

Algoritma Apriori dan Visualisasi Heatmap GIS untuk Evaluasi Ketimpangan Distribusi Bantuan Sosial

Bachtiar Senung, Satriadi D. Ali, Abdul Malik I. Buna, Nuranissa D. Paemo*

Fakultas Ilmu Komputer dan Sains, Prodi Informatika, Universitas Ichsan Gorontalo Utara
Email: ¹bahtiarsenung@gmail.com, ²ady.stmik@gmail.com, ³mailqloex@gmail.com, ⁴nuranisapaemo@gmail.com
Email Penulis Korespondensi: nuranisapaemo@gmail.com
Submitted 19-10-2025; Accepted 09-04-2026; Published 28-04-2026

Abstrak

Penelitian ini mengintegrasikan algoritma Apriori dan analitik spasial lokal untuk mengevaluasi ketimpangan distribusi bantuan sosial (bansos) dengan studi kasus pada Provinsi Gorontalo (6 kab/kota). Dataset administratif BNBA distandarisasi untuk penambangan aturan ko-penerimaan antar skema (PKH, BPNT, BST, BPUM), sekaligus diagregasi pada level kecamatan guna membentuk indikator ketimpangan_score (komponen PCA dari proporsi penerima program) yang kemudian dianalisis secara spasial menggunakan Local Moran's I (LISA) dan Getis-Ord G_i^* . Hasil Apriori pada gabungan provinsi menghasilkan 64 aturan dengan 74 itemset frekuen dan 38 item unik. Pola dominan menunjukkan ko-penerimaan kuat antara BPNT, BST, BPUM dan PKH (confidence $\approx 0,60-0,95$; lift >10), sementara aturan berbasis lokasi menegaskan konsistensi internal antar kelurahan atau kecamatan. Pada sisi spasial, 5/6 kab/kota menunjukkan autokorelasi positif signifikan ($p < 0,10$); misalnya Pohuwato ($I=0,9681$) dan Gorontalo Utara ($I=0,8331$) yang menandakan klusterisasi kuat, sedangkan Kabupaten Gorontalo tidak signifikan. Peta LISA menandai kluster HH (nilai tinggi) di beberapa wilayah Boalemo dan Gorontalo Utara serta area LL/HL yang relevan untuk penajaman kebijakan. Temuan ini menegaskan bahwa integrasi Apriori dan analitik spasial lokal dapat menjadi instrumen operasional bagi pemerintah daerah untuk memperbaiki ketepatan sasaran, meminimalkan tumpang tindih bantuan, dan mengidentifikasi wilayah yang berpotensi mengalami under-coverage.

Kata Kunci: Bantuan Sosial; Algoritma Apriori; GIS; Heatmap; PKH

Abstract

This study integrates the Apriori algorithm and local spatial analytics to assess inequality in social assistance distribution in Gorontalo Province, Indonesia, covering six regencies/cities. The administrative Beneficiary Master List (BNBA) dataset was standardized for association rule mining to identify co-beneficiary patterns across major social assistance schemes, namely PKH, BPNT, BST, and BPUM. In parallel, the data were aggregated at the sub-district level to construct an inequality score based on Principal Component Analysis (PCA) of beneficiary proportions, which was then analyzed using Local Moran's I (LISA) and Getis-Ord G_i^* . The Apriori analysis of the province-wide dataset produced 64 association rules, 74 frequent itemsets, and 38 unique items. The results indicate strong co-beneficiary relationships among BPNT, BST, BPUM, and PKH, with confidence values ranging from approximately 0.60 to 0.95 and lift values exceeding 10. Spatial analysis shows that five of the six regencies/cities exhibit significant positive spatial autocorrelation ($p < 0.10$), with particularly strong clustering in Pohuwato ($I = 0.9681$) and North Gorontalo ($I = 0.8331$), while Gorontalo Regency shows no statistically significant pattern. LISA cluster maps further identify high-high (HH) clusters in parts of Boalemo and North Gorontalo, as well as low-low (LL) and high-low (HL) areas relevant for policy refinement. These findings suggest that integrating Apriori and local spatial analytics provides an effective operational approach for improving targeting accuracy, reducing overlap in assistance allocation, and identifying areas at risk of under-coverage.

Keywords: Social Assistance; Apriori Algorithm; GIS; Heatmap; PKH

1. PENDAHULUAN

Penyaluran bantuan sosial (bansos) di Indonesia berlangsung melalui beragam skema antara lain Program Keluarga Harapan (PKH), Bantuan Pangan Non-Tunai/SEMBAKO (BPNT) [1][2][3], Bantuan Sosial Tunai (BST), dan BPUM untuk pelaku usaha mikro[4][5]. Keberagaman skema ini memperkuat jaring perlindungan sosial, tetapi sekaligus menimbulkan tantangan ketepatan sasaran (*under-coverage*, *inclusion error*) dan ketimpangan distribusi antar lokasi[6]. Praktik ko-penerimaan (satu penerima terdata pada ≥ 1 skema) dapat terjadi karena perbedaan kriteria, waktu pembaruan data, serta variasi tata kelola lintas tingkat administrasi. Evaluasi yang hanya deskriptif sering belum memadai untuk mengungkap pola ko-penerimaan maupun pola spasial ketimpangan di tingkat mikro (kecamatan/kelurahan)[7].

Secara metodologis, terdapat dua kebutuhan analitik yang saling melengkapi. Pertama, pencarian pola ko-penerimaan untuk mengidentifikasi kombinasi program yang sering muncul bersama, sebagai masukan penajaman sasaran (*co-targeting*), deteksi potensi duplikasi, dan prioritas intervensi. Algoritma Apriori menawarkan cara sistematis untuk mengekstrak aturan asosiasi (*antecedent consequent*) yang dapat ditafsirkan oleh pengambil kebijakan [8] [9]. Kedua, pemahaman heterogenitas spasial ketimpangan distribusi, yang divisualisasikan sebagai heatmap GIS dan diuji dengan statistik spasial lokal seperti *Local Moran's I (LISA)*[10] serta *Getis-Ord G_i^** untuk mengungkap kluster wilayah bernilai tinggi atau rendah (HH/LL) maupun hotspot atau coldspot [11].

Berbagai studi menyoroti ketepatan sasaran dan tumpang tindih penerima lintas skema bansos. Evaluasi tingkat nasional menegaskan masih adanya *under coverage* dan *inclusion error* akibat pembaruan data yang tidak sinkron serta perbedaan kriteria antar skema[12]. Di sisi penambangan pola ko-penerimaan, algoritma Apriori telah lama digunakan untuk mengekstrak *frequent itemsets* dan aturan asosiasi yang mudah ditafsirkan sebagai dasar rekomendasi kebijakan [13][14].

Meskipun studi terdahulu telah membahas persoalan salah sasaran, duplikasi, dan ketidaksinkronan data bansos, sebagian besar masih berhenti pada evaluasi administratif atau agregasi deskriptif. Penelitian lain yang menggunakan

Apriori umumnya berfokus pada penemuan aturan asosiasi dalam konteks transaksi atau rekomendasi, tetapi belum banyak diterapkan untuk membaca ko-penerimaan bansos berbasis BNBA dalam kerangka kebijakan sosial daerah[15]. Sebaliknya, studi spasial terkait bansos dan kemiskinan cenderung menitikberatkan pada pemetaan intensitas atau autokorelasi wilayah, tanpa menghubungkannya dengan hubungan lintas skema program pada level penerima. Dengan demikian, celah penelitian yang masih terbuka adalah belum adanya kerangka analitik yang secara simultan menghubungkan “siapa menerima bersama siapa” melalui aturan asosiasi dan “di mana ketimpangan terkonsentrasi” melalui heatmap GIS, LISA, dan Gi^* pada unit kecamatan. Penelitian ini mengisi celah tersebut dengan menyusun pipeline terintegrasi yang dapat ditafsirkan secara kebijakan dan direplikasi lintas wilayah.

Studi ini memfokuskan Provinsi Gorontalo sebagai studi kasus yang mencakup enam kabupaten/kota. Data *by name by address* (BNBA)[16] dikonsolidasikan dan dinormalisasi (0/1) untuk variabel program, dianonimkan pada level individu atau rumah tangga, lalu digabung dengan batas administrasi kecamatan menggunakan kode Kemendagri. Indikator utama ketimpangan didefinisikan sebagai proporsi penerima multi program di setiap kecamatan, yang kemudian dipetakan sebagai heatmap dan diuji pola spasialnya (*LISA*, Gi^*)[17]. Secara paralel, transaksi id–periode dibentuk untuk penambangan aturan asosiasi guna menangkap pola ko-penerimaan lintas skema[18][19].

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk (1) mengidentifikasi pola ko-penerimaan bantuan sosial lintas skema menggunakan algoritma Apriori; (2) memetakan dan menguji kluster spasial ketimpangan distribusi bansos pada tingkat kecamatan melalui heatmap GIS, Local Moran’s I (*LISA*), dan *Getis-Ord Gi^** ; serta (3) mengintegrasikan hasil asosiasi dan hasil spasial menjadi rekomendasi operasional bagi penajaman sasaran, verifikasi data penerima, dan identifikasi wilayah yang berpotensi mengalami *under-coverage*.

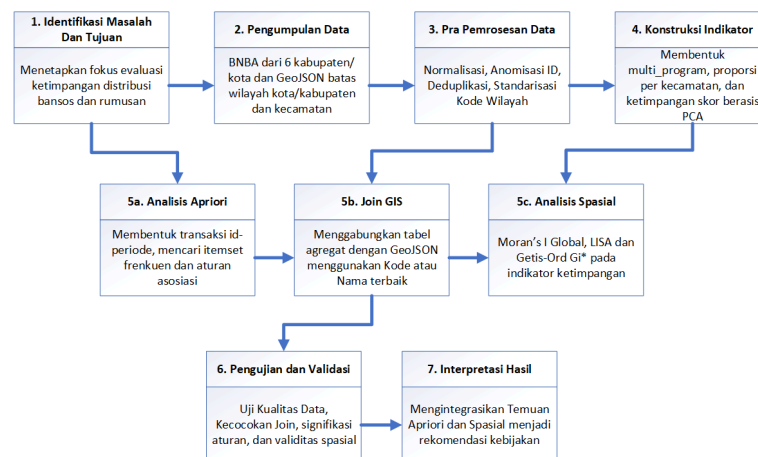
Kontribusi naskah ini bersifat metodologis dan praktis. Dari sisi metodologi, kami menyajikan kerangka kerja terintegrasi Apriori untuk pola ko-penerimaan dan heatmap GIS dan *LISA*/ Gi^* untuk pola spasial yang *reproducible* dan dapat diskalakan dari kota atau kabupaten ke provinsi. Dari sisi praktik kebijakan, keluaran kerangka ini berupa aturan yang dapat ditafsirkan seperti kombinasi program atau karakteristik serta peta kluster yang mudah dikomunikasikan kepada pemangku kepentingan daerah untuk penajaman sasaran bansos.

Cakupan studi dibatasi pada data administratif BNBA, serta ukuran unit analisis spasial yang pada beberapa wilayah relatif kecil[20]. Karena itu, hasil diposisikan sebagai analisis eksploratif berbasis data yang membuka peluang *follow-up* berupa audit data lapangan, pendalaman variabel risiko seperti *stunting* maupun kemiskinan, dan uji sensitivitas parameter (ambang dukungan/*confidence* Apriori, nilai *k* pada *KNN* dan tingkat signifikansi *LISA*/ Gi^*).

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Alur Penelitian dan Tahapan Penerapan Metode

Alur penelitian disusun secara bertahap dan terintegrasi untuk memberikan gambaran yang jelas mengenai proses penelitian, penerapan metode, serta mekanisme pengujian hasil. Secara umum, penelitian dimulai dari identifikasi masalah ketimpangan distribusi bantuan sosial, dilanjutkan dengan pengumpulan dan standarisasi data administratif *by name by address* (BNBA), penerapan analisis Apriori untuk menemukan pola ko-penerimaan program, analisis spasial berbasis GIS untuk memetakan sebaran ketimpangan, hingga interpretasi hasil sebagai dasar rekomendasi kebijakan. Alur penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur penelitian, tahapan penerapan metode, dan pengujian hasil

Berdasarkan gambar 1 berikut adalah penjelasan tahapan penelitian ini:

- Tahap pertama adalah identifikasi masalah dan perumusan tujuan penelitian. Pada tahap ini ditetapkan bahwa penelitian berfokus pada evaluasi ketimpangan distribusi bantuan sosial dan identifikasi pola ko-penerimaan antarskema program.
- Tahap kedua adalah pengumpulan data, yang mencakup data administratif penerima bantuan sosial per kabupaten/kota

- dan data batas wilayah kecamatan dalam format GeoJSON.
- c. Tahap ketiga adalah pra-pemrosesan data, meliputi pembersihan data, standarisasi nama variabel, normalisasi nilai program menjadi format biner 0/1, deduplikasi data penerima, anonimisasi identitas, serta penyesuaian kode wilayah agar data tabular dapat digabungkan dengan data spasial secara konsisten.
 - d. Tahap keempat adalah konstruksi variabel penelitian dan agregasi data. Pada tahap ini dibentuk indikator multi_program untuk menandai rumah tangga yang menerima dua program atau lebih. Selanjutnya, data diagregasi pada tingkat kecamatan untuk menghasilkan proporsi penerima PKH, BPNT/SEMBAKO, BST, BPUM, risiko stunting, dan proporsi multi-program. Dari indikator tersebut kemudian dibentuk indeks ketimpangan_score melalui Principal Component Analysis (PCA) sebagai dasar analisis spasial.
 - e. Tahap kelima merupakan tahap inti penerapan metode dan dijalankan melalui tiga jalur analisis yang saling melengkapi. Pertama, analisis Apriori diterapkan pada data transaksi id-periode untuk memperoleh frequent itemset dan aturan asosiasi yang merepresentasikan pola ko-penerimaan bantuan sosial. Kedua, proses join GIS dilakukan dengan menggabungkan tabel agregat kecamatan dengan batas administrasi wilayah menggunakan kode atau nama wilayah yang telah distandarkan. Ketiga, analisis spasial dilakukan terhadap ketimpangan_score menggunakan bobot spasial K-Nearest Neighbors (KNN)[21], Global Moran's I untuk menguji autokorelasi spasial global[22], Local Indicators of Spatial Association (LISA) untuk mendeteksi kluster lokal[23], serta Getis-Ord G_i^* untuk mengidentifikasi hotspot dan coldspot[24].
 - f. Tahap keenam adalah pengujian metode dan validasi hasil. Pada jalur Apriori, pengujian dilakukan melalui evaluasi nilai support, confidence, dan lift sehingga aturan yang dipertahankan benar-benar memiliki kekuatan asosiasi yang relevan secara substantif. Pada jalur penggabungan spasial, pengujian dilakukan dengan memeriksa kecocokan kunci join, cakupan kecamatan yang berhasil dipetakan, serta konsistensi atribut antara tabel statistik dan geometri wilayah. Pada jalur analisis spasial, pengujian dilakukan melalui signifikansi statistik Global Moran's I, LISA, dan G_i^* untuk memastikan bahwa pola yang dihasilkan bukan sekadar kebetulan, melainkan mencerminkan struktur spasial yang dapat diinterpretasikan secara ilmiah.
 - g. Tahap ketujuh adalah integrasi, interpretasi, dan penarikan kesimpulan. Hasil Apriori digunakan untuk menjelaskan pola keterkaitan antarbantuan sosial pada tingkat penerima, sedangkan hasil LISA dan G_i^* digunakan untuk menjelaskan lokasi-lokasi yang menunjukkan konsentrasi ketimpangan tinggi, rendah, atau bersifat outlier. Integrasi kedua hasil tersebut menghasilkan gambaran penelitian yang utuh, yakni siapa cenderung menerima program secara bersamaan dan di mana pola ketimpangan tersebut terkonsentrasi secara spasial.

2.2 Tahapan Pengujian Metode

Untuk memperjelas bagaimana metode diuji dalam penelitian ini, pengujian dilakukan pada setiap tahapan utama. Pengujian kualitas data dilakukan melalui normalisasi, deduplikasi, dan verifikasi konsistensi kode wilayah. Pengujian metode Apriori dilakukan dengan menyeleksi aturan berdasarkan nilai minimum support, confidence, dan lift agar pola yang dihasilkan stabil dan bermakna. Pengujian join GIS dilakukan dengan memastikan kesesuaian atribut tabular dan geometri wilayah serta meminimalkan kegagalan penggabungan. Sementara itu, pengujian analisis spasial dilakukan melalui evaluasi autokorelasi global dan lokal menggunakan ukuran statistik Global Moran's I, LISA, dan Getis-Ord G_i^* . Dengan demikian, hasil penelitian tidak hanya bersifat deskriptif, tetapi juga didukung oleh tahapan pengujian yang sistematis untuk memastikan bahwa pola yang ditemukan sesuai dengan tujuan penelitian dan dapat dipertanggungjawabkan secara metodologis.

2.3 Data Dan Setting

Cakupan wilayah dan periode, studi mencakup 6 kabupaten/kota di Provinsi Gorontalo (Kode Kemendagri yaitu 7501–7505, 7571) dengan periode data Oktober 2022. Seluruh 6 wilayah telah terintegrasi pada naskah (Boalemo, Bone Bolongo, Gorontalo Utara, Kabupaten Gorontalo, Kota Gorontalo, dan Pohuwato).

Sumber dan format data, untuk tiap kab atau kota, digunakan berkas hasil standarisasi dataset.csv yang mengikuti skema dataset_for_apriori (id, Provinsi, KabKota, Kecamatan, Kelurahan, kode_prov, kode_kab, kode_kec, kode_kel, PKH, BPNT, BST, BPUM, Risiko_Stunting, periode). Dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Prevalensi Bantuan Sosial dan Resiko Stunting

Wilayah	Jumlah baris	PKH	BPNT	BST	BPUM	R.Stunting
Kab. Boalemo	27561	0.263	0.429	0.525	0.114	0.696
Kab. Bone Bolongo	28719	0.301	0.524	0.497	0.184	0.670
Kab. Gorontalo Utara	18420	0.353	0.566	0.576	0.107	0.703
Kab. Gorontalo	75009	0.277	0.470	0.517	0.137	0.684
Kota Gorontalo	27231	0.214	0.409	0.510	0.235	0.657
Kab. Pohuwato	26732	0.258	0.384	0.686	0.087	0.745

Kami melakukan konstruksi variabel dan pembersihan dataset untuk normalisasi input pada model yang dirancang. Sebagai berikut :

- a. Normalisasi program (0/1). Bidang PKH/BPNT/SEMBAKO, BST, BPUM dan Risiko_Stunting dinormalisasi menjadi indikator biner. Variasi label (mis. Sembako/BSP/BPNT) dipetakan ke empat program utama.

- b. Anonimisasi dan deduplikasi. Identitas individu/RT dianonimkan menjadi id (hash). Duplikasi lintas sheet/dokumen disatukan per (id, periode) menggunakan operator OR pada kolom program.
- c. Standarisasi kode wilayah. kode_prov/kab/kec/kel diseragamkan (string, tanpa sufiks “.0”), dengan kode_kec 6-digit sebagai kunci join spasial utama.
- d. Unit analisis. Untuk Apriori, unit transaksi = id–periode. Untuk analisis spasial, agregasi di tingkat kecamatan (menggunakan kode_kec).

Di setiap kecamatan dihitung $\text{prop_multi_program} = (\text{jumlah penerima} \geq 2 \text{ program}) / (\text{jumlah penerima})$. Indikator ini juga menjadi komponen pembentuk ketimpangan_score melalui PCA, yang kemudian dipetakan sebagai heatmap dan diuji pola lokalnya (LISA, Gi*).

Data batas wilayah digunakan GeoJSON batas kecamatan per kab/kota, seperti pada Tabel 2.

Tabel 2. Fitur GeoJSON region wilayah

Wilayah	Nama File	Fitur
Kab. Boalemo	boalemo_geojson.geojson	7 fitur
Kab. Bone Bolango	bonebolango_geojson.geojson	18 fitur
Kab. Gorontalo Utara	gorontaloutara_geojson.geojson	7 fitur
Kab. Gorontalo	kab_gorontalo_geojson.geojson	15 fitur
Kota Gorontalo	kota_gorontalo_geojson.geojson	9 fitur
Kab. Pohuwato	pohuwato_geojson.geojson	13 fitur

Penelitian ini menggunakan 69 fitur spasial yang mencakup 6 wilayah kabupaten/kota, dengan seluruh berkas menggunakan sistem koordinat referensi EPSG:32651 (UTM 51N). Penggunaan sistem proyeksi yang seragam ini memastikan konsistensi dalam perhitungan jarak dan luas selama analisis spasial berlangsung. Tahap pra-pemrosesan data meliputi validasi geometri poligon, penanganan struktur multipolygon yang kompleks, serta pembersihan area-area kecil (sliver) yang tidak memiliki nilai luas sebenarnya. Proses penggabungan data atribut dengan geometri spasial dilakukan melalui pencocokan kode kecamatan antara tabel agregat dan properti GeoJSON.

2.4 Pra-Proses & Agregasi per Wilayah

Tahap pra-proses bertujuan menyiapkan data yang valid, konsisten, dan dapat dibandingkan lintas wilayah sebelum dianalisis lebih lanjut. Setiap berkas dataset.csv per kab/kota dibaca dan dinormalisasi. Label program (PKH, BPNT/SEMBAKO, BST, BPUM) dipetakan ke indikator biner (0/1), tipe data dibersihkan, dan kode wilayah (kode_prov/kab/kec/kel) diseragamkan sehingga kode_kec enam digit menjadi kunci spasial yang konsisten. Berikutnya dibentuk variabel multi_program (=1 jika sebuah rumah tangga menerima ≥ 2 program) dan data diagregasi pada tingkat (kode_kec, Kecamatan) untuk memperoleh $n_individu$, jumlah penerima per program, serta proporsinya (prop_pkh , prop_bpnt , prop_bst , prop_bpum , $\text{prop_multi_program}$). Dari himpunan proporsi tersebut disusun skor komposit ketimpangan score menggunakan Principal Component Analysis (PCA) satu komponen, skor ini terstandar (mean mendekati 0) dan dapat diperbandingkan antar kecamatan. Selain itu, kami menghasilkan heatmap korelasi dan pair-plot antarproporsi program sebagai tinjauan awal terhadap hubungan antardimensi. Keluaran tahap ini tabel agregat $\text{proc}/\{\text{region}\}_geo_join.csv$ beserta figur eksplorasi pada $\text{fig}/\{\text{region}\}/$ menjadi input bagi dua jalur analisis berikutnya: (i) Join GIS untuk pemetaan indikator pada batas administrasi kecamatan, serta (ii) Apriori yang memanfaatkan data transaksi (id–periode) guna mengekstrak aturan ko-penerimaan. Kedua jalur ini bermuara pada analisis spasial lokal (LISA/Gi*) yang ditampilkan pada bab hasil.

2.5 Penggabungan Batas Wilayah (Join GIS)

Penggabungan dilakukan untuk menautkan tabel agregat kecamatan dengan batas administrasi pada berkas GeoJSON. Dua kandidat kunci disiapkan secara simultan, yakni code6_geo (enam digit kode kecamatan hasil normalisasi) dan name_geo (nama kecamatan yang telah dinormalisasi). Pada sisi data tabular, disusun pasangan code6_csv dan name_csv . Sistem kemudian mengevaluasi rasio kecocokan (match-rate) pada kedua pendekatan dan memilih modus join terbaik secara otomatis berbasis kode apabila tingkat kecocokan lebih tinggi atau setidaknya setara, dan berbasis nama jika lebih unggul. Seluruh proses mencatat diagnostik per fitur (status cocok/tidak, kunci yang digunakan) pada $\text{results}/\{\text{region}\}_join_diagnostics.csv$. Keluaran akhirnya adalah $\text{proc}/\{\text{region}\}_geo_data.geojson$ yang telah siap dipakai pada analisis spasial.

2.6 Apriori (Market-Basket Analysis)

Untuk penambangan aturan ko-penerimaan, digunakan berkas $\text{dataset_for_apriori.csv}$ dengan unit transaksi id–periode. Seluruh variabel kategori diubah ke indikator biner dan hanya kolom bernilai 0/1 yang dipertahankan. Itemset frekuensi diekstrak menggunakan algoritma Apriori dengan dukungan minimum 0,02 dan panjang kombinasi maksimal tiga item. Dari itemset tersebut diturunkan aturan asosiasi menggunakan metrik confidence (ambang minimum 0,30). Aturan hasilnya kemudian disaring agar hanya $\text{lift} \geq 1,0$ yang dipertahankan, serta dihilangkan redundansinya melalui deduplikasi pasangan antecedent–consequent. Daftar akhir diurutkan berdasarkan $\text{lift confidence support}$ dan disimpan sebagai $\text{results}/\text{rules.csv}$ beserta metadata eksekusi.

2.7 Analisis Spasial

Analisis spasial diawali dengan pembacaan GeoJSON dan proyeksi ke EPSG:32651 (UTM 51N) agar seluruh kab/kota berada pada sistem koordinat yang seragam. Geometri diperiksa dan diperbaiki (`make valid/buffer(0)`), menyisakan geometri poligonal yang valid, multipolygon dipecah (`explode`) dan sliver ber-area nol dibuang. Jika jumlah poligon valid kurang dari dua, pipeline beralih ke titik representatif (`representative point`) agar bobot spasial tetap dapat dibangun. Struktur ketetanggaan disusun menggunakan kontiguitas Queen/Rook, apabila kontiguitas kurang memadai, digunakan KNN ($k=5$) pada titik representatif sebagai fallback. Bobot dibagi distandarkan untuk perhitungan Moran's I dan LISA, sementara Getis-Ord G_i^* menggunakan bobot asli dengan `star = True` (penambahan self-weight wajar). Uji yang dilakukan meliputi Moran's I global (999 permutasi), Local Moran's I (LISA) pada $\alpha = 0,10$, dan G_i^* untuk deteksi hotspot/coldspot dengan ambang $|z| > 1,64$. Hasil divisualisasikan sebagai peta LISA (HH/LH/LL/HL) dan peta G_i^* , sementara ringkasan numerik (I, E[I], p, jumlah fitur, dan skema bobot) disimpan ke `results/{region}_spatial_metrics.csv`.

2.8 Orkestrasi Pipeline per Wilayah

Pada `script run_pipeline.py` menjalankan tiga langkah berurutan untuk setiap region: (1) agregasi data \rightarrow `proc/{region}_geo_join.csv` + figur eksplorasi; (2) merge GeoJSON adaptif (kode/nama) \rightarrow `proc/{region}_geo_data.geojson` + diagnostik join; (3) analisis spasial dengan konfigurasi yang disesuaikan otomatis untuk keluaran `results/{region}_spatial_metrics.csv` dan `fig/{region}/*.png`.

2.9 Replikasi Singkat

Replikasi studi dilakukan secara ringkas. Pertama, diawali dengan menyiapkan lingkungan kerja dari berkas `environment.yml` conda sehingga dependensi Python dan geospasial terpasang konsisten. Kedua, jalankan pipeline per wilayah menggunakan `python run_pipeline.py --region <nama_wilayah>` (contoh: `kota_gorontalo`) untuk menghasilkan tabel agregat (`proc/{region}_geo_join.csv`), GeoJSON ter-join (`proc/{region}_geo_data.geojson`), metrik spasial (`results/{region}_spatial_metrics.csv`), dan figur (`fig/{region}/*.png`). Ketiga, untuk penambangan aturan asosiasi pada gabungan provinsi, jalankan `python run_apriori.py --config configs/apriori.yaml`, keluaran utama berupa `results/rules.csv` dan `run_metadata.json`. Keempat, bila hanya diperlukan analisis spasial mandiri, gunakan `python run_spatial.py --config configs/spatial.yaml`. Semua file hasil analisis disimpan secara terstruktur dalam tiga folder utama yaitu `proc/`, `results/`, dan `fig/` sesuai wilayah yang diproses.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Ringkasan Dataset Hasil Pra-Pemrosesan Data

Tahap pra-pemrosesan menghasilkan dataset gabungan dari 6 kabupaten/kota di Provinsi Gorontalo pada periode 2022-10 yang telah dinormalisasi, dianonimkan, dideduplikasi, dan distandarisasi kode wilayahnya. Dari proses ini diperoleh 203.672 transaksi Apriori berbasis id-periode, yang kemudian digunakan untuk membentuk himpunan item dan aturan asosiasi. Secara keseluruhan terdapat 38 item unik, 74 itemset frekuen, dan 64 aturan asosiasi. Untuk analisis spasial, data diagregasi ke tingkat kecamatan sehingga menghasilkan 69 unit kecamatan. Dari agregasi ini dibentuk indikator ketimpangan_score berbasis PCA satu komponen dari proporsi penerima program. Secara deskriptif, skor komposit tersebut memiliki rata-rata -0.000, median -0.176, dan rentang -4.608 sampai 5.907. Rentang yang cukup lebar ini menunjukkan bahwa distribusi komposisi program antarkecamatan tidak homogen, sehingga indikator yang dibangun cukup sensitif untuk membedakan wilayah dengan intensitas ko-penerimaan rendah dan tinggi. Temuan pada tahap ini penting karena menunjukkan bahwa hasil akhir penelitian tidak langsung muncul pada tahap pemetaan atau aturan asosiasi, tetapi melalui proses konstruksi data yang menentukan kualitas interpretasi berikutnya. Dengan kata lain, validitas hasil Apriori dan analisis spasial sangat bergantung pada keberhasilan tahap normalisasi, agregasi, dan pembentukan indikator komposit tersebut.

3.2 Hasil Analisis Aturan Asosiasi (Apriori)

Aturan-aturan tersebut dipilih berdasarkan nilai *lift* tertinggi agar pola ko-penerimaan yang paling kuat dapat diidentifikasi secara lebih jelas pada Tabel 3.

Tabel 3. Top 10 Aturan berdasarkan lift (gabungan provinsi)

No	Antecedents	Consequents	Support	Confidence	Lift
1	frozenset({'Penerima SEMBAKO'})	frozenset({'Penerima BPNT', 'Penerima BST'})	0.0737	0.9462	11.468 5
2	frozenset({'Penerima BPNT', 'Penerima BST'})	frozenset({'Penerima SEMBAKO'})	0.0737	0.8933	11.468 5
3	frozenset({'Penerima PKH'})	frozenset({'Penerima BPNT', 'Penerima BST'})	0.0491	0.8967	10.868 8
4	frozenset({'Penerima BPNT', 'Penerima BST'})	frozenset({'Penerima PKH'})	0.0491	0.5952	10.868 8

5	frozenset({'Desa/Kelurahan_WUMIALO'})	frozenset({'Kecamatan_KOTA_TENGAH'})	0.0272	1.0000	10.7307
6	frozenset({'Desa/Kelurahan_LILUWO'})	frozenset({'Kecamatan_KOTA_TENGAH'})	0.0213	1.0000	10.7307
7	frozenset({'Desa/Kelurahan_LIMBA B'})	frozenset({'Kecamatan_KOTA_SELATAN'})	0.0299	1.0000	10.6359
8	frozenset({'Desa/Kelurahan_BIAWU'})	frozenset({'Kecamatan_KOTA_SELATAN'})	0.0212	1.0000	10.6359
9	frozenset({'Kecamatan_KOTA_SELATAN'})	frozenset({'Desa/Kelurahan_LIMBA B'})	0.0299	0.3181	10.6359
10	frozenset({'Penerima BST', 'Penerima PKH'})	frozenset({'Penerima SEMBAKO'})	0.0411	0.8178	10.4984

Berdasarkan Tabel 3, aturan programatik yang paling kuat menunjukkan adanya konsolidasi penerima pada kombinasi BPNT, BST dan SEMBAKO, dengan PKH sebagai penguat utama. Misalnya, aturan Penerima SEMBAKO (Penerima BPNT, Penerima BST) memiliki support 0.0737, confidence 0.9462, dan lift 11.4685. Ini berarti sekitar 7,37% dari seluruh transaksi mengandung pola tersebut, dan 94,62% penerima SEMBAKO dalam pola ini juga tercatat menerima BPNT dan BST. Nilai *lift* yang jauh di atas 1 menunjukkan bahwa kombinasi tersebut muncul jauh lebih sering dibandingkan jika ketiga program terjadi secara acak.

Aturan Penerima PKH (Penerima BPNT, Penerima BST) dengan confidence 0.8967 dan lift 10.8688 juga memperlihatkan bahwa PKH tidak berdiri sendiri, melainkan sangat sering beririsan dengan program perlindungan sosial lain. Secara kebijakan, hal ini dapat dibaca sebagai indikasi adanya ko-sasaran yang cukup kuat pada program bantuan inti, khususnya untuk rumah tangga yang berada dalam prioritas perlindungan sosial.

Namun demikian, tidak semua aturan pada Tabel 3 bersifat substantif terhadap evaluasi bansos. Aturan seperti Desa/Kelurahan WUMIALO Kecamatan KOTA TENGAH dan aturan serupa lebih tepat dipahami sebagai validasi konsistensi administratif data wilayah, bukan temuan inti tentang hubungan antarprogram. Karena itu, dalam interpretasi substantif, fokus utama tetap ditempatkan pada aturan yang melibatkan skema bansos.

Nilai *support* yang berada pada kisaran 2%–7% menunjukkan bahwa aturan-aturan yang ditemukan tidak mewakili seluruh populasi penerima, tetapi tetap cukup stabil untuk dibaca sebagai pola yang bermakna pada skala provinsi. Dengan demikian, hasil Apriori tidak boleh ditafsirkan sebagai gambaran menyeluruh semua penerima bansos, melainkan sebagai pola dominan pada segmen penerima tertentu yang memiliki kecenderungan kuat untuk menerima lebih dari satu program sekaligus

3.3 Ringkasan Spasial (Provinsi & Kab/Kota)

Total cakupan sebanyak 69 kecamatan pada 6 kab/kota. Provinsi (agregat kecamatan, indikator: ketimpangan_score dari PCA): Rata-rata = **-0.000**, median = **-0.176**, rentang = **-4.608 – 5.907**. Distribusi skor komposit ketimpangan_score (PCA satu komponen) menunjukkan variasi yang lebar antar kecamatan di keenam kab/kota. Nilai positif tinggi merepresentasikan ketimpangan relatif lebih tinggi (kombinasi proporsi program memberi bobot besar), sedangkan nilai negatif menandakan di bawah rata-rata provinsi. Rincian contoh kecamatan dengan nilai ekstrem dan konteksnya dibahas pada sub bab Studi Per Wilayah.

3.4 Hasil Analisis Spasial Global

Setelah indikator ketimpangan_score dibentuk pada tingkat kecamatan, langkah berikutnya adalah menguji apakah distribusinya bersifat acak atau membentuk pola pengelompokan spasial. Hasil Global Moran's I disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Ringkasan Global Moran's I

Wilayah	Moran's I	p-value	Signif (a=0.10)	Arah
Kab. Boalemo	0.3869	0.0000	Ya	Positif
Kab. Bone Bolango	0.2281	0.0078	Ya	Positif
Kab. Gorontalo Utara	0.8331	0.0000	Ya	Positif
Kab. Gorontalo	-0.1411	0.5471	Tidak	Negatif
Kota Gorontalo	0.2417	0.0239	Ya	Positif
Kab. Pohuwato	0.9681	0.0000	Ya	Positif

Tabel 4 menunjukkan bahwa 5 dari 6 kabupaten/kota memiliki autokorelasi spasial positif yang signifikan, artinya kecamatan dengan nilai ketimpangan_score tinggi cenderung berdekatan dengan kecamatan lain yang juga tinggi, demikian pula nilai rendah cenderung berdekatan dengan sesamanya. Nilai tertinggi ditemukan pada Pohuwato (I = 0.9681) dan Gorontalo Utara (I = 0.8331), yang menandakan klusterisasi spasial sangat kuat. Sebaliknya, Kabupaten Gorontalo menunjukkan nilai Moran's I negatif kecil dan tidak signifikan, sehingga pola penyebarannya cenderung acak secara global.

Temuan ini penting karena membuktikan bahwa ketimpangan distribusi bansos bukan hanya persoalan siapa menerima program apa, tetapi juga berkaitan dengan lokasi geografis. Dengan demikian, analisis tidak dapat berhenti

pada Apriori saja. Diperlukan analisis spasial lokal untuk menjawab wilayah mana yang menjadi konsentrasi nilai tinggi, rendah, maupun outlier, sehingga hasil asosiasi program dapat diterjemahkan ke dalam prioritas intervensi berbasis lokasi.

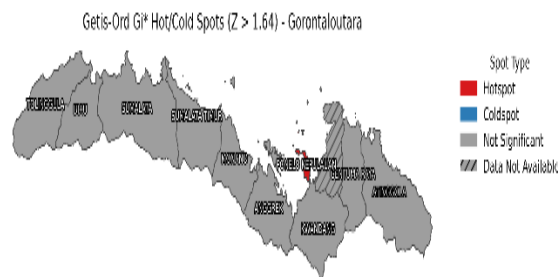
3.5 Studi Per Wilayah

a. Gorontalo Utara

Hasil analisis korelasi antar program menunjukkan, BPUM di Gorontalo Utara justru berasosiasi positif dengan indikator lain yaitu terhadap *multi_program* ($r \approx 0,64$), *BST* ($r \approx 0,67$) dan *BPNT* ($r \approx 0,58$). *multi_program* sendiri berkorelasi sangat kuat dengan *BPNT* ($r \approx 0,95$) dan *BST* ($r \approx 0,92$) serta kuat dengan *PKH* ($r \approx 0,84$). Temuan ini menyiratkan bahwa ko-penerimaan lintas-program di Gorontalo Utara lebih menyertakan BPUM dibanding wilayah lain.

Sebaran variabel (*pair-plot*). *prop_multi_program* $\sim 0,50-0,70$; *prop_pkh* $\sim 0,30-0,50$; *prop_bst* $\sim 0,53-0,70$; *prop_bpnt* $\sim 0,52-0,70$; *prop_bpum* $\sim 0,06-0,16$. Pola sebar mengikuti korelasi terutama kombinasi (*multi program*, *BPNT/BST*) dengan sedikit outlier pada kecamatan dengan *bpum* relatif tinggi.

LISA & Gi. Peta *LISA* menandai kluster *HH* di Sumalata dan Sumalata Timur (nilai tinggi dikelilingi tetangga tinggi), *LL* di Anggrek, serta *HL* di Atinggola (nilai tinggi di antara tetangga rendah, kemungkinan dipengaruhi keterisolasian spasial). Kecamatan lain mayoritas tidak signifikan pada $\alpha=0,10$. Peta *Gi* tidak menampilkan *hotspot/coldspot* pada ambang $|z| > 1,64$, sejalan dengan pola aglomerasi yang lebih bersifat kluster lokal ketimbang intensitas *hotspot*. Seperti ditampilkan pada gambar di bawah ini.



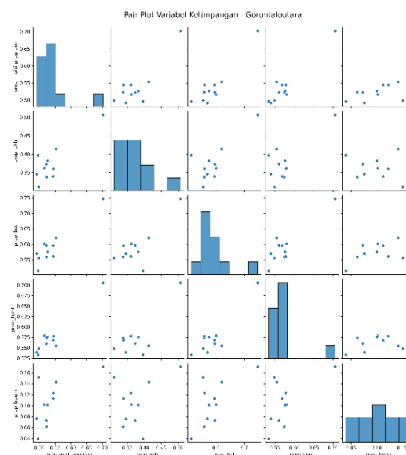
Gambar 2. Peta Getis-Ord Gi Gorontalo Utara

Pada gambar 2 menunjukkan tidak ditemukan *hotspot* maupun *coldspot* signifikan pada ambang $|z| > 1,64$. Hal ini menunjukkan bahwa intensitas konsentrasi nilai tinggi atau rendah belum cukup kuat untuk membentuk kluster ekstrem secara statistik.



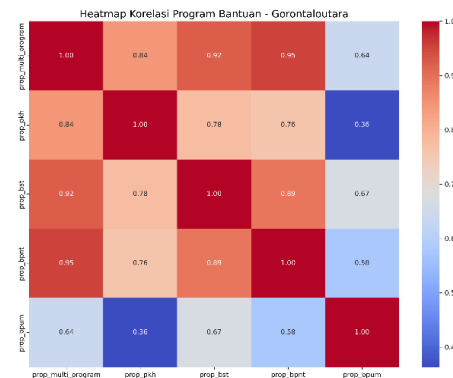
Gambar 3. Peta LISA Gorontalo Utara

Pada gambar 3 menunjukkan teridentifikasi kluster *HH* di Sumalata dan Sumalata Timur, *LL* di Anggrek, serta *HL* di Atinggola. Pola ini menunjukkan adanya struktur spasial lokal yang berbeda antar kecamatan.



Gambar 4. Pair Plot Variabel Ketimpangan Gorontalo Utara

Pada gambar 4 Pair plot menunjukkan bahwa *prop_multi_program* cenderung meningkat seiring kenaikan *prop_bpnt*, *prop_bst*, dan *prop_pkh*. Hubungan dengan *prop_bpum* juga masih positif, meskipun lebih lemah. Pola ini menunjukkan ko-penerimaan lintas program yang cukup kuat di Gorontalo Utara.



Gambar 5. Heatmap Korelasi Program Bantuan Gorontalo Utara

Pada gambar 5 Heatmap menunjukkan korelasi sangat kuat antara *prop_multi_program* dengan *prop_bpnt* ($r \approx 0,95$), *prop_bst* ($r \approx 0,92$), dan *prop_pkh* ($r \approx 0,84$). Temuan ini menegaskan bahwa pola multi-program di Gorontalo Utara terutama dibentuk oleh BPNT, BST, dan PKH.

Berdasarkan temuan di atas Implikasi kebijakan di Kab. Gorontalo Utara yaitu :

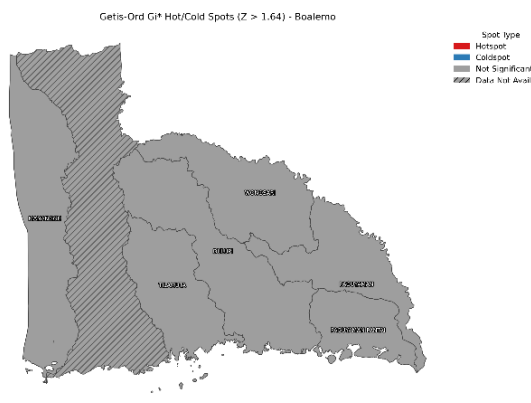
1. Prioritaskan HH (Sumalata, Sumalata Timur) untuk audit/penajaman sasaran lintas-program (termasuk BPUM karena asosiasi positifnya di wilayah ini).
2. LL Angrek berpotensi under-coverage atau komposisi program yang perlu penyesuaian.
3. HL Atinggola perlu penelusuran mikro; pertimbangkan pengaruh konfigurasi tetangga (KNN lintas perairan) saat menafsirkan hasil.

b. Boalemo

Hasil analisis korelasi antar program menunjukkan bahwa Heatmap korelasi (Figur Boalemo-Heatmap) menunjukkan *prop_multi_program* berasosiasi sangat kuat dengan BPNT ($r \approx 0,99$) dan PKH ($r \approx 0,98$); asosiasi terhadap BST sedang ($r \approx 0,46-0,55$). Sebaliknya, BPUM berkorelasi negatif terhadap ketiganya ($r \approx -0,59$ s.d. $-0,74$). Pola ini mengindikasikan bahwa ko-penerimaan (hingga terbentuk *multi_program*) terutama didorong oleh kombinasi PKH, BPNT (ditambah sebagian BST), sedangkan BPUM cenderung melayani segmen penerima yang berbeda (tidak tumpang-tindih) pada kecamatan di Boalemo.

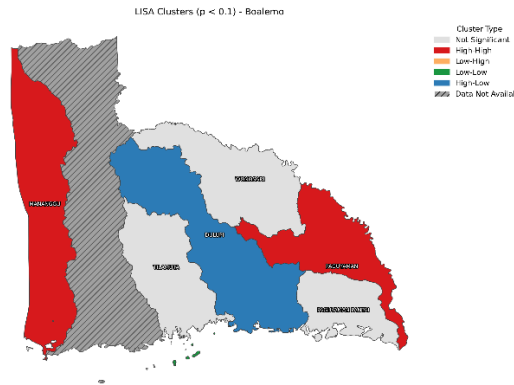
Sebaran variabel (*pair-plot*). Distribusi *prop_bpum* relatif rendah (sekitar 0,07–0,20) dan lebih homogen dibanding *prop_bst* (sekitar 0,50–0,62). *prop_multi_program* berada sekitar 0,39–0,52. Titik-titik sebar pada pasangan (*multi_program* vs. BPNT/PKH) memperlihatkan tren naik yang konsisten sejalan dengan korelasi tinggi di atas dengan beberapa outlier yang patut dicermati pada evaluasi lapangan.

LISA & Gi. Peta LISA tingkat kecamatan (Figur Boalemo-LISA) memperlihatkan kluster HH di Mananggu, Paguyaman, dan Paguyaman Pantai wilayah bernilai tinggi dikelilingi tetangga bernilai tinggi. Terdapat outlier HL (nilai tinggi di antara tetangga rendah) pada Dulupi dan sebagian segmen tengah, sementara Tilamuta dan Wonosari mayoritas tidak signifikan pada $\alpha=0,10$. Peta Gi (Figur Boalemo-Gi) tidak menemukan hotspot/coldspot* pada ambang $|z| > 1,64$, yang berarti intensitas aglomerasi tidak cukup kuat untuk memenuhi kriteria G_i^* meski Moran's I Boalemo signifikan positif ($I=0,3869$; $p < 0,01$) pada bobot KNN seperti yang terlihat pada Tabel 4 Global Moran's I per kab/kota. Seperti ditampilkan pada gambar di bawah ini.



Gambar 6. Peta Getis-Ord Gi Boalemo

Pada gambar 6 Peta Gi* menunjukkan bahwa tidak terdapat hotspot maupun coldspot signifikan di Boalemo pada ambang $|z| > 1,64$, sehingga pola spasial lebih mencerminkan variasi lokal yang belum membentuk konsentrasi ekstrem.



Gambar 7. Peta LISA Boalemo

Pada gambar 7 Peta LISA menunjukkan kluster HH di Mananggu, Paguyaman, dan Paguyaman Pantai, serta kluster HL di Dulupi. Pola ini menandakan adanya konsentrasi lokal bernilai tinggi dan outlier spasial pada beberapa kecamatan di Boalemo.

Berdasarkan temuan di atas Implikasi kebijakan Di Kab. Boalemo yaitu :

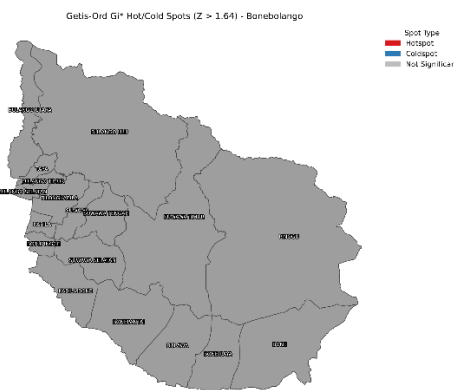
1. Fokus ko-sasaran dan verifikasi data pada Mananggu - Paguyaman - Paguyaman Pantai (kluster HH).
2. Tangani outlier HL (mis. Dulupi) dengan pendekatan mikro (audit kasus/RT, case review), karena nilai tinggi terjadi di antara tetangga rendah.
3. Mengingat BPUM berkorelasi negatif dengan PKH/BPNT/BST, kebijakan integrasi lintas-program perlu mempertimbangkan perbedaan segmen sasaran: BPUM dapat diarahkan sebagai komplemen (penguatan ekonomi) di wilayah yang HH untuk PKH/BPNT, tetapi dengan mekanisme cek tumpang tindih agar tetap tepat sasaran.

c. Bone Bolango

Heatmap menunjukkan *prop_multi_program* berkorelasi kuat dengan BPNT ($r \approx 0,83$) dan PKH ($r \approx 0,83$). Hubungan PKH–BPNT sangat kuat ($r \approx 0,94$). BST relatif ortogonal/lemah terhadap variabel lain (sekitar $r \approx 0,00-0,23$), sementara BPUM cenderung negatif terhadap PKH/BPNT ($\approx -0,47$) dan hampir netral terhadap *multi_program* ($\approx -0,02$). Ini menyiratkan bahwa ko-penerimaan lintas-program di Bone Bolango terutama didorong oleh PKH–BPNT, sedangkan BPUM melayani segmen berbeda.

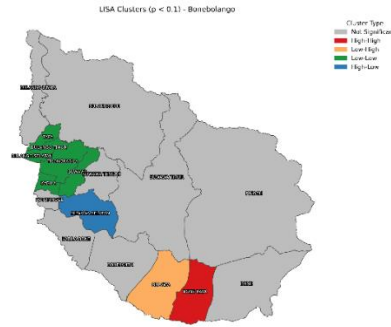
Sebaran variabel (pair-plot). *prop_multi_program* $\sim 0,39-0,55$; *prop_pkh* $\sim 0,20-0,36$; *prop_bpnt* $\sim 0,38-0,70$; *prop_bst* $\sim 0,38-0,62$; *prop_bpum* $\sim 0,07-0,30$. Sebaran memperlihatkan tren naik yang sejalan dengan korelasi kuat pada kombinasi (*multi_program*, PKH, BPNT), dengan beberapa titik outlier pada kecamatan ber-bpnt tinggi.

LISA & Gi. Peta LISA menandai HH di Bone Raya, LH di Bulawa, HL di Suwawa Selatan, dan gugus LL di sabuk barat (Tapa, Bulango Timur, Bulango Selatan, Tilongkabila, Kabila, Botupingge). Banyak kecamatan lainnya tidak signifikan pada $\alpha=0,10$. Peta Gi tidak menunjukkan hotspot/coldspot pada ambang $|z| > 1,64$, selaras dengan kekuatan aglomerasi lokal yang moderat meski Moran's I kabupaten ini signifikan positif seperti yang terlihat pada tabel Tabel 4 Global Moran's I. Seperti ditampilkan pada gambar di bawah ini.



Gambar 8. Peta Getis-Ord Gi Bone Bolango

Pada gambar 8 Peta Gi* menunjukkan tidak adanya hotspot maupun coldspot signifikan di Bone Bolango pada ambang $|z| > 1,64$, sehingga pola spasial belum membentuk konsentrasi ekstrem.



Gambar 9. Peta LISA Bone Bolango

Pada gambar 9 Peta LISA menunjukkan kluster HH di Bone Raya, LH di Bulawa, HL di Suwawa Selatan, serta kluster LL di Tapa, Bulango Timur, Bulango Selatan, Tilongkabila, Kabila, dan Botupingge. Pola ini menandakan adanya pengelompokan lokal nilai tinggi, rendah, dan outlier spasial di Bone Bolango

Berdasarkan temuan diatas implikasi kebijakan di Kab. Bone Bolango yaitu :

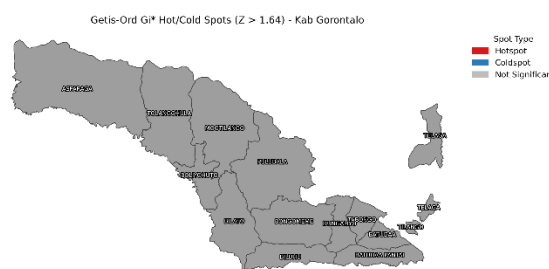
1. HH Bone Raya sebagai prioritas verifikasi/penajaman; LH Bulawa perlu dukungan tetangga ber-nilai tinggi; HL Suwawa Selatan indikasi outlier yang memerlukan penelusuran mikro.
2. Sabuk LL barat menunjukkan area bernilai rendah yang konsisten, relevan untuk evaluasi under-coverage atau penyesuaian komposisi program.

d. Kabupaten Gorontalo

Heatmap memperlihatkan bahwa *prop_multi_program* berkorelasi sangat kuat dengan BST ($r \approx 0,91$) dan BPNT ($r \approx 0,90$) serta cukup kuat dengan PKH ($r \approx 0,68$). Sementara itu BPUM relatif ortogonal/lemah terhadap *multi_program* ($r \approx -0,05$) dan negatif terhadap PKH/BPNT ($\approx -0,39$ s.d. $-0,38$), serta hampir netral terhadap BST ($\approx 0,08$). Artinya, pembentukan *multi_program* di Kabupaten Gorontalo terutama didorong kombinasi BST–BPNT (dengan dukungan PKH), sedangkan BPUM cenderung melayani segmen yang berbeda.

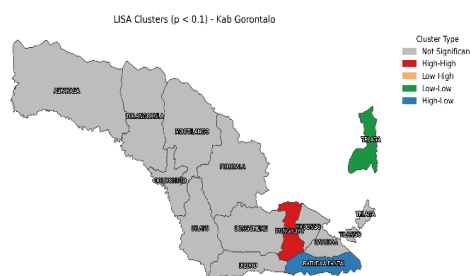
Sebaran variabel (pair-plot). Rentang kasar: *prop_multi_program* $\approx 0,33-0,55$; *prop_pkh* $\approx 0,25-0,36$; *prop_bst* $\approx 0,45-0,63$; *prop_bpnt* $\approx 0,38-0,58$; *prop_bpum* $\approx 0,05-0,22$. Pola sebar memperlihatkan tren naik yang jelas pada pasangan (*multi_program* vs. BST/BPNT), konsisten dengan korelasi tinggi; variasi internal cukup lebar, menandakan heterogenitas antar-kecamatan.

LISA & Gi. Selaras dengan uji global yang tidak signifikan, peta Gi tidak mengidentifikasi hotspot/coldspot pada ambang $|z| > 1,64$. Namun LISA masih menandai pola lokal: HH di Dungaliyo, HL di Batudaa Pantai (nilai tinggi dikelilingi tetangga rendah), serta LL di Telaga (wilayah timur). Selebihnya dominan tidak signifikan pada $\alpha=0,10$, sehingga interpretasi lokal perlu kehati-hatian. Seperti ditampilkan pada gambar di bawah ini.



Gambar 10. Peta Getis-Ord Gi Kabupaten Gorontalo

Pada gambar 10 Peta Gi* menunjukkan tidak adanya hotspot maupun coldspot signifikan di Kabupaten Gorontalo pada ambang $|z| > 1,64$, sehingga pola spasial belum membentuk konsentrasi ekstrem.



Gambar 11. Peta LISA Kabupaten Gorontalo

Pada gambar 11 Peta LISA menunjukkan klaster HH di Dungaliyo, HL di Batudaa Pantai, dan LL di Telaga. Pola ini menandakan adanya klaster lokal dan outlier spasial meskipun autokorelasi global wilayah ini tidak signifikan.

Berdasarkan temuan di atas implikasi kebijakan di Kab. Gorontalo yaitu :

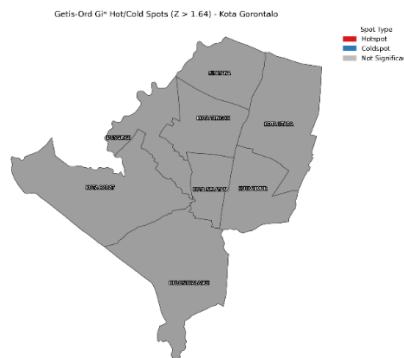
1. Fokus verifikasi/penajaman pada Dungaliyo (HH) lakukan case review pada Batudaa Pantai (HL) untuk memahami sumber anomali lokal.
2. Telaga (LL) perlu ditelaah sebagai indikasi under-coverage atau komposisi program yang tidak seimbang relatif terhadap tetangganya.
3. Mengingat peran BST–BPNT yang dominan dalam pembentukan multi_program serta lemahnya kaitan BPUM, integrasi lintas-program sebaiknya menempatkan BPUM sebagai komplemen pemberdayaan yang ditargetkan, bukan tumpang-tindih.

e. Kota Gorontalo

Heatmap menunjukkan *prop_multi_program* berasosiasi kuat dengan PKH ($r \approx 0,79$), BST ($r \approx 0,76$), dan BPNT ($r \approx 0,77$). Sementara itu BPUM hanya moderat/positif lemah terhadap multi_program ($r \approx 0,37$), cukup lemah terhadap BST ($r \approx 0,42$), hampir netral terhadap PKH ($r \approx 0,09$), dan negatif tipis terhadap BPNT ($r \approx -0,22$). Pola ini menyiratkan bahwa pembentukan multi_program di Kota Gorontalo terutama mengikuti kombinasi PKH–BPNT–BST, sedangkan BPUM cenderung berperan sebagai program komplemen pada subset tertentu, bukan pendorong utama ko-penerimaan.

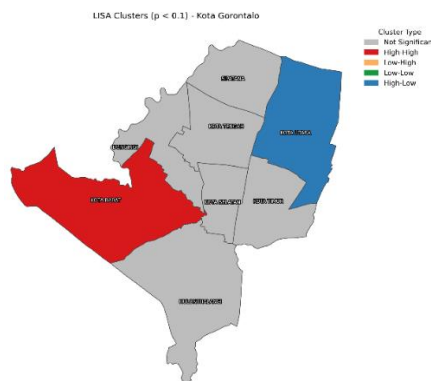
Sebaran variabel (pair-plot). Rentang kasar: *prop_multi_program* $\approx 0,36-0,47$; *prop_pkh* $\approx 0,18-0,26$; *prop_bst* $\approx 0,46-0,56$; *prop_bpnt* $\approx 0,36-0,46$; *prop_bpum* $\approx 0,19-0,30$. Scatter antarpasangan menampakkan tren naik yang konsisten pada (*multi_program* vs. PKH/BST/BPNT), selaras dengan korelasi kuat, dengan variasi internal yang masih terlihat antar-kecamatan.

LISA & Gi. Hasil LISA menandai HH di Kota Barat (nilai tinggi dikelilingi tetangga tinggi) dan HL di Kota Utara (nilai tinggi di antara tetangga rendah). Kecamatan lain dominan tidak signifikan pada $\alpha=0,10$. Peta Gi tidak menunjukkan hotspot/coldspot pada ambang $|z| > 1,64$, selaras dengan aglomerasi yang ada namun tidak cukup intens untuk memenuhi kriteria G_i^* meskipun Moran's I global kota ini signifikan positif ($I=0,2417$; $p=0,0239$; bobot KNN). Seperti ditampilkan pada gambar di bawah ini.



Gambar 12. Peta Getis-Ord Gi Kota Gorontalo

Pada gambar 12 Peta G_i^* menunjukkan tidak adanya hotspot maupun coldspot signifikan di Kota Gorontalo pada ambang $|z| > 1,64$, sehingga pola spasial belum membentuk konsentrasi ekstrem.



Gambar 13. Peta LISA Kota Gorontalo

Pada gambar 13 Peta LISA menunjukkan klaster HH di Kota Barat dan HL di Kota Utara. Pola ini menandakan adanya konsentrasi lokal bernilai tinggi dan outlier spasial pada beberapa kecamatan di Kota Gorontalo.

Berikut adalah Implikasi kebijakan Di Kota Gorontalo yaitu:

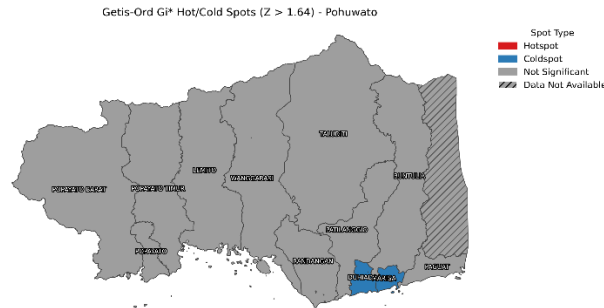
1. Kota Barat (HH) diprioritaskan untuk ko-sasaran dan verifikasi lintas program terutama kombinasi PKH–BPNT–BST. - Kota Utara (HL) memerlukan audit mikro (case review) karena mengindikasikan outlier lokal; evaluasi apakah terdapat faktor administratif/akses yang membedakan dari tetangganya.
2. Mengingat BPUM lemah/negatif terhadap indikator utama, posisikan BPUM sebagai jalur pemberdayaan komplementer yang tertarget (bukan tumpang-tindih) setelah verifikasi kepesertaan program perlindungan sosial inti.

f. Pohuwato

Heatmap memperlihatkan *prop_multi_program* berkorelasi sangat kuat dengan BPNT ($r \approx 0,95$) dan PKH ($r \approx 0,83$), serta sedang dengan BST ($r \approx 0,47$). Hubungan PKH–BPNT juga kuat ($r \approx 0,85$). Sebaliknya BPUM cenderung negatif terhadap seluruh indikator utama: terhadap *multi_program* ($r \approx -0,39$), PKH ($r \approx -0,64$), BST ($r \approx -0,41$), dan BPNT ($r \approx -0,57$). Ini menandakan pembentukan multi program di Pohuwato terutama digerakkan kombinasi PKH–BPNT (dengan dukungan BST), sementara BPUM melayani segmen yang berbeda.

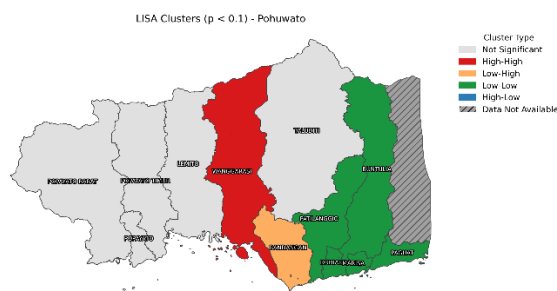
Sebaran variabel (pair-plot). Rentang kasarnya: *prop_multi_program* $\approx 0,30-0,52$; *prop_pkh* $\approx 0,15-0,30$; *prop_bst* $\approx 0,54-0,66$; *prop_bpnt* $\approx 0,30-0,52$; *prop_bpum* $\approx 0,02-0,16$. Pola sebar menunjukkan tren naik pada pasangan (*multi_program* vs. PKH/BPNT) dan lebih lemah terhadap BST, dengan beberapa titik outlier pada kecamatan ber-bpnt tinggi.

LISA & Gi. Sejalan dengan Moran’s I yang sangat kuat dan signifikan ($I=0,9681$; $p < 0,001$), peta LISA menandai HH yang jelas di Wanggarasi; terdapat LH di Randangan (nilai rendah dikelilingi tetangga tinggi) serta sabuk LL di sisi timur, Buntulia, Patilanggio, Paguat yang konsisten bernilai rendah relatif terhadap tetangganya. Peta Gi mengidentifikasi coldspot terlokalisasi di koridor pesisir tengah Duhiadaa/Marisa, sementara wilayah lain tidak membentuk hotspot/coldspot pada ambang $|z| > 1,64$. Seperti ditampilkan pada gambar di bawah ini.



Gambar 14. Peta Getis-Ord Gi Pohuwato

Pada gambar 14 Peta Gi* menunjukkan adanya coldspot di Duhiadaa/Marisa, sementara kecamatan lainnya umumnya tidak signifikan. Temuan ini menunjukkan konsentrasi lokal bernilai rendah pada koridor pesisir tengah Pohuwato.



Gambar 15. Peta LISA Pohuwato

Pada gambar 15 Peta LISA menunjukkan klaster HH di Wanggarasi, LH di Randangan, serta klaster LL di Buntulia, Patilanggio, dan Paguat. Pola ini menandakan adanya pengelompokan lokal nilai tinggi dan rendah yang cukup jelas di Pohuwato.

Berikut adalah implikasi kebijakan di Kab. Pohuwato yaitu :

1. Wanggarasi (HH) menjadi prioritas ko-sasaran dan verifikasi lintas-program (khususnya PKH–BPNT).
2. Gugus LL Buntulia, Patilanggio, Paguat perlu ditelaah potensi under-coverage atau ketidakseimbangan komposisi program.
3. Coldspot Duhiadaa/Marisa patut menjadi lokasi audit mikro untuk menilai faktor administratif/akses yang menekan indikator relatif terhadap tetangganya.
4. Karena BPUM berasosiasi negatif dengan indikator utama, posisikan BPUM sebagai jalur pemberdayaan komplementer yang tertarget, bukan tumpang-tindih dengan program perlindungan sosial inti.

Dari hasil output diatas himpunan aturan memperlihatkan konsolidasi penerima pada trio BPNT–BST–SEMBAKO, dengan PKH sebagai penguat. Confidence tinggi ($\approx 0,60-0,95$) dan lift >10 mengindikasikan bahwa kombinasi tersebut jauh lebih sering terjadi daripada kebetulan. Pola ini dapat diterjemahkan menjadi: (1) ko-sasaran terpadu (pendampingan PKH selaras dengan bantuan pangan/tunai), (2) cek tumpang-tindih untuk memastikan kelayakan, dan (3) alur rujukan, misalnya keluarga PKH yang juga menerima BPNT dan BST diarahkan ke program pemberdayaan (BPUM) bila memenuhi syarat.

Heterogenitas spasial. Pada level kab/kota, 5/6 wilayah menunjukkan autokorelasi positif signifikan, menandakan adanya klaster ketimpangan_score. Contoh klaster HH muncul di Mananggu, Paguyaman, Paguyaman Pantai (Boalemo) dan Sumalata, Sumalata Timur (Gorontalo Utara). LL terlihat di sabuk barat Bone Bolango, sementara HL (outlier tinggi) muncul di Dulupi (Boalemo) dan Atinggola (Gorut). Kabupaten Gorontalo tidak signifikan secara global temuan lokal perlu dibaca berhati-hati.

Integrasi asosiasi spasial. Kombinasi aturan dan peta memungkinkan prioritas lokasi yang terarah: klaster HH menjadi lokasi verifikasi dan penajaman lintas program (terutama PKH, BPNT dan BST), sementara klaster LL menandakan potensi *under coverage* atau kebutuhan penyesuaian komposisi program. Outlier HL memerlukan audit mikro (*household level*) karena nilai tinggi terjadi di lingkungan bernilai rendah.

Batasan dan penguatan ke depan. Unit kecamatan di beberapa wilayah berjumlah kecil; kualitas data administratif bervariasi; indikator komposit berbasis proporsi program belum memasukkan dimensi kesejahteraan lainnya. Perbaikan berikutnya meliputi pengayaan indikator (kemiskinan, stunting, akses layanan) serta analisis temporal antar periode untuk menilai dinamika ketimpangan.

4. KESIMPULAN

Penggabungan Apriori dan analitik spasial lokal menghadirkan dua sudut pandang yang saling melengkapi siapa bersama siapa (pola ko-penerimaan) dan di mana klaster ketimpangan berada. Pada sisi asosiasi, kombinasi BPNT, BST, SEMBAKO dengan PKH muncul sebagai pola paling konsisten dengan confidence sekitar $0,60-0,95$ dan lift di atas 10, sehingga layak dijadikan dasar ko-sasaran lintas-program. Pada sisi spasial, 5 dari 6 kab/kota menunjukkan autokorelasi positif signifikan antara lain Puhuwato ($I=0,9681$) dan Gorontalo Utara ($I=0,8331$) yang menandakan klusterisasi kuat. Peta LISA memperlihatkan klaster HH (misalnya Mananggu, Paguyaman, Paguyaman Pantai serta Sumalata, Sumalata Timur) serta area LL/HL yang membutuhkan strategi berbeda. Secara operasional, temuan ini menerjemah menjadi tiga langkah yang pertama ko-sasaran dan verifikasi diprioritaskan pada klaster HH, dengan case review untuk HL dan penelusuran under-coverage pada LL. Yang kedua penataan komposisi program memanfaatkan aturan asosiasi sebagai rambu tumpang-tindih sekaligus rujukan pemberdayaan (misalnya BPUM) sesuai karakteristik wilayah dan yang ketiga replikasi serta integrasi pipeline lintas wilayah/periode ke dalam dashboard pengambilan keputusan daerah. Kerangka yang disusun memberikan landasan evidence-based bagi penajaman sasaran bansos di Gorontalo, serta mudah ditransfer ke provinsi lain dengan karakteristik data serupa. Kontribusi utama penelitian ini terletak pada penyatuan analisis asosiasi dan analisis spasial ke dalam satu pipeline yang dapat digunakan untuk memetakan siapa menerima bantuan bersama siapa, sekaligus di mana verifikasi, penajaman sasaran, audit mikro, dan penelusuran potensi under-coverage perlu diprioritaskan. Dengan demikian, penelitian ini memberikan dasar evidence-based yang lebih kuat bagi pemerintah daerah dalam meningkatkan ketepatan sasaran, menata komposisi lintas program, dan memperkuat tata kelola distribusi bansos, serta berpotensi direplikasi pada wilayah lain yang memiliki karakteristik data administratif serupa.

REFERENCES

- [1] D. C. Pratiwi, "Analisis penyaluran bantuan sosial program keluarga harapan (PKH) dan bantuan pangan non tunai (BPNT) dinas sosial pada masyarakat Kabupaten Batu Bara," vol. 4, no. 12, pp. 5684–5690, 2022.
- [2] Z. Dunggio, F. Suleman, B. Senung, and F. Yuliani, "Sistem Pendukung Keputusan (SPK) Penerima Bantuan Program Keluarga Harapan (PKH) Pada Desa Dulukapa Kecamatan Sumalata Timur Kabupaten Gorontalo Utara Menggunakan Metode Analytical Hierarchy Process (AHP)," vol. 6, no. 1, pp. 61–65, 2020.
- [3] Friska Olabu, Sri Endang Saleh, and Sri Indriyani Dai, "Analisis Pengaruh Program Bantuan Pangan Non-Tunai (BPNT) dan Program Keluarga Harapan (PKH) Terhadap Kemiskinan," *Econ. Rev. J.*, vol. 3, no. 4, Dec. 2024, doi: 10.56709/mrj.v3i4.470.
- [4] N. Salsabila, N. Muna, V. H. Pradana, and W. F. Nurcahya, "Analisis Efektivitas Bantuan Sosial (Bansos) dalam mengatasi Kemiskinan di Indonesia," vol. 1, no. 4, pp. 1–13, 2024.
- [5] A. Pola *et al.*, "Integrasi algoritma apriori dan k-means dalam analisis pola pembelian untuk meningkatkan strategi pemasaran," vol. 10, no. 1, pp. 409–423, 2025.
- [6] C. Aldiansyah and E. Astuti, "EFEKTIVITAS PROGRAM KELUARGA HARAPAN (PKH) DALAM UPAYA PENANGGULANGAN KEMISKINAN DI DESA BERARE KECAMATAN MOYO HILIR," vol. 3, no. 1, pp. 25–34, 2024.
- [7] D. Celuk, N. Putu, R. Pradnyaswari, A. Putri, A. Agung, and G. Raka, "Transformasi dan Pola Spasial Permukiman Perajin Perak Tradisional di," vol. 6, no. 1, pp. 82–89, 2023.
- [8] S. Kumar, A. Chuli, A. Jain, and N. Prasanth, "Data Analytics for Pandemic Management using MapReduce and Apriori Algorithm," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 230, pp. 455–466, 2023, doi: 10.1016/j.procs.2023.12.101.
- [9] F. Cai, J. Chen, T. Chen, B. Zhang, and W. Fan, "Mining significant local spatial association rules for multi-category point data," *Heliyon*, vol. 10, no. 3, p. e25047, Feb. 2024, doi: 10.1016/j.heliyon.2024.e25047.
- [10] R. Nurdiansyah, "Spatial analysis of hepatitis A case distribution using Moran's index and LISA (local indicator of spatial association)," *SPMS Spat. Plan. Manag. Sci. SPMS*, vol. 2, no. 1, pp. 34–49, 2025.

- [11] Z. W. Baskara, A. Septiami, and M. Hadijati, “ANALISIS PENYEBARAN GIZI BURUK PADA BALITA DI NUSA TENGGARA BARAT (NTB) MENGGUNAKAN INDEKS MORAN (MORAN’S I) DAN LOCAL INDICATOR OF SPATIAL ASSOCIATION (LISA),” *J. Gaussian*, vol. 13, no. 2, pp. 462–471, Dec. 2024, doi: 10.14710/j.gauss.13.2.462-471.
- [12] N. Salsabila, N. Muna, V. H. Pradana, and W. F. Nurcahya, “Analisis Efektivitas Bantuan Sosial (Bansos) dalam mengatasi Kemiskinan di Indonesia,” *J. Macroecon. Soc. Dev.*, vol. 1, no. 4, pp. 1–13, Jun. 2024, doi: 10.47134/jmsd.v1i4.317.
- [13] F. R. Chan, Z. Yunizar, and H. A. K. Aidilof, “Analisis Pola Penerima Bansos Kota Medan Dengan Metode Association Rule Menggunakan Algoritma Apriori,” *Techisi*, vol. 16, no. 1, pp. 9–27, 2025.
- [14] J. A. Diaz-Garcia, M. D. Ruiz, and M. J. Martin-Bautista, “A survey on the use of association rules mining techniques in textual social media,” *Artif. Intell. Rev.*, vol. 56, no. 2, pp. 1175–1200, Feb. 2023, doi: 10.1007/s10462-022-10196-3.
- [15] K. K. Mulya, K. Cirebon, J. B. Indonesia, and A. Apriori, “PENERAPAN ASSOCIATION RULES MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI UNTUK IDENTIFIKASI POLA PEMBELIAN,” vol. 7, no. 6, pp. 3871–3878, 2023.
- [16] Royhan Hidayat and Eva Hany Fanida, “Inovasi Aplikasi Sistem Data dan Layanan Sejahtera Bersama Bupati (SIDAYA SEHATI) dalam Optimalisasi Penyaluran Bantuan Sosial di Kabupaten Bangkalan,” *Jemb. Huk. Kaji. ilmu Hukum, Sos. dan Adm. Negara*, vol. 2, no. 2, pp. 151–172, May 2025, doi: 10.62383/jembatan.v2i2.1636.
- [17] D. R. S. Saputro, Y. Widyaningsih, P. Widyaningsih, Sutanto, and Widiastuti, “Spatio-temporal patterns of dengue hemorrhagic fever (DHF) cases with local indicator of spatial association (LISA) and cluster map at areas risk in Java-Bali Indonesia,” 2021, p. 020027. doi: 10.1063/5.0040334.
- [18] M. Mishra, K. Banerjee, S. K. Ghosh, and B. Maitra, “Unveiling Hidden Patterns Using Association Rule Mining and Machine Learning for Intelligent Transportation Systems,” in *2024 IEEE 21st India Council International Conference (INDICON)*, IEEE, Dec. 2024, pp. 1–5. doi: 10.1109/INDICON63790.2024.10958289.
- [19] Y. Song, L. Yang, Y. Wang, X. Xiao, S. You, and Z. Tang, “Parallel incremental association rule mining framework for public opinion analysis,” *Inf. Sci. (Ny)*, vol. 630, pp. 523–545, Jun. 2023, doi: 10.1016/j.ins.2023.02.034.
- [20] A. J. Kardika, M. Aldi, E. Malaysia, and K. Fathirizki Agsa Kamarati, “Pemetaan Sebaran Spasial Pohon di Areal Blok Miniatur PT.Timberdana Kecamatan Damai Kabupaten Kutai Barat,” *HUTAN Trop.*, vol. 19, no. 2, pp. 338–345, Dec. 2024, doi: 10.36873/jht.v19i2.15109.
- [21] S. N. Bakri *et al.*, “Analisis klasifikasi Algoritma K-Nearest Neighbour (K-NN) pada struktur Daerah di Kota Medan,” pp. 182–193, 2025.
- [22] O. Access, “Open Access,” vol. 7, no. 4, pp. 907–912, 2024.
- [23] R. Nurdiansyah, “Spatial analysis of hepatitis A case distribution using Moran ’ s index and LISA (local indicator of spatial association),” vol. 2, no. 1, pp. 34–49, 2025.
- [24] A. N. Valgunadi, M. B. Zidanarta, A. Rahmalia, and R. Arrasyid, “Analisis Hotspot (Getis Ord Gi *) dan Average Nearest Neighbour (ANN) pada Sebaran Pariwisata di Kabupaten Wonosobo,” vol. 11, no. 2, pp. 204–214, 2023.