PROPOSAL

IMPLEMENTASI ALGORITMA NEURAL MACHINE TRANSLATION PENERJEMAH BAHASA DAERAH MUNA KE BAHASA INDONESIA BERBASIS ANDROID

Diajukan Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat Memperoleh Gelar Sarjana Teknik



HADIKUL JABIL E1E120009

JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS HALU OLEO
KENDARI
2024

BABI

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Indonesia, dengan keberagaman budaya dan linguistiknya, memiliki berbagai bahasa daerah yang berfungsi sebagai sarana komunikasi dalam lingkungan masyarakat setempat. Sekitar 652 bahasa daerah di Indonesia telah diverifikasi oleh Badan Pengembangan dan Pembinaan Bahasa Kementerian Pendidikan dan Kebudayaan (Badan Bahasa Kemendikbud). Berdasarkan sumber dari Summer Institute of Linguistik terdapat 719 bahasa daerah di Indonesia, dimana dari jumlah tersebut, sekitar 707 bahasa daerah masih aktif digunakan (Abdurrahman dkk., 2023)

Salah satu bahasa daerah yaitu bahasa Muna, digunakan oleh masyarakat di daerah Muna, Sulawesi Tenggara. Meskipun bahasa Muna memegang peranan penting dalam identitas budaya dan warisan lokal, terbatasnya sumber daya untuk mendukung pembelajaran dan pemahaman bahasa ini dapat menimbulkan masalah berkelanjutan.

Seiring dengan perkembangan zaman dan moderenisasi di lingkungan masayarakat di Kota Raha, Kabupaten Muna terkhusunya anak-anak dan remaja yang masih jarang di biasakan atau mendapatkan pembelajaran mengenai bahasa daeran Muna baik secara formal ataupun tidak formal dari lingkungan keluarga dan sekolahnya, mengakibatkan kurangnya penutur bahasa daerah Muna saat ini (Abdurrahman dkk., 2023)

Kurangnya dialog antara orang tua dan anak menjadi salah satu faktor yang menyebabkan bahasa daerah ini tidak terwariskan ke generasi muda di Kabupaten Muna khususnya dia daerah Kota Raha. Menurut Kepala Kantor Bahasa Sulawesi Tenggara, tujuh dari sembilan bahasa daerah di provinsi Sulawesi tenggara terancam punah akibat sejumlah faktor. Tujuh bahasa daerah tersebut yakni Bahasa Ciacia, Bahasa Culambacu, Bahasa Lasalimu Kamaru, Bahasa Kulisusu, Bahasa Moronene, Bahasa Muna, dan Bahasa Tolaki.

Seiring dengan kemajuan teknologi, aplikasi penerjemah atau *translator* otomatis telah menjadi sarana efektif untuk mengatasi hambatan komunikasi

lintas bahasa. Salah satu pendekatan terkini yang memperlihatkan kemajuan signifikan adalah penggunaan algoritma *Neural Machine Translation* (NMT). *Neural Machine Translation* menggunakan jaringan saraf untuk memahami dan menerjemahkan teks dari satu bahasa ke bahasa lain dengan tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan metode tradisional.

NMT bergantung pada banyak komponen dan metode, namun yang paling banyak digunakan adalah *Recurrent Neural Network* (RNN). RNN memiliki kemampuan untuk mengolah rangkaian data, seperti teks, yang pada dasarnya berupa rangkaian kata. Model RNN digunakan dalam berbagai tugas *Natural Language Processing* (NLP) seperti teks klasifikasi, pengenalan suara, sistem tanya jawab, dan terjemahan teks. Ada dua jenis RNN yang berbeda: *Long Short-Term Memory* (LSTM) dan *Gate Recurrent Unit* (GRU), perbedaan di antara keduanya terletak pada struktur unit memorinya (Fauziyah dkk., 2022).

Penelitian ini mengusulkan pendekatan NMT pada mesin penterjemahkan kalimat Bahasa Muna ke Bahasa Indonesia menggunakan arsitektur *Encoder-Decoder* untuk memproses kata masukan pada mesin penterjemah dan mekanisme tambahan yaitu *Attention Mechanism* (Al-Ibrahim dan Duwairi., 2020).

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sebuah aplikasi translator menggunakan algoritma *Neural Machine Translation* untuk menerjemahkan teks dari Bahasa Muna ke Bahasa Indonesia, karena dengan sumber daya terjemahan yang terbatas seperti bahasa Muna ini akan efektif bila menggunakan algoritma *Neural Machine Translation* (Al-Ibrahim dan Duwairi., 2020).

Aplikasi ini diharapkan dapat menjadi solusi yang efisien dan efektif untuk memfasilitasi komunikasi lintas bahasa, mendukung pelestarian bahasa daerah, dan memberikan akses informasi yang lebih luas bagi masyarakat yang berbicara bahasa Muna. Dengan demikian, penelitian ini mendukung upaya pelestarian keanekaragaman bahasa dan budaya di Indonesia melalui pemanfaatan teknologi terkini.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang permasalahan yang telah diuraikan di atas, dapat dirumuskan permasalahan antara lain:

- Bagaimana merancang dan membangun aplikasi translate bahasa daerah Muna ke bahasa Indonesia berbasis Android.
- 2. Bagaimana mengimplementasikan algorima *Neural Machine Translation* pada aplikasi *translate* bahasa daerah Muna ke bahasa Indonesia berbasis *Android*.

1.3 Batasan Masalah

Adapun batasan masalah penelitian ini yaitu:

- Pengembangan ini difokuskan untuk menterjemahkan bahasa daerah Muna ke bahasa Indonesia.
- 2. Penelitian ini terbatas pada penggunaan algoritma *Neural Machine Translation* (NMT) sebagai basis aplikasi translator.
- 3. Penelitian ini akan membatasi evaluasi terhadap akurasi terjemahan antara bahasa Muna dan bahasa Indonesia.
- 4. Bahasa daerah Muna yang di terjemahkan menggunakan dialog bahasa Muna standar.
- Jumlah kalimat yang digunakan dalam data penelitian ini menggunakan 1500 kalimat yang terdiri dari 750 bahasa Indonesia dan 750 bahasa daerah Muna.
- 6. Minimal versi *Android* yang digunakan adalah versi 6.0.1 (*Marshmallow*).

1.4 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan dalam penelitian ini, yaitu:

- Untuk merancang dan membangun sebuah aplikasi *translate* bahasa daerah Muna ke bahasa Indonesia berbasis *Android*.
- 2. Untuk membuat media belajar bahasa daerah Muna untuk masyarakat khususnya pelajar.

1.5 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dalam penelitian ini, yaitu:

- Dapat merancang dan membangun sebuah aplikasi *transalate* bahasa daerah Muna ke bahasa Indonesia berbasis *Android*.
- 2. Dapat menyediahkan medai belajar bahasa daerah muna untuk masyarakat khususnya pelajar.

1.6 Sistematika Penulisan

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini berisi tentang latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, sistematika penulisan dan tinjauan pustaka.

BAB II LANDASAN TEORI

Bab ini berisi pengertian-pengertian dan teori-teori yang menjadi acuan dalam pembuatan Analisa dan pemecahan dari permasalahan yang dibahas meliput *Neural Machine Transalation* (NMT), Mobile Network V1 (MobileNetV1), Residual Network 18 (ResNet18), Android, Flask, Flowchart, *Unified Modeling Language* (UML) dan pendukung lainnya.

BAB III METODE PENELITIAN

Bab ini memuat metodologi penelitian yang meliputi metode pengumpulan data, uraian metode *Neural Machine Translation* (NMT) untuk pengembangan sistem dan uraian waktu penelitian.

1.7 Tinjauan Pustaka

Ada beberapa jurnal yang digunakan untuk menyusun proposal penelitian ini yang membahas mengenai bahasa daerah muna, algoritma *Neural Machine Translation*, arsitektur *Recurrent Neural Network dan* pengujian *Bilingual Evaluation Understudy* (BLEU) *score*.

Tabel 1.1 Tinjauan Pustaka

| Judul | Hasil | |
|--|--|--|
| Neural Machine Translation from Jordanian Dialect to Modern Standard Arabic | (Al-Ibrahim dan Duwairi., 2020) Pada penelitian ini mendapatkan tingkat akurasi secara spesifik untuk dataset kata (W2W) adalah 91,3%, dan untuk dataset kalimat (S2S) sebesar 63,2%. | |
| Penerjemah Kalimat Bahasa lampung- Indonesia Dengan Pendekatan Neural Machine Translation Berbasis Attention | (Abidin dkk., 2018) Penerjemahan bahasa Lampung-Indonesia dengan pendekatan NMT <i>attention</i> dengan perolehan rata-rata nilai akurasi BLEU sebesar 51.96 %. Pendekatan ini menggunakan 3000 kalimat pada korpus paralel dan konfigurasi dimensi yang terbaik diperoleh pada menggunakan dimensi word embedding sebesar 620 dan dimensi hidden layer pada bagian ecoder dan decoder-nya sebesar 1000. | |
| Mesin Penerjemah Bahasa Indonesia- Bahasa sunda Menggunakan Recurrent Neurall Network | (Fauziyah dkk., 2022) Penelitian ini membangun sebuah penerjemah Bahasa Indonesia ke Bahasa Sunda. Adapun tahapan yang digunakan dimulai dari pra proses menggunakan text preprocessing dan word embedding Word2Vec dan pendekatan yang digunakan yaitu Neural Machine Translation (NMT) dengan arsitektur Encoder-Decoder yang didalamnya terdapat sebuah Recurrent Neural Network (RNN). Pengujian pada penelitian menghasilkan nilai optimal oleh GRU sebesar 99,17%. Model dengan menggunakan Attention mendapat 99.94%. Penggunaan model optimasi mendapat hasil optimal oleh Adam 99.35% dan hasil BLEU Score dengan optimal bleu 92.63% dan brievity penalty 0.929. | |

Tabel 1.2 Tinjauan Pustaka (Lanjutan)

| Judul | Hasil |
|-----------------------|--|
| Aplikasi Penerjemah | (F. Razsiah dkk., 2023) Penelitian ini bertujuan untuk |
| Bahasa Bangka Ke | membuat dan mengetahui hasil terjemahan aplikasi |
| Bahasa Indonesia | penerjemah bahasa Bangka ke bahasa Indonesia dengan |
| Menggunakan Neural | model penerjemah RNN. Pengembangan dimulai dari |
| Machine Translation | membuat korpus paralel bahasa Bangka ke bahasa |
| Berbasis Website | Indonesia dan arsitektur mesin penerjemah dengan model |
| | RNN. Metode penelitian dimulai dari pengumpulan |
| | dataset, preprocessing data, pemodelan dan pelatihan, |
| | evaluasi dan implementasi sistem. Dari hasil evaluasi |
| | BLEU Scores didapatkan nilai sebesar 55,3% untuk |
| | bahasa Bangka ke bahasa Indonesia. |
| Analisis Perbandingan | (Gunawan dkk., 2021) Pada penilitian ini dilakukan |
| Nilai Akurasi | pengujian berdasarkan metode penambahan secara |
| Mekanisme Attention | konsisten dengan jumlah epoch didapatkan nilai skor |
| Bahdanau dan Luong | BLEU yaitu pada attention Bahdanau menghasilkan |
| pada Neural Machine | akurasi 35,96% tanpa out-of-vocabulary (OOV) dengan |
| Translation Bahasa | menggunakan jumlah epoch 40, sedangkan pada |
| Indonesia ke Bahasa | attention Luong menghasilkan akurasi 26,19% tanpa |
| Melayu Ketapang | OOV menggunakan jumlah 30 epoch. Hasil pengujian |
| dengan Arsitektur | berdasarkan k-fold cross validation didapatkan nilai rata- |
| Recurrent Neural | rata akurasi tertinggi sebesar 40,25% tanpa OOV untuk |
| Network | attention Bahdanau dan 30,38% tanpa OOV untuk |
| | attention Luong, sedangkan pengujian manual oleh dua |
| | orang ahli bahasa memperoleh nilai akurasi sebesar |
| | 78,17% dan 72,53%. |

Tabel 1.3 Tinjauan Pustaka (Lanjutan)

| JUDUL | HASIL | |
|---|---|--|
| Implementasi Algoritma Knuth Morris Pratt pada Aplikasi Kamus Bahasa Muna | (Abdurrahman dkk., 2023) Pada penelitian ini mengebangkan aplikasi kamus Bahasa Muna dengan algoritma Knuth Morris Pratt degan string maching dalam proses pencocsokan kata yang akan dikerjakan. | |

Kesimpulan yang didapatkan dari keenam penelitian di atas adalah aplikasi penerjemah dapat buat menggunakan NMT (*Neural Machine Translation*). Sehingga penelitian ini menyarankan mengembangkan aplikasi penerjemah dengan arsitektur RNN (*Recurrent Neural Network*) berbasis *Android*.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Bahasa Daerah

Pengaturan tentang bahasa daerah dalam peraturan perundang-undangan bukanlah hal utama, kecuali dalam beberapa perda. Pengaturan penggunaan Bahasa daerah menjadi pelengkap pengaturan tentang bahasa Indonesia atau bahasa negara. Dalam Undang-Undang Nomor 20 Tahun 2003 tentang Sistem Pendidikan Nasional – termasuk Undang-Undang Nomor 4 Tahun 1950 Undang-Undang Nomor 12 Tahun 1954 dan Undang-Undang Nomor 2 Tahun 1989 yang menjadi cikal bakal Undang-Undang Nomor 20 Tahun 2003 penggunaan bahasa daerah diatur sebagai pelengkap penggunaan bahasa Indonesia yang diwajibkan dalam penyelenggaraan pendidikan nasional di Indonesia. Bahasa daerah boleh digunakan pada tahap awal pendidikan untuk menyampaikan pengetahuan dan keterampilan tertentu. Senada dengan itu, bahasa asing dapat pula digunakan sebagai bahasa pengantar untuk mendukung pemerolehan kemahiran berbahasa asing peserta didik. Baik bahasa daerah maupun bahasa asing mempunyi fungsi pendukung bahasa Indonesia sebagai bahasa pengantar utama dalam sistem pendidikan nasional. (Kementerian Pendidikan dan Kebudayaan Republik Indonesia., 2022).

Pelindungan terhadap bahasa daerah didasarkan pada amanat Pasal 32 Ayat 2 UUD 1945, yang menyatakan bahwa negara menghormati dan memelihara bahasa daerah sebagai kekayaan budaya nasional. Dengan ayat itu, negara memberi kesempatan dan keleluasaan kepada masyarakat untuk melestarikan dan mengembangkan bahasanya sebagai bagian dari kebudayaannya masing-masing. Selain itu, negara memajukan kebudayaan nasional Indonesia di tengah peradaban dunia dengan menjamin kebebasan masyarakat dalam memelihara dan mengembangkan nilai-nilai budayanya. Kebebasan yang diberikan UUD 1945 bukan berarti kebebasan yang tanpa pembatasan karena hingga pada batas tertentu pengembangan dan penggunaan bahasa daerah pasti akan berbenturan dengan

ketentuan lain. Untuk keperluan bernegara, kebebasan penggunaan bahasa daerah yang diamanatkan itu akan terbentur dengan batas penggunaan bahasa negara. Untuk keperluan hidup dan pergaulan sosial, keleluasaan penggunaan satu bahasa daerah harus juga menghormati penggunaan bahasa daerah lain. Dengan kata lain, keleluasaan penggunaan dan pengembangan bahasa daerah dalam banyak hal juga tidak boleh melanggar norma "sosial" dan norma perundang-undangan yang ada (Kementerian Pendidikan dan Kebudayaan Republik Indonesia., 2022).

Untuk menjamin hubungan harmonis masyarakat Indonesia atas penggunaan bahasanya, Pasal 36C UUD 1945 mengamanatkan bahwa perihal bendera, bahasa, dan lambang negara, serta lagu kebangsaan harus diatur dalam sebuah undang-undang. Amanat pasal itulah yang melahirkan Undang-Undang Nomor 24 Tahun 2009 tentang Bendera, Bahasa, dan Lambang Negara, serta Lagu Kebangsaan. Khusus tentang bahasa negara, pengaturannya dituangkan dalam Bab III, mulai Pasal 25 sampai dengan Pasal 45 dalam undang-undang teresebut. Ibarat sisi mata uang, pengaturan tentang bahasa negara, tentu berkaitan dengan pengaturan bahasa yang bukan bahasa negara, yang dalam hal itu berupa bahasa daerah dan bahasa asing (Kementerian Pendidikan dan Kebudayaan Republik Indonesia., 2022).

Undang-Undang Nomor 24 Tahun 2009 yang disahkan berlakunya pada tanggal 9 Juli 2009 mengatur empat subtansi pokok, yaitu bendera negara, bahasa negara, lambang negara, dan lagu kebangsaan. Dalam undang-undang itu, bahasa Indonesia dibatasi sebagai bahasa yang dinyatakan sebagai bahasa resmi negara dalam Pasal 36 Undang-Undang Dasar Negara Kesatuan Republik Indonesia Tahun 1945 dan yang diikrarkan dalam Sumpah Pemuda tanggal 28 Oktober 1928 sebagai bahasa persatuan yang dikembangkan sesuai dengan dinamika peradaban bangsa (Kementerian Pendidikan dan Kebudayaan Republik Indonesia., 2022).

Bahasa daerah diberi batasan sebagai bahasa yang digunakan secara turuntemurun oleh warga negara Indonesia di daerah di wilayah Negara Kesatuan Republik Indonesia. Sementara itu, bahasa asing diberi batasan sebagai bahasa di Indonesia selain bahasa Indonesia dan bahasa daerah. Dalam Undang-Undang Nomor 24 Tahun 2009, baik bahasa daerah maupun bahasa asing, memegang

fungsi pendukung bagi bahasa Indonesia. Sebagai pendukung, bahasa daerah dan bahasa asing dapat digunakan apabila fungsi bahasa Indonesia tidak dapat dijalan secara efektif (Kementerian Pendidikan dan Kebudayaan Republik Indonesia., 2022).

2.2 Bahasa Muna

Bahasa Daerah Muna merupakan rumpun dari Bahasa Austronesia yang banyak digunakan di pulau Muna dan Buton, Sulawesi Tenggara (Quranul, 2021). Selain sebagai alat berkomunikasi, penggunaan Bahasa Daerah Muna mencakup sebagian besar kegiatan kemasyarakatan, seperti upacara adat, kegiatan kebudayaan, keagamaan, dan juga menjadi bahasa pengantar di kelas-kelas tingkat permulaan sekolah dasar (Asrul., 2021).

Bahasa Muna memiliki dua puluh dialek, yaitu dialek Lohia dituturkan oleh masyarakat yang berada di Desa Lohia, Kecamatan Lohia, Kabupaten Muna dialek Sidamangura dituturkan oleh masyarakat yang berada di Desa Sidamangura, Kecamatan Kusambi, Kabupaten Muna Barat dialek Lasiwa dituturkan oleh masyarakat yang berada di Desa Lasiwa, Kecamatan Wakorumba Utara, Kabupaten Buton Utara dialek Labora dituturkan oleh masyarakat yang berada di Desa Lambelu, Kecamatan Pasi Kolaga, Kabupaten Muna dialek Lapadaku dituturkan oleh masyarakat yang berada di Kelurahan Lapadaku, Kecamatan Lawa, Kabupaten Muna Barat dialek Bente dituturkan oleh masyarakat yang berada di Desa Bente, Kecamatan Kabawo, Kabupaten Muna dialek Bone Tondo dituturkan oleh masyarakat yang berada di Desa Bone Tondo, Kecamatan Bone, Kabupaten Muna dialek Gala dituturkan oleh masyarakat yang berada di Desa Gala, Kecamatan Maginti, Kabupaten Muna Barat dialek Lambiku dituturkan oleh masyarakat yang berada di Desa Lambiku, Kecamatan Napabalano, Kabupaten Muna dialek Wasilomata dituturkan oleh masyarakat yang berada di Desa Wakambangura, Kecamatan Mawasangka, Kabupaten Buton Tengah dialek Lombe dituturkan oleh masyarakat yang berada di Kelurahan Bombonawulu, Kecamatan Gu, Kabupaten Buton Tengah dialk Siompu dituturkan oleh masyarakat yang berada di Kelurahan Talaga Satu, Kecamatan Talaga Raya,

Kabupaten Buton Tengah dialek Todanga dituturkan oleh masyarakat yang berada di Desa Todanga, Kecamatan Kapontori, Kabupaten Buton dialek Gu-Mawasangka dituturkan oleh masyarakat yang berada di Desa Nepa Mekar, Kecamatan Lakudo, Kabupaten Buton Tengah dialek Pancana dituturkan oleh masyarakat yang berada di Kelurahan Watumotobe, Kecamatan Kapontori, Kabupaten Buton dialek Lipu dituturkan oleh masyarakat yang berada di Kelurahan Lipu, Kecamatan Betoambari, Kabupaten Kota Bau Bau dialek Boneoge dituturkan oleh masyarakat yang berada di Kelurahan Boneoge, Kecamatan Lakudo, Kabupaten Buton Tengah dialek Kioko dituturkan oleh masyarakat yang berada di Kelurahan Lipu, Kecamatan Kulisusu, Kabupaten Buton Utara dialek Waara dituturkan oleh masyarakat yang berada di Desa Waara, Kecamatan Lohia, Kabupaten Muna dialek Oempu dituturkan oleh masyarakat yang berada di Desa Oempu, Kecamatan Tongkuno, Kabupaten Muna. Persentase perbedaan antardialek tersebut berkisar antara 51%—78 % (Pusat Pembinaan dan Pengembangan Bahasa., 2003).

Sementara itu, hasil penghitungan dialektometri menunjukkan bahwa isolek Muna merupakan bahasa dengan persentase perbedaan berkisar antara 81%--100% jika dibandingkan dengan bahasa-bahasa lainnya di Sulawesi Tenggara, misalnya dibandingkan dengan bahasa Kulisusu, Wolio, dan Morunene (Pusat Pembinaan dan Pengembangan Bahasa., 2003).

2.2.1 Dialek Bahasa Muna

Dialek bahasa daerah adalah variasi bahasa yang dituturkan oleh sekelompok masyarakat penutur bahasa tersebut dalam suatu wilayah tertentu. Faktor geografis dapat menyebabkan perbedaan dialek bahasa daerah karena adanya perbedaan lingkungan alam dan budaya di suatu wilayah. Misalnya, dialek bahasa daerah yang dituturkan di wilayah pegunungan akan berbeda dengan dialek bahasa daerah yang dituturkan di wilayah pesisir (Pusat Pengembangan dan pembinaan Bahasa., 1983).

Faktor sosial juga dapat menyebabkan perbedaan dialek bahasa daerah. Misalnya, dialek bahasa daerah yang dituturkan oleh masyarakat pedesaan akan berbeda dengan dialek bahasa daerah yang dituturkan oleh masyarakat perkotaan. Faktor budaya juga dapat menyebabkan perbedaan dialek bahasa daerah. Misalnya, dialek bahasa daerah yang dituturkan oleh masyarakat suku A akan berbeda dengan dialek bahasa daerah yang dituturkan oleh masyarakat suku B (Pusat Pengembangan dan pembinaan Bahasa., 1983).

Dialek bahasa daerah Muna adalah variasi bahasa Muna yang dituturkan oleh masyarakat penutur bahasa Muna dalam suatu wilayah tertentu di Pulau Muna dan pantai barat Pulau Buton, Sulawesi Tenggara. Perbedaan dialek bahasa daerah Muna dapat menyebabkan kebingungan atau kesalahpahaman antar penutur bahasa Muna. Oleh karena itu, penting untuk mempelajari perbedaan dialek bahasa daerah Muna agar dapat berkomunikasi dengan lebih efektif (Dinas Perpustakaan dan Asip Daerah., 2022).

Dialek Muna Barat dituturkan di wilayah barat Pulau Muna, yaitu di Kecamatan Soroako, Kecamatan Tongkaina, Kecamatan Wawonii Barat, Kecamatan Wakorumba Utara, dan Kecamatan Wakorumba Tengah. Dialek ini memiliki ciri khas yaitu pelafalan huruf "a" yang diucapkan dengan lafal "e". (Dinas Pendidikan dan Kebudayaan Provinsi Sulawesi Tenggara., 2019).

2.3 Preprocessing

Preprocessing adalah salah satu langkah utama dalam Neural Machine Translation (NMT). Jika preprocessing tidak diterapkan pada korpus pararel, maka kualitas hasil terjemahan akan berkurang. Preprocessing dapat melakukan tokenisasi, menghilangkan kata-kata yang tidak penting, dan lain sebagainya. Persiapan teknik-teknik ini akan bergantung pada situasinya (Narasimha Raju dkk., 2021).

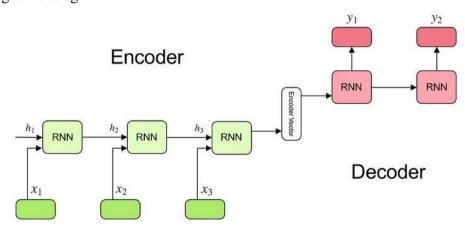
Preprocessing dapat menangani masalah replikasi data dalam terjemahan bahasa Indonesia ke bahasa Muna. Replikasi data akan membingungkan model saat melakukan terjemahan, sehingga menurunkan performa. Jadi, hapus data yang direplikasi dari korpus paralel. Untuk mengatasi masalah Out of Vocabolary (OOV), pada proses preprocessing menggunakan skema tokenisasi yang disebut byte-pair coding (BPE) selama preprocessing. BPE umumnya digunakan untuk

kompresi data. Ini adalah jenis model subkata yang mencapai akurasi terjemahan yang lebih baik. BPE memungkinkan untuk menerjemahkan beberapa kata yang tidak ada pada waktu pelatihan (Zhang dkk., 2019).

2.4 Neural Machine Translation (NMT)

Neural Machine Translation (NMT) merupakan metode translasi yang menggunakan RNN dengan encoder dan decoder. Pada saat ini metode yang sering digunakan yaitu metode attention atau perhatian (Bahdanau dkk., 2015). Pada saat melakukan proses terjemahan menggunakan RNN terlebih dahulu terhubung dengan encoder dan decoder.

Pada *encoder* yang diterapkan RNN akan memproses kata ataupun frasa pada sumber bahasa menjadi sebuah kalimat yang lebih mudah dimengerti oleh mesin. Sedangkan untuk *decoder* RNN akan mengambil *output* dari *encoder* pada RNN untuk dijadikan sebagai sebuah *input*-an, kemudian dapat menghasilkan hasil terjemahan dari kata ke kata (Abidin., 2017). Arsitektur pada model mesin penerjemah juga dapat dikatakan model *encoder-decoder* (Papineni dkk., 1922). Pada Gambar 2.1 menampilkan bagaimana sebuah model *encoder* dan *decoder* saling terhubung.



Gambar 2.1 Model Encoder-Decoder

Model ini terdiri dari 3 bagian encoder, vektor encoder dan decoder.

1. Encoder

Tumpukan beberapa unit berulang (sel LSTM atau GRU untuk kinerja yang lebih baik) di mana masing-masing menerima satu elemen dari urutan input, mengumpulkan informasi untuk elemen itu dan menyebarkannya ke depan. Dalam masalah menjawab pertanyaan, urutan input adalah kumpulan semua kata dari pertanyaan. Setiap kata direpresentasikan sebagai x_i di mana i adalah urutan kata itu. Status tersembunyi h_i dihitung menggunakan rumus:

$$h_t = f(W^{(hh)}h_{t-1} + W^{(hx)}x_t)$$
 (2.1)

Keterangan:

• h_t = Keadaan tersembunyi pada waktu t

• $W^{(hh)}$ = Matriks untuk koneksi ke *recurrent*

• h_{t-1} = Keadaan tersembunyi pada langkah waktu sebelumnya

• $W^{(hx)}$ = Matriks untuk koneksi input

• x_t = Input pada waktu t

Rumus sederhana ini mewakili hasil dari jaringan saraf berulang biasa. Seperti yang Anda lihat, kami hanya menerapkan bobot yang sesuai ke keadaan tersembunyi sebelumnya $h_{-}(t-1)$ dan *vector input x_t*.

2. Vector Encoder

Vector Encoder adalah keadaan tersembunyi terakhir yang dihasilkan dari bagian encoder model. Itu dihitung menggunakan rumus di atas. Vector ini bertujuan untuk merangkum informasi untuk semua elemen input untuk membantu decoder membuat prediksi yang akurat. Ini bertindak sebagai keadaan tersembunyi awal dari bagian decoder model.

3. Decoder

Tumpukan beberapa unit berulang di mana masing-masing memprediksi $output\ y_t$ pada langkah waktu t. Setiap unit berulang menerima keadaan tersembunyi dari unit sebelumnya dan menghasilkan dan menghasilkan serta keadaan tersembunyinya sendiri. Dalam soal tanya jawab, urutan keluaran adalah kumpulan semua kata dari jawabannya. Setiap kata direpresentasikan sebagai y_i di mana i adalah urutan kata itu. Setiap h_i status tersembunyi dihitung menggunakan rumus:

$$h_t = f(W^{(hh)}h_{t-1}) (2.2)$$

Keterangan:

• h_t = Keadaan tersembunyi pada waktu t

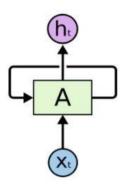
• $W^{(hh)}$ = Matriks untuk koneksi ke *recurrent*

• h_{t-1} = Keadaan tersembunyi pada langkah waktu sebelumnya

• f = Fungsi aktivitas untuk menghitung nilai tersembunyi

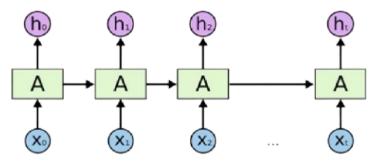
2.5 Recurrent Neural Network (RNN)

Algoritma recurrent neural network merupakan salah satu kategori dari deep learning. Recurrent Neural Network merupakan model yang meniru cara berpikir dalam pengambilan keputusan tersebut dimana RNN tidak membuang begitu saja informasi dari masa lalu dalam proses pembelajarannya yang secara otomatis informasi dari masa lalu tetap tersimpan. RNN memproses input secara sekuensial. Data sekuensial mempunyai karakteristik dimana sampel diproses dengan suatu urutan, dan suatu sampel dalam urutan mempunyai hubungan yang erat satu dengan yang lain (Razsiah, 2023).



Gambar 2.2 Recurrent Neural Network (RNN)

Pada gambar diatas, X_t merupakan i*nput*-an terhadap t (waktu/urutan i*nput*an berdasarkan waktu/*input*-an data ke-t) h_t merupakan hasil *output*. Gambar diatas juga menggambarkan bahwa proses pada RNN dilakukan secara berulangulang sehingga data pada *input*-an sebelumnya tersimpan ke memori RNN. *Unfolding Recurrent Neural Network* dapat dilihat pada Gambar 2.3 *Unfolding Recurrent Neural Network*.



Gambar 2.3 Unfolding Recurrent Neural Network

RNN merupakan bagian dari *Neural network* sehingga lapisan-lapisan dari RNN dibagi menjadi beberapa bagian yaitu:

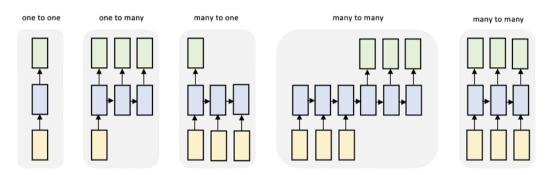
Input Layer Merupakan sebuah lapisan yang menerima beberapa input yang kemudian akan diteruskan ke neuron lainnya pada jaringan.

Hidden Layer Merupakan sebuah lapisan yang tersembunyi, hidden layer sendiri berfungsi untuk meningkatkan kemampuan jaringan dalam memecahkan beberapa masalah.

3. Output Layer

Output layer merupakan lapisan yang menghasilkan output dari hasil proses.

Gambar 2.3 memeperlihatkan bahwa arsitektur RNN memproses data dari input secara satu persatu, pada waktu berikutnya *hidden layer* akan mengirim data menuju hidden layer lainnya. Proses ini akan berjalan terus secara satu persatu Berikut Gambar 2.4 yang menggambarkan beberapa proses pada RNN dalam melakukan pemrosesan.



Gambar 2.4 Pemrosesan RNN

Berikut adalah penjelasan dari gambar 2.4 sebagai berikut:

1. One to One

Model ini akan memproses data pada input dan output dengan cara satu persatu.

2. One to Many

Model ini akan memproses satu data input tetapi mampu menghasilkan banyak keluaran output.

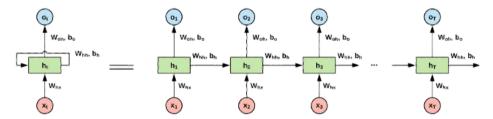
3. *Many to One*

Berbeda dengan sebelumnya model ini menerima banyak data input tetapi hanya menghasilkan satu keluaran atau output.

4. *Many to Many*

Model ini akan memproses data input dan output dengan banyak dan diproses secara berurutan atau sekuensial, model ini hanya akan menghasilkan keluaran atau output ketika semua data pada input selesai diproses.

Pada proses melakukan training pada RNN hampir sama dengan proses training pada neural network lainnya, yaitu terdapat langkah-langkah utama dalam melakukan proses training. Pertama, proses untuk membuat prediksi atau sering disebut dengan proses forward pass. Proses ini dilakukan dengan melakukan perhitungan untuk setiap nilai hidden state (ht) yang didapatkan dari setiap masukkan pada (xt) dan nilai bobot yang telah ditentukan sebelumnya. Setelah menentukan nilai untuk hidden state, selanjutnya akan melakukan perhitungan untuk keluaran atau output dari hasil prediksi (zt). Kedua, melakukan perbandingan untuk hasil prediksi (zt) dengan nilai output yang telah ditargetkan dengan menggunakan loss function yang menunjukkan hasil dari nilai prediksi yang jauh dari output yang telah ditargetkan. Loss Function juga dapat memberikan kesimpulan seberapa baik atau buruknya kinerja yang dihasilkan oleh RNN. Ketiga, setelah berhasil mendapatkan nilai dari loss function maka, akan dilakukan proses Backpropagation Through Time (BPTT) yang bertujuan untuk menghitung nilai gradien untuk setiap waktu yang dibutuhkan dalam proses pada jaringan. Proses ini juga dilakukan untuk mencari nilai pada bobot-bobot dan juga bias yang dihasilkan lebih baik dari proses yang dilakukan sebelumnya. Setelah proses ini selesai, selanjutnya akan dilakukan pembaruan bobot dan juga bias dengan menggunakan metode Stochastic Gradient Descent (SGD). Berikut Gambar 2.5 yang menggambarkan struktur pada RNN.



Gambar 2.5 Struktur RNN

2.6 Natural Language Processing (NLP)

Natural Language Processing (NLP) adalah bidang studi yang mempelajari atau mengembangkan algoritma atau sistem yang dapat dipahami oleh komputer untuk melakukan berbagai perintah yang berhubungan dengan bahasa manusia (Sintoris dan Vergidis, 2017).

Linguistik komputasi, pemrosesan bahasa, dan teknologi yang terkait dengan bahasa manusia semuanya adalah nama untuk NLP. NLP sering digunakan untuk analisis bahasa manusia tertulis dan lisan. NLP sering digunakan dalam membangun beberapa aplikasi seperti mesin penerjemah, chatbot dan beberapa aplikasi lain yang berkaitan dengan pemrosesan bahasa manusia. NLP sangat membutuhkan mesin yang dapat membaca, memahami ataupun mengambil sebuah informasi dari bahasa manusia yang tidak terstruktur dan abstrak bagi mesin.

NLP bertujuan untuk mengubah bahasa manusia menjadi data yang lebih terstruktur (Sorin dkk., 2020). Berikut merupakan beberapa teknik dasar NLP dalam memecahkan berbagai permasalahan:

1. Segmentasi

Kalimat Segmentasi kalimat merupakan sebuah teknik yang digunakan untuk mendefinisikan sebuah unit pada pemrosesan yang terdiri dari satu atau lebih kata. Biasanya teknik ini melibatkan proses yang mengidentifikasi batas-batas dari sebuah kalimat antar kata dalam sebuah kalimat yang berbeda (Indurkhya dan Damerau 2010).

2. Tokenisasi

Tokenisasi adalah teknik dasar NLP. Metode ini memecah kalimat menjadi klausa yang mengandung kata atau frasa (Sun dkk., 2017).

4. Penghapusan

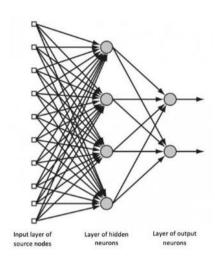
Kata Henti Penghapusan kata berhenti meningkatkan akurasi dengan menghilangkan kata-kata yang mengandung sedikit informasi (Méndez dkk., 2006) Kata-kata berhenti biasanya disebut sebagai kata-kata non-informatif. Dalam bahasa Indonesia, 6 misalnya, kata berhenti biasanya disebut dengan konjungsi seperti "dan", "atau", "yang", dan "kepada". Karena hanya berfokus pada informasi penting, mengurangi jumlah kata yang tidak diperlukan dapat mempercepat pemrosesan dan meningkatkan nilainya.

2.7 Deep Learning

Bidang penelitian ilmu komputer yang dikenal sebagai deep learning baru saja muncul belakangan ini. Pembelajaran mendalam pada dasarnya adalah subbidang pembelajaran mesin yang memungkinkan komputer mempelajari atribut tanpa campur tangan manusia (Sorin dkk., 2020). Metode yang memungkinkan komputer memperoleh pengalaman dan pengetahuan untuk meningkatkan keterampilannya (Goodfellow dkk., 2016). Deep learning terbukti lebih mudah beradaptasi dan mampu menghasilkan model yang lebih akurat daripada pembelajaran mesin tradisional (Sharma dkk., 2019). Ini didasarkan pada neuron otak. Jaringan saraf yang dalam, yang memiliki banyak lapisan dan banyak neuron di masing-masingnya, adalah nama lain untuk pembelajaran mendalam. Setiap lapisan mungkin juga mengandung ribuan neuron, dan jumlah lapisan dapat berkisar dari beberapa hingga ribuan.

Jaringan saraf merupakan teori pembelajaran yang mendalam. Deep learning dan jaringan saraf reguler pada dasarnya berbeda karena pembelajaran mendalam menggunakan lebih banyak neuron dan lapisan tersembunyi (Ravi dkk., 2017). Karena memiliki lebih banyak lapisan transformasi, banyak orang percaya bahwa algoritma pembelajaran mendalam lebih unggul daripada jaringan saraf biasa. Data juga dapat diubah dari non-linier menjadi linier menggunakan deep learning.

Setiap lapisan tersembunyi dalam jaringan saraf bertugas melatih fitur-fitur khusus berdasarkan hasil jaringan sebelumnya (Goodfellow dkk., 2016). Semakin banyak lapisan tersembunyi, semakin abstrak dan rumit algoritma ini. Hirarki berlapis-lapis sederhana pada tingkat tinggi atau banyak lapisan membentuk jaringan saraf pembelajaran yang mendalam. Karena merepresentasikan data sebagai konsep hierarki bersarang, di mana setiap konsep yang didefinisikan memiliki hubungan dengan konsep yang lebih sederhana, pembelajaran mendalam memiliki banyak 7 kekuatan dan fleksibilitas (Goodfellow dkk., 2016). Ilustrasi bagaimana deep learning menggunakan diagram konsep untuk merepresentasikan suatu masalah ditunjukkan pada Gambar 2.6.



Gambar 2.6 Ilustrasi Deep Learning (Razsiah., 2023)

2.8 Android

Android adalah sebuah sistem operasi perangkat mobile berbasi Linux yang mencangkup sistem operasi, middleware dan aplikasi. Android menyediakan platform terbuka bagi para pengembang untuk menciptakan aplikasi mereka sendiri. Android juga menyediakan semua tools dan framework untuk mengembangkan aplikasi dengan mudah dan cepat. Dengan adanya Android SDK (Software Development Kit), pengembang aplikasi dapat membuat aplikasi pada platfrom Android menggunakan bahasa pemrograman Java atau Kotlin (Ahdan et al., 2019).

2.9 Flowchart

Ada dua tool yang sering digunakan untuk membantu menyusun dokumen logika pemrograman, yaitu *flowchart* dan *pseudocode* (kode semu). *Flowchart* adalah simbol-simbol pekerjaan yang menunjukkan bagan aliran proses yang sering terhubung. Jadi, setiap simbol *flowchart* melambangkan pekerjaan dan instruksinya. Simbol-simbol *flowchart* adalah standar yang ditentukan oleh *American National Standard Institute Inc* (eWolf Community, 2012).

Tabel 2.8 Simbol-Simbol Flowchart

| Tabel 2.6 Shinbol-Shinbol Flowchart | | |
|-------------------------------------|---|------------|
| Nama Komponen | Deskripsi | Simbol |
| Start/End | Simbol yang mendefinisikan awal atau akhir suatu <i>flowchart</i> . | |
| Process | Simbol pemrosesan yang terjadi pada sebuah alur kerja. | |
| Input/Output | Simbol yang mendefinisikan masukan dan keluaran proses. | |
| Decision | Simbol untuk memutuskan proses lanjutan dari kondisi tertentu. | \Diamond |
| On-Page Reference | Simbol konektor untuk menyambung proses pada lembar kerja yang sama. | |
| Off-Page Reference | Simbol konektor untuk menyambung proses pada lembar kerja yang berbeda. | |
| Flowline | Simbol untuk menghubungkan antar proses atau antar simbol. | |
| Database | Simbol <i>database</i> atau basis data. | |
| Preparation | Simbol yang digunakan untuk memberi nilai awal suatu variabel. | |

2.10 Unified Modeling Language (UML)

Unified Modeling Language (UML) merupakan kesatuan struktur dan cara bagi pemodelan desain program berorientasi objek (OOP) serta aplikasinya. UML adalah metodologi untuk mengembangkan sistem OOP dan sekelompok perangkat tool untuk mendukung pengembangan sistem tersebut. UML mulai diperkenalkan oleh Object Management Group, sebuah organisasi yang telah mengembangkan

model, teknologi dan standar OOP sejak tahun 1980-an. Sekarang UML sudah mulai banyak digunakan oleh praktisi OOP. UML merupakan dasar bagi perangkat (*tool*) desain berorientasi objek dari IBM (Pakaya *et al.*, 2020).

2.11 Use Case diagram

Use Case diagram atau use case adalah salah satu dari berbagai jenis diagram UML yang menggambarkan hubungan interaksi antara sistem dan actor. Use case dapat mendeskripsikan tipe interaksi antara si pengguna sistem dan sistemnya (Sukamto & Shalahudin, 2018).

Tabel 2.9 Simbol-Simbol Use Case Diagram

| Nama Komponen | Deskripsi | Simbol |
|---|---|-------------------------------|
| Use Case | Fungsionalitas yang disediakan sistem sebagai unit-unit yang saling bertukar pesan antar unit atau <i>actor</i> | |
| Actor Orang, proses atau sistem lain yang berinteraksi dengan sistem informasi yang akan dibuat di luar sistem informaasi yang akan dibuat itu sendiri | | |
| Association Komunikasi antara actor dan use case yang berpatisipasi pada use case atau use case memiliki hubungan interaksi dengan actor | | |
| Generalization Menunjukkan spesialisasi actor untuk dapat berpatisipasi dengna use case | | ─ |
| Include | Menunjukkan bahwa suatu <i>use case</i> seluruhnyamerupakan fungsionalitas dari <i>use case</i> lainnya | ─ < <include>> →</include> |

Tabel 2.10 Simbol-Simbol *Use Case Diagram* (Lanjutan)

| Nama Komponen | Deskripsi | Simbol |
|------------------|---|--|
| Extend | Menunjukkan bahwa suatu <i>use case</i> merupakan tambahan fungsional dari <i>use case</i> lainnya jika suatu kondisi terpenuhi | < <extend>>></extend> |

2.12 Activity Diagram

Activity diagram atau diagram aktivitas adalah diagram yang dapat memodelkan proses-proses yang terjadi pada sebuah sistem, Runtutan proses dari suatu sistem digambarkan secara vertikal. Activity diagram merupakan pengembangan dari use case yang memiliki alur aktivitas. Alur atau aktivitas berupa runtutan menu-menu atau proses bisnis yang terdapat di dalam sistem tersebut (Sukamto & Shalahudin, 2018).

Tabel 2.11 Simbol-Simbol Activity Diagram

| Nama Komponen | Deskripsi | Simbol |
|--|--|------------|
| Status Awal | Status awal aktivitas sistem, sebuah diagram aktivitas memiliki sebuah status awal | |
| Aktivitas yang dilakukan sistem, aktivitasi biasanya diawali dengan kata kerja | | |
| Decision Asosiasi percabangan dimana jika ad pilihan aktivitas lebih dari satu | | \bigcirc |

Tabel 2.12 Simobol-Simbol Activity Diagram (Lanjutan)

| Nama Komponen | Deskripsi | Simbol |
|------------------|---|----------------|
| Join | Asosiasi penggabungan dimana lebih dari satu aktivitas digabungkan mnejadi satu | |
| Status Akhir | Status akhir yang dilakukan sistem, sebuah diagram aktivitas memiliki sebuah status akhir | |
| Swimlane | Memisahkan organisasi bisnis yang bertanggung jawab terhadap aktivitas yang terjadi | Title Function |

2.13 Sequence Diagram

Sequence diagram atau diagram urutan adalah sebuah diagram yang digunakan untuk menjelaskan dan menampilkan interaksi antar objek-objek dalam sebuah sistem secara terperinci. Selain itu, sequence diagram juga akan menampilkan pesan atau perintah yang dikirm beserta waktu pelaksanaannya (Sukamto & Shalahudin, 2018).

Tabel 2.13 Simbol-Simbol Sequence Diagram

| Nama Komponen | Deskripsi | Simbol |
|------------------|---|--------|
| Aktor | Orang, proses atau sistem lain yang berinteraksi dengan sistem informasi yang akan dibuat itu sendiri | ů |
| Lifeline | Menyatakan kehidupan suatu objek | |
| Objek | Menyatakan objek yang berinteraksi pesan | |

Tabel 2.14 Simbol-Simbol Sequence Diagram (Lanjutan)

| Nama Komponen | Deskripsi | Simbol |
|--|---|--------------|
| Waktu Aktif | Menyatakan objek dalam keadaan aktif dan berinteraksi | |
| Pesan tipe send Menyatakan bahwa suatu objek mengirimkan data/masukan/informasi ke objek lainnya | | → |
| Pesan tipe return Menyatakan bahwa suatu objek yang telah menjalankan suatu operasi | | ← − − |
| Pesan tipe self | Menyatakan bahwa suatu objek mengirimkan pesan ke objek itu sendiri | 7 |

2.14 Class Diagram

Class diagram atau diagram kelas adalah salah satu jenis diagram struktur pada UML yang menggambarkan dengan jelas struktur serta deskripsi class, atribut, metode dan hubungan dari setiap objek (Sukamto & Shalahudin, 2018).

Simbol-simbol yang ada pada class diagram diberikan pada Tabel 2.15.

Tabel 2.15 Simbol-Simbol Class Diagram

| Nama Komponen Deskripsi | | Simbol |
|---|--|---------------------------------------|
| Kelas | Kelas pada struktur sistem | ClassName strenderName strenderName |
| Asosiasi/ association | Relasi antar kelas dengan makna umum, asosiasi biasanya juga disertai dengan <i>multiplicity</i> | |
| Generalisasi | Relasi antar kelas dengan makna generalisasi-spesialisasi (umum- khusus) | Δ |
| Kebergantungan/ dependency Relasi antar kelas dengan makna kebergantungan antar kelas | | > |
| Agregasi/ aggregation Relasi antar kelas dengan makna semua-bagian (whole-part) | | |

2.15 Metodologi Pengembangan Sistem

Rational Unified Process (RUP) merupakan salah satu metode pengembangan perangkat lunak dengan menggunakan pendekatan yang disiplin dalam melakukan setiap tugas dan tanggung jawabnya dalam sebuah organisasi. Tujuan dari RUP adalah untuk dapat menjamin produksi berkualitas tinggi dan memenuhi semua kebutuhan pihak yang berkepentingan, termasuk waktu dan biaya sesuai dengan rencana yang telah disepakati (Rachmat., 2022). Adapun 4 tahapan kerja dari RUP, yaitu:

1. Fase *Inception* (Permulaan)

Fase *inception* adalah tahap pertama dalam pengembangan RUP. *Inception* dilakukan bertujuan untuk dilakukannya serangkaian analisis kebutuhan dalam sistem yang nantinya akan dikembangkan. Hasil dari fase ini pada pengembangan sistem yang dilakukan adalah pemodel proses bisnis *as-is* dan *to-be*, pemodelan *use case*, dan analisis persyaratan.

2. Fase *Elaboration* (Perluasan/Perencanaan)

Fase *elaboration* adalah fase melakukan perancangan atau arsitektur desain dari sistem yang akan dikembangkan. Hasil dari fase ini nantinya berupa *class diagram*, *sequence diagram*, perancangan antarmuka dan *physical data model*.

3. Fase *Construction* (Konstruksi)

Fase *construction* adalah fase melakukan pengimplementasian sistem berdasarkan perancangan yang sudah dilakukan sebelumnya dalam fase *elaboration* dan dilakukan pengujian terhadap sistem.

4. Fase *Transition* (Transisi)

Fase *transition* adalah fase melakukan *deployment* atau instalasi sistem agar dapat dimengerti oleh *user*. Aktifitas pada tahap ini termasuk pada pelatihan *user*, pemeliharaan dan pengujian sistem apakah sudah memenuhi harapan *user*.

2.16 Pengujian Black Box

Pengujian *black box* adalah pengujian aspek fundamental dari suatu sistem tanpa memperhatikan struktur logika internal perangkat lunak. Metode ini digunakan untuk mengetahui apakah perangkat lunak berfungsi dengan baik. Pengujian *black box* merupakan metode perancangan data pengujian berdasarkan spesifikasi perangkat lunak. Data uji dibangkitkan, dieksekusi dalam perangkat lunak dan kemudian keluaran perangkat lunak diperiksa apakah sesuai dengan yang diharapkan. Pengujian *black box* mencoba untuk menemukan kesalahan dalam kategori (Susilawati *et al.*, 2022):

- 1. Fungsi yang salah atau hilang.
- 2. Kesalahan antarmuka.
- 3. Kesalahan dalam struktur data atau akses database eksternal.
- 4. Kesalahan kinerja.
- 5. Kesalahan inisialisasi dan terminasi.

Pengujian *black box* memiliki beberapa tipe, salah satunya adalah tipe pengujian fungsional. Basis uji dari pengujian fungsional ini adalah pada spesifikasi dari komponen perangkat unak yang akan diuji. Pengujian fungsional berkosentrasi pada hasil dari proses, bukan bagaimana prosesnya terjadi (Anardani & Putera, 2019).

2.17 Pengujian Bilingual Evaluation Understudy (BLEU) Score

Bilingual Evaluation Understudy (BLEU) merupakan sebuah pengujian yang banyak digunakan pada sebuah mesin penterjemah. Matriks BLEU dirancang untuk mengukur seberapa dekat keluaran yang dihasilkan dengan melakukan pencocokan panjang frasa variabel keluaran dari mesin penterjemah dengan referensi terjemahan. Matriks dasar memerlukan sebuah kalkulasi brevity penalty dengan perhitungan pada Persamaan (12) dan Persamaan (13).

Dimana r merupakan panjang korpus referensi, c merupakan kandidat panjang terjemahan, w_n adalah bobot positif yang dijumlahkan menjadi satu dan P_n yaitu kalkulasi n-gram dengan maksimum N.

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Metode Pengumpulan Data

Metode pengumpulan data yang digunakan untuk mengumpulkan data berupa dalam penyusunan tugas akhir ini. Penulisan tugas akhir ini menggunakan beberapa metode pengumpulan data yaitu:

- 1. Kepustakaan, dilakukan dengan cara mengumpulkan referensi yang berkaitan dengan cara menggunakan *Neural Machie Traslation* (NMT) dan cara mengembangkan modelnya. Selain itu dilakukan juga pengumpulan referesnsi mengenai arsitektur Recurrent Neural Network.
- 2. Studi literatur, digunakan untuk pengumpulan data. Data yang digunakan berupa corpus pararel yang berisikan kalimat bahasa Indonesia dan bahasa Muna yang di ambil dari kamus bahasa Muna-Indonesia.
- Wawancara, dilakukan untuk menguji keakuratan hasil terjemahan model yang telah dikembangkan baik secara penulisan maupun penyusunan katanya.

3.2 Metode Pengembangan Sistem

Metode pengembangan sistem yang digunakan dalam sistem ini adalah metode *Rational Unified Process* (RUP). Tahap ini memiliki empat fase dalam pengembangan sistem, yaitu:

1. *Inception* (Permulaan)

Pada fase ini dilakukan proses pengidentifikasian aplikasi, dilakukan dengan analisis kebutuhan akan aplikasi, melakukan kajian terhadap penelitian yang meliputi pengenalan *Bilingual Evaluation Understudy* (BLEU) *Score* dan algoritma *Neural Machine Translation* (NMT).

2. *Elaboration* (Perluasan/perencanaan)

Pada tahap elaboration dilakukan proses analisis yaitu tahap ditentukan Unified Modeling Language (UML) yang terdiri dari use case diagram, sequence diagram dan activity diagram serta membuat flowchart dan analisis algoritma yang digunakan yaitu *Neural Machine Translation* (NMT). Pada tahap ini dilakukan juga desain arsitektur aplikasi.

3. Construction (Konstruksi)

Proses yang dilakukan dalam tahap ini ialah membangun perangkat lunak secara utuh, mulai dari interface aplikasi dan coding mulai dari preprocessing, rescale, recognize hingga menanamkan model kedalam aplikasi android yang telah dibuat.

4. *Transition* (Transisi)

Fase *transition* difokuskan untuk melakukan proses *deployment*, untuk memastikan sistem sudah bekerja dengan baik di lingkungan pengguna. Dalam penelitian ini, sistem dipakai untuk melakukan pengujian terhadap aplikasi serta memperbaiki segala masalah yang muncul selama pengujian.

3.3 Waktu dan Tempat Penelitian

3.3.1 Waktu Penelitian

Waktu pelaksanaan penelitian tugas akhir dilaksanakan mulai dari bulan Maret sampai dengan Juni 2024. Rincian kegiatan dapat dilihat pada Tabel 3.1 berikut:

Waktu (2024) No Uraian Maret April Mei Juni 2 3 4 1 2 3 4 2 3 4 2 3 4 1 Inception Elaboration 2 3 Construction 4 **Transition**

Tabel 3. 1 Gantt Chart Waktu Penelitian

3.3.2 Tempat Penelitian

Penelitian tugas akhir ini dilakukan di Laboratorium *Computer Scinence & Artificial Intelligence*), Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Halu Oleo.

3.4 Analisis Kebutuhan Sistem

Analisis sistem merupakan tahapan yang bertujuan untuk mengetahui dan mengamati semua komponen pada suatu sistem. Pada analisis sistem ini yaitu analisis kebutuhan system melakukan analisis yang meliputi kebutuhan perangkat keras dan perangkat lunak yang digunakan serta bahasa pemodelan UML, perancangan *interface* atau tampilan.

3.5 Hardware dan Software

3.5.1 Hardware

Hardware atau perangkat keras yang digunakan untuk mengembangkan model dan aplikasi penerjemah bahasa Muna ke bahasa Indonesai, dibutuhkan beberapa perangkat keras sebagai sarana untuk merealisasikan model dan aplikasi yang dibangun. Perangkat keras yang digunakan ditunjukan pada table 3.2.

Tabel 3.2 Kebutuhan Perangkat Keras

| No. | Nama Perangkat | Spesifikasi | |
|-----|--------------------|-----------------------------------|--|
| 1. | Laptop | Acer Aspire 5 | |
| | > Processor | Intel(R) Core(TM) i5-10210U CPU @ | |
| | | 1.60GHz 2.11 GHz | |
| | > Monitor | 15.6 Inch | |
| | > Memori | Ram 4 GB, DDR4 Memory | |
| | > Harddisk | 500 GB HDD | |
| 2. | Android Smartphone | Versi OS Funtouch OS 12 Global | |

3.5.2 Software

Software atau perangkat lunak yang digunakan untuk mengembangkan model dan aplikasi yang telah dirancang sebelumnya dapat dilihat pada Tabel 3.3.

Tabel 3.3 Kebutuhan Perangkat Keras

| No. | Nama Perangkat | Fungsi | Spesifikasi |
|-----|--------------------|------------------|-------------------|
| 1 | Windows | Operating System | Windows 11 |
| 2 | Android Studio | Integrated | Versi 2022.3 |
| | | Development | |
| | | Environment | |
| 3 | Visual Studio Code | Integrated | Versi 1.85.2 |
| | | Development | |
| | | Environment | |
| 4 | Microsoft Edge | Web Browser | Versi 122.2365.52 |
| 5 | Python | Bahasa | Versi 3.10.4 |
| | | Pemrograman | |
| 6 | Tensorflow | Framework Python | Versi 2.12.0 |
| 7 | Java | Bahasa | Versi 1.8.20 |
| | | Pemrograman | |

3.6 Perancangan Sistem

3.6.1 Pengumpulan dan Persiapan Data

Untuk memastikan kualitas terjemahan yang optimal, langkah awal dalam perancangan sistem ini adalah mengumpulkan dataset terjemahan bahasa Muna ke bahasa Indonesia yang teranotasi dengan baik. Dataset ini kemudian dibagi menjadi set pelatihan, validasi, dan uji untuk melatih dan mengukur performa model. Keakuratan dan keragaman dataset sangat penting untuk hasil yang baik.

3.6.2 Praprocessing Data

Dalam tahap ini, setiap kalimat pada dataset dianalisis lebih lanjut. Kalimat-kalimat tersebut diterjemahkan menjadi token atau kata-kata terpisah atau tokenisasi, panjang kalimat disesuaikan untuk menciptakan homogenitas atau padding, dan kata-kata diubah menjadi representasi vector atau embedding. Praprocessing aata ini membantu model memahami dan memproses informasi dengan lebih baik.

3.6.3 Pelatihan Model

Fase pelatihan model merupakan langkah penting dalam pengembangan sistem terjemahan ini. Dalam penelitian ini digunakan categorical cross-entropy untuk meminimalkan perbedaan antara distribusi probabilitas prediksi dan distribusi probabilitas sebenarnya. Pengoptimalan model menggunakan Adaptive Moment Estimation (Adam) sebagai optimizer dengan learning rate yang dioptimalkan agar dapat mengarahkan model untuk mencapai konvergensi dengan cepat. Selama pelatihan, model diuji dengan data validasi untuk memantau performanya. Hal ini diperlukan untuk mencegah overfitting yang dapat mengakibatkan model kurang mampu menggeneralisasi ke data baru. Monitoring performa juga melibatkan penyelidikan terhadap kurva pembelajaran untuk mengidentifikasi tingkat kekonvergenan yang optimal.

3.6.4 Evaluasi dan Penyesuaian

Setelah model dilatih, langkah selanjutnya adalah mengukur kualitas terjemahan menggunakan BLEU *score*. Pengukuran ini memberikan gambaran tentang seberapa baik model mampu menghasilkan terjemahan yang sesuai dengan terjemahan referensi. Hasil evaluasi digunakan untuk penyesuaian model, yang mencakup *fine-tuning* parameter dan mungkin penerapan teknik augmentasi data untuk meningkatkan keragaman. Proses ini bertujuan untuk menjamin bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang optimal dan dapat mengatasi variasi dalam data uji yang mungkin dihadapi.

3.6.5 Pengembangan Aplikasi

Setelah memastikan kualitas model terjemahan, berikutnya melakukan pengembangan aplikasi. Langkah ini melibatkan pengembangan antarmuka pengguna yang intuitif untuk meningkatkan pengalaman pengguna. Aplikasi dirancang untuk memberikan akses mudah dan cepat terhadap layanan terjemahan. Model NMT kemudian diintegrasikan ke dalam aplikasi, memungkinkan pengguna untuk mengakses fungsi terjemahan langsung. Proses

ini melibatkan pemilihan teknologi dan alat pengembangan yang optimal untuk memastikan aplikasi dapat berjalan dengan lancar dan responsif.

3.6.6 Pengujian Black Box

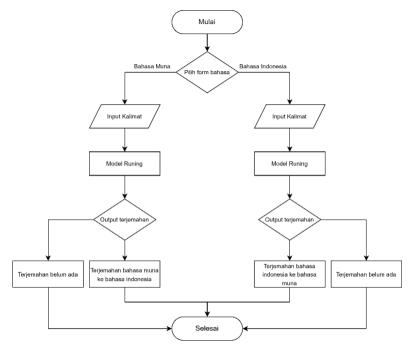
Setelah melakukan evaluasi model menggunakan BLUE *Score* dan pengembangan aplikasi berikutnya adalah uji coba *black box testing*. Dalam hal ini, skenario uji coba dirancang untuk mencakup berbagai tipe kalimat dan situasi, termasuk menguji model didalam aplikasi yang telah di bangun dan dikembangkan. Melalui uji coba ini, bertujuan untuk memastikan bahwa model memberikan hasil terjemahan yang konsisten dan akurat dalam berbagai konteks penggunaan yang mungkin terjadi. Output terjemahan dievaluasi secara cermat untuk mendeteksi potensi masalah atau ketidakakuratan.

3.6.7 Optimasi dan Penyempurnaan

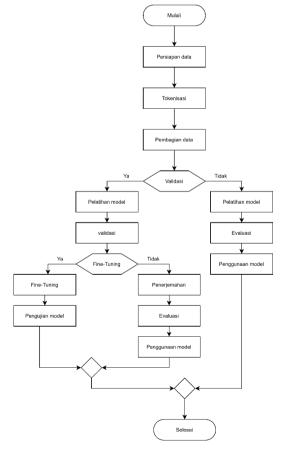
Setelah memastikan moedel dan sistem pada aplikasi penerjemah bahasa Muna ke bahasa Indonesai berkerja dengan baik, langkah selanjutnya adalah mengoptimalkan model dan aplikasi. Hasil pengujian BLUE score dan Black Box testing digunakan sebagai panduan untuk melakukan penyesuaian parameter model yang lebih lanjut dan menyempurnakan desain aplikasi. Proses ini melibatkan literasi dan eksperimen berkelanjutan untuk memastikan sistem terus berkembang dan memenuhi standar kualitas yang tinggi.

3.7 Perancangan Flowchart

Perancangan *flowchart* ini terdiri dari 2 *flowchart* yaitu *flowchart* aplikasi dan juga *flowchart* sistem atau model. Percancangan *flowchart* ini dapat di lihat pada gambar 3.1 dan gambar 3.2.



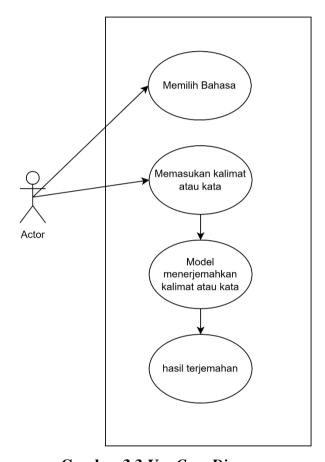
Gambar 3.1 Flowchart Aplikasi



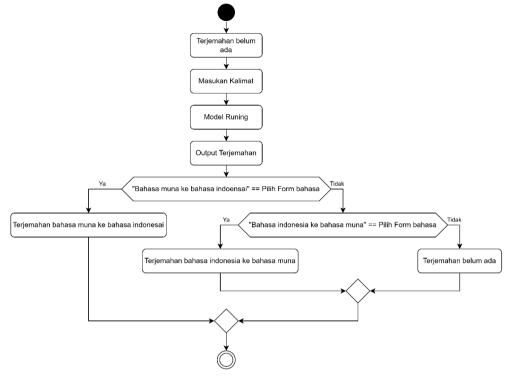
Gambar 3.2 Flowchrat Model

3.8 Perancangan Unified Modeling Language (UML)

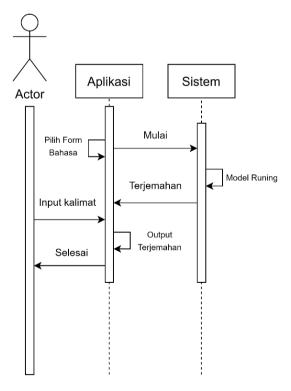
Perancangan UML ini menjelaskan berbagai macam aktifitas tertentu di dalam aplikasi yang di bangun dalam bentuk diagram, *Unified modeling language* ini terdiri dari *use case diagram, activity diagram, sequence diagram* dan *class diagram*.



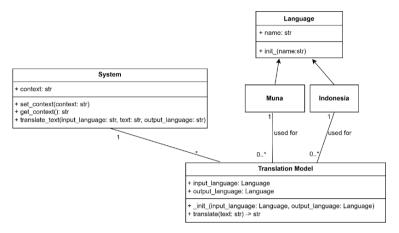
Gambar 3.3 Use Case Diagram



Gambar 3.4 Activity Diagram



Gambar 3.5 Sequance Diagram



Gambar 3.6 Class Diagram

3.9 Perancangan Interface

Desain *interface* merupakan antarmuka yang menghubungkan antara user dengan sistem. Setelah melakukan proses perancangan sistem, maka dilakukan perancangan *interface* dari aplikasi penerjemah bahasa Muna ke bahasa Indonesia ini. Adapun rancangan *interface* dari sistem ini adalah sebagai berikut:

1. Halaman Splash Screen

Halaman ini digunakan untuk memberikan informasi pendahuluan kepada pengguna saat mereka memulai aplikasi. Halaman ini akan tampil selama 2 detik dan akan langsung masuk ke halaman *dashboard*.



Gambar 3.7 Splash Screen

2. Halaman Dashboard

Halaman ini digunakan untuk pengguna untuk memulai fungsi utama aplikasih yaitu untuk menerjemahkan bahasa Muna dan bahasa Indonesia.



Gambar 3.8 Dashboard

3. Halaman *Translation language*

Halaman ini digunakan untuk melakukan proses penerjemahan bahasa Muna ke bahasa Indonesia ataupun bahasa Indonesia ke bahasa Muna



Gambar 3.9 Translation Language

4. Halaman *About Me*

Halaman ini beriskan penjelasan dan pengenalan mengenai aplikasih penerjemah bahasa Muan ke bahasa Indonesia ini.



Gambar 3.10 About Me

3.10 Pengujian Black Box

Pengujian perangkat lunak digunakan untuk mengetahui apakah perangkat lunak dapat berjalan dengan baik atau tidak. Salah satu pengujian perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini adalah *black box. Black box testing* digunakan untuk mengetahui apakah program yang dibuat sudah sesuai dengan kebutuhan fungsionalnya atau tidak.

Tabel 3.4 Pengujian Black Box

| No | Halaman yang Diuji | Aksi | Reaksi Sistem Yang Diharapkan |
|----|-----------------------|---------------------|---|
| 1. | Splash Screen | Membuka aplikasi | Splash Screen tampil ± 2 detik, lalu masuk ke halaman dashboard |

Tabel 3.5 Pengujian *Black Box* (Lanjutan)

| No | Halaman yang Diuji | Aksi | Reaksi Sistem Yang Diharapkan |
|----|-------------------------|---|---|
| 2. | Dashboard | Menekan tombol "Strat" | Berpidah ke halaman <i>Translation Language</i> untuk melakukan penerjemahan kalimat |
| 3 | Translation Language | Memasukan kalimat atau kata yang diinginkan | Model menampilkan hasil terjemahan kalimat atau kata yang diinginkan |
| 4 | Dashboard | Menekan tombol "About me" | Menampilkan informasi mengenai apliaksi |
| 5 | About Me | Menekan tombol "Home" | Berpindah ke halaman <i>Dashboard</i> |

3.11 Pengujian BLEU Score

Pengujian *Bilingual Evaluation Understudy* (BLEU) *score* adalah metode evaluasi otomatis yang umum digunakan dalam penelitian terjemahan mesin untuk mengukur sejauh mana hasil terjemahan mendekati teks referensi manusia. BLEU menghitung skor berdasarkan n-gram presisi dan memberikan bobot lebih tinggi pada n-gram yang lebih panjang.

Rumus *Bilingual Eveluation Understudy* (BLEU) *score* yang digunakan pada pengujian BLEU *score* ini dapat dilihat pada tabel berikut.

$$BP = \begin{cases} 1 & if \ len(translation) > len(reference) \\ e^{\left(1 - \frac{len(reference)}{len(translation)}\right)} & if \ len(translation) \leq len(reference) \end{cases}$$
 (3.1)

$$n - gram \ precision_n = \frac{count(n - grams \ terjemahan \ sesuai \ n - gram \ referensi}{count(n - grams \ pada \ translation)}$$
 (3.2)

$$BLEU = BP \times \exp\left(\sum_{n=1}^{N} n - gram \ precision_n \times \log(n - gram \ precision_n)\right)$$
 (3.3)

Keterangan:

- 1. Brevity Penalty (BP):
 - len(translation): Panjang teks terjemahan.
 - len(reference): Panjang teks referensi.

2. Presisi *n*-gram:

- count(n-grams in translation that match n-grams in reference): Jumlah n-gram dalam teks terjemahan yang cocok dengan n-gram dalam teks referensi.
- count (n-grams in translation): Jumlah total n-gram dalam teks terjemahan.

3. BLEU Score:

- precision*n*: Presisi *n*-gram.
- $\sum_{n=1}^{N} n$: Penjumlahan dari n = 1n = 1 hingga N, di mana N adalah orde maksimum n-gram yang dihitung.
- $precision_n \times \log(n gram \ precision_n)$: Kontribusi presisi n-gram pada BLEU score dengan memberikan bobot eksponeensial.
- $\exp(\sum_{n=1}^{N} n gram \ precision_n \times \log(n gram \ precision_n))$:Menggabungkan semua kontribusi presisi n-gram dengan eksponensial untuk menghasilkan BLEU score akhir.

Dalam penelitian ini, BLEU Score digunakan sebagai metrik evaluasi utama. Brevity Penalty memperhitungkan perbedaan panjang antara teks terjemahan dan referensi, sementara presisi n-gram mengukur sejauh mana n-gram dalam teks terjemahan cocok dengan n-gram dalam teks referensi. Skor BLEU kemudian dihitung dengan memberikan bobot eksponeensial pada presisi *n*-gram untuk mendapatkan gambaran keseluruhan kualitas terjemahan. Metode ini memberikan evaluasi kuantitatif yang berguna dalam mengevaluasi performa model terjemahan mesin.

3.12 Perhitunagn Matematika Model NMT

Formulasi perhitungan matematika dari model NMT ini menggunakan arsitektur RNN yang didalamnya mencakup *encoder* dan *decoder*.

Encoder(RNN):

- 1. Embedding Layer:
 - Representasi embedding untuk setiap kata dalam urutan sumber.

$$H_i = Embed(x_i), \text{ untuk } i = 1, 2 \dots, T_x$$
(3.4)

- 2. Recurrent Layer:
 - Meneruskan representasi melalui lapisan recurrent.

$$h_i = \text{RNN}(H_i, h_{i-1}) \tag{3.5}$$

Decoder(RNN):

- 1. Embedding Layer:
 - Representasi embedding untuk setiap kata dalam ukuran target.

$$S_i = Embed(y_i)$$
, untuk $i = 1, 2, ..., T_v$ (3.6)

- 2. Recurrent Layer:
 - Meneruskan representasi melalui lapisan recurrent.

$$s_i = Decoder RNN(S_i, s_{i-1})$$
(3.7)

- 3. Attention Mechanism:
 - Menggunakan anttention mechanism untuk memperhatikaan konteks dari urutan sumber.

$$C_i = Attention(s_i H) (3.8)$$

- 4. *Linear and Softmax*:
 - Menggunakan layer liear dan fungsi softmax untuk menghasilakan distribusi probabilitas.

$$P_i = Softmax(Linear(s_i, C_i))$$
(3.9)