

Klasifikasi Emosi Lirik Lagu dengan Long Short-Term Memory dan Word2Vec

I Putu Diska Fortunawan¹, Ngurah Agus Sanjaya ER²

Program Studi Informatika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,
Universitas Udayana
Jalan Raya Kampus Udayana, Bukit Jimbaran, Kuta Selatan, Badung, Bali Indonesia
¹diskafortunawan@gmail.com
²agus_sanjaya@unud.ac.id

Abstract

This research focuses on the classification of emotions in song lyrics using LSTM (Long Short-Term Memory) and Word2Vec embedding. Emotion classification in lyrics plays a crucial role in music recommendation systems, sentiment analysis, and understanding the affective aspects of music. The study explores the effectiveness of LSTM, a type of recurrent neural network (RNN), in capturing the sequential dependencies and patterns in lyrics, combined with Word2Vec embedding to represent the semantic meaning of words. The dataset consists of a collection of song lyrics labeled with 2 emotions. The lyrics are preprocessed and converted into word vectors using the Word2Vec model. The LSTM model is then trained on the preprocessed lyrics data, aiming to predict the corresponding emotion category for a given set of lyrics. Experimental results demonstrate that the proposed approach achieves a maximum accuracy of 72.8% in classifying emotions in song lyrics. The LSTM model leverages the sequential information in the lyrics to capture the emotional context effectively. The Word2Vec embedding enhances the representation of words, allowing the model to understand the semantic relationships between words and better discriminate between different emotional categories.

Keywords: Text Processing, Classification, LSTM, Word2Vec

1. Pendahuluan

Kebanyakan orang mendengarkan lagu tidak hanya berdasarkan genre favoritnya saja, namun juga berdasarkan mood atau emosi yang sedang dirasakan. Lagu sering diklasifikasi berdasarkan genrenya, namun belum banyak klasifikasi lagu yang dikategorikan berdasarkan emosi dari lagu menggunakan lirik dari lagu tersebut. Lirik lagu mencerminkan pengalaman dan perasaan manusia yang mendalam, sehingga menganalisis emosi dalam lirik lagu dapat memberikan wawasan yang berharga tentang ekspresi dan persepsi emosi dalam konteks musik. Dalam penelitian ini, penelitian dipusatkan pada penggunaan metode Deep Learning, khususnya Long Short-Term Memory (LSTM), untuk melakukan klasifikasi emosi dalam lirik lagu. LSTM adalah jenis arsitektur jaringan saraf rekuren yang terkenal karena kemampuannya dalam mempelajari dan mengingat informasi sepanjang urutan data [1]. Penelitian ini juga menggabungkan LSTM dengan metode embedding Word2Vec untuk menghasilkan representasi vektor kata yang kaya dalam lirik lagu. Pada penelitian ini, kami ingin mengetahui performa dari klasifikasi emosi lirik lagu dengan menggunakan LSTM dan Word2vec. Dengan penelitian ini diharapkan dapat menjadi landasan dan referensi bagi penelitian-penelitian selanjutnya dalam ruang lingkup yang sama

2. Metode Penelitian

2.1 Pengumpulan Data

Data yang akan digunakan adalah data lirik lagu saja tanpa menggunakan audio dari lagu, data diambil dari Genius, sedangkan untuk kumpulan lagu yang akan diambil liriknya ditentukan melalui playlist Spotify "senang&Bahagia" yang berisikan lagu lagu yang ceria dan playlist "nangis

dah” yang berisikan kumpulan lagu-lagu sedih yang merupakan kebalikan dari emosi Bahagia. Data yang digunakan hanya memiliki label “Bahagia” dan “sedih” dengan nilai 1 pada label jika merupakan lagu Bahagia dan nilai 0 jika merupakan lagu sedih.

2.2 Preprocessing

Setelah data didapatkan dan dikumpulkan, perlu dilakukan preprocessing sebelum data siap untuk dijadikan sebagai data training. Proses ini akan menghilangkan noise atau data yang sekiranya tidak penting dan tidak diperlukan. Tahapan preprocessing yang dilakukan adalah:

a. Case Folding

Pada tahapan ini, jika ditemukan character yang merupakan uppercase maka character ini akan diubah menjadi lowercase

b. Punctuation Removal

Proses ini menghilangkan/menghapus tanda baca yang ada pada lirik lagu seperti koma(,), titik(.) dan tanda baca lain yang tidak diperlukan dalam proses.

c. Normalization

Tahapan ini akan mengubah kata-kata yang merupakan bahasa gaul ataupun bahasa yang tidak baku ke dalam bentuk bakunya.

d. Stemming

Menghilangkan imbuhan pada kata, imbuhan ini termasuk awalan, sisipan, maupun akhiran. Sehingga kata menjadi kata dasar.

e. Stopword Removal

Menghilangkan kata-kata yang sering muncul yang bersifat umum atau tidak memiliki makna terhadap kalimat.

f. Tokenization

Kalimat akan dipecah menjadi bagian yang lebih kecil yaitu kata.

2.3 Word2Vec Embedding

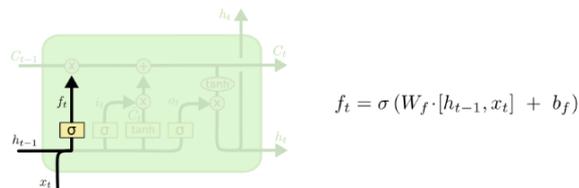
Untuk mengerti lebih dalam mengenai konteks yang ada dalam lirik lagu, kita memerlukan word embedding khususnya Word2Vec. Word2Vec dapat memecahkan masalah mewakili hubungan kata kontekstual dalam ruang fitur yang dapat dihitung [2]. Metode Word2Vec berfokus pada ide bahwa kata-kata yang sering muncul bersama memiliki kesamaan makna atau konteks. Word2Vec memanfaatkan data teks yang besar untuk melatih model yang dapat menghasilkan representasi vektor kata-kata tersebut. Ada 2 argumen yang akan digunakan yaitu `max_input_length` dan `embed dimension`.

2.4 Long Short-Term Memory (LSTM)

LSTM merupakan salah satu contoh model RNN (Recurrent Neural Network). LSTM dapat bekerja lebih baik dibandingkan RNN karena LSTM dapat mengatasi masalah vanishing gradient yang ditemukan pada RNN [3]. Masalah ini diatasi dengan menggunakan blok memory-cell yang terdiri dari input gate, forget gate dan output gate untuk mengganti lapisan RNN [4]. LSTM memiliki koneksi berulang atau struktur yang seperti rantai Fungsi-fungsi tiap gate pada LSTM adalah:

a. Forget Gate

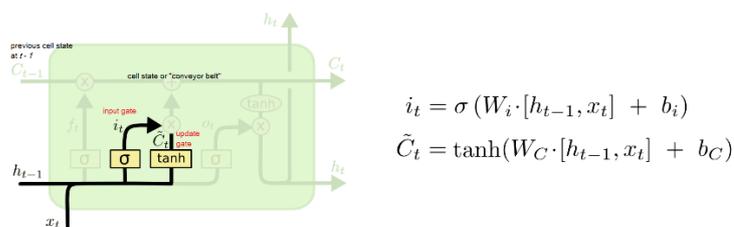
Gerbang ini bertugas untuk melupakan beberapa informasi yang tidak relevan dan sudah tidak diperlukan oleh sebuah sistem. Alhasil, LSTM dapat menyajikan kumpulan informasi yang lengkap, tetapi tetap aktual sesuai dengan kebutuhan.



Gambar 1. Forget gate [5]

Untuk menentukan apakah informasi dari state sebelumnya disimpan atau tidak, ditentukan dengan fungsi sigmoid, fungsi ini akan menghasilkan f_t antara 0 dan 1. Jika dihasilkan 0 maka semua informasi akan dilupakan, sebaliknya jika dihasilkan 1 maka tidak ada informasi yang dilupakan.

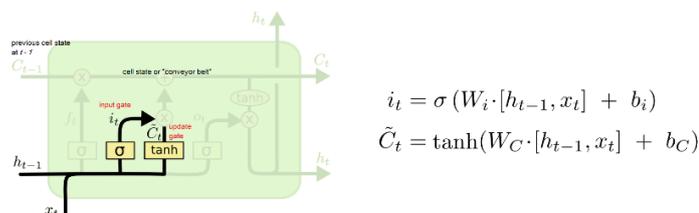
b. Input Gate



Gambar 2. Input Gate [5]

Tugas input gate adalah untuk menambahkan informasi yang sebelumnya telah diseleksi terlebih dahulu melalui gerbang forget gate. Gerbang ini tidak dimiliki oleh RNN yang hanya memungkinkan satu input data untuk satu output data. Dalam input gate kemudian dikenal istilah input modulation gate. Sesuai namanya, input modulation gate berfungsi untuk memodulasi informasi yang ada, sehingga dapat mengurangi kecepatan konvergensi dari data zero-mean. Pada gate ini juga diaplikasi fungsi sigmoid yang juga akan memiliki nilai antara 0 dan 1. Sekarang informasi baru yang perlu diteruskan ke state cell adalah fungsi dari state tersembunyi pada timestamp t-1 sebelumnya dan masukan x pada timestamp t. Fungsi aktivasi di sini adalah tanh. Karena fungsi tanh, nilai informasi baru akan berada di antara -1 dan 1. Jika nilai N_t negatif, informasi dikurangi dari keadaan sel, dan jika nilainya positif, informasi ditambahkan ke state cell pada timestamp saat ini.

c. Output Gate



Gambar 3. Output Gate [5]

Output gate menjadi gerbang terakhir untuk menghasilkan informasi data yang komplet dan aktual. Gerbang ini bisa menjadi yang terakhir atas sebuah informasi atau hanya menjadi bagian dari tahap pertama saja, sebelum akhirnya informasi akan diproses lewat input gate di sel berikutnya. Perhitungan pada output gate juga sangat mirip dengan gate-gate sebelumnya, nilainya juga akan berada diantara 0 dan 1. Untuk menghitung status hidden state saat ini, digunakan Ot dan tanh dari cell state yang diperbarui.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Data Understanding

Data yang digunakan diperoleh dari Genius, data yang digunakan hanyalah data teks, yaitu lirik lagu itu sendiri tanpa menggunakan data audio dari lagu. Dataset yang digunakan berjumlah 90 lagu dengan label 1 yang berarti lagu bahagia, sedangkan label 0 yang merupakan lagu sedih, Setiap label terdiri dari masing masing 45 lagu. Data yang dikumpulkan dapat dilihat pada Gambar 4.

```

    Pengambilan Data
    lyrics
    0 Sandarkan lelahmu dan ceritakan Tentang apapu...
    1 Menyesal, tak kusampaikan Cinta monyetku ke K...
    2 Kapan terakhir kali kamu dapat tertidur tenan...
    3 Salahkah bila ku mencinta Salahkah bila semua ...
    4 Kuingin cinta hadir untuk selamanya Bukan han...
    ..
    85 Biar aku sentuhmu Berikan ku rasa itu Pelukmu ...
    86 Hujan tak juga reda Ku harus menyaksikan cinta...
    87 Belum sempat ku membagi Kebahagia-anku Belum s...
    88 Pedihnya tanya yang tak terjawab Mampu menjat...
    89 Jika wangimu saja bisa Memindahkan duniaku Ma...
    
```

Gambar 4. Hasil Pengambilan Data

3.2. Data Preprocessing and Preparation

Data yang telah didapatkan tadi kemudian dikenakan preprocessing sebelum diproses lebih lanjut rincian tahapannya dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Preprocessing data

Tahapan	Hasil
Data Awal	Menari bersamaku Temani hingga akhir waktu Jalani bersamaku Kau pasti 'kan bahagia Kutemani dirimu Di setiap perjalanan cinta
Case Folding	menari bersamaku temani hingga akhir waktu jalani bersamaku kau pasti 'kan bahagia kutemani dirimu di setiap perjalanan cinta

Tahapan	Hasil
Normalization	menari bersamaku temani hingga akhir waktu jalani bersamaku kau pasti akan bahagia kutemani dirimu di setiap perjalanan cinta
Punctuation Removal	menari bersamaku temani hingga akhir waktu jalani bersamaku kau pasti akan bahagia kutemani dirimu di setiap perjalanan cinta
Stemming	menari bersama teman hingga akhir waktu jalani bersama kau pasti akan bahagia teman kamu setiap jalan cinta
Stopword Removal	menari bersama teman hingga akhir jalani bersama bahagia teman kamu setiap jalan cinta
Tokenization	menari, bersama, teman, hingga, akhir, jalani, bahagia, kamu, setiap, cinta

Setelah dilakukan tokenization ditemukan sebanyak 1686 kamus data atau jumlah kata unik dari lirik lagu yang telah dikumpulkan. Setelah itu, data akan dibagi menjadi data latih dan data uji, data uji diambil dari 20% dataset yang telah didapatkan

3.3. Model LSTM

Pemodelan diawali dengan melakukan penambahan lapisan embedding untuk mengubah kata ke dalam bentuk vector dengan $\text{max_input_length} = \text{jumlah unique word}$, serta $\text{embed dim} = 100$. Digunakan pula 2 layer LSTM dengan unit masing masing sebanyak 64 unit dan dropout rate 0.1 Detail dari model yang digunakan adalah sebagai berikut:

Tabel 2. Model LSTM

Layer	Jumlah	Addition
Embedding		$\text{Max_input_length} = 1686$, $\text{embed dim} = 100$
LSTM	64 Unit	Dropout Rate = 0.1
LSTM	64 Unit	Dropout Rate = 0.1
Dense	1 Unit	Activation = sigmoid

3.4. Evaluasi Model

Training dilakukan sebanyak 3 kali dengan epoch dan jumlah data yang berbeda-beda, seperti pada tabel berikut:

Tabel 3. Hasil Training

Keterangan	Hasil
Epoch 50 dataset 60	52.6%
Epoch 100 dataset 90	68.3%
Epoch 50 dataset 60	58.8%
Epoch 100 Dataset 90	72.8 %

4. Kesimpulan

Dari Penelitian yang telah dilakukan, didapatkan hasil akurasi tertinggi yaitu 72.8 %, nilai tersebut akan berubah sesuai dengan perubahan hyperparameter. Akurasi dapat ditingkatkan dengan menambah dataset dan clean

Daftar Pustaka

- [1] Wang, J.H., Liu, T.W., Luo, X. and Wang, L., 2018, October. An LSTM approach to short text sentiment classification with word embeddings. In Proceedings of the 30th conference on computational linguistics and speech processing (ROCLING 2018) (pp. 214-223).
- [2] Sari, W.K., Rini, D.P., Malik, R.F. and Azhar, I.S.B., 2020. Multilabel Text Classification in News Articles Using Long-Term Memory with Word2Vec. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 4(2), pp.276-285.
- [3] Nugroho, K.S., Akbar, I. and Suksmawati, A.N., 2023. Deteksi Depresi dan Kecemasan Pengguna Twitter Menggunakan Bidirectional LSTM. arXiv preprint arXiv:2301.04521.
- [4] Fajri, F.N. and Syaiful, S., 2022. Klasifikasi Nama Paket Pengadaan Menggunakan Long Short-Term Memory (LSTM) Pada Data Pengadaan. *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, 4(3), pp.1625-1633.
- [5] Eddine, B.C. (2021) LSTM Model for the Prediction of PM2.5 Concentration in city of Algiers.