

# Representasi Pertarungan Gojo vs Sukuna dalam Jujutsu Kaisen melalui Dua Algoritma Supervised Learning Terkuat

Oleh:

Muhammad Rifqi Asshafi

R.Ganendra Geanza Aryaputra

e-mail: [aryaganendra45@gmail.com](mailto:aryaganendra45@gmail.com), [rifqiwarakas4@gmail.com](mailto:rifqiwarakas4@gmail.com)

## Abstrak

*Penelitian ini membandingkan dua algoritma supervised learning populer, CatBoostClassifier dan RandomForestClassifier, dengan pendekatan naratif yang mengibaratkan keduanya sebagai karakter legendaris dari anime Jujutsu Kaisen: Gojo Satoru dan Ryomen Sukuna. CatBoost, layaknya Gojo, menunjukkan dominasi performa dalam kondisi default berkat kemampuannya menangani data kategorikal dan missing value tanpa preprocessing yang kompleks. Sebaliknya, Random Forest—seperti Sukuna—memiliki potensi besar yang baru terlihat setelah melalui proses tuning hyperparameter dan penyesuaian random\_state. Evaluasi dilakukan pada empat dataset berbeda dalam dua kondisi (dengan dan tanpa outlier), dengan metrik akurasi dan F1-Score sebagai indikator performa. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa meskipun CatBoost unggul dalam performa awal, Random Forest mampu menyainginya setelah proses tuning yang intensif, menekankan pentingnya eksplorasi parameter dalam pengembangan model prediktif. Studi ini menyimpulkan bahwa kekuatan model tidak hanya berasal dari performa awal, tetapi juga dari kemampuan beradaptasi dan proses optimalisasi yang matang.*

**Kata Kunci:** *CatBoostClassifier, RandomForestClassifier, Tuning Hyperparameter, Accuracy, F1-Score, Jujutsu Kaisen*

## PENDAHULUAN

Dalam dunia supervised learning, pemilihan algoritma yang tepat merupakan fondasi utama untuk membangun model prediksi yang akurat dan andal. Setiap algoritma memiliki kelebihan, kekurangan, serta karakteristik unik dalam menghadapi variasi data. Menariknya, dinamika ini dapat diilustrasikan melalui analogi dari dunia fiksi populer Jujutsu Kaisen, di mana Gojo Satoru dan Sukuna merepresentasikan dua kekuatan besar dengan pendekatan berbeda dalam mencapai supremasi.

Dalam analogi ini, CatBoostClassifier diibaratkan sebagai Gojo Satoru—sebuah kekuatan alami yang sangat dominan, bahkan tanpa perlu banyak usaha tambahan untuk mengoptimalkannya. CatBoost terkenal di dunia machine learning karena performa default-nya yang sangat kompetitif, robust terhadap variasi data, dan minim kebutuhan preprocessing, seperti penanganan missing value dan encoding fitur kategorikal secara otomatis. Sejumlah

literatur dan benchmarking kompetitif menunjukkan bahwa CatBoost sering kali mengungguli algoritma lain dalam kompetisi data science besar seperti Kaggle dan DrivenData tanpa banyak modifikasi parameter.

Di sisi lain, RandomForestClassifier diibaratkan sebagai Sukuna—sebuah kekuatan yang berkembang dan menunjukkan potensinya penuh melalui proses bertahap. Random Forest adalah salah satu algoritma ensemble paling klasik dan kuat, dibangun dari kumpulan decision tree, dan telah terbukti menjadi baseline yang sangat kuat di berbagai domain aplikasi, mulai dari finansial, medis, hingga sistem rekomendasi. Meskipun performa awal Random Forest tidak selalu langsung mengalahkan model-model boosting seperti CatBoost, kekuatannya dapat menyaingi bahkan melampaui CatBoost setelah melewati proses tuning hyperparameter yang cermat, seperti pengaturan `n_estimators` dan `max_depth`.

Studi ini bertujuan untuk mengeksplorasi perbandingan langsung antara CatBoost dan Random Forest melalui evaluasi pada empat dataset berbeda yang masing-masing diuji dalam dua kondisi (dengan dan tanpa outlier). Fokus analisis adalah untuk mengungkap dominasi CatBoost dalam kondisi default, menunjukkan “kekuatan alami” seperti Gojo, serta progresi kekuatan Random Forest melalui tuning bertahap, menggambarkan pertumbuhan kekuatan Sukuna setelah mengumpulkan jari-jari kutukan.

Bukti bahwa kedua model ini merupakan “dua algoritma supervised learning terkuat” dapat dilihat dari beberapa aspek. Pertama, popularitas dan penerimaan luas: CatBoost dan Random Forest konsisten menjadi algoritma pilihan utama dalam berbagai kompetisi data science dunia, dan keduanya termasuk dalam model top-tier yang sering dibandingkan dalam studi akademis dan industri. Kedua, ketangguhan di berbagai tipe data: Random Forest sangat andal untuk data dengan noise, missing value, atau struktur kompleks non-linear, sedangkan CatBoost unggul dalam menangani fitur kategorikal secara otomatis dan mempercepat proses pelatihan tanpa mengorbankan akurasi. Ketiga, benchmarking global: studi benchmarking seperti oleh scikit-learn, Kaggle Grandmasters, hingga paper seperti "Are ensembles of trees still the best?" (2020), menunjukkan bahwa ensemble berbasis decision tree—termasuk Random Forest dan metode boosting seperti CatBoost—masih menjadi metode andalan dibandingkan banyak model canggih lainnya.

Melalui pendekatan analitik ini, penelitian tidak hanya merefleksikan kekuatan teknis dua algoritma ini, tetapi juga membingkai perjalanan peningkatan performa sebagai narasi

pertarungan legendaris antara Gojo dan Sukuna—dua entitas kuat yang bertarung untuk supremasi dalam dunia machine learning.

## **LANDASAN TEORI**

### **1. CatBoost**

CatBoost adalah algoritma machine learning berbasis gradient boosting yang dikembangkan oleh Yandex. Nama "CatBoost" berasal dari "Categorical Boosting" karena kemampuannya yang unggul dalam menangani fitur kategorikal secara otomatis tanpa perlu encoding manual seperti one-hot atau label encoding. Selain itu, CatBoost dikenal memiliki performa tinggi dalam kondisi default, minim kebutuhan preprocessing, dan lebih robust terhadap overfitting dibandingkan banyak algoritma boosting lain. Algoritma ini menggunakan teknik inovatif seperti Ordered Boosting untuk mengurangi bias prediksi dan menangani noise lebih efektif.

### **2. Random Forest**

Random Forest adalah algoritma ensemble learning berbasis decision tree yang menggunakan metode bagging untuk membentuk kumpulan pohon keputusan. Setiap pohon dilatih pada subset data yang berbeda dengan fitur yang dipilih secara acak, kemudian hasil dari semua pohon digabungkan melalui voting (klasifikasi) atau rata-rata (regresi). Random Forest terkenal dengan ketahanannya terhadap overfitting, kemampuannya menangani data non-linear, serta kestabilannya terhadap noise dan missing value. Namun, performanya dapat sangat bergantung pada pengaturan hyperparameter dan random initialization.

### **3. Tuning Hyperparameter**

Tuning hyperparameter adalah proses mencari kombinasi pengaturan parameter eksternal model yang optimal untuk meningkatkan performa prediksi. Pada Random Forest, parameter seperti `n_estimators` (jumlah pohon), `max_depth` (kedalaman maksimum pohon), `min_samples_split`. Tuning dilakukan untuk menghindari underfitting (model terlalu sederhana) maupun overfitting (model terlalu kompleks). Metode tuning bisa menggunakan teknik manual, grid search, atau random search.

#### 4. Akurasi dan F1-Score

Akurasi (Accuracy) mengukur proporsi prediksi yang benar dibandingkan dengan keseluruhan jumlah data. Ini adalah metrik yang intuitif, tetapi bisa menyesatkan untuk dataset yang tidak seimbang (imbalanced dataset).

F1-Score adalah harmonic mean dari precision dan recall, yang lebih tepat digunakan saat distribusi kelas tidak seimbang. F1-Score memberikan keseimbangan antara false positives dan false negatives, sehingga lebih representatif untuk menilai kualitas model pada kondisi klasifikasi yang menantang.

#### 5. Jujutsu Kaisen

Jujutsu Kaisen adalah sebuah seri fiksi populer yang mengisahkan pertarungan antara para penyihir Jujutsu dan roh-roh kutukan yang lahir dari emosi negatif manusia. Dalam dunia ini, kekuatan individu sangat bergantung pada bakat alami, teknik terkutuk yang diwarisi, serta usaha dalam mengasah kemampuan melalui pertarungan dan pelatihan. Dua karakter sentral yang sering dibandingkan karena kekuatan luar biasa mereka adalah Gojo Satoru dan Ryomen Sukuna.

- Gojo Satoru:

Gojo adalah penyihir Jujutsu terkuat di era modern, memiliki kekuatan bawaan yang luar biasa sejak lahir, terutama berkat teknik Limitless dan kekuatan matanya, Six Eyes. Dominasi Gojo begitu kuat sehingga ia dapat mengalahkan hampir semua musuh tanpa perlu upaya berat. Dalam analogi machine learning, Gojo mewakili CatBoost—sebuah algoritma yang sudah sangat kompetitif sejak pengaturan default tanpa perlu banyak tuning tambahan.

- Ryomen Sukuna:

Sukuna adalah roh kutukan legendaris yang dikenal sebagai "Raja Kutukan." Kekuatannya tidak hadir sekaligus, melainkan tersebar dalam dua puluh jari kutukan yang harus dikumpulkan kembali untuk mengembalikan kekuatan penuhnya. Ini menggambarkan Random Forest, di mana potensi penuhnya baru terlihat setelah melalui

proses bertahap, yaitu tuning hyperparameter dan pengaturan lainnya untuk mencapai performa optimal.

## METODOLOGI

Penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahapan sistematis untuk mengevaluasi dan membandingkan performa dua algoritma *supervised learning*, yakni CatBoostClassifier dan RandomForestClassifier. Pertama, dikumpulkan empat dataset (Dataset 1–4) dengan karakteristik yang berbeda sebagai bahan eksperimen. Masing-masing dataset kemudian diolah menjadi dua varian: D1, yaitu dataset asli yang masih mengandung kemungkinan outlier, dan D2, yaitu dataset hasil *preprocessing* yang telah melalui proses penghilangan outlier. Dengan demikian, total terdapat delapan data yang digunakan dalam eksperimen. Selanjutnya, setiap data dibagi menggunakan metode *train-test split* dengan proporsi 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji ( $test\_size=0.2$ ). Dua model utama digunakan dalam eksperimen ini: CatBoostClassifier dan RandomForestClassifier. Model CatBoost dilatih tanpa melakukan *tuning hyperparameter* untuk mensimulasikan kekuatan alami dari algoritma tersebut, sementara Random Forest diuji dalam dua kondisi: tanpa tuning (menggunakan *default setting*) untuk dibandingkan langsung dengan CatBoost, dan dengan tuning, yaitu dilakukan optimasi terhadap *hyperparameter* utama seperti *n\_estimators*, *max\_depth*, dan *min\_samples\_split* menggunakan pendekatan eksperimen manual. Apabila hasil tuning utama belum mampu melampaui performa CatBoost, dilakukan tuning tambahan berupa eksplorasi nilai *random\_state*, karena ditemukan bahwa Random Forest cukup sensitif terhadap parameter ini. Evaluasi performa dilakukan menggunakan dua metrik utama, yaitu *Accuracy* dan *F1-Score*, pada setiap kombinasi dataset D1 dan D2 untuk mendapatkan gambaran konsistensi model dalam kondisi data yang berbeda. Hasil dari ketiga pendekatan—CatBoost dengan pengaturan default, Random Forest tanpa tuning, dan Random Forest dengan tuning—kemudian dibandingkan untuk mengamati sejauh mana keunggulan alami CatBoost dapat bertahan, serta bagaimana performa Random Forest dapat ditingkatkan melalui proses tuning, termasuk pengaruh dari parameter *random\_state* terhadap hasil akhir.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penelitian ini, kondisi awal setiap dataset menunjukkan keberadaan nilai-nilai ekstrem (outlier) yang teridentifikasi melalui visualisasi boxplot. Hampir semua fitur numerik dari masing-masing dataset memperlihatkan adanya titik-titik di luar whisker boxplot, yang mengindikasikan potensi outlier. Keberadaan outlier ini menjadi perhatian penting karena dapat memengaruhi distribusi data, mengganggu proses pelatihan model, dan menyebabkan estimasi performa yang bias, terutama pada algoritma yang sensitif terhadap nilai ekstrem seperti Random Forest dan CatBoost.

Untuk mengatasi hal tersebut, dilakukan proses pembersihan data dengan metode IQR (Interquartile Range). Metode ini dipilih karena kemampuannya yang efektif dalam menangani distribusi data yang tidak normal serta menjaga struktur data asli tetap representatif. Pada proses ini, tuning dilakukan terhadap konstanta IQR (umumnya menggunakan 1.5 sebagai batas default) untuk mengidentifikasi dan menghapus outlier. Namun, dalam praktiknya, konstanta ini dieksplorasi dan disesuaikan secara bertahap hingga didapatkan hasil yang optimal, yaitu ketika jumlah data tidak terpankas terlalu drastis namun mayoritas outlier berhasil dihilangkan.

Selain digunakan sebagai langkah awal eksplorasi, keberadaan dataset dengan outlier (D1) dalam penelitian ini bukan hanya sekadar kondisi data mentah, melainkan juga sengaja dipertahankan untuk menguji ketahanan model terhadap noise dan distribusi ekstrem. Dalam hal ini, performa CatBoost dievaluasi secara khusus pada dataset yang mengandung outlier untuk menilai seberapa tangguh model tersebut dalam menghadapi data yang tidak ideal.

Berdasarkan evaluasi terhadap empat dataset (Dataset 1–4), CatBoost menunjukkan performa yang secara konsisten lebih unggul dibandingkan Random Forest dalam kondisi default, baik pada data dengan outlier (D1) maupun data yang telah diproses (D2). Tanpa dilakukan tuning, CatBoost mampu mencapai nilai akurasi dan F1-Score yang lebih tinggi, membuktikan kekuatan alaminya dalam menangani berbagai variasi data. Keunggulan ini memperlihatkan kelebihan CatBoost dalam hal kemudahan penggunaan, efisiensi waktu, dan minimnya kebutuhan terhadap pra-pemrosesan data serta tuning parameter.

Di sisi lain, Random Forest membutuhkan proses tuning untuk dapat menyaingi performa CatBoost. Meskipun algoritma ini dikenal kuat dan stabil, hasil eksperimen menunjukkan bahwa tuning terhadap hyperparameter utama seperti `n_estimators`, `max_depth`,

dan min\_samples\_split belum tentu cukup untuk mengungguli CatBoost. Dalam beberapa kasus, peningkatan performa baru terlihat setelah dilakukan eksplorasi terhadap nilai random\_state, baik pada proses pelatihan maupun pada proses pembagian data. Hal ini mengindikasikan bahwa sensitivitas Random Forest terhadap inisialisasi acak cukup tinggi, dan dapat berdampak nyata terhadap hasil akhir model.

Dataset 1				
Model	D1		D2	
	Accuracy	F1_Score	Accuracy	F1_Score
CatBoost	0.6799	0.5567	0.643	0.424
RandomForest	0.6526	0.4964	0.628	0.414
RandomForest Tuning (D1 Seed: 6022, D2 Seed: 2100)	0.7344	0.593	0.669	0.469
Dataset 2				
Model	D1		D2	
	Accuracy	F1_Score	Accuracy	F1_Score
CatBoost	0.866	0.87368	0.851	0.869
RandomForest	0.861	0.869	0.844	0.863
RandomForest Tuning (D1 Seed: 9954, D2 Seed: 5848)	0.877	0.886	0.8581	0.874

Gambar Hasil Akurasi dan F1 Score pada Dataset 1 dan Dataset 2

Model	Dataset 3			
	ACC		F1	
	D_Normal	D_Outlier	D_Normal	D_Outlier
CatBoost	0.998217469	1	0.998226837	1
Random Forest	0.996	0.9963	0.996	0.995
Random Forest (Tuning)	0.99821	1	0.9982	1
Model	Dataset 4			
	ACC		F1	
	D_Normal	D_Outlier	D_Normal	D_Outlier
CatBoost	0.63	0.61	0.63	0.612
Random Forest	0.61	0.574	0.611	0.578
Random Forest (Tuning)	0.66	0.62	0.657	0.622

Gambar Hasil Akurasi dan F1 Score pada Dataset 3 dan Dataset 4

Lebih lanjut, temuan ini menyoroti pentingnya pemilihan `random_state` dalam eksperimen machine learning, khususnya ketika menggunakan Random Forest. Nilai `random_state` ternyata dapat menjadi faktor penentu dalam mencapai performa terbaik, sehingga tidak boleh diabaikan dalam proses tuning. Perbandingan ini tidak hanya memperkuat posisi CatBoost sebagai algoritma yang kompetitif tanpa banyak penyesuaian, tetapi juga menggambarkan bahwa potensi penuh Random Forest baru benar-benar muncul ketika dilakukan proses eksploratif dan tuning secara menyeluruh, termasuk pada aspek yang selama ini sering dianggap remeh seperti pengaturan nilai acak.

## **PENUTUPAN**

Penelitian ini memperlihatkan bahwa dalam dunia supervised learning, pilihan algoritma bukan sekadar soal siapa yang lebih kuat dalam kondisi default, tetapi juga bagaimana potensi masing-masing model dapat dimaksimalkan melalui strategi yang tepat. CatBoostClassifier, layaknya Gojo Satoru, menunjukkan kekuatan alami yang dominan tanpa banyak upaya tambahan. Sementara itu, RandomForestClassifier, seperti Ryomen Sukuna, membuktikan bahwa melalui proses tuning hyperparameter yang cermat dan eksplorasi nilai `random_state`, kekuatan tersembunyinya dapat bangkit dan bahkan menyaingi dominasi CatBoost dalam berbagai kondisi data.

Eksperimen ini juga mengajarkan pelajaran penting: tidak semua kekuatan muncul dari bakat murni. Terkadang, kekuatan sejati justru terbentuk melalui proses panjang yang penuh eksplorasi, kegagalan, dan perbaikan bertahap. Sama seperti Random Forest yang memerlukan waktu dan usaha untuk menemukan konfigurasi terbaiknya, begitu pula dalam dunia nyata, ketekunan dalam mengasah kemampuan sering kali lebih menentukan daripada sekadar mengandalkan bakat alami.

Akhirnya, perlu diingat bahwa dunia tidak melahirkan pemenang. Baik CatBoost maupun Random Forest, keduanya memiliki medan pertempuran dan momen kejayaan masing-masing, bergantung pada karakteristik data, kebutuhan aplikasi, serta strategi tuning yang digunakan. Kemenangan bukanlah milik siapa yang tercepat atau terkuat sejak awal, melainkan milik mereka yang mampu bertahan, beradaptasi, dan terus berkembang menghadapi tantangan.



## **SARAN**

1. Untuk memaksimalkan akurasi maupun F1-Score sebuah model, tuning hyperparameter memang menjadi langkah penting. Namun, perlu disadari bahwa hasil dari proses hypertuning tidak selalu menghasilkan perbedaan performa yang signifikan dibandingkan dengan pengaturan default, terutama pada algoritma-algoritma yang sudah stabil sejak awal.
2. Pada Random Forest, inti dari proses tuning sebenarnya berfokus pada tiga hyperparameter utama, yaitu `n_estimators` (jumlah pohon yang dibangun), `max_depth` (kedalaman maksimum pohon), dan `min_samples_split` (jumlah minimum sampel yang diperlukan untuk membagi sebuah node). Ketiga parameter ini memainkan peran sentral dalam mengendalikan kompleksitas model, potensi overfitting, dan kemampuan generalisasi.