

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Astronomi merupakan salah satu cabang ilmu pengetahuan tertua yang terus berkembang hingga saat ini. Ilmu ini mempelajari benda-benda langit, fenomena kosmik, dan alam semesta secara keseluruhan (Carroll & Ostlie, 2017). Cakupan astronomi sangat luas, meliputi pengamatan dan analisis terhadap planet, bintang, galaksi, serta struktur alam semesta yang lebih besar (Seeds & Backman, 2016). Seiring dengan kemajuan teknologi, astronomi modern tidak hanya mengandalkan pengamatan visual, tetapi juga memanfaatkan berbagai instrumen canggih untuk mendeteksi radiasi elektromagnetik dari berbagai panjang gelombang, termasuk radio, inframerah, sinar-X, dan sinar gamma (Karttunen et al., 2007). Perkembangan ini memungkinkan para astronom untuk mempelajari aspek-aspek alam semesta yang sebelumnya tidak terjangkau, mulai dari asal-usul planet hingga evolusi galaksi dan ekspansi alam semesta itu sendiri (Ryden, 2017). Namun semakin pesat perkembangan teknologi dan pertumbuhan penduduk di suatu wilayah, mengakibatkan penurunan kualitas langit malam akibat polusi cahaya.

Menurut International Dark-Sky Association, polusi cahaya adalah penggunaan cahaya buatan yang tidak sesuai atau berlebihan, yang berdampak negatif pada lingkungan sekitar. Contohnya, lampu jalan yang terlalu terang, lampu reklame, dan lampu kendaraan dapat mengganggu pandangan pengemudi, meningkatkan risiko kecelakaan di jalan raya. Secara umum, polusi cahaya disebabkan oleh desain pencahayaan yang kurang optimal, di mana cahaya yang seharusnya fokus pada titik tertentu justru tersebar ke berbagai arah, terbuang percuma, dan mengarah ke langit. Cahaya yang mengarah ke langit ini kemudian dipantulkan kembali oleh atmosfer melalui partikel-partikel seperti debu dan aerosol (Duriscoe et al., 2007). Hal ini menyebabkan efek *sky glow* yang membuat langit malam menjadi lebih terang, sehingga objek langit yang redup tidak dapat teramati. Pada studi sebelumnya telah dijelaskan bahwa kecerahan langit malam

adalah indikator lingkungan utama polusi cahaya dalam skala besar. Semakin rendah polusi cahaya maka semakin baik pula kualitas langit malam (Admiranto et al., 2019).

Seiring berkembangnya suatu wilayah, polusi cahaya juga semakin meningkat, terutama di wilayah perkotaan. Revolusi Industri dan pertumbuhan populasi meningkatkan penggunaan cahaya buatan untuk penerangan luar ruangan, yang mengakibatkan peningkatan kecerahan langit malam dan polusi cahaya (Prastyo & Herdiwijaya, 2019). Pada tahun 2015, Komisi Energi California (California Energy Commission) melaporkan bahwa sekitar 4,054 juta megawatt jam (MWh) listrik, atau sekitar 6% dari total konsumsi listrik, digunakan untuk pencahayaan luar ruangan. Diperkirakan sekitar 30% dari pencahayaan luar ruangan ini berkontribusi langsung pada polusi cahaya (Gallaway et al., 2010). Dampak polusi cahaya tidak hanya mengganggu pengamatan astronomi dengan mengurangi visibilitas bintang dan objek langit lainnya, tetapi juga membawa efek negatif pada ekosistem dan kesehatan manusia (Chepesiuk, 2009).

Menurut International Dark Sky, terdapat empat komponen utama penyebab polusi cahaya. Pertama adalah *glare*, yaitu cahaya buatan yang menyilaukan. Kedua, *sky glow*, yakni cahaya yang tampak di langit perkotaan akibat penggunaan cahaya buatan yang berlebihan. Ketiga, *light trespass*, yaitu cahaya luar yang masuk ke dalam ruangan tanpa diinginkan, mengganggu kenyamanan individu di dalamnya. Terakhir adalah clutter, yaitu kumpulan cahaya yang menyebabkan gangguan penglihatan. Dari keempat komponen ini, *sky glow* adalah faktor utama yang menyebabkan penurunan kualitas langit malam, terutama di area sekitar observatorium (Prastyo & Herdiwijaya, 2018).

Observatorium memiliki peranan penting dalam perkembangan riset dan kajian di bidang astronomi (Butar-Butar et al., 2016). Indonesia telah memiliki dua observatorium penelitian utama yaitu observatorium Bosscha dan Observatorium Astronomi ITERA (IAO), dan satu lagi yang akan beroperasi pada tahun 2024 yaitu Observatorium Nasional Timau. Berdasarkan lokasinya ketiga observatorium tersebut merupakan observatorium *ground-based* yang membutuhkan lokasi dengan intensitas polusi cahaya paling sedikit. Intensitas polusi cahaya berkaitan

erat dengan kecerlangan langit malam yang merupakan faktor utama dalam pengamatan astronomi. Nilai kecerlangan langit malam menggambarkan kondisi suatu langit malam. Ketika nilai kecerlangan langit malam besar maka langit semakin gelap yang menunjukkan tingkat polusi cahayanya rendah, namun ketika nilai kecerlangan langit malam kecil maka langit semakin terang yang artinya tingkat polusi cahayanya semakin tinggi (Admiranto et al., 2019).

Observatorium Bosscha merupakan satu-satunya observatorium terbesar di Indonesia dan telah beroperasi lebih dari 100 tahun. Saat ini kondisi Observatorium Bosscha telah dinyatakan tidak ideal lagi untuk pengamatan astronomi, karena tidak banyak malam cerah dalam setahun (Mumpuni et al., 2017). Sejak akhir tahun 1980, kondisi langit malam di Observatorium Bosscha telah mengalami penurunan kualitas langit malam. Bertambahnya populasi penduduk dan perkembangan kota-kota seperti bertambahnya infrastruktur perkotaan di sekitar observatorium seperti Kota Lembang dan Kota Bandung menjadi penyebab penurunan kualitas langit malam di Observatorium Bosscha (Prastyo & Herdiwijaya, 2018). Selain Observatorium Bosscha beberapa penurunan kualitas langit malam juga terjadi pada observatorium lain seperti Planetarium dan Observatorium DKI Jakarta, serta observatorium-observatorium kecil di Indonesia (Bustari dkk., 2019).

Prastyo & Herdiwijaya, 2019 menganalisis dinamika polusi cahaya di sekitar Observatorium Bosscha dan membandingkannya dengan Observatorium Nasional Timau dengan menggunakan data satelit *Visible Infrared Imaging Radiometer Suite Day/Night Band* (VIIRS-DNB) dari tahun 2013–2017 pada radius 20 KM dari Observatorium Bosscha dan 90 KM dari Observatorium Nasional Timau dengan memanfaatkan *machine learning*. Untuk Observatorium Bosscha diolah menggunakan metode *unsupervised classification* dengan algoritmanya berupa *K-means* yaitu pengelompokan yang didasarkan pada jarak terdekat piksel-piksel sampel terhadap titik-titik pusat gugus atau kelas. Guna menyesuaikan range light pollution dari Observatorium Bosscha namun hasilnya tetap akurat sesuai dengan kondisi faktual maka dipilihlah metode *supervised classification* dengan algoritmanya minimum distance untuk mengolah data Observatorium Nasional Timau. Algoritma minimum distance memiliki cara kerja yang sama dengan

algoritma *K-means* yaitu mengelompokan berdasarkan jarak terdekat piksel- piksel sampel ke titik pusat kelas (Prastyo & Herdiwijaya, 2019).

Penelitian mengenai polusi cahaya juga dapat digunakan untuk menganalisis perubahan ekonomi di suatu perkotaan. Penelitian ini dilakukan dengan menggunakan data night time light dari VIIRS-DNB yang diolah dengan metode dekomposisi berupa *season and trend decomposition using loess* di Kota Puerto Rico setelah dan sebelum adanya Badai Irma dan Mia. Penelitian ini berhasil menangkap variasi musiman dan penurunan kecerahan yang signifikan setelah terjadi badai, yang mengindikasikan bahwa terjadi kerusakan kota dan penurunan ekonomi (Zhao et al., 2020).

Dalam beberapa tahun terakhir, *deep learning* telah menunjukkan kemampuan yang luar biasa dalam menganalisis data citra dan deret waktu. *Deep learning* merupakan subset dari *machine learning* yang menggunakan jaringan saraf tiruan berlapis banyak untuk mempelajari representasi data yang kompleks (LeCun et al., 2015). Salah satu arsitektur *deep learning* yang efektif untuk analisis data deret waktu adalah *Long Short-Term Memory* (LSTM). LSTM adalah jenis Recurrent Neural Network (RNN) yang mampu mempelajari dependencies jangka panjang dalam data sekuensial dengan menggunakan mekanisme gerbang yang mengatur aliran informasi (Hochreiter, 1997). Kemampuan LSTM dalam menganalisis pola temporal membuatnya sangat cocok untuk memprediksi dan menganalisis tren polusi cahaya yang bersifat time series.

Ketika dikombinasikan dengan *Long Short-Term Memory* (LSTM), arsitektur CNN-LSTM dapat menganalisis perubahan temporal dalam data citra satelit dengan lebih komprehensif. CNN berperan dalam ekstraksi fitur spasial dari citra satelit, sementara LSTM memproses sekuens temporal dari fitur-fitur tersebut untuk menganalisis perubahan polusi cahaya dari waktu ke waktu (Shi et al., 2015).

Pada penelitian ini, digunakan arsitektur ConvNeXt, yaitu model *Convolutional Neural Network* (CNN) generasi terbaru yang dirancang khusus untuk mengekstraksi informasi spasial dari citra satelit malam hari. penggunaan arsitektur ConvNeXt dipilih karena model ini menawarkan keseimbangan yang ideal antara akurasi tinggi, efisiensi komputasi, dan kemampuan generalisasi.

ConvNeXt merupakan bentuk modernisasi dari Convolutional Neural Network (CNN) klasik yang diadaptasi dengan prinsip desain terbaru dari Vision Transformer (ViT), seperti penggunaan patchify stem, inverted bottleneck, depthwise separable convolution, dan layer normalization. Perubahan arsitektural tersebut menjadikan ConvNeXt memiliki performa sebanding, bahkan dalam beberapa kasus melampaui Transformer, dengan tetap mempertahankan efisiensi khas CNN. Beberapa studi menunjukkan bahwa ConvNeXt berhasil mencapai akurasi 87.8% pada ImageNet-1K, serta memberikan hasil unggul pada tugas deteksi objek (COCO) dan segmentasi semantik (ADE20K) dibandingkan Swin Transformer. Selain itu, keunggulan utama ConvNeXt terletak pada throughput inference yang lebih tinggi, sehingga lebih cepat dalam proses pelatihan maupun prediksi dibandingkan model Transformer pada kompleksitas yang setara (Liu et al., 2022). Hal ini menjadikan ConvNeXt sangat relevan untuk penelitian akademik yang memerlukan efisiensi waktu komputasi namun tetap mengutamakan akurasi. Lebih lanjut, ConvNeXt terbukti memiliki kemampuan transfer learning yang kuat. Eksperimen fine-tuning menunjukkan bahwa ConvNeXt-Tiny dan varian lain mampu memberikan performa konsisten pada berbagai dataset, bahkan ketika jumlah data latih sangat terbatas. Hal ini memungkinkan penelitian untuk mendapatkan hasil klasifikasi dan ekstraksi fitur yang lebih akurat, efisien, serta relevan dalam konteks akademik dan praktis. Dengan demikian, ConvNeXt menawarkan solusi optimal untuk memaksimalkan hasil penelitian pada data observatorium yang digunakan dalam analisis polusi cahaya.

ConvNeXt menawarkan keunggulan dalam mendeteksi pola spasial yang kompleks melalui struktur modular yang efisien dan fleksibel. LSTM memiliki kemampuan untuk mengingat informasi penting dalam jangka panjang melalui mekanisme gerbang yang terdiri dari *forget gate*, *input gate*, dan *output gate* (Hochreiter, 1997). Mekanisme ini memungkinkan model untuk menangkap pola musiman, tren jangka panjang, dan perubahan mendadak dalam intensitas polusi cahaya yang terekam dalam sekuens citra satelit.

Penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Cahyani menggunakan data yang sama dengan penelitian ini, namun dengan pendekatan metode yang berbeda, yaitu

Time Series Seasonal and Trend Decomposition menggunakan LOESS. Metode ini dikenal dengan kesederhanaannya dalam mengurai pola musiman dan tren pada data deret waktu. Meskipun efektif untuk analisis dasar, metode LOESS cenderung terbatas dalam menangkap kompleksitas dan dinamika yang lebih mendalam pada data, sehingga penelitian ini mencoba mengembangkan pendekatan yang lebih komprehensif untuk mendapatkan pemahaman yang lebih akurat terhadap fenomena yang diteliti.

Penelitian ini menerapkan analisis *clustering* untuk menemukan pola-pola tersembunyi dalam distribusi polusi cahaya. *Clustering* dilakukan terhadap hasil encoding LSTM dengan dua algoritma utama: *K-means* dan HDBSCAN. Keunggulan utama K-Means terletak pada efisiensi komputasinya, di mana kompleksitas waktunya bersifat linear terhadap jumlah data sehingga mampu mengolah dataset berukuran besar dengan cepat (Jain, 2010; Kanungo et al., 2002). Selain itu, hasil pengelompokan yang dihasilkan mudah dipahami, karena setiap cluster direpresentasikan oleh pusat (*centroid*) yang jelas. Penelitian terbaru menunjukkan bahwa K-Means efektif dalam mengklasifikasikan tingkat risiko polusi cahaya di berbagai wilayah, sehingga relevan untuk digunakan dalam kajian serupa (Chen et al., 2023).

Sementara itu, algoritma HDBSCAN (Hierarchical Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise) dipilih karena memiliki kemampuan untuk membentuk kluster secara otomatis berdasarkan kepadatan data (Campello et al., 2013). Hal ini menjadikan HDBSCAN lebih fleksibel terutama ketika jumlah kluster yang optimal belum diketahui sejak awal. Algoritma ini juga mampu mengidentifikasi data yang tidak sesuai dengan kluster mana pun sebagai *noise*, sehingga hasil pengelompokan lebih akurat dan representatif. Kompleksitas waktunya relatif efisien, dan metode ini terbukti lebih stabil dibandingkan DBSCAN dalam menghadapi variasi parameter (McInnes et al., 2017).

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi signifikan dalam pemahaman dan analisis polusi cahaya berbasis *deep learning*, yang pada akhirnya mendukung pengembangan strategi preservasi kualitas langit malam yang lebih efektif. Hasil dari analisis *clustering* diharapkan dapat memberikan kontribusi nyata

dalam memahami distribusi dan tren polusi cahaya secara global, serta menjadi dasar dalam perumusan kebijakan perlindungan langit malam, penataan wilayah sekitar observatorium, maupun perencanaan pembangunan observatorium baru di masa depan. Dengan demikian, penelitian ini menegaskan pentingnya pemanfaatan teknologi *deep learning* dan *clustering* dalam menghadapi tantangan polusi cahaya di sekitar observatorium astronomi.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian latar belakang di atas maka rumusan masalah penelitian ini adalah:

1. Bagaimana model komputasi yang menggunakan *deep learning* dan *clustering* dalam menganalisa trend dan pola musiman polusi cahaya di observatorium itu?
2. Bagaimana model komputasi yang menggunakan *deep learning* dan *clustering* dalam menganalisa perbedaan dan kesamaan trend antar observatorium?
3. Apa saja faktor yang mempengaruhi trend dan perubahan pola musiman di observatorium yang sudah dianalisis itu?
4. Bagaimana perbandingan kinerja metode clustering KMeans dan HDBSCAN dalam mengelompokkan pola trend dan musiman polusi cahaya di observatorium?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini berdasarkan uraian rumusan masalah sebelumnya adalah sebagai berikut:

1. Merancang model komputasi menggunakan *deep learning* dan *clustering* untuk Menganalisis trend dan pola musiman polusi cahaya di observatorium.
2. Mengimplementasikan model komputasi yang sudah dibuat untuk Mengetahui faktor apa saja yang mempengaruhi perubahan trend dan pola musiman polusi cahaya di observatorium menggunakan data citra atau gambar.
3. Melakukan eksperimen dan analisis terkait hasil model komputasi yang sudah dibuat dalam mencari perbedaan dan kesamaan trend polusi cahaya observatorium.

4. Membandingkan hasil *clustering* antara metode KMeans dan HDBSCAN untuk mengetahui metode mana yang lebih efektif dalam menganalisis pola trend dan musiman polusi cahaya di observatorium.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengetahui kualitas observatorium dunia terhadap polusi cahaya dan *early warning system*.
2. Mengidentifikasi persamaan dan perbedaan karakteristik polusi cahaya di berbagai belahan dunia, memberikan wawasan global yang berguna untuk studi komparatif dan pemetaan kawasan terdampak.
3. Menjadi dasar pengambilan kebijakan pengelola observatorium untuk menangani/preventif/pencegahan atas prediksi penurunan kualitas observatorium dikarenakan polusi cahaya.

1.5 Batasan Masalah

Untuk menjaga fokus dan ketepatan penelitian, penelitian ini perlu dibatasi. Mengingat luasnya studi kasus yang diteliti, berikut adalah beberapa batasan yang diterapkan:

1. Data yang digunakan berupa citra satelit *Visible Infrared Imaging Radiometer Suite-Day/Night Band* (VIIRS-DNB) monthly v1.0 dari tahun 2012 hingga 2024 per kuartal dalam radius 50 km dari 53 observatorium.
2. *Clustering* yang dilakukan menggunakan HDBSCAN dan *K-means* serta *Silhouette Score*, *Calinski-Harabasz Index*, dan *Davies-Bouldin Index* sebagai metrik evaluasi.
3. Antarmuka yang dibuat hanya sebatas tampilan pada Kaggle Notebook Editor.
4. Data citra malam VIIRS-DNB yang digunakan bersifat statis (tidak *real-time*) dan diperoleh dalam bentuk raster bulanan. Oleh karena itu, program tidak dapat melakukan secara streaming atau waktu nyata.

1.6 Sistematika Penulisan

Bab ini memaparkan beberapa hal mengenai teori-teori dasar yang mendukung dan berhubungan dengan penelitian ini. Adapun diantara teori - teorinya adalah polusi cahaya, observatorium *machine learning*, *deep learning*, CNN, LSTM, *clustering*.

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini menguraikan tentang permasalahan evaluasi yang sedang terjadi, solusi yang ditawarkan dan harapan penulis terhadap penelitian ini. Selain itu, pada bab ini juga, pada bab ini menguraikan rumusan masalah, tujuan penelitian, batasan masalah, manfaat penulisan dan sistematika penulisan.

BAB II KAJIAN PUSTAKA

Bab ini memaparkan beberapa hal mengenai teori-teori dasar yang mendukung dan berhubungan dengan penelitian ini. Adapun diantara teori-teorinya adalah polusi cahaya, observatorium *machine learning*, *deep learning*, CNN, LSTM, *clustering*.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini membahas mengenai desain penelitian yang akan dilakukan yang akan digunakan sebagai acuan dalam melakukan penelitian ini. Desain penelitian yang dirancang memiliki berbagai tahapan yang perlu dilakukan dimulai dari tahapan studi literatur hingga tahapan terakhir adalah penarikan kesimpulan dari hasil penelitian. Selain itu, pada bab ini juga dibahas mengenai kebutuhan kebutuhan yang perlu dipersiapkan sebelum memulai penelitian, seperti kebutuhan perangkat lunak dan kebutuhan perangkat keras.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini membahas secara mendalam mengenai permasalahan-permasalahan yang sudah diungkapkan dalam rumusan masalah. Adapun yang dibahas yaitu pengumpulan data penelitian, perancangan dan implementasi model komputasi, eksperimen, analisis dan evaluasi hasil penelitian.

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

Pada bab ini berisikan kesimpulan secara keseluruhan yang dibuat dari hasil penelitian yang telah dilakukan. Selain itu, pada bab ini juga akan merumuskan beberapa saran yang dapat digunakan dan diterapkan pada penelitian berikutnya.