yaitu hari, bulan, dan tahun. Tahap ini juga mencakup proses memberi label pada tingkat efektivitas iklan dengan metode *Quartile Binning*

berdasarkan nilai kuartil dari beberapa metrik kinerja kampanye, serta membagi data menjadi data latihan sebesar 80% dan data uji sebesar 20% [18].

3.4. Modeling

Proses pembuatan model dilakukan dengan menggunakan algoritma *CatBoost* untuk menghasilkan model klasifikasi yang efektif dalam menilai keberhasilan iklan *Google Ads*. *CatBoost* dipilih karena mampu mengelola data yang rumit dengan baik, menghasilkan model yang konsisten, serta menawarkan hasil yang bagus dalam klasifikasi berkategori banyak [9], [15], [16].

Dalam penelitian ini, model *CatBoost* dibuat dengan menggunakan 300 kali iterasi, tingkat pembelajaran sebesar 0,05, kedalaman pohon sebesar 6, serta fungsi kerugian berupa *MultiClass*. Parameter tersebut digunakan agar bisa membuat model yang terbaik dalam menentukan seberapa efektif kampanye iklan *Google Ads*.

Dalam bentuk matematika, fungsi prediksi *CatBoost* dapat ditulis seperti ini:

$$f(x) = \sum_{m=1}^M \gamma_m h_m(x) \quad (1)$$

Dengan:

- $f(x)$: hasil prediksi model
- $h_m(x)$: pembelajar lemah atau pohon keputusan pada iterasi ke-m.
- γ_m : bobot model
- m : jumlah iterasi pohon

Dengan menggunakan proses *boosting*, *CatBoost* secara perlahan memperbaiki kesalahan dalam prediksi dari iterasi sebelumnya, sehingga menghasilkan model klasifikasi yang lebih baik.

3.5. Evaluation

Evaluasi dilakukan untuk mengecek sejauh mana model *CatBoost* mampu membedakan efektivitas iklan *Google Ads*. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan matriks kebingungan dan beberapa metrik penilaian, seperti akurasi, presisi, *recall*, dan skor F1.

Nilai akurasi digunakan untuk mengukur seberapa tepat klasifikasi dilakukan secara keseluruhan dan dihitung menggunakan persamaan berikut:

$$Accuracy = \frac{(TP + TN)}{(TP + TN + FP + FN)} \quad (2)$$

Di mana TP (*True Positive*), TN (*True Negative*), FP (*False Positive*), dan FN (*False Negative*) adalah bagian utama dari matriks kebingungan. Selain itu, nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* digunakan untuk mengukur seberapa baik model bekerja dalam setiap kelas efektivitas iklan.

3.6. Deployment

Tahap *deployment* dilakukan dengan memasukkan model *CatBoost* yang sudah dilatih ke dalam aplikasi untuk mengklasifikasikan efektivitas iklan *Google Ads*. Sistem yang dibuat memungkinkan pengguna menganalisis kampanye iklan secara

otomatis berdasarkan data metrik kinerja kampanye yang dimasukkan ke dalam aplikasi.

Aplikasi bisa menunjukkan hasil penilaian kinerja kampanye dalam bentuk kategori seperti Sangat Efektif, Efektif, Kurang Efektif, dan Tidak Efektif. Selain itu, sistem juga memberikan informasi mengenai evaluasi model seperti akurasi, laporan klasifikasi, matriks kebingungan, dan pentingnya fitur sehingga membantu pengguna dalam mengevaluasi kinerja kampanye secara lebih cepat, konsisten, dan berdasarkan data.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini memaparkan hasil penggunaan algoritma *CatBoost* untuk mengklasifikasikan efektivitas *Google Ads* berdasarkan berbagai metrik kinerja kampanye. Bagian ini juga mencakup pembahasan mengenai kinerja model serta penjelasan mengenai hasil klasifikasi yang diperoleh oleh penulis.

4.1. Dataset dan Hasil Pra-pemrosesan

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data dari kampanye *Google Ads* dengan total 2.600 entri dan 13 atribut, yaitu *Ad_ID*, *Campaign_Name*, *Clicks*, *Impressions*, *Cost*, *Leads*, *Conversions*, *Conversion Rate*, *Sale_Amount*, *Ad_Date*, *Location*, *Device*, dan *Keyword*. Variabel yang digunakan sebagai tujuan dalam proses klasifikasi adalah atribut efektivitas, yang memiliki empat jenis kelas, yaitu Efektif, Kurang Efektif, Sangat Efektif, dan Tidak Efektif.

Sebelum proses pemodelan, dataset menjalani prapemrosesan untuk meningkatkan kualitas data. Langkah-langkah prapemrosesan meliputi penghapusan simbol mata uang dan persentase, konversi tipe data numerik, pemformatan ulang tanggal, penghapusan nilai yang hilang, dan penghapusan data duplikat. Selain itu, dilakukan rekayasa fitur untuk menghasilkan atribut baru seperti CTR, *Conversion_Rate*, CPC, CPA, dan ROAS, yang digunakan sebagai metrik kinerja kampanye dalam proses klasifikasi.

Proses menentukan tingkat efektivitas dilakukan dengan menetapkan batas kategori untuk setiap metrik menggunakan metode *Quartile Binning*, berdasarkan nilai kuartil dari CTR, *Conversion Rate*, CPA, dan ROAS. Selanjutnya, dataset dibagi menjadi data latihan sebesar 80% dan data uji sebesar 20% untuk melatih model dan mengevaluasi performanya menggunakan *CatBoost* [18].

4.2. Klasifikasi menggunakan Catboost

Dalam penelitian ini, penulis menggunakan algoritma *CatBoost* untuk mengklasifikasikan data dengan mengatur parameter sejumlah 300 iterasi, laju pembelajaran 0,05, kedalaman pohon 6, dan fungsi kerugian berupa multi-kelas. Parameter-parameter ini digunakan untuk membuat model klasifikasi yang mampu mengenali pola efektivitas kampanye *Google Ads* berdasarkan metrik kinerja.

Hasil penilaian model menunjukkan bahwa algoritma *CatBoost* bekerja dengan sangat baik dalam mengelompokkan data, dengan tingkat keakuratan mencapai 97%. Nilai tersebut didapat dengan membandingkan jumlah prediksi yang benar terhadap semua data uji menggunakan fungsi *accuracy_score()* dari *library scikit-learn*. Selain itu, tingkat akurasi, *recall*, dan skor F1 pada setiap kategori menunjukkan hasil yang konsisten.

Laporan klasifikasi menunjukkan kategori "Sangat Efektif" memberikan hasil yang terbaik, dengan presisi mencapai 0,98, *recall* sebesar 0,97, dan skor F1 sebesar 0,98. Kelas "Efektif" memiliki presisi dan *recall* masing-masing sebesar 0,97 serta skor F1 mencapai 0,97. Kelas "Kurang Efektif" memiliki tingkat presisi sebesar 0,96, *recall* 0,97, dan skor F1 mencapai 0,96. Sementara itu, kelas "Tidak Efektif" mendapatkan skor presisi 0,97, *recall* 0,96, dan F1 sebesar 0,96.

Temuan ini menunjukkan bahwa algoritma *CatBoost* mampu membagi keefektifan *Google Ads* dengan baik, berdasarkan pola metrik kinerja kampanye yang digunakan dalam penelitian ini [12], [17].

Classification Report CatBoost

	precision	recall	F1 score	support
Effektif	0.98	0.98	0.97	91
Kurang Efektif	0.96	0.97	0.96	141
Sangat Efektif	1	0.97	0.98	36
Tidak Efektif	0.97	1	0.96	159
accuracy	0.97	0.97	0.97	417
macro avg	0.97	0.96	0.97	417
weighted avg	0.97	0.97	0.97	417

Presisi menunjukkan ketepatan prediksi, Recall menunjukkan kemampuan menemukan kelas sebenarnya, F1 Score menunjukkan keseimbangan presisi dan recall.

Gambar 1. Klasifikasi Menggunakan *Catboost*

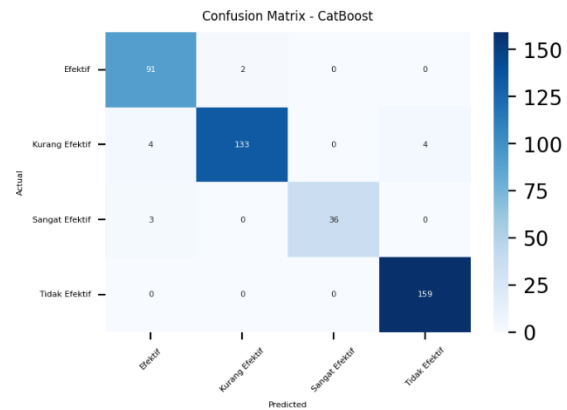
4.3. Analisis Confusion Matrix

Analisis matriks kebingungan dilakukan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam mengklasifikasikan setiap kelas efektivitas. Berdasarkan hasil pengujian, sebagian besar data berhasil dikelompokkan dengan tepat ke dalam kelas yang sesuai.

Kelas "Sangat Efektif" menunjukkan prediksi yang sangat akurat, artinya model mampu dengan baik mengenali ciri-ciri dari kampanye yang sangat efektif. Kelas "Tidak Efektif" juga menunjukkan hasil pengklasifikasian yang cukup baik, karena sebagian besar data berhasil diprediksi secara tepat.

Meskipun begitu, masih ada beberapa kesalahan dalam membagi ke dalam kategori "Efektif" dan "Kurang Efektif". Beberapa data dari kelas "Kurang Efektif" diprediksi masuk ke kelas "Efektif," yang menunjukkan adanya kesamaan dalam pola kerja antara kedua kelas tersebut. Ini bisa terjadi karena metrik performa kampanye seperti CTR, Tingkat Konversi, dan CPA memiliki nilai yang hampir sama untuk data kampanye tertentu.

Secara keseluruhan, *Confusion Matrix* menunjukkan bahwa model *CatBoost* memiliki kemampuan klasifikasi yang baik dan mampu mengurangi kesalahan prediksi pada sebagian besar kelas efektivitas kampanye iklan.



Gambar 2. Analisis *Confusion Matrix*

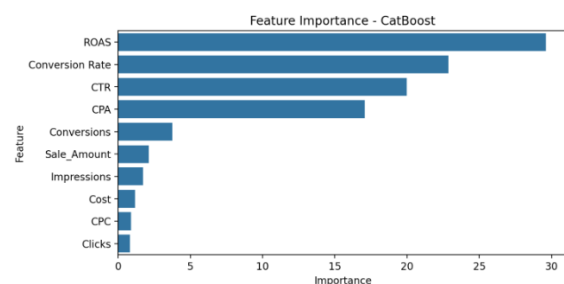
4.4. Analisis Pentingnya Fitur

Berdasarkan hasil analisis pentingnya fitur, atribut ROAS merupakan fitur yang paling berpengaruh dalam proses klasifikasi efektivitas *Google Ads*. Selain ROAS, fitur-fitur seperti Tingkat Konversi, CTR, dan CPA juga berkontribusi signifikan terhadap kinerja model.

Dampak tinggi dari ROAS menunjukkan bahwa tingkat keuntungan yang diperoleh dari biaya iklan merupakan faktor kunci dalam menentukan efektivitas kampanye *digital*. Selain itu, *Conversion Rate* dan CTR juga memainkan peran penting karena metrik ini mencerminkan tingkat minat dan respons pengguna terhadap iklan yang ditampilkan. Di sisi lain, fitur seperti Clicks, CPC, dan *Cost* memiliki dampak yang relatif lebih rendah dibandingkan fitur lainnya.

Hal ini menunjukkan bahwa efektivitas iklan tidak hanya dipengaruhi oleh jumlah klik atau biaya iklan, tetapi juga oleh kemampuan kampanye untuk menghasilkan konversi dan keuntungan bisnis. Analisis pentingnya fitur dalam algoritma *CatBoost* juga dapat membantu mengidentifikasi kontribusi setiap atribut terhadap hasil klasifikasi, sehingga model menjadi lebih mudah diinterpretasikan [11].

Hasil analisis pentingnya fitur menunjukkan bahwa algoritma *CatBoost* mampu mengidentifikasi hubungan antara metrik kinerja kampanye secara efektif, sehingga berguna untuk evaluasi berbasis data terhadap kinerja *Google Ads*.



Gambar 3. *Feature Importance*

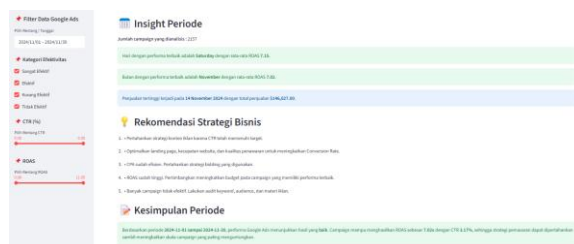
4.5. Wawasan Prediksi dan Diskusi

Prediksi dan pembahasan menunjukkan bahwa model *CatBoost* dapat memberikan pemahaman

tentang efektivitas kampanye *Google Ads*. Berdasarkan hasil analisis terhadap 2.157 kampanye dalam periode 1 hingga 30 November 2024, hari yang memiliki kinerja terbaik adalah Sabtu dengan rata-rata ROAS mencapai 7,15, sedangkan bulan dengan kinerja terbaik adalah November dengan rata-rata ROAS sebesar 7,02. Penjualan terbesar terjadi pada tanggal 14 November 2024 dengan total sebesar \$146.027,00.

Berdasarkan hasil yang ditemukan, sistem memberikan beberapa rekomendasi strategi bisnis. Pertama, tetap menggunakan strategi konten iklan karena CTR sudah mencapai target. Kedua, tingkatkan kualitas *landing page*, kecepatan situs, dan penawaran agar *Conversion Rate* meningkat. Ketiga, tetap menjalankan strategi bidding karena CPA sudah efisien. Keempat, pertimbangkan untuk meningkatkan anggaran pada kampanye yang memiliki performa terbaik karena ROAS sudah tinggi. Terakhir, lakukan audit terhadap kata kunci, audiens, dan materi iklan pada kampanye yang belum efektif. Secara umum, performa *Google Ads* selama periode tersebut menunjukkan hasil yang positif, dengan ROAS mencapai 7,02 kali dan CTR sebesar 3,17%, sehingga strategi pemasaran bisa tetap dipertahankan sekaligus diperluas pada kampanye yang memberikan keuntungan lebih besar.

Berdasarkan hasil ini, model ini tidak hanya bisa mengklasifikasikan seberapa efektif iklan, tetapi juga memberikan informasi strategis mengenai bagaimana kampanye digital berjalan. Dengan menggunakan sistem klasifikasi berbasis *CatBoost*, proses penilaian *Google Ads* bisa dijalankan lebih cepat, lebih konsisten, dan berdasarkan data nyata, sehingga membantu pengiklan dalam menentukan strategi optimasi kampanye digital dengan lebih efektif.



Gambar 4. Wawasan Prediksi dan Diskusi

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini berhasil membuat model untuk mengklasifikasikan efektivitas iklan *Google Ads* berdasarkan metrik kinerja kampanye, dengan menggunakan algoritma *CatBoost* dan mengikuti pendekatan CRISP-DM. Hasil uji coba menunjukkan bahwa model bisa membedakan tingkat keberhasilan kampanye dalam empat kategori yaitu Sangat Efektif, Efektif, Kurang Efektif, dan Tidak Efektif dengan akurasi mencapai 97%. Dengan demikian, model ini bisa membantu proses penilaian kampanye iklan digital lebih cepat, lebih konsisten, dan didasarkan pada data. Selain itu, hasil analisis pentingnya fitur

menunjukkan bahwa ROAS, Tingkat Konversi, Tingkat Klik, dan CPA adalah faktor utama yang memengaruhi efektivitas kampanye *Google Ads*. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan menggunakan dataset yang lebih besar dan beragam, menambahkan atribut lain yang berkaitan dengan hasil kampanye, serta membandingkan dengan algoritma *machine learning* lainnya agar mendapatkan model klasifikasi yang lebih baik dan mampu beradaptasi dengan berbagai situasi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Y. J. Purnomo, "Digital Marketing Strategy to Increase Sales Conversion on E-commerce Platforms," *Journal of Contemporary Administration and Management (ADMAN)*, vol. 1, no. 2, pp. 54–62, Aug. 2023, doi: 10.61100/adman.v1i2.23.
- [2] R. Ferdiansah and C. Faathir Widiana, "Efektivitas Penggunaan Google Ads dan Meta Ads pada Keputusan Pembelian Publikasi Buku di Greenbook Publishing," vol. 14, no. 4, p. 2025, 2025.
- [3] F. P. Anggara Prawira, "Journal of Advanced Zoology Analysis Effectiveness Use of Ads through Meta Ads and Google Ads at MSME fashionlabs.id," 2023, [Online]. Available: <https://jazindia.com>
- [4] F. Satria, "Analisis Data Mining Strategi Digital Marketing terhadap Keputusan Pembelian Mahasiswa," *JIKO (Jurnal Informatika dan Komputer)*, vol. 9, no. 2, p. 427, Jun. 2025, doi: 10.26798/jiko.v9i2.1910.
- [5] A. Gusti Maulid, S. Hadiani, J. Raya Jatiwaringin No, C. Melayu, J. Timur, and D. Khusus Ibukota Jakarta, "SISTEMASI: Jurnal Sistem Informasi Penerapan Algoritma C4.5 Untuk Memprediksi Efektivitas Iklan Google Adswords," Jan. 2023. [Online]. Available: <http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>
- [6] M. Sya'ban Harahap and A. H. Muhammad, "Sistemasi: Jurnal Sistem Informasi Prediksi Konversi pada Pemilihan Kata Kunci Google Search Ads Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor dan C.45," 2025. [Online]. Available: <http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>
- [7] F. Y. Arini, L. A. Djuanda, A. H. P. Kristianto, M. N. Tiadah, A. P. Wicaksono, and F. A. A. Putra, "Performance Evaluation of Gradient Boosting Techniques for Predicting Customer Purchase Decisions," *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, vol. 7, no. 2, pp. 1441–1454, Apr. 2026, doi: 10.52436/1.jutif.2026.7.2.5461.
- [8] Y. Liu and S. Yang, "Application of Decision Tree-Based Classification Algorithm on Content Marketing," *Journal of Mathematics*, vol. 2022, 2022, doi: 10.1155/2022/6469054.
- [9] Z. Guo, X. Wang, and L. Ge, "Classification prediction model of indoor PM2.5 concentration using CatBoost algorithm," *Front. Built*

- Environ.*, vol. 9, 2023, doi: 10.3389/fbuil.2023.1207193.
- [10] A. N. A. Aldania, A. M. Soleh, and K. A. Notodiputro, "A Comparative Study of CatBoost and Double Random Forest for Multi-class Classification," *Jurnal RESTI*, vol. 7, no. 1, pp. 129–137, Feb. 2023, doi: 10.29207/resti.v7i1.4766.
- [11] D. N. Fahria, K. D. Tania, and R. D. Kurnia, "ANALISIS KOMPARATIF ALGORITMA RANDOM FOREST, XGBOOST, DAN CATBOOST UNTUK KLASIFIKASI TINGKAT STRES PENGGUNA MEDIA SOSIAL," *Rabit : Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi Univrab*, vol. 11, no. 1, pp. 1843–1853, Jan. 2026, doi: 10.36341/rabit.v11i1.7449.
- [12] A. F. L. Ptr, M. M. Siregar, and I. Daniel, "Analysis of Gradient Boosting, XGBoost, and CatBoost on Mobile Phone Classification," *Journal of Computer Networks, Architecture and High Performance Computing*, vol. 6, no. 2, pp. 661–670, Apr. 2024, doi: 10.47709/cnahpc.v6i2.3790.
- [13] J. Brzozowska, J. Pizoń, G. Baytikenova, A. Gola, A. Zakimova, and K. Piotrowska, "DATA ENGINEERING IN CRISP-DM PROCESS PRODUCTION DATA – CASE STUDY," *Applied Computer Science*, vol. 19, no. 3, pp. 83–95, 2023, doi: 10.35784/acs-2023-26.
- [14] N. Cholifah Sastya and D. I. Nugraha, "Penerapan Metode CRISP-DM dalam Menganalisis Data untuk Menentukan Customer Behavior di MeatSolution," 2023, [Online]. Available: <http://ejournal.unis.ac.id/index.php/UNISTEK>
- [15] D. Ruswanti, D. Susilo, and R. Riani, "Implementasi CRISP-DM pada Data Mining untuk Melakukan Prediksi Pendapatan dengan Algoritma C.45," *Go Infotech: Jurnal Ilmiah STMIK AUB*, vol. 30, no. 1, pp. 111–121, Jun. 2024, doi: 10.36309/goi.v30i1.266.
- [16] S. Widodo and F. S. Utomo, "A Comprehensive Evaluation of CatBoost," *JUITA: Jurnal Informatika*, vol. 13, pp. 359–370, 2025, Accessed: Apr. 12, 2026. [Online]. Available: <https://jurnalnasional.ump.ac.id/index.php/JUITA/article/view/27363/9328>
- [17] F. Madani1 and A. H. Lubis2, "JITE (Journal of Informatics and Telecommunication Engineering) CatBoost Algorithm Implementation for Classifying Women's Fashion Products," *JITE*, vol. 9, no. 1, 2025, doi: 10.31289/jite.v9i1.15604.
- [18] Fatmawaty, V. S., Riadi, I., & Herman, H. (2024). Higher Education Institution Clustering Based on Key Performance Indicators using Quartile Binning Method. *MATRIK: Jurnal Manajemen, Teknik Informatika dan Rekayasa Komputer*, 24(1), 141-154.