

SIG dengan K-Means++ untuk Klasterisasi Pengembangan UMKM Kain Tenun (Studi Kasus: Kabupaten Nagekeo)

Maria Yasinta Wulang^{1*}, Suryo Adi Wibowo², Eko Heri Susanto³

^{1,2,3}Fakultas Teknologi Industri, Teknik Informatika, Institut Teknologi Nasional, Malang, Indonesia

E-mail: ¹*2218066@scholar.itn.ac.id, ²suryo_adi@lecturer.itn.ac.id, ³ekoheris@lecturer.itn.ac.id
(* : corresponding author)

Abstrak

UMKM kain tenun di Kabupaten Nagekeo berperan penting dalam mendorong perekonomian daerah sekaligus menjaga nilai budaya lokal. Namun, kesulitan dalam mengidentifikasi tingkat produktivitas UMKM secara objektif menyebabkan praktik pembinaan dan penyaluran bantuan masih bersifat umum dan belum berbasis analisis data yang sistematis, sehingga efektivitas program belum optimal. Penelitian ini bertujuan mengembangkan Sistem Informasi Geografis (SIG) berbasis web yang mampu memetakan persebaran UMKM kain tenun sekaligus mengelompokkan tingkat produktivitasnya secara objektif menggunakan algoritma K-Means++. Kontribusi utama penelitian ini terletak pada integrasi metode klasterisasi K-Means++ dengan visualisasi spasial interaktif, yang meminimalkan kelemahan inisialisasi acak pada K-Means standar dan meningkatkan akurasi pemetaan karakteristik UMKM. Sistem dikembangkan menggunakan framework Laravel dan Leaflet.js untuk mendukung pengelolaan data, visualisasi peta interaktif, serta penyajian hasil klasterisasi. Proses klasterisasi diterapkan pada 150 data UMKM berdasarkan variabel jumlah tenaga kerja, nilai investasi, kapasitas produksi, dan nilai produksi, dengan evaluasi kualitas klaster menggunakan Davies–Bouldin Index (DBI). Hasil penelitian menunjukkan terbentuknya tiga kelompok produktivitas, yaitu rendah, menengah, dan padat/massal, dengan nilai DBI sebesar 0,7847 yang menunjukkan kualitas klasterisasi yang baik. Sistem yang dihasilkan mampu menyajikan analisis spasial UMKM secara terstruktur dan berpotensi menjadi dasar pendukung pengambilan kebijakan pembinaan UMKM berbasis data.

Kata kunci: Kain Tenun, K-Means++, Sistem Informasi Geografis, UMKM

Abstract

Woven fabric micro, small, and medium enterprises (MSMEs) in Nagekeo Regency play an important role in supporting the regional economy while preserving local cultural values. However, difficulties in objectively identifying MSME productivity levels have caused development programs and assistance distribution to remain general and insufficiently supported by systematic data analysis, resulting in suboptimal effectiveness. This study aims to develop a web-based Geographic Information System to map the spatial distribution of woven fabric MSMEs and objectively classify their productivity levels using the K-Means++ algorithm. The main contribution of this study lies in the integration of K-Means++ clustering with interactive spatial visualization to minimize the limitations of random centroid initialization in standard K-Means and improve the accuracy of MSME characterization. The system was developed using the Laravel framework and Leaflet.js to support data management, interactive map visualization, and clustering result presentation. Clustering was applied to 150 MSME records based on workforce size, investment value, production capacity, and production value, with cluster quality evaluated using the Davies–Bouldin Index. The results indicate three productivity clusters—low, medium, and mass/high—with a DBI value of 0.7847, indicating good clustering quality. The developed system provides structured spatial analysis and supports data-driven decision-making for MSME development.

Keywords: Geographic Information System, K-Means++, MSMEs, Woven Fabric

1. PENDAHULUAN

Pertumbuhan perekonomian daerah tidak terlepas dari peran Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah (UMKM) yang berkontribusi dalam menciptakan lapangan kerja, meningkatkan kesejahteraan masyarakat, serta memperkuat fondasi ekonomi lokal. Di Kabupaten Nagekeo, UMKM kain tenun menjadi sektor unggulan karena memiliki nilai ekonomi sekaligus merepresentasikan identitas budaya masyarakat. Namun, proses pembinaan oleh Dinas

Koperindag dan UKM Kabupaten Nagekeo masih dilakukan secara merata tanpa mempertimbangkan variasi produktivitas setiap UMKM, sehingga alokasi program belum sepenuhnya efektif. Selain itu, data yang masih berbentuk tabular menyulitkan pemerintah daerah dalam melakukan analisis spasial untuk memahami pola persebaran UMKM berdasarkan lokasi dan karakteristiknya. Ketiadaan alat analisis yang akurat ini menciptakan kebutuhan sistem yang mendesak. Apabila permasalahan ini dibiarkan, risiko ketidaktepatan sasaran dalam penyaluran bantuan akan terus berulang. Hal ini dapat mengakibatkan inefisiensi anggaran daerah dan menghambat optimalisasi pengembangan UMKM potensial, yang pada gilirannya berdampak pada stagnasi produktivitas industri tenun di Kabupaten Nagekeo.

Untuk menangani keterbatasan tersebut, dibutuhkan teknik analisis data yang dapat mengkategorikan UMKM menurut tingkat produktivitasnya. Metode pengelompokan data, salah satunya K-Means, telah diterapkan secara luas dalam berbagai studi untuk mengelompokkan objek berdasarkan kemiripan karakteristik, termasuk dalam pengelompokan UMKM di Jawa Barat yang menghasilkan tiga kluster dengan kualitas pemisahan cukup baik (*silhouette* 0,58) [1], pemetaan jenis usaha UMKM di berbagai wilayah [2], serta analisis UMKM untuk mendukung penanganan kemiskinan dan ketenagakerjaan di Purwakarta (*silhouette* 0,45) [3]. Selain itu, algoritma K-Means sering diterapkan di berbagai bidang lain, seperti pengelompokan indeks prestasi mahasiswa yang menunjukkan efektivitas K-Means dalam membentuk kluster yang konsisten dan terukur [4]. Penerapannya dalam analisis data pendidikan juga berhasil membagi siswa ke dalam dua kelompok, yaitu kategori Rajin dan Sangat Rajin, berdasarkan capaian hasil belajar dengan nilai skor siluet yang mencapai 0,9168 menandakan kualitas pengelompokan data yang sangat baik [5].

Berbagai penelitian terbaru juga menegaskan relevansi K-Means dalam analisis spasial berbasis wilayah, seperti pengelompokan lokasi wisata menggunakan variasi *distance metric* untuk meningkatkan kualitas kluster [6], pengelompokan Indeks Pembangunan Manusia untuk mengungkap disparitas pembangunan antarwilayah di Indonesia dengan hasil evaluasi DBI sebesar 1,17 yang menunjukkan pemisahan kluster yang baik [4]. Meskipun demikian, algoritma K-Means standar memiliki kekurangan karena sangat sensitif terhadap pemilihan *centroid* awal, yang dapat mengakibatkan hasil pengelompokan yang tidak stabil. Untuk meningkatkan akurasi dan kualitas kluster, metode K-Means++ digunakan karena menyediakan inisialisasi *centroid* yang lebih optimal. Keunggulan metode ini juga telah dibuktikan dalam penelitian clustering penyebaran Covid-19 di Pulau Jawa, di mana K-Means++ menghasilkan nilai *silhouette* lebih tinggi dibandingkan K-Means (hingga 0,882) [7].

Selain analisis kluster, visualisasi spasial melalui Sistem Informasi Geografis (SIG) berbasis web menjadi komponen penting dalam menyajikan persebaran UMKM secara interaktif. SIG telah terbukti efektif dalam memetakan persebaran UMKM, seperti pada studi SIG UMKM di Lampung Tengah [8], Kota Lhokseumawe [9], dan Kota Lubuklinggau [10]. Selain itu, kondisi UMKM pascapandemi Covid-19 di Kecamatan Singosari, Kabupaten Malang dianalisis menggunakan SIG berbasis web melalui penyajian peta digital yang mendukung perumusan strategi pengembangan dan digitalisasi sektor UMKM [11].

Penelitian sebelumnya, seperti karya Anugrah dan Karim [8], telah mengembangkan SIG UMKM berbasis web, tetapi belum mengintegrasikan metode klusterisasi untuk analisis produktivitas UMKM secara lebih mendalam. Celah penelitian ini menunjukkan perlunya sistem yang bukan saja menyajikan lokasi UMKM, melainkan sekaligus memberikan konten berbasis data mengenai kelompok produktivitas yang akurat untuk mendukung keputusan strategis.

Merespons permasalahan tersebut, penelitian ini mengusulkan pengembangan Sistem Informasi Geografis berbasis web yang terintegrasi dengan metode K-Means++. Alasan pemilihan algoritma K-Means++ didasarkan pada kemampuannya mengatasi kelemahan K-Means standar dalam inisialisasi *centroid*, sehingga menghasilkan kluster produktivitas yang lebih stabil dan akurat untuk landasan kebijakan. Sementara itu, platform berbasis web dipilih untuk menjamin aksesibilitas informasi spasial secara *real-time* bagi pemangku kepentingan. Melalui pendekatan ini, sistem tidak hanya mengelompokkan UMKM ke dalam kategori rendah, menengah, dan padat/massal, tetapi juga memetakan posisinya secara geografis. Penelitian ini

memberikan dasar analitis bagi pemerintah daerah dalam perencanaan pembinaan UMKM yang lebih tepat sasaran serta menjadi referensi akademik terkait integrasi metode *clustering* dan SIG dalam pengembangan ekonomi daerah.

2. METODE PENELITIAN

2.1. Tahapan Penelitian

Penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahapan utama. Tahap awal adalah studi literatur untuk mempelajari konsep Sistem Informasi Geografis (SIG), algoritma K-Means++, serta metode evaluasi klusterisasi[12]. Tahap selanjutnya adalah pengumpulan data UMKM kain tenun dari Dinas Koperindag dan UKM Kabupaten Nagekeo, sebagaimana pendekatan survei yang juga digunakan dalam pemetaan UMKM kuliner di Salatiga[12].

Data yang telah dikumpulkan dianalisis dengan menerapkan algoritma K-Means++ guna melakukan pengelompokan UMKM sesuai tingkat produktivitasnya. Tingkat kualitas klaster yang dihasilkan selanjutnya diukur menggunakan Davies–Bouldin Index (DBI) sebagai indikator validasi internal. Pada tahap akhir, hasil pengelompokan diintegrasikan ke dalam Sistem Informasi Geografis berbasis web dan dilanjutkan dengan pengujian terhadap fungsi sistem.

2.2. Dataset dan Definisi Atribut

Data penelitian ini bersumber dari Dinas Koperindag dan UKM Kabupaten Nagekeo dengan fokus pada UMKM yang menjalankan kegiatan produksi kain tenun. Data dikumpulkan melalui kegiatan survei lapangan, wawancara dengan pihak terkait, serta penelusuran dokumen resmi instansi. Dari keseluruhan data yang tersedia, penelitian ini menggunakan 150 data UMKM kain tenun yang memiliki informasi lengkap dan relevan untuk proses analisis. Data yang digunakan merupakan data UMKM aktif dengan periode pengambilan pada rentang waktu tahun 2024–2025.

Proses seleksi data dilakukan berdasarkan kelengkapan atribut yang diperlukan dalam analisis klusterisasi, sehingga hanya data yang memenuhi kriteria tersebut yang digunakan sebagai *dataset* penelitian. Seluruh data terpilih kemudian dimanfaatkan sebagai masukan dalam penerapan algoritma K-Means++ untuk mengelompokkan UMKM sesuai tingkat produktivitas.

Atribut yang digunakan dalam penelitian ini dipilih untuk merepresentasikan aspek sumber daya dan hasil produksi UMKM. Definisi masing-masing atribut disajikan pada Tabel 1 berikut.

Tabel 1. Hasil Definisi Atribut

| Atribut | Nama Atribut | Deskripsi | Satuan |
|---------|---------------------------------------|---|---------------|
| TK | Tenaga Kerja | Total tenaga kerja yang berpartisipasi langsung dalam kegiatan produksi | Orang |
| NI | Nilai Investasi | Besaran modal atau investasi yang digunakan dalam menjalankan usaha | Rupiah |
| KP | Kapasitas Produksi | Jumlah produk kain tenun yang mampu dihasilkan dalam satu periode produksi | Unit/tahun |
| NP | Nilai Produksi | Total nilai ekonomi dari hasil produksi kain tenun | Rupiah |
| PT | Produktivitas Tenaga Kerja | Tingkat produktivitas tenaga kerja dalam menghasilkan nilai ekonomi dari kegiatan produksi. | Rupiah/orang |
| PM | Produktivitas Modal | Tingkat efektivitas pemanfaatan modal/investasi dalam menghasilkan nilai produksi. | Rupiah/Rupiah |
| RKT | Rasio Kapasitas terhadap Tenaga Kerja | Keseimbangan antara kapasitas produksi dan jumlah tenaga kerja yang terlibat dalam proses produksi. | Unit/orang |
| RMK | Rasio Modal terhadap Tenaga Kerja | Intensitas penggunaan modal yang mendukung setiap tenaga kerja dalam aktivitas produksi. | Rupiah/orang |
| RPK | Rasio Produksi terhadap Kapasitas | Tingkat pemanfaatan kapasitas produksi yang dimiliki dalam menghasilkan output aktual. | - |

| Atribut | Nama Atribut | Deskripsi | Satuan |
|---------|--------------------|--|--------|
| ISU | Indeks Skala Usaha | Skala dan tingkat perkembangan usaha secara umum berdasarkan kombinasi sumber daya dan output usaha. | index |

Sepuluh atribut tersebut digunakan untuk merepresentasikan produktivitas UMKM secara komprehensif, dengan empat atribut utama (TK, NI, KP, dan NP) sebagai input klusterisasi K-Means++ dan atribut lainnya merupakan atribut turunan yang berperan sebagai pendukung analisis dan interpretasi. Sebelum klusterisasi, seluruh atribut numerik dinormalisasi untuk menyeragamkan skala data.

2.3. Tahapan Algoritma K-Means++

Penelitian ini menerapkan algoritma K-Means++ sebagai pendekatan klusterisasi UMKM yang dilaksanakan melalui tahapan proses yang terstruktur. Alur proses algoritma tersebut secara ringkas ditunjukkan pada Gambar 1.

a. Penyiapan *Dataset*

Dataset yang digunakan terdiri dari data UMKM yang merepresentasikan kontribusi ekonomi, seperti jumlah tenaga kerja dan kapasitas produksi, karena atribut tersebut mencerminkan peran UMKM dalam penciptaan lapangan kerja, peningkatan pendapatan, serta penguatan ekonomi lokal sebagaimana ditunjukkan pada penelitian UMKM di Kabupaten Deli Serdang[13].

b. Normalisasi Data

Sebelum proses klusterisasi dilakukan, seluruh atribut numerik dinormalisasi untuk menyamakan rentang nilai antaratribut. Normalisasi bertujuan meningkatkan akurasi pengelompokan pada algoritma K-Means, sebagaimana diterapkan pada penelitian pengelompokan data mahasiswa menggunakan metode normalisasi min-max [14].

c. Penentuan Jumlah Klaster (k)

Jumlah klaster ditentukan sebelum proses inisialisasi *centroid*. Pada penelitian ini digunakan nilai $k=3$ untuk membentuk tiga kelompok UMKM berdasarkan tingkat produktivitas.

d. Inisialisasi *Centroid* Menggunakan K-Means++

Centroid awal ditentukan menggunakan metode K-Means++, yang telah terbukti mampu meningkatkan stabilitas dan kualitas hasil klusterisasi dibandingkan K-Means konvensional [15].

e. Perhitungan Jarak

Tingkat kedekatan antara masing-masing data UMKM dan *centroid* ditentukan melalui perhitungan jarak menggunakan metode Euclidean Distance sebagai dasar penentuan keanggotaan klaster.

f. Penentuan Klaster Terdekat

Setiap data UMKM selanjutnya ditempatkan pada klaster yang memiliki nilai jarak paling kecil terhadap *centroid* yang bersesuaian.

g. Pembaruan *Centroid*

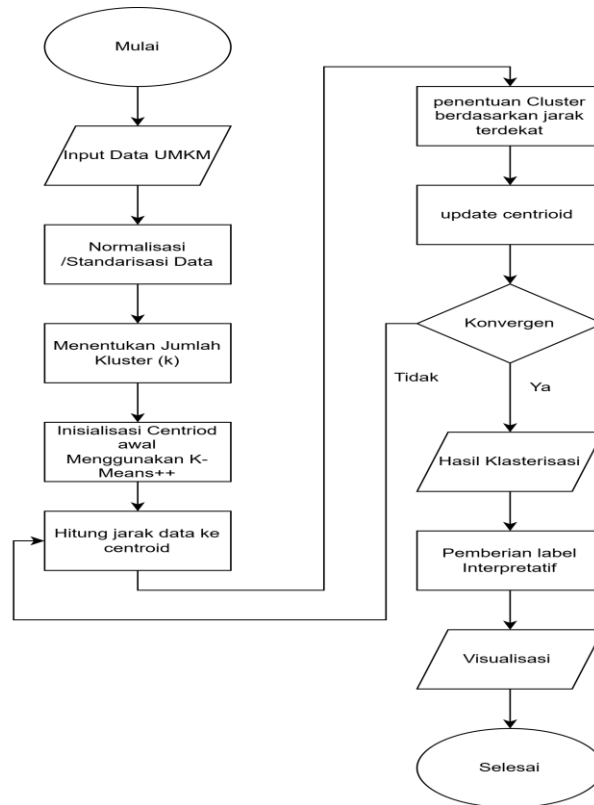
Nilai *centroid* pada setiap klaster diperbarui dengan menghitung rata-rata dari seluruh data yang menjadi anggota klaster terkait.

h. Iterasi hingga Konvergen

Tahapan penghitungan jarak, penentuan klaster, dan pembaruan *centroid* dilakukan secara berulang hingga tidak terjadi perubahan keanggotaan klaster maupun posisi *centroid*, yang menandakan bahwa proses klusterisasi telah mencapai kondisi stabil (konvergen), mengikuti algoritma standar K-Means yang juga diterapkan pada penelitian pengelompokan mahasiswa untuk prioritas bantuan UKT[14].

i. Hasil Klusterisasi

Hasil akhir dari proses klusterisasi berupa pembagian UMKM ke dalam tiga klaster yang stabil dan kemudian diberi label interpretatif, yaitu Produktivitas Rendah, Produktivitas Menengah, dan Produktivitas Padat/Massal, sebagaimana praktik pelabelan klaster dalam penelitian UMKM dan analisis potensi wilayah.



Gambar 1. Flowchart Proses K-Means++

Secara matematis, tahapan klasterisasi dalam penelitian ini dirumuskan menggunakan model perhitungan K-Means++ sebagaimana ditunjukkan pada persamaan berikut. Proses normalisasi data diterapkan dengan metode *min-max normalization* untuk menyeragamkan rentang nilai setiap atribut, sehingga variasi skala tidak memengaruhi hasil perhitungan jarak. Normalisasi dihitung menggunakan Persamaan (1).

$$\chi_n = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (1)$$

Keterangan:

χ_n : Nilai ternormalisasi
 x : Nilai Data
 x_{max} : Nilai data maksimum
 x_{min} : Nilai data minimum

Tahap berikutnya adalah penentuan *centroid* awal menggunakan pendekatan K-Means++, yang dilanjutkan dengan perhitungan jarak antara setiap data dan *centroid* melalui metode Euclidean Distance kuadrat sebagaimana dirumuskan pada Persamaan (2).

$$D^2(x, y) = \left(\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2 \right) \quad (2)$$

Keterangan:

$D^2(x, y)$ merepresentasikan nilai kuadrat dari jarak Euclidean data ke- x dan *centroid* ke- y .
 n menyatakan jumlah keseluruhan data yang digunakan dalam proses klasterisasi.
 x merepresentasikan nilai dari masing-masing data UMKM.
 y merupakan nilai pusat *cluster* (*centroid*).
 i menunjukkan jumlah atribut yang digunakan dalam perhitungan jarak.

Pemilihan *centroid* berikutnya dilakukan berdasarkan probabilitas yang proporsional terhadap kuadrat jarak minimum setiap data ke *centroid* terdekat, sebagaimana dirumuskan pada Persamaan (3).

$$K = \frac{D(x)^2}{\sum_{x \in X} D(x)^2} \quad (3)$$

Keterangan:

$D(x)^2$ menunjukkan nilai kuadrat dari jarak minimum antara data x dan *centroid* terdekat.

$\sum_{x \in X} D(x)^2$ menyatakan akumulasi nilai kuadrat jarak minimum dari seluruh data x yang terdapat dalam himpunan X .

Setelah proses pengelompokan selesai, nilai *centroid* pada masing-masing kluster dihitung ulang berdasarkan rata-rata data yang berada dalam kluster tersebut, sebagaimana dirumuskan pada Persamaan (4).

$$C_k = \left(\frac{1}{n_k}\right) \sum d_i \quad (4)$$

Keterangan:

C_k : Posisi *Centroid* baru untuk kluster

n_k : Nilai jumlah titik data di kluster

$\sum d_i$: Jumlah nilai asli semua titik data di kluster

2.4. Evaluasi Kualitas Klusterisasi

Evaluasi kualitas klusterisasi pada penelitian ini dilakukan menggunakan Davies–Bouldin Index (DBI). DBI merupakan metrik evaluasi kluster internal yang digunakan untuk mengukur kualitas hasil klusterisasi berdasarkan tingkat kekompakan kluster (*intra-cluster*) dan pemisahan antar kluster (*inter-cluster*). Metode ini tidak memerlukan data pembandingan (*ground truth*) sehingga sesuai digunakan pada permasalahan klusterisasi data UMKM.

Nilai Davies–Bouldin Index (DBI) diperoleh dari perbandingan antara tingkat kedekatan data dalam satu kluster dengan jarak pemisah antar *centroid* kluster. Nilai DBI yang semakin kecil mengindikasikan kualitas klusterisasi yang lebih baik, yang tercermin dari tingkat kekompakan kluster dan jarak pemisahan antarkluster yang memadai. Secara matematis, Davies–Bouldin Index dirumuskan sebagai berikut:

$$DBI = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \max_{j \neq i} \left(\frac{S_i + S_j}{M_{ij}} \right) \quad (5)$$

Keterangan:

k jumlah kluster yang dibentuk

S_i nilai rata-rata jarak seluruh data pada kluster ke- i terhadap *centroid*nya

S_j rata-rata jarak data pada kluster ke- j terhadap *centroid* kluster terkait

M_{ij} jarak pemisah antara *centroid* kluster ke- i dan kluster ke- j

Pada penelitian ini, perhitungan nilai Davies–Bouldin Index (DBI) dilakukan berdasarkan hasil klusterisasi algoritma K-Means++ terhadap 150 data UMKM kain tenun. Perhitungan DBI dilakukan menggunakan Google Colaboratory (Python) dengan memanfaatkan pustaka komputasi numerik untuk memastikan keakuratan hasil perhitungan serta efisiensi proses evaluasi. Nilai DBI yang diperoleh selanjutnya digunakan sebagai dasar dalam menilai kualitas klusterisasi yang dihasilkan oleh algoritma K-Means++.

2.5. Sistem Informasi Geografis

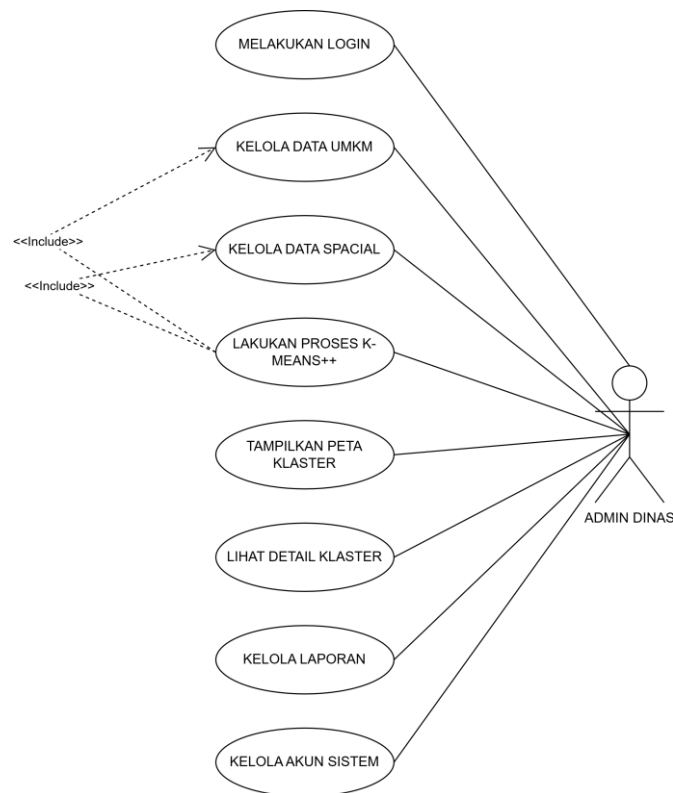
Visualisasi spasial hasil klusterisasi UMKM kain tenun pada penelitian ini dilakukan menggunakan Sistem Informasi Geografis (SIG) sebagai media penyajian dan analisis spasial. Sistem Informasi Geografis (SIG) digunakan untuk menyajikan hasil klusterisasi UMKM yang dihasilkan oleh algoritma K-Means++ dalam bentuk peta tematik berbasis spasial.

Sistem SIG dibangun dengan menggunakan peta dasar sebagai representasi wilayah administrasi, serta lapisan data spasial yang memuat titik koordinat lokasi UMKM hasil proses *geocoding*. Hasil klasterisasi diintegrasikan ke dalam atribut data UMKM dengan penambahan label klaster, kemudian divisualisasikan menggunakan teknik *unique value symbology*.

Setiap klaster direpresentasikan dengan warna marker yang berbeda, yaitu hijau untuk klaster Produktivitas Menengah (PM), merah untuk Produktivitas Rendah (PR), dan kuning untuk Produktivitas Padat/Massal (PP). Penyajian ini bertujuan untuk mempermudah pengguna dalam mengidentifikasi pola persebaran dan perbedaan tingkat produktivitas UMKM secara spasial.

2.6. Use Case Diagram

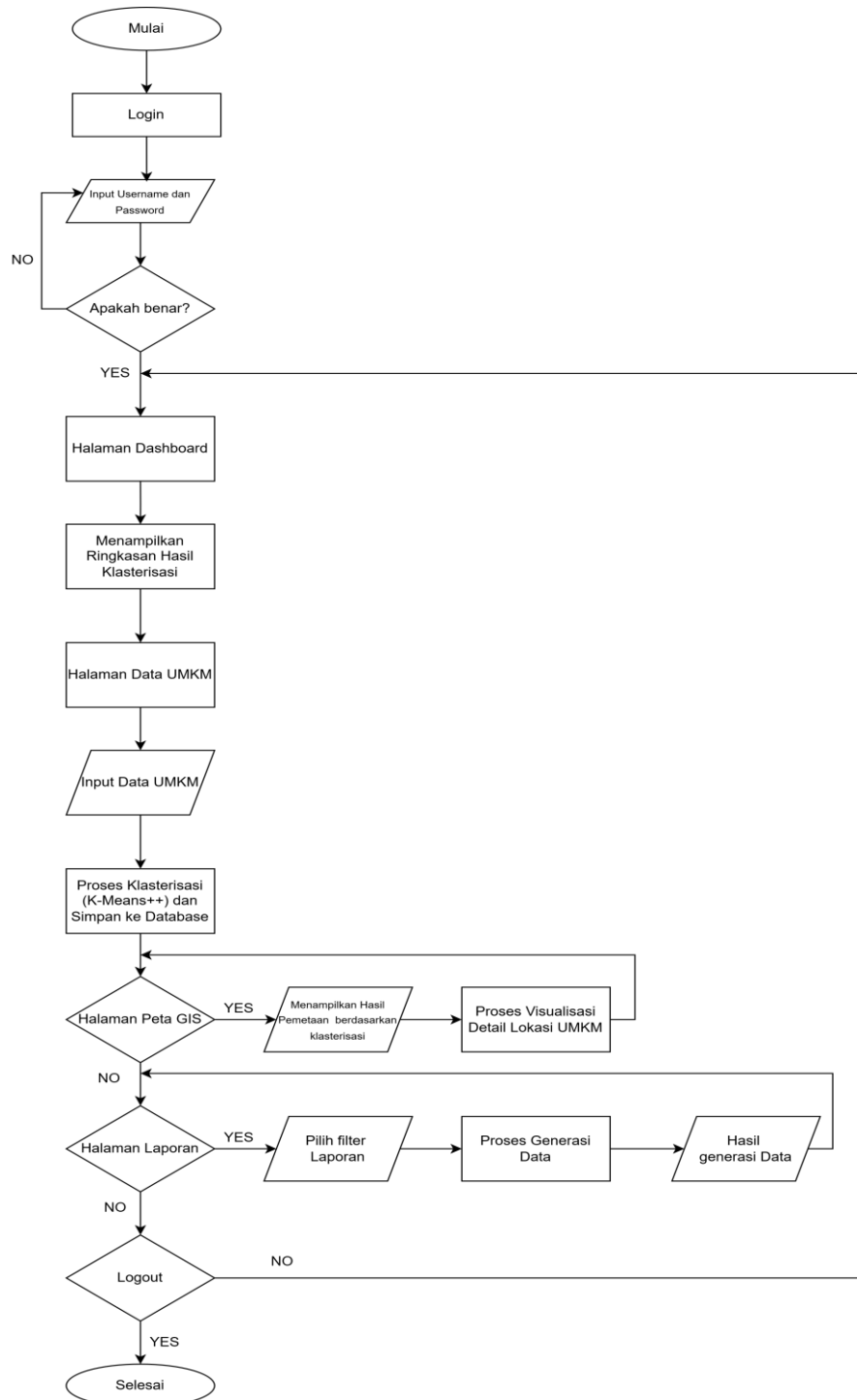
Alur kerja sistem diawali dengan Admin Dinas melakukan *login* untuk mendapatkan akses ke seluruh fungsi. Setelah masuk, admin mengelola data UMKM dan data spasial sebagai dasar proses analisis. Selanjutnya, admin menjalankan proses K-Means++ untuk mengelompokkan UMKM berdasarkan karakteristiknya. Hasil klasterisasi dapat dilihat melalui peta klaster dan detail klaster. Admin juga dapat mengelola laporan hasil analisis serta mengatur akun *user* dalam sistem. Alur interaksi aktor dan fungsi sistem tersebut dimodelkan dalam *Use Case Diagram* yang ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Use Case Diagram

2.7. Flowchart Sistem

Proses penggunaan sistem dimulai melalui halaman autentikasi yang mengharuskan pengguna memasukkan kredensial berupa nama pengguna dan kata sandi. Jika valid, pengguna diarahkan ke *dashboard* yang menampilkan ringkasan data dan hasil klaster K-Means. Dari dashboard, pengguna dapat mengakses Data UMKM untuk mengelola data, Peta SIG untuk melihat sebaran UMKM per klaster, serta Laporan untuk menampilkan atau mencetak rekapitulasi hasil. Pengguna juga dapat memilih *Logout* untuk keluar dari sistem. Alur proses penggunaan sistem tersebut ditunjukkan pada Gambar 3.

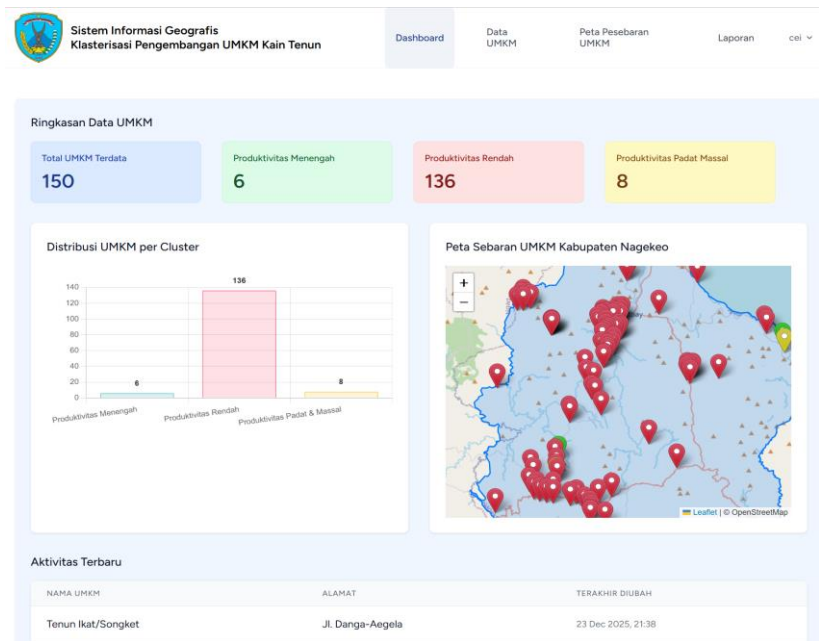


Gambar 3. Flowchart Sistem SIG

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Menu *Dashboard*

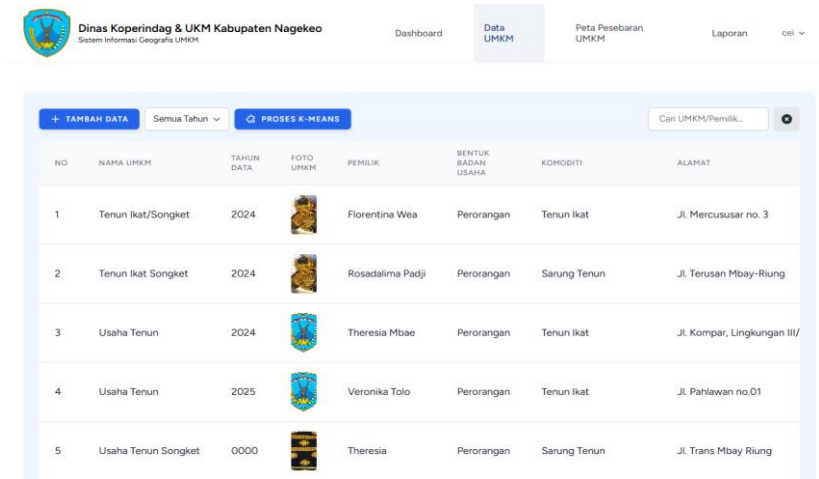
Menu *dashboard* adalah menu pertama setelah *login*, menyajikan grafik distribusi UMKM, ringkasan data, dan peta persebaran UMKM di Kabupaten Nagekeo. Tampilan *dashboard* ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Menu *Dashboard*

3.2 Menu Data UMKM

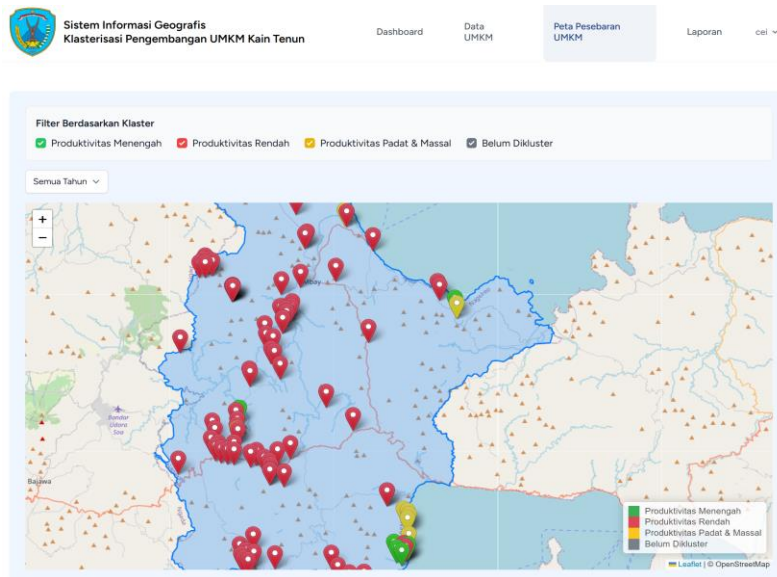
Menu Data UMKM menampilkan daftar UMKM di Kabupaten Nagekeo serta menyediakan fitur untuk menambah, mengedit, dan menghapus data. Selain itu, data yang telah diinput dapat langsung diklasterisasi melalui tombol yang tersedia pada menu ini. Setelah proses klasterisasi berhasil dijalankan, sistem akan otomatis menampilkan hasilnya pada menu peta. Tampilan menu Data UMKM ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Menu Data UMKM

3.3 Menu Peta Pesebaran UMKM

Menu Peta Persebaran UMKM menampilkan lokasi UMKM berdasarkan hasil klasterisasi, di mana setiap UMKM ditandai dengan marker berwarna berbeda sesuai klasternya. Menu ini memudahkan pengguna dalam mengamati pola sebaran serta perbandingan tingkat produktivitas antar UMKM di wilayah penelitian. Selain itu, ketika marker ditekan, sistem akan menampilkan menu detail UMKM yang berisi informasi lengkap mengenai usaha tersebut. Tampilan menu Peta Pesebaran UMKM ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Menu Peta Pebaran UMKM

3.4 Menu Laporan

Menu Laporan menampilkan rekapitulasi hasil klasterisasi UMKM dalam bentuk tabel yang informatif. menu ini berfungsi sebagai sarana evaluasi dan membantu pengambilan keputusan dalam pengembangan UMKM di Kabupaten Nagekeo. Tampilan menu Laporan ditunjukkan pada Gambar 7.

| NO | NAMA UMKM | TAHUN | PEMILIK | ALAMAT | KLASTER |
|----|--------------------------------|-------|-----------------|------------------------|----------------------|
| 1 | Usaha Tenun | 0000 | Modesta Teda | Jl. Koli No. 33b | Produktivitas Rendah |
| 2 | Tenun Ikat | 0000 | Marieta Sena | Jl. Rewo No.7 | Produktivitas Rendah |
| 3 | Tenun Ikat, Bakal Baju | 0000 | Rabeka Ngole | Jl. Purabaya No.23 | Produktivitas Rendah |
| 4 | Tenun Ikat | 0000 | Theresia Sena | Jl. Surabaya No. 55b | Produktivitas Rendah |
| 5 | Tenun Ikat | 0000 | Theresia Dhengi | Jl. Jakarta No.66 | Produktivitas Rendah |
| 6 | Tenun Ikat/Songket Setia Kawan | 0000 | Paskela | Jl. Merbabu No.9 | Produktivitas Rendah |
| 7 | Tenun | 0000 | Nona Nenak | Jl. Bandung No.7 RT 16 | Produktivitas Rendah |
| 8 | Tenun Ikat/Songket | 0000 | Goreti Lili | Jl. Mangga no. 32 | Produktivitas Rendah |
| 9 | Halima Mandar | 0000 | Halima Mandar | Jl. Makasar no.3 | Produktivitas Rendah |

Gambar 7. Menu Laporan

3.5 Analisis Hasil Klasterisasi UMKM

Penerapan algoritma K-Means++ pada sistem dilakukan terhadap 150 data UMKM kain tenun dengan mempertimbangkan empat parameter utama, yaitu jumlah tenaga kerja, nilai investasi, kapasitas produksi, dan nilai produksi. Hasil pengolahan data menunjukkan terbentuknya tiga kelompok klaster, yakni Klaster 1 (C1), Klaster 2 (C2), dan Klaster 3 (C3).

Selain hasil klasterisasi utama yang diperoleh dari sistem, dilakukan pula perhitungan manual terhadap 15 data sampel UMKM sebagai data uji validasi untuk memastikan kesesuaian implementasi algoritma K-Means++ pada sistem. Perhitungan manual ini bertujuan untuk

membandingkan nilai *centroid* akhir yang diperoleh secara manual dengan hasil yang dihasilkan oleh sistem. Ringkasan hasil perhitungan manual tersebut disajikan pada Tabel 2.

Tabel 8. Hasil Perhitungan Manual *Centroid* Akhir (15 Data Sampel)

| Mean Data Nyata | TK | NI | KP | NP |
|-----------------|--------|-----------------|-------|-----------------|
| C1 | 13,5 | Rp3.750.000,00 | 7,50 | Rp8.950.000,00 |
| C2 | 18,0 | Rp20.000.000,00 | 62,00 | Rp81.725.000,00 |
| C3 | 1,6364 | Rp2.472.727,27 | 9,91 | Rp5.281.818,18 |

Berdasarkan hasil perhitungan manual tersebut, Klaster 1 (C1) memiliki rata-rata jumlah tenaga kerja sebesar 13,5 orang, nilai investasi Rp3.750.000, kapasitas produksi 7,50, dan nilai produksi Rp8.950.000. Karakteristik ini menunjukkan tingkat produktivitas yang berada pada kategori menengah, sehingga Klaster 1 dikategorikan sebagai Produktivitas Menengah (PM).

Klaster 2 (C2) menunjukkan karakteristik berupa rata-rata tenaga kerja sebanyak 18 orang, dengan nilai investasi sebesar Rp20.000.000, kapasitas produksi 62, serta nilai produksi mencapai Rp81.725.000. Nilai-nilai tersebut menunjukkan tingkat pemanfaatan sumber daya dan output produksi yang paling tinggi dibandingkan klaster lainnya, sehingga Klaster 2 dikategorikan sebagai Produktivitas Padat/Massal (PP).

Sementara itu, Klaster 3 (C3) memiliki rata-rata jumlah tenaga kerja sebesar 1,63 orang, nilai investasi Rp2.472.727,27, kapasitas produksi 9,91, dan nilai produksi Rp5.281.818,18. Karakteristik ini mencerminkan tingkat pemanfaatan sumber daya dan hasil produksi yang relatif rendah, sehingga Klaster 3 dikategorikan sebagai Produktivitas Rendah (PR).

Hasil perhitungan manual tersebut menunjukkan pola klasterisasi yang konsisten dengan hasil klasterisasi yang dihasilkan oleh sistem, sehingga dapat disimpulkan bahwa implementasi algoritma K-Means++ pada sistem telah berjalan dengan benar. Untuk menilai kualitas klasterisasi secara kuantitatif berdasarkan tingkat kekompakan dan pemisahan antar klaster, hasil klasterisasi utama selanjutnya dievaluasi menggunakan Davies–Bouldin Index (DBI) pada subbab berikutnya.

3.6 Interpretasi Hasil Klaster

Interpretasi hasil klasterisasi UMKM dilakukan berdasarkan karakteristik masing-masing klaster dengan mempertimbangkan nilai atribut utama dan atribut turunan yang secara simultan digunakan dalam proses klasterisasi.

a. Klaster 1 – Produktivitas Menengah (PM)

UMKM pada klaster ini menunjukkan nilai produksi dan nilai investasi yang relatif tinggi dibandingkan klaster lainnya, meskipun jumlah tenaga kerja dan kapasitas produksinya berada pada tingkat menengah. Selain itu, atribut turunan seperti produktivitas tenaga kerja dan efektivitas pemanfaatan modal menunjukkan nilai yang cukup baik, yang mengindikasikan efisiensi dalam penggunaan sumber daya. Karakteristik tersebut mencerminkan UMKM yang mampu menghasilkan nilai ekonomi yang tinggi dengan input yang relatif terbatas serta memiliki orientasi pada peningkatan nilai tambah produk dibandingkan pada peningkatan volume produksi semata. Karakteristik ini menunjukkan bahwa UMKM dalam klaster ini memiliki potensi untuk dikembangkan melalui penguatan aspek manajemen usaha dan strategi pemasaran guna memperluas jangkauan pasar serta meningkatkan daya saing produk.

b. Klaster 2 – Produktivitas Rendah (PR)

Klaster ini didominasi oleh UMKM dengan jumlah tenaga kerja, nilai investasi, kapasitas produksi, dan nilai produksi yang relatif rendah. Atribut turunan, seperti produktivitas tenaga kerja dan rasio pemanfaatan modal, juga menunjukkan nilai yang rendah, yang mengindikasikan bahwa efisiensi operasional UMKM pada klaster ini belum optimal. Kondisi tersebut mencerminkan keterbatasan sumber daya dan skala usaha yang masih kecil, sehingga UMKM dalam klaster ini memerlukan dukungan untuk meningkatkan kinerja produksi dan efisiensi operasional. UMKM pada klaster ini menjadi prioritas untuk penguatan kapasitas dasar usaha,

termasuk peningkatan keterampilan teknis produksi, pendampingan manajemen sederhana, serta dukungan sarana dan prasarana produksi.

c. **Klaster 3 – Produktivitas Padat/Massal (PP)**

UMKM yang tergabung dalam klaster ini memiliki jumlah tenaga kerja dan kapasitas produksi tertinggi dibandingkan klaster lainnya, yang diikuti oleh nilai produksi yang besar. Atribut turunan seperti rasio kapasitas terhadap tenaga kerja dan intensitas produksi menunjukkan nilai yang tinggi, yang mengindikasikan orientasi usaha pada produksi dalam skala besar. Karakteristik tersebut menunjukkan bahwa UMKM dalam klaster ini telah memiliki struktur usaha yang lebih mapan dan berpotensi menjadi penggerak utama produksi kain tenun di wilayah penelitian. UMKM dalam klaster ini berpotensi dikembangkan melalui perluasan akses pasar, peningkatan standar kualitas produk, serta dukungan legalitas dan sertifikasi guna meningkatkan daya saing.

3.7 Evaluasi Kinerja Klasterisasi dengan Davies–Bouldin Index (DBI)

Evaluasi kualitas klasterisasi UMKM pada penelitian ini dilakukan dengan memanfaatkan Davies–Bouldin Index (DBI) sebagai ukuran untuk menilai tingkat kekompakan data dalam setiap klaster serta jarak pemisahan antarklaster yang dihasilkan oleh algoritma K-Means++. Proses perhitungan DBI dilakukan melalui lingkungan Google Colaboratory berbasis Python dengan memanfaatkan hasil klasterisasi terhadap 150 data UMKM kain tenun.

Berdasarkan hasil evaluasi awal, nilai DBI sebelum dilakukan normalisasi data tercatat sebesar 2,0179, sedangkan setelah dilakukan normalisasi menggunakan metode Min–Max nilai DBI menurun menjadi 0,7847. Penurunan nilai tersebut mengindikasikan peningkatan kualitas klasterisasi, yang ditandai dengan klaster yang lebih homogen serta pemisahan antar klaster yang semakin jelas.

Berdasarkan hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa penerapan normalisasi data berpengaruh positif terhadap kualitas hasil klasterisasi. Nilai DBI setelah normalisasi yang lebih kecil dari satu mengindikasikan bahwa algoritma K-Means++ mampu menghasilkan klasterisasi UMKM yang baik dan layak digunakan untuk analisis produktivitas UMKM kain tenun.

3.8 Pengujian Sistem Menggunakan *Black Box*

Pengujian sistem bertujuan memastikan setiap fungsi aplikasi berjalan sesuai kebutuhan pengguna. Metode *Black Box* digunakan dengan fokus pada kesesuaian keluaran sistem terhadap masukan, sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 9. Hasil Pengujian Sistem menggunakan *Black Box*

| Fitur | Aktivitas Pengujian | Hasil yang Diharapkan | Hasil |
|---------------------|--|---|-------|
| Login | Login dengan data yang telah terdaftar | login sukses dan masuk ke halaman <i>Dashboard</i> | Valid |
| | Login dengan data yang belum terdaftar | Tidak dapat melakukan <i>Login</i> | Valid |
| | Login dengan <i>password</i> yang tidak sesuai | Tidak dapat melakukan <i>Login</i> | Valid |
| Dashboard | Verifikasi data yang ditampilkan pada <i>dashboard</i> sesuai dengan data aktual dalam sistem. | Menampilkan data terbaru sesuai dengan data yang baru ditambahkan | Valid |
| Data UMKM | Memasukan Data UMKM | Proses memasukan Data UMKM berhasil dilakukan | Valid |
| | Memilih tahun dan melakukan proses K-Means | Proses K-Means berhasil dilakukan | Valid |
| Peta Pesebaran UMKM | Memilih tahun dan men- <i>checklist</i> klaster yang ingin ditampilkan | Berhasil menampilkan marker peta sesuai tahun dan hasil klaster | Valid |
| | Menekan marker untuk melihat detail data hasil klasterisasi | Berhasil menampilkan halaman detail klasterisasi | Valid |

| Fitur | Aktivitas Pengujian | Hasil yang Diharapkan | Hasil |
|---------|---|--|-------|
| Laporan | Melakukan proses ekspor data | Berhasil melakukan ekspor data dalam bentuk .XLSX | Valid |
| | Melakukan proses filter data sesuai klaster dan tahun | Berhasil menampilkan data sesuai klaster dan tahun | Valid |

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem informasi geografis UMKM kain tenun berbasis web telah berhasil dikembangkan dan mampu memenuhi seluruh kebutuhan fungsional yang dirancang. Penerapan algoritma K-Means++ menghasilkan tiga kelompok klaster produktivitas, yaitu rendah, menengah, dan padat/massal, yang masing-masing memiliki karakteristik berbeda.

Hasil klasterisasi menunjukkan konsistensi antara perhitungan manual dan hasil yang dihasilkan oleh sistem, sehingga implementasi algoritma K-Means++ dinyatakan berjalan dengan baik. Hasil evaluasi klasterisasi menggunakan Davies–Bouldin Index (DBI) setelah proses normalisasi data menunjukkan nilai sebesar 0,7847, yang mengindikasikan bahwa klaster yang dihasilkan memiliki tingkat kepadatan dan pemisahan antar klaster yang baik.

Namun demikian, penelitian ini masih dibatasi oleh jumlah serta cakupan data UMKM yang dianalisis, dan sistem yang dikembangkan belum mendukung pembaruan data secara waktu nyata maupun penyediaan rekomendasi otomatis. Penelitian selanjutnya dapat diarahkan pada perluasan *dataset*, integrasi data secara *real-time*, serta pengembangan modul analisis lanjutan untuk meningkatkan dukungan pengambilan keputusan berbasis sistem informasi geografis.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. C. A. Wikarta and S. Defiyanti, “Pengelompokan UMKM Berdasarkan Kategori Usaha Dan Sebaran Wilayah Di Jawa Barat Dengan Clustering K-Means,” *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 13, no. 3, pp. 494–504, 2025, doi: 10.23960/jitet.v13i3.6889.
- [2] H. Hendrik and T. M. S. Mulyana, “Pemetaan Daerah Berdasarkan Jenis Usaha UMKM Dengan Algoritma K-Means Di Jawa Barat,” *J. Teknol. Informasi, Komputer, dan Apl. (JTika)*, vol. 5, no. 2, pp. 164–172, 2023, doi: 10.29303/jtika.v5i2.223.
- [3] H. Kurniadewi, R. A. Hakim, M. Jajuli, and J. H. Jaman, “Pemetaan UMKM dalam Upaya Pengentasan Kemiskinan dan Penyerapan Tenaga Kerja Menggunakan Algoritma K-Means,” *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 6, no. 2, pp. 113–119, 2022, doi: 10.30871/jaic.v6i2.4227.
- [4] N. R. Saputra and G. Z. Muflih, “Pengelompokan Wilayah Indonesia Berdasarkan Komponen Indeks Pembangunan Manusia Dengan Pendekatan Algoritma K-Means Clustering,” *SKANIKA Sist. Komput. dan Tek. Inform.*, vol. 8, no. 1, pp. 156–167, 2025, doi: 10.36080/skanika.v8i1.3318.
- [5] N. Hendrastuty, “Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma K-Means Clustering Dalam Evaluasi Hasil Pembelajaran Siswa,” *J. Ilm. Inform. dan Ilmu Komput.*, vol. 3, no. 1, pp. 46–56, 2024, doi: 10.58602/jima-ilkom.v3i1.26.
- [6] L. N. Wakhidah, A. K. Zyen, and B. B. Wahono, “Evaluation of Telecommunication Customer Churn Classification with SMOTE Using Random Forest and XGBoost Algorithms,” *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 9, no. 1, pp. 89–95, 2025, doi: 10.30871/jaic.v9i1.8740.
- [7] N. Nugroho and F. D. Adhinata, “Penggunaan Metode K-Means dan K-Means++ Sebagai Clustering Data Covid-19 di Pulau Jawa,” *Teknika*, vol. 11, no. 3, pp. 170–179, 2022, doi: 10.34148/teknika.v11i3.502.
- [8] E. N. Anugrah and A. S. Karim, “Sistem Informasi Geografis UMKM Berbasis Website (Study Kasus Dinas Pariwisata Lampung Tengah),” *IJCCS*, vol. 16, no. 2, pp. 1–5, 2022, [Online]. Available: <https://jurnal.polsri.ac.id/index.php/teknika/article/view/6364>
- [9] M. Muthmainnah, J. Akbar, and V. Ilhadi, “Aplikasi Sistem Informasi Geografis (SIG) Berbasis Web Untuk Pemetaan Persebaran Usaha Mikro Kecil Menengah (UMKM) Di Kota Lhokseumawe,” *Sisfo: Jurnal Ilmiah Sistem Informasi*, vol. 7, no. 2, pp. 1-9, 2023,

- doi: 10.29103/sisfo.v7i2.13917.
- [10] S. Aprudi and M. Murahman, “Sistem Informasi Geografis Pemetaan Umkm Di Kota Lubuklinggau Berbasis Web,” *INTECOMS J. Inf. Technol. Comput. Sci.*, vol. 5, no. 2, pp. 180–185, 2022, doi: 10.31539/intecom.v5i2.4888.
 - [11] F. Firmansyah *et al.*, “Pemetaan UMKM Pasca Pandemi Covid-19 Berbasis Sistem Informasi Geografis (SIG) di Kecamatan Singosari, Kabupaten Malang, Provinsi Jawa Timur,” *Sewagati*, vol. 8, no. 3, pp. 1521–1536, 2024, doi: 10.12962/j26139960.v8i3.517.
 - [12] A. Santoso, Ivan Permana, Edwin Zusrony, and Maya Utami Dewi, “Implementasi Aplikasi digitalisasi Produk UMKM dengan E-Katalog dan GIS secara terpadu untuk Pemetaan dan optimasi penjualan,” *Elkom J. Elektron. dan Komput.*, vol. 15, no. 2, pp. 383–392, 2022, doi: 10.51903/elkom.v15i2.841.
 - [13] M. Qadisyah, “Peran UMKM Dalam Pembangunan Dan Kesejahteraan Masyarakat Kabupaten Blora,” *Manifest J. Manajemen, Ekon. Kewirausahaan dan Investasi*, vol. 1, no. 2, pp. 159–168, 2023, doi: 10.37832/manifest.v1i2.58.
 - [14] M. R. Kusnaidi, T. Gulo, and S. Aripin, “Penerapan Normalisasi Data Dalam Mengelompokkan Data Mahasiswa Dengan Menggunakan Metode K-Means Untuk Menentukan Prioritas Bantuan Uang Kuliah Tunggal,” *J. Comput. Syst. Informatics*, vol. 3, no. 4, pp. 330–338, 2022, doi: 10.47065/josyc.v3i4.2112.
 - [15] H. Li and J. Wang, “Collaborative annealing power k-means++ clustering,” *Knowledge-Based Syst.*, vol. 255, p. 109593, 2022, doi: 10.1016/j.knosys.2022.109593.