



Pivot Language Bahasa Melayu Pontianak ke Bahasa Bugis Menggunakan *Neural Machine Translation*

Alda Dwi Meilinda^{#1}, Herry Sujaini^{#2}, Novi Safriadi^{#3}

[#]Program Studi Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Tanjungpura
Jl. Prof. Dr. H. Hadari Nawawi, Pontianak, Kalimantan Barat, 78124

¹alda23.dm@student.untan.ac.id

²hs@untan.ac.id

³safriadi@informatics.untan.ac.id

Abstrak— Bahasa merupakan faktor terpenting yang digunakan dalam interaksi sosial. Kemampuan berbahasa yang berbeda di kalangan masyarakat berpotensi menghambat pertukaran informasi secara verbal. Upaya yang dapat dilakukan untuk mengurangi kesalahan dalam menyampaikan informasi yaitu dengan penggunaan teknologi mesin penerjemahan. Beberapa tahun terakhir, *neural machine translation* telah menghasilkan terjemahan alami yang lebih akurat menggunakan arsitektur *transformers* dan *framework tensorflow*. Namun, saat ini sulit menemukan pasangan data korpus paralel dari bahasa daerah, seperti bahasa Melayu Pontianak dan bahasa Bugis, untuk memudahkan pembuatan korpus paralel digunakan bahasa Indonesia sebagai *pivot language* dengan arsitektur *transformers*. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui hasil nilai akurasi pada *neural machine translation* sebelum dan sesudah menggunakan *pivot language* dari bahasa Melayu Pontianak ke bahasa Bugis. Data penelitian yang digunakan berjumlah 3000 baris kalimat bahasa Melayu Pontianak dan bahasa Bugis, 3000 baris kalimat bahasa Melayu Pontianak dan bahasa Indonesia, serta 3000 baris kalimat bahasa Indonesia dan bahasa Bugis. Hasil pengujian otomatis BLEU yang diperoleh menggunakan *pivot language* meningkat sebesar 1,43% dibandingkan pengujian tanpa *pivot language*. Berdasarkan hasil penelitian penggunaan *pivot language* dari bahasa Melayu Pontianak ke bahasa Bugis menggunakan *neural machine translation* mengalami peningkatan nilai akurasi.

Kata kunci— *Neural Machine Translation, Pivot Language, Transformers, Framework Tensorflow, BLEU*

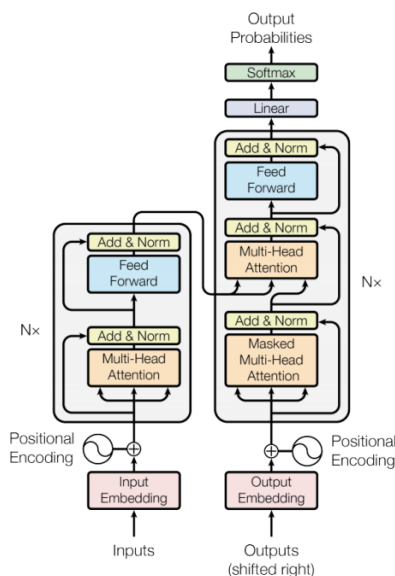
I. PENDAHULUAN

Indonesia memiliki 34 provinsi dan beraneka ragam bahasa daerah. Suku, budaya, dan bahasa yang berbeda menjadi ciri khas setiap daerah, terutama di provinsi Kalimantan Barat, Ibu Kota Pontianak. Suku Bugis merupakan salah satu suku yang bermigrasi ke Kalimantan Barat, dan pola persebaran diketahui melalui kegiatan perdagangan. Dalam memudahkan interaksi sosial di kalangan masyarakat, mereka juga menggunakan bahasa dengan jumlah penutur terbanyak, yaitu bahasa Melayu

Pontianak. Bahasa merupakan faktor terpenting yang digunakan dalam interaksi sosial. Bahasa adalah lambang bunyi yang bermakna dan artikulatif yang dihasilkan oleh alat-alat tutur bersifat arbitrer dan konvensional digunakan sebagai alat komunikasi oleh sekelompok orang untuk membangkitkan perasaan dan pikiran [1]. Kemampuan berbahasa yang berbeda di kalangan masyarakat berpotensi menghambat pertukaran informasi secara verbal. Upaya yang dapat dilakukan untuk mengurangi kesalahan dalam menyampaikan informasi yaitu dengan penggunaan teknologi mesin penerjemahan. Mesin penerjemahan merupakan solusi untuk menerjemahkan teks dari satu bahasa ke teks bahasa lainnya. Salah satu cara untuk membuat terjemahan mesin dari berbagai bahasa adalah dengan menggunakan *pivot language*.

Dalam terjemahan mesin, *pivot language* adalah bahasa ketiga yang dapat digunakan untuk menggabungkan dua atau lebih bahasa yang berbeda. Model *pivot* ini memungkinkan untuk menghubungkan antara korpus bahasa sumber ke bahasa *pivot* dan bahasa *pivot* ke bahasa target [2]. Beberapa penelitian sebelumnya terkait penggunaan *pivot language* memperoleh hasil yang berbeda-beda. Misalnya penelitian oleh Cheng et al [3] menggunakan bahasa Inggris sebagai *pivot language* untuk terjemahan dari bahasa Spanyol ke bahasa Prancis dan bahasa Jerman ke bahasa Prancis dengan jumlah data korpus yang bervariasi, mencapai peningkatan nilai akurasi BLEU sebesar 2,80% untuk terjemahan dari bahasa Spanyol ke bahasa Prancis, dan sebesar 2,23% untuk terjemahan dari bahasa Jerman ke bahasa Prancis. Penelitian serupa menggunakan *pivot language* oleh Kim et al [4] menginformasikan bahwa menggunakan bahasa Jerman sebagai *pivot language* untuk terjemahan bahasa Prancis ke bahasa Ceko mengalami peningkatan nilai akurasi BLEU sebesar 2,60%. Selain itu, penelitian oleh Costa-Jussa et al [5] menggunakan bahasa Spanyol sebagai *pivot language* dalam menerjemahkan bahasa Cina ke bahasa Catalan memperoleh hasil yang lebih baik

dibandingkan tanpa menggunakan *pivot language*, hasil pengujian penggunaan *pivot language* ini memperoleh nilai akurasi BLEU sebesar 38,92%. *Pivot language* digunakan untuk mengatasi kelangkaan data korpus paralel dwibahasa daerah, seperti pasangan bahasa Melayu Pontianak dan bahasa Bugis yang masih sulit ditemukan. Penggunaan *pivot language* untuk menerjemahkan bahasa daerah dengan bahasa Indonesia sebagai *pivot language* menggunakan *neural machine translation* juga masih sulit ditemukan. *Neural machine translation* dikenal sebagai terjemahan mesin saraf berbasis kecerdasan buatan yang menggunakan permodelan tiruan jaringan saraf manusia untuk mencapai hasil terjemahan yang lebih akurat. *Neural machine translation* memiliki beberapa arsitektur, salah satunya arsitektur *transformer* memiliki tingkat akurasi yang lebih akurat, dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar. 1 Arsitektur Transformers [6]

Arsitektur *transformer* adalah arsitektur terjemahan mesin yang tidak menggunakan jaringan saraf berulang atau jaringan saraf konvolusional untuk mengimplementasikan mekanisme perhatian [6]. *Transformers* dapat melakukan pemrosesan teks secara paralel dan menangkap ketergantungan jarak jauh dengan posisi *token* yang relatif tidak jelas.

Berdasarkan uraian permasalahan, maka akan dilakukan penelitian terhadap bahasa daerah menggunakan *neural machine translation* dengan penerapan mekanisme perhatian pada arsitektur *transformers*, untuk mengetahui seberapa besar peningkatan nilai akurasi menggunakan bahasa Indonesia sebagai *pivot language* dalam terjemahan dari bahasa Melayu Pontianak ke bahasa Bugis.

II. LANDASAN TEORI

Penelitian ini menggabungkan beberapa konsep yaitu penggunaan *pivot language*, teknologi terjemahan *Neural machine translation*, penerapan mekanisme perhatian pada arsitektur *transformers*, dan perhitungan pengujian otomatis BLEU.

A. Arsitektur Transformers

Transformer dalam artikel berjudul “*Attention is all you need*” [6] adalah arsitektur terjemahan mesin yang menerapkan mekanisme perhatian tanpa menggunakan jaringan saraf berulang atau jaringan saraf konvolusional. *Transformer* dapat menangkap ketergantungan jarak jauh dengan posisi *token* yang relatif tidak jelas, dan dapat melakukan pemrosesan teks secara paralel. Bagian utama dari arsitektur *transformers* terdiri dari lapisan *encoder* dan lapisan *decoder*. Bagian *encoder* atau pembuat encode urutan masukan dapat disimbolkan (x_1, x_2, \dots, x_n) dari serangkaian representasi kontinu $z = (z_1, z_2, \dots, z_n)$. Misalnya z , bagian *decoder* menghasilkan keluaran sesuai dengan model satu per satu, sehingga model secara otomatis bersifat regresif. Selain itu, arsitektur *transformers* menerapkan *self attention* pada setiap bagian tumpukan lapisan *encoder* dan lapisan *decoder*. Penerapan *self attention* secara penuh sebagai pemetaan dari *query* ke sekumpulan pasangan nilai *key*. Di mana *query*, *key*, *values*, dan keluaran semuanya adalah vektor.

B. Pivot Language

Pivot language atau bahasa penghubung adalah metode untuk menjembatani dua atau lebih bahasa berbeda dalam terjemahan mesin ketika sumber daya data langka untuk pasangan bahasa. Kelangkaan data korpus paralel untuk pasangan bahasa sumber daya rendah masih sulit ditemukan. Oleh karena itu, memungkinkan untuk menggunakan *pivot language* sebagai bahasa penghubung untuk menerjemahkan dari bahasa sumber ke bahasa target [2]. Dalam makalah berjudul “*Joint training for pivot based neural machine translation*” [3] memodelkan bahasa sumber ke bahasa target dapat didekomposisi menjadi dua sub model dengan memperlakukan kalimat *pivot* sebagai koneksi yang dihubungkan menggunakan *embedding* atau penyematan kata. Selain itu, permodelan $P(y|x; xy)$ untuk mewakili model perhatian terjemahan mesin saraf standar, di mana xy adalah kumpulan parameter model untuk kalimat bahasa sumber x dan kalimat bahasa target y .

C. Neural Machine Translation

Neural machine translation adalah teknologi terjemahan berbasis kecerdasan buatan yang menggunakan permodelan buatan jaringan saraf manusia untuk menghasilkan hasil terjemahan yang lebih akurat. Elemen dalam model ini mewakili *neuron* yang diorganisasikan ke dalam lapisan jaringan saraf. Pembelajaran model jaringan saraf ini dengan mengambil sejumlah masukan dan memprediksi keluaran [7]. Permodelan tiruan jaringan saraf manusia pada *neural machine translation* bekerja dengan mengamati teks sebagai kalimat atau frasa, memastikan bahwa hasil terjemahan akurat dan konsisten dengan tata bahasa. Jaringan terdiri dari unit-unit yang disebut “*node*”, dan setiap koneksi diwakili oleh angka yang disebut “*edge*”. Lapisan dan koneksi tepi diwakili oleh angka tertentu yang disebut “*weight*”. *Weight* atau bobot disesuaikan selama pemrosesan, seperti setelah

mesin menghasilkan *decoder* untuk menganalisis data lebih lanjut. Hampir semua jenis model jaringan saraf tiruan menginterpretasikan kerangka *encoder-decoder*. Kalimat sumber atau *input* $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, dan kalimat target $y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ didistribusikan dengan memfaktorkan dari kiri ke kanan [8].

D. Tensorflow

Salah satu *framework machine learning* yang bersifat *open-source* didukung oleh perusahaan Google adalah *tensorflow*. *Tensorflow* adalah antarmuka pemrograman untuk komputasi numerik yang menggunakan grafik aliran data secara umum. *Node* grafik mewakili operasi matematika, dan tepi grafik mewakili *array* multidimensi tipe data *tensor* yang mengalir diantaranya. Komputasi dapat dijalankan dengan sedikit atau tanpa modifikasi pada berbagai sistem, mulai dari perangkat seluler hingga perangkat pemrosesan seperti GPU. Sistem *tensorflow* dapat diadaptasi dan digunakan untuk menjalankan berbagai macam algoritma, termasuk pelatihan *inference* model dan *deep learning* [9]. Oleh karena itu, *tensorflow* dianggap sebagai *library* paling terkenal dengan sejumlah besar pengembang dan dukungan komunitas.

E. Bilingual Evaluation Understudy (BLEU)

Bilingual Evaluation Understudy (BLEU) adalah algoritma yang dapat digunakan untuk mengevaluasi secara otomatis kualitas teks yang telah diterjemahkan oleh mesin penerjemah dari bahasa satu ke bahasa lain. Pengujian BLEU menghitung metrik presisi modifikasi yang sama menggunakan *n-gram* antara terjemahan mesin dan hasil terjemahan sumber menggunakan konstanta yang disebut penalti singkat (*brevity penalty*). BLEU memiliki keuntungan yang signifikan bahwa peningkatan skor BLEU merupakan indikator dalam peningkatan kualitas terjemahan [10]. Rumus perhitungan BLEU, dapat dilihat pada Gambar 2.

$$BP_{BLEU} = f(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } c > r \\ e^{(1 - \frac{r}{c})}, & \text{if } c \leq r \end{cases}$$

$$P_n = \frac{\sum_{c \in \text{corpus } n\text{-grams}} \sum_{c \in \text{clip}(n\text{-gram})} \text{count}(c)}{\sum_{c \in \text{corpus } n\text{-grams}} \text{count}(c)}$$

$$BLEU = BP_{BLEU} \cdot \exp(\sum_{n=1}^N w_n \cdot P_n)$$

Gambar. 2 Rumus perhitungan otomatis BLEU [10]

Keterangan :

- BP = Brevity Penalty
- c = Jumlah kata dari hasil terjemahan otomatis
- r = Jumlah kata rujukan
- P_n = Modified precision score
- w_n = $1/N$ (standar nilai N untuk BLEU adalah 4)
- P_n = Jumlah *n-gram* hasil terjemahan yang sesuai dengan rujukan dibagi jumlah *n-gram* hasil terjemahan

III. METODE PENELITIAN

Metode penelitian ini terdiri dari 7 tahapan, yang secara sederhana diilustrasikan dengan diagram alir dimulai dari proses pengumpulan data, pembuatan korpus teks paralel, membangun mesin penerjemah jaringan saraf, implementasi mesin penerjemah jaringan saraf arsitektur *transformers* mekanisme *attention*, pengujian atau evaluasi hasil penerjemah jaringan saraf, analisis hasil pengujian, serta penarikan kesimpulan. Rincian proses pelaksanaan yang dilakukan selama penelitian diilustrasikan pada Gambar 3.



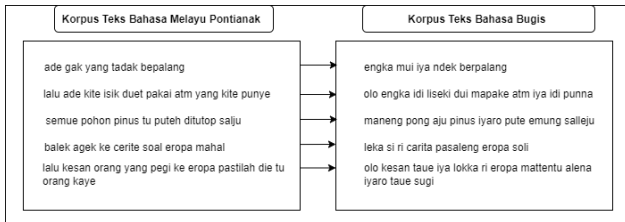
Gambar. 3 Metode penelitian

A. Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan untuk mendapatkan informasi yang diperlukan selama penelitian saat ini. Penelitian ini menggunakan data dari penelitian yang berjudul “Pendekatan *Pivot Language* Terhadap Nilai Akurasi Mesin Penerjemah Statistik” [11]. Data penelitian ini berasal dari penelitian sebelumnya, berjumlah 3000 baris kalimat korpus paralel bahasa Melayu Pontianak dan bahasa Indonesia. Setelah pengumpulan data, digunakan dua metode tambahan yaitu metode wawancara dan literatur. Namun, sebelum melakukan wawancara dengan ahli bahasa, perlu mencari ahli bahasa yang ahli dalam bidang kajiannya. Selanjutnya, data korpus yang diperoleh dalam bahasa Indonesia diajukan ke ahli bahasa untuk mendapatkan data korpus bahasa Bugis yang diperlukan untuk penelitian ini. Penggunaan literatur yang berjudul “Kamus Bahasa Indonesia-Bugis” [12] untuk mendapatkan sistematika penulisan yang tepat ke dalam bahasa target dalam topik penelitian ini. Data korpus paralel yang digunakan meliputi tiga yaitu data korpus paralel bahasa Melayu Pontianak dan bahasa Bugis berjumlah 3000 baris kalimat, data korpus paralel bahasa Melayu Pontianak dan bahasa Indonesia berjumlah 3000 baris kalimat, serta data korpus paralel bahasa Indonesia dan Bugis berjumlah 3000 baris kalimat.

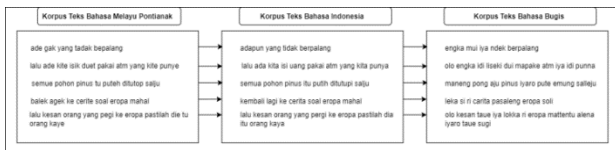
B. Pembuatan Korpus Teks Paralel

Pada tahap pembuatan korpus teks paralel adanya penggunaan *pivot language* yaitu bahasa Indonesia untuk menghubungkan dua bahasa yang berbeda, data korpus saat ini terdiri dari tiga bahasa yaitu bahasa Melayu Pontianak, bahasa Indonesia, dan bahasa Bugis. Pengambilan data korpus teks paralel bahasa Melayu Pontianak dan bahasa Indonesia berasal dari penelitian oleh Nurbaiti [11]. Setelah itu, data korpus disusun menjadi korpus teks paralel dari bahasa sumber dan bahasa target, yang masing-masing berjumlah 3000 baris kalimat. Berikut ini hasil pembuatan korpus teks paralel tanpa *pivot language*, diilustrasikan pada Gambar 4.



Gambar. 4 Hasil pembuatan korpus teks paralel tanpa *pivot language*

Sebelum menggunakan data korpus teks paralel yang diperoleh, dilakukan penerjemahan secara manual dari bahasa Indonesia ke bahasa Bugis terlebih dahulu. Setelah itu, ketiga data korpus teks paralel disimpan dalam bentuk teks dengan nama yang berbeda. Hasil pembuatan korpus teks paralel yang menggunakan *pivot language* dapat dilihat pada Gambar 5.



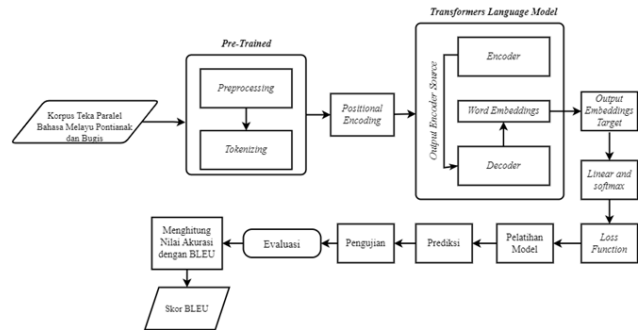
Gambar. 5 Hasil pembuatan korpus teks paralel menggunakan *pivot language*

C. Membangun Mesin Penerjemah Jaringan Saraf

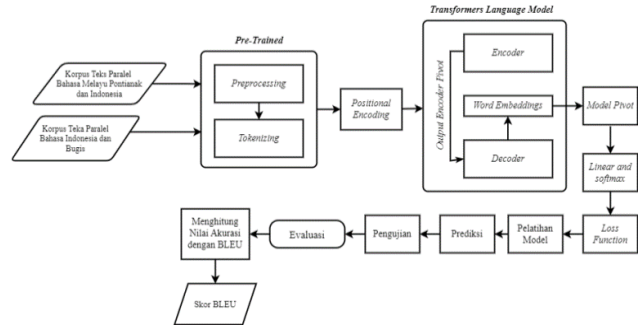
Tahap membangun mesin penerjemah jaringan saraf atau *neural machine translation* dilakukan secara *online* menggunakan produk Google. Namun, sebelumnya perlu menginstalasi *software* yang diperlukan yaitu *InterText* untuk mengecek keselarasan kalimat korpus yang telah disiapkan untuk tahap pelatihan dan pengujian. Setelah pengecekan kalimat pada data korpus teks paralel masing-masing bahasa selesai, akan diunggah ke *Google Drive* untuk penyimpanan data korpus *online* melalui peramban Chrome, serta mengakses *framework tensorflow* pada *coding environment* berformat *notebook* yaitu *Google Colaboratory*.

D. Implementasi Mesin Penerjemah Jaringan Saraf Arsitektur Transformers Mekanisme Attention

Tahap implementasi mesin penerjemah jaringan saraf arsitektur *transformers* mekanisme *attention* memiliki beberapa tahapan seperti pada Gambar 6 dan Gambar 7.



Gambar. 6 Arsitektur mesin penerjemah jaringan saraf tanpa *pivot language*



Gambar 7. Arsitektur mesin penerjemah jaringan saraf dengan *pivot language*

Implementasi mesin penerjemah jaringan saraf dengan arsitektur *transformers* mekanisme *attention* terbagi menjadi 3 mesin yaitu tanpa *pivot language* dan menggunakan *pivot language*. Mesin penerjemah jaringan saraf pertama dibuat seperti pada Gambar 6 menerjemahkan dari bahasa Melayu Pontianak ke bahasa Bugis. Mesin penerjemah jaringan saraf kedua dan ketiga dibuat seperti pada Gambar 7 menggunakan bahasa Indonesia sebagai *pivot language*, menerjemahkan dari bahasa Melayu Pontianak ke bahasa Indonesia, dan bahasa Indonesia ke bahasa Bugis. Data korpus teks paralel berjumlah 3000 baris kalimat bahasa Melayu Pontianak dan bahasa Bugis, 3000 baris kalimat bahasa Melayu Pontianak dan bahasa Indonesia, serta 3000 baris kalimat bahasa Indonesia dan bahasa Bugis masing-masing dibagi menjadi 6 *fold* terdiri dari 5 *fold* pelatihan dan 1 *fold* pengujian, di mana setiap *fold* pengujian berisi 500 baris kalimat, dan sisanya 2500 baris kalimat untuk pelatihan. Setiap *fold* diberikan nama dengan TR 1 hingga TR 6. Jika direpresentasikan, TR 1 sebagai data pengujian berisikan baris kalimat ke-1 hingga ke-500 seperti yang diilustrasikan pada Tabel 1.

TABEL I
PEMBAGIAN FOLD BERDASARKAN DATA KORPUS

Fold	Jumlah Data Korpus
TR 1	1-500
TR 2	501-1000
TR 3	1001-1500
TR 4	1501-2000
TR 5	2001-2500
TR 6	2501-3000

Setelah data korpus dibagi menjadi 6 *fold* akan dilanjutkan dengan pembagian jumlah mesin sebanyak 6 kali percobaan yang diilustrasikan pada Tabel 2.

TABEL II
PERCOBAAN MESIN PENERJEMAH JARINGAN SARAF BERDASARKAN PEMBAGIAN FOLD

Percobaan Mesin Penerjemah Jaringan Saraf	Data Pengujian	Data Pelatihan
1	TR 1	TR 2 TR 3 TR 4 TR 5 TR 6
2	TR 2	TR 1 TR 3 TR 4 TR 5 TR 6
3	TR 3	TR 1 TR 2 TR 4 TR 5 TR 6
4	TR 4	TR 1 TR 2 TR 3 TR 5 TR 6
5	TR 5	TR 1 TR 2 TR 3 TR 4 TR 6
6	TR 6	TR 1 TR 2 TR 3 TR 4 TR 5

Tahapan setelah membagi jumlah percobaan mesin berdasarkan *fold* yaitu proses mengunggah data korpus teks paralel pada Google Drive. Setelah itu, data korpus paralel diproses menggunakan sederetan kode program dalam bahasa *python* [13] pada *pre-trained* (*preprocessing* dan *tokenizing*), keluaran tahap ini dilanjutkan pada proses *positional encoding* menghasilkan vektor urutan posisi teks masukan. Dilanjutkan ke proses *transformers language model encoder* lapisan pembuat kode, keluarannya mewakili perkalian bobot perhatian dan vektor nilai (*value*). Lalu, keluaran penjumlahan lapisan *encoder* diumpungkan ke lapisan *decoder* sebagai masukan. *Token* dalam ruang d-dimensi diwakili dan dihubungkan oleh *embeddings*. Penelitian yang dilakukan oleh Cheng et al [3] memastikan saat menerjemahkan 2 bahasa yang berbeda, *pivot language* digunakan untuk menghubungkan 2 bahasa berbeda menggunakan *embedding*. Di mana *token* dengan arti yang sama dikelompokkan bersama dan menghasilkan model *pivot*. Model ini dilalui ke lapisan *linear* dan *softmax* untuk menghasilkan penjumlahan kata serta probabilitas kata yang relevan dalam kalimat target. Lalu, *loss function* digunakan untuk meminimalkan kerugian selama pelatihan. Selanjutnya, proses pelatihan menggunakan *teknik teacher forcing* [14] dan penentuan jumlah *epoch* [15] untuk mengetahui penggunaan *pivot language* yang memiliki nilai akurasi tertinggi untuk digunakan pada tahap pengujian selanjutnya, serta menghasilkan prediksi dalam kalimat target pada setiap iterasi. Hasil terjemahan kemudian dipisahkan secara manual menjadi prediksi aktual dan referensi. Hasil perolehan prediksi aktual dan referensi diuji secara otomatis menggunakan perhitungan BLEU, dan pada tahap ini dihasilkan keluaran berupa skor BLEU.

E. Pengujian atau Evaluasi Mesin Penerjemah Jaringan Saraf

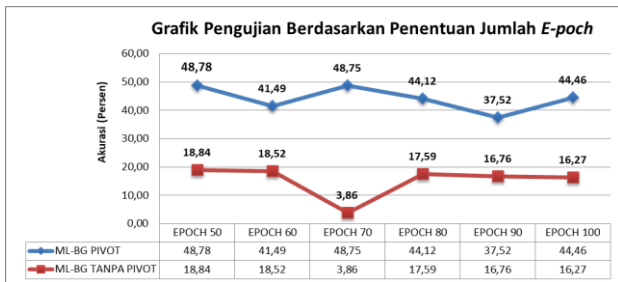
Tahap pengujian otomatis atau BLEU *evaluation* dilakukan untuk mengevaluasi dan mengukur hasil terjemahan berdasarkan tingkat akurasi. Proses pengujian BLEU menggunakan perhitungan skor akurasi yang dimodifikasi dalam *n-gram* antara hasil terjemahan mesin dan kalimat referensi melalui penggunaan konstanta yang dikenal sebagai *brevity penalty*. Skor BLEU ditentukan dengan mengalikan *brevity penalty* dengan rata-rata geometri skor akurasi yang dimodifikasi. Adapun deskripsi dari skenario pengujian untuk menghitung nilai akurasi, dapat dilihat pada Tabel 3.

TABEL III
SKENARIO PENGUJIAN

No	Skenario Pengujian	Keterangan
1.	Pengujian berdasarkan penentuan jumlah <i>Epoch</i>	Pengujian ini dimulai dari <i>epoch</i> ke-50 kemudian menambahkan 10 <i>epoch</i> secara konsisten. <i>Epoch</i> yang digunakan dapat dilihat dari hasil terjemahan yang memiliki akurasi tertinggi pada kalimat bahasa target dalam waktu perulangannya. Selanjutnya, hasil terjemahan akan dihitung menggunakan BLEU. Pada pengujian ini menggunakan data uji TR 1 sebagai percobaan, berisi kalimat ke-1 hingga ke-500 untuk korpus pengujian, dan baris kalimat ke-501 hingga ke-3000 untuk korpus pelatihan. Tujuan dari pengujian ini adalah untuk mengetahui penggunaan <i>pivot language</i> dan tanpa <i>pivot language</i> yang memiliki nilai akurasi tertinggi berdasarkan penentuan jumlah <i>epoch</i> , sehingga jumlah <i>epoch</i> dengan akurasi tertinggi akan digunakan untuk pengujian selanjutnya, serta menghitung nilai akurasi berdasarkan penentuan jumlah <i>epoch</i> dengan perhitungan BLEU.
2.	Pengujian berdasarkan pembagian <i>Fold</i> pada data korpus	Penelitian ini menggunakan data korpus teks paralel berjumlah 3000 baris kalimat bahasa Melayu Pontianak dan bahasa Bugis, 3000 kalimat bahasa Melayu Pontianak dan bahasa Indonesia, serta 3000 kalimat bahasa Indonesia dan bahasa Bugis. Kemudian masing-masing data korpus teks paralel itu dibagi menjadi 6 <i>fold</i> . <i>Fold</i> tersebut terdiri dari 5 <i>fold</i> untuk pelatihan dan 1 <i>fold</i> untuk pengujian, di mana setiap <i>fold</i> pengujian berisi 500 baris kalimat, dan sisanya 2500 baris kalimat untuk pelatihan. Sehingga untuk melihat rata-rata nilai akurasi dari masing-masing data korpus perlu dilakukan sebanyak 6 kali percobaan. Setelah itu, dilakukan proses pengujian otomatis menggunakan BLEU untuk mengetahui seberapa besar pengaruh penggunaan <i>pivot language</i> dalam

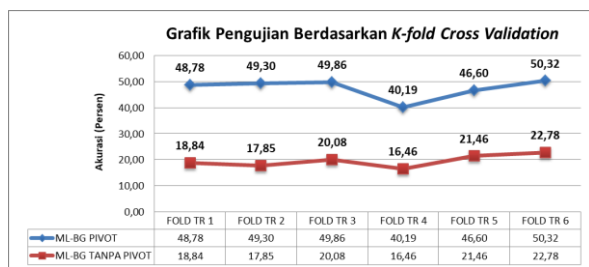
No	Skenario Pengujian	Keterangan
		menerjemahkan dari bahasa Melayu Pontianak ke bahasa Bugis.

Pengujian atau evaluasi hasil terjemahan jaringan saraf ini dilakukan dengan menggunakan perhitungan otomatis BLEU. Pengujian BLEU pada penelitian ini menggunakan dua skenario pengujian yaitu pengujian nilai akurasi terjemahan BLEU berdasarkan penentuan jumlah *epoch*, dan pengujian berdasarkan *K-fold cross validation*. Hasil pengujian dapat dilihat pada Gambar 8 dan Gambar 9.



Gambar. 8 Grafik pengujian berdasarkan penentuan jumlah *epoch*

Pada Gambar 7 hasil pengujian BLEU berdasarkan penentuan jumlah *epoch* yang ditampilkan dalam bentuk grafik untuk penerjemahan menggunakan *pivot language* memperoleh hasil akurasi yang lebih tinggi dibandingkan tanpa *pivot language*. *Epoch* yang memiliki nilai akurasi tertinggi menggunakan *pivot language* dan tanpa *pivot language* terletak di *epoch* ke-50, dengan nilai akurasi yang berbeda. Nilai akurasi tertinggi penggunaan *pivot language* menghasilkan skor BLEU sebesar 48,78%. Sedangkan nilai akurasi tertinggi tanpa *pivot language* menghasilkan skor BLEU sebesar 18,84%. Setelah mengetahui jumlah *epoch* yang memiliki nilai akurasi tertinggi pada masing-masing mesin, selanjutnya akan digunakan dalam pengujian berdasarkan *k-fold cross validation*.



Gambar. 9 Grafik pengujian berdasarkan *k-fold cross validation*

Pada Gambar 8 hasil pengujian BLEU berdasarkan *k-fold cross validation* yang ditampilkan dalam bentuk grafik menggunakan *pivot language* dan tanpa *pivot language* memperoleh nilai akurasi tertinggi pada data pengujian *fold TR 6* yang berisi kalimat dari baris ke-2501 hingga baris ke-3000. Di mana, nilai akurasi penggunaan *pivot language* menghasilkan skor BLEU sebesar 50,32%. Sedangkan nilai akurasi tanpa *pivot language* menghasilkan skor BLEU sebesar 22,78%. Sehingga diperoleh rata-rata untuk seluruh

data korpus yang dapat diterjemahkan ke bahasa target dengan baik menggunakan *epoch* ke-50 dengan *pivot language* dan tanpa *pivot language* terletak di *fold* yang sama tetapi nilai akurasi berbeda.

TABEL IV
HASIL PENERJEMAHAN OTOMATIS

<i>Fold</i>	NMT Bahasa Melayu Pontianak ke bahasa Bugis Tanpa <i>Pivot Language</i>	NMT Bahasa Melayu Pontianak ke bahasa Bugis Menggunakan <i>Pivot Language</i>
1	18,84	48,78
2	17,85	49,30
3	20,08	49,86
4	16,46	40,19
5	21,46	46,60
6	22,78	50,32
Rata-rata	19,58	47,51

Berdasarkan Tabel 4 hasil penerjemahan dari bahasa Melayu Pontianak ke bahasa Bugis menggunakan *pivot language* mencapai rata-rata akurasi skor BLEU sebesar 47,51% dibandingkan ketika tidak menggunakan *pivot language* sebesar 19,58%. Rata-rata nilai akurasi yang dihitung dari setiap mesin terjemahan akan digunakan untuk menghitung perbandingan nilai akurasi BLEU dengan dan tanpa *pivot language*. Hasil perbandingan dari perhitungan otomatis seluruh korpus data uji pada *neural machine translation* menggunakan *pivot language* meningkat sebesar 1,43% untuk terjemahan dari bahasa Melayu Pontianak ke bahasa Bugis.

F. Analisis Hasil Pengujian

Tahap analisis hasil pengujian untuk mengetahui karakterisasi *neural machine translation* yang menerjemahkan dari bahasa Melayu Pontianak ke bahasa Bugis yang dibangun dengan menggunakan *pivot language* dan tanpa *pivot language*, mesin mana yang memiliki nilai akurasi terjemahan tertinggi. Berikut ini beberapa hasil terjemahan terhadap kalimat uji menggunakan perhitungan otomatis BLEU.

1. Kalimat masukan (bahasa Melayu Pontianak): sejuknye mintak ampon
Kalimat target (bahasa Bugis): keccena ellau ampung
2. Kalimat masukan (bahasa Melayu Pontianak): pendek cerite, pegilah kamek nyarek orang jual lelong
Kalimat target (bahasa Bugis): rippe carita, iyak lokka sappa taue balu lelong
3. Kalimat masukan (bahasa Melayu Pontianak): satu agik tak tau kamek
Kalimat target (bahasa Bugis): seddi si iyak ndek isseng
4. Kalimat masukan (bahasa Melayu Pontianak): sampailah kamek di rumah
Kalimat target (bahasa Bugis): lettu idi di bola
5. Kalimat masukan (bahasa Melayu Pontianak): saran dari kawan kamek
Kalimat target (bahasa Bugis): pangaja pole anggota ku

6. Kalimat masukan (bahasa Melayu Pontianak):
tekanjatnye bukan maen
Kalimat target (bahasa Bugis): masaleng tennia maccule

TABEL V
HASIL TERJEMAHAN TERHADAP KALIMAT UJI

No.	Kalimat terjemahan tanpa <i>pivot language</i>	Skor BLEU (%)	Kalimat terjemahan menggunakan <i>pivot language</i>	Skor BLEU (%)
1	mallopona ellau ampung	57,74	ellau ampung	60,65
2	carita iyak lokka sappa bale dijual	32,04	rippe carita iyak lokka taue yang balu lelong	46,29
3	seddi seddi ndek isseng iyak	44,72	seddi si iyak ndek isseng	100
4	lettu idi berduwa iyak di bola	51,64	lettu idi di bola bola	77,46
5	pangaja pole anggota iyak	70,71	pangaja pole anggota ku	100
6	tennia maccule	60,65	masaleng tennia maccule	100

Berdasarkan hasil terjemahan terhadap kalimat uji pada Tabel 5 dapat dilihat untuk kalimat terjemahan ke-1 memiliki frasa dalam bahasa Melayu Pontianak “sejuknye mintak ampon” diterjemahkan dalam bahasa Bugis tanpa menggunakan *pivot language* menghasilkan “mallopona ellau ampung” dengan skor BLEU sebesar 57,74%. Sedangkan menggunakan *pivot language* menghasilkan “ellau ampung” dengan skor BLEU sebesar 60,65%. Kalimat terjemahan ke-2 terdapat frasa “pegi” diterjemahkan dalam bahasa Bugis menghasilkan “lokka” menggunakan *pivot language* dan tanpa *pivot language* memiliki makna yang sama. Dengan skor BLEU yang berbeda yaitu sebesar 32,04% tanpa *pivot language*, dan 46,29% menggunakan *pivot language*. Kalimat terjemahan ke-3 terdapat frasa “satu” diterjemahkan dalam bahasa Bugis menghasilkan “seddi” menggunakan *pivot language* dan tanpa *pivot language* memiliki makna yang sama. Dengan skor BLEU yang berbeda yaitu sebesar 44,72% tanpa *pivot language*, dan sebesar 100% menggunakan *pivot language*. Kalimat terjemahan ke-4 terdapat frasa “rumah” diterjemahkan dalam bahasa Bugis menghasilkan “bola” menggunakan *pivot language* dan tanpa *pivot language* memiliki makna yang sama. Dengan skor BLEU yang berbeda yaitu sebesar 51,64% tanpa *pivot language*, dan 77,46% menggunakan *pivot language*. Kalimat terjemahan ke-5 terdapat frasa “saran dari” diterjemahkan dalam bahasa Bugis menghasilkan “pangaja pole” menggunakan *pivot language* memiliki makna yang sama. Dengan skor BLEU yang berbeda yaitu sebesar 70,71%

tanpa *pivot language*, dan sebesar 100% menggunakan *pivot language*. Kalimat terjemahan ke-6 terdapat frasa “bukan maen” diterjemahkan dalam bahasa Bugis menghasilkan “tennia maccule” menggunakan *pivot language* dan tanpa *pivot language* memiliki makna yang sama. Dengan skor BLEU yang berbeda yaitu sebesar 60,65% tanpa *pivot language*, dan sebesar 100% menggunakan *pivot language*. Dari skor perhitungan otomatis BLEU memperoleh nilai yang lebih tinggi dengan hasil terjemahannya mendekati maupun identik dengan kalimat referensi pada *neural machine translation* menggunakan *pivot language* dibandingkan tanpa *pivot language*. Hal ini dikarenakan adanya penggunaan bahasa penghubung untuk menghubungkan dua atau lebih pasangan bahasa daerah yang berbeda. Adapun penggunaan *pivot language* yang dihubungkan melalui *embedding* pada *neural machine translation* ini mempelajari dan memahami konteks kata-kata dari kalimat bahasa Melayu Pontianak ke *pivot language*, kemudian memprediksi kata yang sesuai berdasarkan nilai probabilitas tertinggi kata pada *pivot language* untuk diterjemahkan menjadi kalimat dalam bahasa Bugis. Sehingga terjemahan yang dihasilkan dengan menggunakan *pivot language* memiliki makna yang sama dalam bahasa target dan memiliki kualitas terjemahan yang lebih akurat.

G. Penarikan Kesimpulan

Penarikan kesimpulan dibuat dengan membandingkan nilai rata-rata menggunakan *pivot language* dan tanpa *pivot language* yang menghasilkan nilai akurasi yang lebih akurat berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan secara otomatis BLEU.

IV. KESIMPULAN

A. Kesimpulan

Kesimpulan merupakan tahap akhir dalam proses penelitian untuk menyimpulkan hasil yang telah diperoleh. Adapun yang dapat disimpulkan dalam penelitian ini adalah berdasarkan skenario hasil pengujian dengan menentukan jumlah *epoch* memperoleh nilai akurasi tertinggi pada *epoch* ke-50 baik menggunakan *pivot language* maupun tanpa *pivot language*. Nilai akurasi skor BLEU yang diperoleh menggunakan *pivot language* sebesar 48,78%. Sedangkan skor BLEU yang diperoleh tanpa *pivot language* sebesar 18,84%. Sehingga diperoleh bahwa penggunaan *pivot language* memiliki nilai akurasi yang lebih tinggi dibandingkan tanpa *pivot language*. Selain itu, berdasarkan skenario hasil pengujian *k-fold cross validation* menggunakan *pivot language* dan tanpa *pivot language* memperoleh nilai akurasi tertinggi pada data pengujian *fold* TR 6 yang berisi kalimat dari baris ke-2501 hingga barais ke-3000. Rata-rata nilai akurasi pengujian dengan perhitungan otomatis pada seluruh data uji sebelum menggunakan *pivot language* memperoleh skor BLEU sebesar 19,58%, sedangkan setelah menggunakan *pivot language* memperoleh rata-rata skor BLEU sebesar 47,51%. Hasil perbandingan nilai rata-rata

pengujian otomatis penggunaan *pivot language* untuk penerjemahan bahasa Melayu Pontianak ke bahasa Bugis menggunakan *neural machine translation* mengalami peningkatan skor BLEU sebesar 1,43%. Oleh karena itu, penggunaan *pivot language* sangat bermanfaat untuk menerjemahkan dua atau lebih pasangan bahasa daerah dengan sumber daya yang terbatas.

B. Saran

Saran untuk penelitian selanjutnya berdasarkan penelitian ini adalah perlunya penambahan jumlah data korpus yang digunakan dalam mengimplementasikan model pada *neural machine translation*. Selain menggunakan korpus teks paralel bahasa sumber dan bahasa target dalam pelatihan, penggunaan kamus berupa tesaurus bahasa Indonesia dan tesaurus bahasa Bugis untuk mengatasi masalah kata-kata di luar korpus pelatihan atau OOV (*Out of Vocabulary*) yang sering ditemukan pada mesin penerjemahan, sehingga istilah yang tidak ada dalam *vocabulary corpus* dapat meningkatkan kualitas terjemahan dan meningkatkan nilai akurasi dari *neural machine translation*.

REFERENSI

- [1] Wibowo Wahyu. 2001. *Manajemen Bahasa: Pengorganisasian Karangan Pragmatik dalam Bahasa Indonesia*. Jakarta: PT Gramedia Pustaka Utama.
- [2] Hua Wu dan Haifeng Wang. 2007. Pivot Language Approach for Phrase-Based Statistical Machine Translation. In *Proceedings of 45th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pages 856–863.
- [3] Yong Cheng, Qian Yang, Yang Liu, Maosong Sun, dan Wei Xu. 2017. Joint training for pivot-based neural machine translation. In *Proceedings of the 26th International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pages 3974–3980. AAAI Press.
- [4] Yunsu Kim, Petre Petrov, Pavel Petrushkov, Shahram Khadavi, Herman Ney. 2019. Pivot-based transfer learning for neural machine translation between non-English languages. *arXiv preprint arXiv:1909.09524*.
- [5] Marta R. Costa-Jussa, Noe Casas, Carlos Escolano, dan Jose A.R. Fonollosa. 2019. Chinese-Catalan : A Neural Machine Translation Approach Based on Pivoting and Attention Mechanisms. *ACM Transactions on Asian and Low-Resource Language Information Processing*. Vol. 18, No. 43. pp. 1-8. doi:10.1145/3312575.
- [6] Ashish Vaswani, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N Gomez, Łukasz Kaiser, and Illia Polosukhin. 2017. Attention is all you need. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, pages 5998–6008.
- [7] Philipp Koehn. 2017. Neural machine translation. *arXiv preprint arXiv:1709.07809*.
- [8] Zhixing Tan, Shuo Wang, Zonghan Yang, Gang Chen, Xuancheng Huang, Maosong Sun, dan Yang Liu. 2020. Neural Machine Translation: A review of Methods, Resources, and Tools. *AI Open*, 1, 5-21.
- [9] Martin Abadi, Paul Barham, Jianmin Chen, Zhifeng Chen, Andy Davis, Jeffrey Dean, Matthieu Devin, Sanjay Ghemawat, Geoffrey Irving, Michael Israd, Manjunath Kudlur, Josh Levenberg, Rajat Monga, Sherry Moore, Derek G. Murray, Benoit Stiner, Paul Tucker, Vijay Vasudevan, Pete Warden, Martin Wicke, Yuan Yu, dan Xiaoqing Zheng. 2016. TensorFlow: A system for large-scale machine learning. In *12th USENIX symposium on operating systems design and implementation (OSDI 16)* (pp. 265–283).
- [10] Kishore Papineni, Salim Roukos, Todd Ward, dan Wei-Jing Zhu. 2002. BLEU: a Method for Automatic Evaluation of Machine Translation. In *Proceedings of the 40th annual meeting of the Association for Computational Linguistics*. pp. 311–318.
- [11] Syarifah Nurbaiti. 2020. *Pendekatan Pivot Language Terhadap Nilai Akurasi Mesin Penerjemah Statistik*. Skripsi. Program Studi Sarjana Teknik Informatika Universitas Tanjungpura, Pontianak.
- [12] M.I. Said. 1977. Kamus Bahasa Bugis-Indonesia. Jakarta: Pusat Pembinaan dan Pengembangan Bahasa Departemen Pendidikan dan Kebudayaan.
- [13] Nitin Madhani. 2007. Getting Started on Natural Language Processing With Python. *XRDS: Crossroads, the ACM Magazine for Students*, 13(4), 5-5.
- [14] Jason Brownlee. 2018. *Better deep learning: train faster, reduce overfitting, and make better predictions*. Machine Learning Mastery.
- [15] Wahyu Gunawan, Herry Sujaini, dan Tursina. 2021. Analisis Perbandingan Nilai Akurasi Mekanisme *Attention* Bah danau dan Luong pada *Neural Machine Translation* Bahasa Indonesia ke Bahasa Melayu Ketapang dengan Arsitektur *Recurrent Neural Network*. JEPIN. ISSN(e): 2548-9364, Vol 7 No. 3.