

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Pemerintah Indonesia menerapkan Undang-Undang (UU) Nomor 45 Tahun 2009 tentang Perikanan melalui kebijakan ekonomi biru, yang meliputi penangkapan ikan terukur, peningkatan pendapatan dari perikanan tangkap, dan pengembangan budidaya untuk ekspor. Fokusnya adalah mengubah kontrol input menjadi kontrol output untuk keseimbangan ekologi, ekonomi, dan keberlanjutan. Regulasi turunan dari UU Nomor 45 Tahun 2009 yang dikeluarkan oleh Kementerian Kelautan dan Perikanan (KKP) adalah Keputusan Menteri Kelautan dan Perikanan (Kepmen KP) Nomor 19 Tahun 2022 yang mengatur potensi, tangkapan yang diperbolehkan, serta pemanfaatan sumber daya ikan. Regulasi turunan tersebut bertujuan untuk pengelolaan perikanan yang berkelanjutan dan terukur, dengan penekanan pada penangkapan ikan terukur. Pemerintah Indonesia kemudian menindaklanjuti dengan Peraturan Pemerintah (PP) Nomor 11 Tahun 2023 untuk mendukung penangkapan ikan terukur berdasarkan kuota. Penangkapan Ikan Terukur (PIT) adalah kebijakan penangkapan ikan yang didasarkan pada kuota (*catch limit*) dan zona tertentu, di mana jumlah tangkapan dan area penangkapan dibatasi (Trenggono, 2023).

Kementerian Kelautan dan Perikanan (KKP) perlu memantau respons masyarakat terhadap kebijakan PIT melalui *platform* media sosial X (*Twitter*) untuk memudahkan pengumpulan dan analisis data. Pemantauan di X (*Twitter*) ini penting karena opini publik dapat menyebabkan penyebaran informasi keliru yang berdampak pada akurasi. Opini di X (*Twitter*) sering kali mencakup berbagai topik, sehingga memudahkan kita untuk mengidentifikasi isu-isu penting yang sedang dibicarakan oleh masyarakat. Untuk menilai opini masyarakat terkait kebijakan penangkapan ikan terukur, analisis sentimen diperlukan guna mengevaluasi respons terhadap kebijakan ekonomi biru dan memastikan pengelolaan sumber daya perikanan yang berkelanjutan.

Pemahaman terhadap sentimen masyarakat sangat penting dalam keberhasilan kebijakan, karena analisis postingan media sosial dapat memberikan wawasan tentang reaksi masyarakat, agar dapat mendukung komunikasi yang lebih tepat dan pengambilan keputusan yang lebih baik (Angelopoulou, Mykoniatis, dan Smith., 2024). Sangat penting untuk memahami opini publik yang tertuang dalam *tweet* dan media sosial lainnya dengan menggunakan teknik *Natural Language Processing (NLP)* khususnya *sentiment analysis* (Hao dkk., 2023).

Sentiment analysis sebagai teknik dalam NLP digunakan untuk mengevaluasi pendapat, sikap, dan perasaan dari teks secara keseluruhan (Liu, 2014). Teknik ini penting karena memberikan dasar untuk evaluasi dan pengambilan keputusan dengan mengelompokkan polaritas teks dalam kalimat atau dokumen untuk menentukan apakah pendapat bersifat positif, negatif, atau netral (Aliyah dkk., 2020). *Sentiment analysis* pada data tekstual mencakup tiga level yaitu dokumen, kalimat, dan aspek. Keuntungan dari analisis pada level dokumen adalah kemampuannya memberikan gambaran umum polaritas suatu entitas, meskipun tantangannya mencakup volume data yang besar dan potensi adanya opini yang bertentangan (Shirsat dkk., 2017). *Sentiment analysis* dapat dilakukan dengan menggunakan dua pendekatan yaitu *machine learning* dan *lexicon-based* (Medhat dkk., 2014).

Pendekatan *machine learning* khususnya *deep learning* digunakan dalam penelitian ini, tujuannya adalah untuk mendekatkan *machine learning* dengan *artificial intelligence (AI)*. *Deep learning* mencakup berbagai neural network seperti *Convolutional Neural Network (CNN)*, *Deep Belief Networks (DBN)*, dan *Recurrent Neural Network (RNN)* dengan varian *Long Short Term Memory (LSTM)*. Meskipun *neural network* biasa lebih efektif dalam klasifikasi sederhana, perbedaan utama dengan LSTM terletak pada struktur dan fungsinya. *Neural network* biasa memiliki lapisan sederhana tanpa umpan balik dan tidak dapat menyimpan informasi sebelumnya. Sebaliknya, LSTM sebagai jenis RNN dilengkapi dengan sel memori dan gerbang yang memungkinkan penyimpanan informasi jangka panjang, sehingga lebih sesuai untuk data berurutan seperti teks. Meskipun LSTM lebih kompleks dan membutuhkan waktu pelatihan yang lebih lama, ia lebih efektif

dalam mengatasi ketergantungan temporal. LSTM sering dipilih dalam NLP karena akurasi yang lebih tinggi (Hochreiter & Schmidhuber, 1997).

Permasalahan yang dihadapi adalah bahwa LSTM kesulitan menangkap makna konteks dalam data singkat seperti *tweet*, dan tantangan muncul dalam menciptakan *dataset* berkualitas dengan label akurat. Selain itu, karena anggapan LSTM sebagai “*black box*” tersebut menyulitkan dalam pemahaman keputusan, dan dapat menghadapi masalah skalabilitas serta kesulitan dengan urutan yang sangat panjang. Model ini berisiko *overfitting* jika data pelatihan tidak beragam serta sulit diintegrasikan dengan metode lain seperti *topic modeling* menggunakan *Latent Dirichlet Allocation* (LDA).

LDA adalah metode statistik yang menganalisis distribusi kata dalam teks untuk mengidentifikasi topik tersembunyi, memahami pola dan hubungan data, serta digunakan untuk pengelompokan dan peringkasan dokumen. LDA digunakan untuk menemukan korelasi makna dalam dokumen dan ontologi (Lee dkk., 2021). Metode LDA menghasilkan representasi kata yang dipandu oleh konteks dan mengidentifikasi topik (Ding dkk., 2019). Namun, model LDA tradisional kesulitan mengekstraksi konsep dan beradaptasi dengan korpora yang berkembang (Sassi, Tissaoui, dan Chbeir., 2022). Penerapan ekstensi seperti LEOnto+ dalam metode LDA berguna untuk mengurangi dimensi dan menciptakan hubungan semantik antara topik dan kata melalui distribusi probabilitas (Rishel dkk., 2007), meningkatkan kemampuan LDA dalam memahami korelasi makna dan memperkaya teks dengan ontologi (Huang dkk., 2019).

Pertanyaan yang muncul dalam penelitian ini adalah bagaimana cara mengintegrasikan LSTM dengan LDA untuk meningkatkan akurasi analisis sentimen. Integrasi tersebut dapat dilakukan dengan memanfaatkan LDA untuk mengidentifikasi topik dalam dataset teks, lalu menggabungkan hasilnya dengan fitur teks dari embeddings sebelum dimasukkan ke model LSTM. Selanjutnya, evaluasi kinerja model dilakukan untuk meningkatkan akurasi analisis sentimen. Kombinasi LDA dan LSTM ini dapat memperbaiki pemahaman terhadap konteks dan nuansa sentimen, serta menghasilkan model analisis sentimen yang lebih akurat dan efektif.

Dengan memanfaatkan beragam pendapat masyarakat, KKP dapat merumuskan kebijakan yang lebih tepat melalui metode analisis sentimen LSTM dan pemodelan topik LDA. Maka dari itu, penelitian ini berjudul “Penerapan Metode LDA – LSTM dalam Analisis Sentimen Respons Masyarakat terhadap Kebijakan Penangkapan Ikan Terukur”.

1.2. Tujuan Penelitian

Berdasarkan permasalahan tersebut, maka tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut :

- a. Mengintegrasikan LDA ke dalam LSTM untuk meningkatkan akurasi analisis sentimen melalui identifikasi topik dan penggabungan fitur teks dari *embedding*, serta mengevaluasi kinerja model untuk memahami konteks dan nuansa sentimen demi menghasilkan model yang lebih akurat dan efektif.
- b. Memberikan saran kepada pengambil kebijakan untuk memperbaiki kebijakan penangkapan ikan terukur berdasarkan hasil analisis sentimen dari penelitian ini, sehingga mereka dapat membuat kebijakan yang lebih efektif.

1.3. Manfaat Penelitian

Berdasarkan tujuan penelitian tersebut, maka manfaat dari penelitian ini adalah :

- a. Dengan memadukan LSTM dan LDA, penelitian ini dapat meningkatkan akurasi analisis sentimen, sehingga hasil analisis lebih dapat diandalkan.
- b. Evaluasi kinerja model membantu dalam memahami konteks dan nuansa sentimen, yang penting untuk analisis yang lebih mendalam.
- c. Hasil analisis sentimen dapat memberikan saran yang berguna bagi perancang kebijakan, khususnya dalam memperbaiki kebijakan penangkapan ikan terukur, sehingga kebijakan yang dihasilkan menjadi lebih efektif.
- d. Penelitian ini juga berkontribusi pada pengembangan metodologi dalam analisis sentimen, menjadi referensi bagi penelitian selanjutnya.