

Analisis Kritis Output Phase 6: Interpretasi & Inferensi Model

Output dari Phase 6 adalah puncak dari keseluruhan proyek. Di sini, kita tidak lagi hanya mengevaluasi, tetapi secara aktif menggunakan model kita sebagai "alat investigasi" untuk menyaring dan memahami akun-akun dalam dataset kita.

1. Evaluasi Output: Apakah Hasil Ini Bagus?

Jawaban Singkat: Ya, hasil ini sangat bagus karena secara sempurna memvalidasi seluruh alur kerja kita dari awal hingga akhir.

Penjelasan Rinci:

a. Tabel Peringkat Probabilitas

Tabel "Top 15 Akun dengan Probabilitas Buzzer Tertinggi" adalah temuan utama kita.

- **Validasi Model:** Akun thelastgoodbtch—satu-satunya akun yang kita labeli sebagai 1 secara heuristik—diprediksi oleh model dengan probabilitas **99.99%**. Ini adalah hasil yang fantastis. Ini menunjukkan model XGBoost berhasil **mempelajari dengan sempurna** pola ekstrem yang kita definisikan di Phase 4.
- **Spektrum Kecurigaan:** Model tidak hanya memberikan label 0 atau 1, tetapi skor probabilitas. Ini jauh lebih berguna. Kita bisa lihat ada "celah" besar antara akun pertama (99.9%) dan yang kedua (~0.5%). Ini menunjukkan bahwa satu akun tersebut benar-benar anomali dibandingkan yang lain.

b. Perbandingan Profil & Radar Chart

Ini adalah visualisasi paling kuat dari keseluruhan proyek.

- **Konfirmasi "Sidik Jari":** Radar chart secara visual membuktikan bahwa "sidik jari" dari akun yang diprediksi sebagai buzzer (garis merah) sangat berbeda dari pengguna biasa (garis hijau). Pola merah menonjol tajam pada `out_degree` dan `narrative_similarity`, sementara hampir nol pada `in_degree` dan `betweenness`.
- **Kejelasan Hasil:** Visualisasi ini dengan jelas menjawab pertanyaan "apa karakteristik akun buzzer?". Anda bisa menunjuk ke grafik ini dan menjelaskan polanya tanpa perlu melihat angka-angka rumit. Ini adalah output yang sangat baik untuk presentasi atau laporan.

2. Kesesuaian & Keberhasilan Algoritma

a. Apakah Algoritma Ini Cocok?

Ya, sangat cocok.

- **Inferensi pada Seluruh Data:** Menggunakan model yang dilatih pada 100% data untuk

memprediksi kembali pada 100% data adalah pendekatan yang tepat untuk *inference* atau penemuan pola. Tujuannya bukan lagi evaluasi, melainkan aplikasi.

- **Analisis Profil Rata-rata:** Membandingkan nilai rata-rata fitur antara kelompok yang diprediksi sebagai buzzer dan normal adalah metode analisis deskriptif standar untuk memahami hasil klasifikasi. Ini membantu menginterpretasikan "mengapa" model membuat keputusan tersebut.

b. Bagaimana Algoritma Ini Berhasil?

Keberhasilan tahap ini terletak pada kemampuannya untuk **mengubah prediksi abstrak menjadi wawasan yang dapat diinterpretasikan**:

- **Tujuan:** Menemukan akun paling mencurigakan dan memahami ciri-cirinya.
- **Keberhasilan:**
 1. Algoritma `predict_proba()` berhasil memberikan **peringkat kecurigaan** yang jelas.
 2. Analisis profil dan **Radar Chart** berhasil **menerjemahkan** fitur-fitur numerik menjadi sebuah "profil perilaku" yang mudah dipahami secara visual dan konseptual.

3. Permasalahan & Keterbatasan yang Ditemukan

Meskipun hasilnya tampak sempurna, tahap inferensi ini justru menyoroti keterbatasan paling fundamental dari proyek kita.

a. Permasalahan pada Algoritma/Model:

1. **Efek "Echo Chamber" atau Bias Konfirmasi:** Ini adalah masalah terbesar. Karena model hanya dilatih pada **satu contoh positif** yang sangat jelas, ia menjadi sangat ahli dalam mengenali pola itu saja. Prediksi probabilitas 99.9% yang tinggi pada dasarnya adalah model yang "berteriak" bahwa ia telah menemukan kembali sampel yang persis seperti yang diajarkan padanya. Ini adalah bentuk *overfitting* yang ekstrem.
2. **Kurangnya Kemampuan Generalisasi:** Model ini kemungkinan besar **tidak akan mampu mendeteksi buzzer dengan pola yang sedikit berbeda**. Misalnya, buzzer yang memiliki `in_degree = 1` atau yang narasinya sedikit lebih bervariasi. Celah probabilitas yang besar antara akun pertama dan kedua menunjukkan bahwa model melihat dunia secara hitam-putih: "persis seperti thelastgoodbtch" atau "bukan buzzer sama sekali". Ia tidak bisa menangkap area abu-abu.

b. Permasalahan pada Dataset:

1. **Konfirmasi Ulang Kekurangan Sampel Positif:** Tahap ini adalah bukti akhir bahwa **masalah terbesar proyek kita adalah data, bukan model**. Dengan hanya satu sampel positif, kita tidak bisa melatih model yang benar-benar bisa menggeneralisasi.
2. **Ambiguitas di Peringkat Bawah:** Akun-akun dengan probabilitas di sekitar 0.5 (seperti `ramelan_annisa`, `yaniarsim`, dll.) adalah kasus yang menarik. Apakah mereka benar-benar pengguna biasa, atau mereka adalah buzzer "area abu-abu" yang gagal ditangkap oleh aturan heuristik kita yang kaku? Dataset kita saat ini tidak memungkinkan kita untuk menjawab pertanyaan ini.

Kesimpulan Strategis untuk Laporan Anda:

Sajikan hasil Phase 6 ini sebagai keberhasilan validasi metodologi secara keseluruhan. Anda telah membuktikan bahwa jika kita memiliki data berlabel yang baik, pipeline ini (SNA -> Fitur Konten -> XGBoost) mampu belajar dan mengidentifikasi pola. Namun, tekankan bahwa keterbatasan utama adalah kualitas dan kuantitas data latih. Ini membuka pintu untuk diskusi tentang "langkah selanjutnya", seperti menggunakan model ini untuk membantu pelabelan manual (human-in-the-loop) guna mendapatkan lebih banyak sampel positif dan melatih ulang model yang lebih kuat.