



UNIVERSITAS INDONESIA

***OPEN DOMAIN INFORMATION EXTRACTION* OTOMATIS DARI TEKS
BAHASA INDONESIA**

TESIS

**YOHANES GULTOM
1506706345**

**FAKULTAS ILMU KOMPUTER
PROGRAM STUDI MAGISTER ILMU KOMPUTER
DEPOK
JULI 2017**



UNIVERSITAS INDONESIA

***OPEN DOMAIN INFORMATION EXTRACTION* OTOMATIS DARI TEKS
BAHASA INDONESIA**

TESIS

**Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar
Magister Ilmu Komputer**

YOHANES GULTOM

1506706345

**FAKULTAS ILMU KOMPUTER
PROGRAM STUDI MAGISTER ILMU KOMPUTER
DEPOK
JULI 2017**

HALAMAN PERSETUJUAN

Judul : *Open Domain Information Extraction* Otomatis dari Teks Bahasa
Indonesia
Nama : Yohanes Gultom
NPM : 1506706345

Laporan Tesis ini telah diperiksa dan disetujui.

17 Juli 2017

Ir. Wahyu Catur Wibowo M.Sc., Ph.D.

Pembimbing Tesis

HALAMAN PERNYATAAN ORISINALITAS

**Tesis ini adalah hasil karya saya sendiri,
dan semua sumber baik yang dikutip maupun dirujuk
telah saya nyatakan dengan benar.**

Nama : Yohanes Gultom
NPM : 1506706345
Tanda Tangan :

Tanggal : 17 Juli 2017

HALAMAN PENGESAHAN

Tesis ini diajukan oleh :
Nama : Yohanes Gultom
NPM : 1506706345
Program Studi : Magister Ilmu Komputer
Judul Tesis : *Open Domain Information Extraction* Otomatis dari
Teks Bahasa Indonesia

Telah berhasil dipertahankan di hadapan Dewan Penguji dan diterima sebagai bagian persyaratan yang diperlukan untuk memperoleh gelar Magister Ilmu Komputer pada Program Studi Magister Ilmu Komputer, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Indonesia.

DEWAN PENGUJI

Pembimbing : Ir. Wahyu Catur Wibowo M.Sc., Ph.D. ()
Penguji : Ir. Dana Indra Sensuse M.LIS., Ph.D. ()
Penguji : Dr. Indra Budi S.Kom., M.Kom ()
Penguji : Dr. Ir. Eko Kuswardono Budiardjo M.Sc. ()

Ditetapkan di : Depok
Tanggal : 17 Juli 2017

KATA PENGANTAR

Puji syukur saya panjatkan kepada Tuhan Yang Maha Esa, karena atas berkat dan rahmat-Nya, saya dapat menyelesaikan tesis ini. Penulisan tesis ini dilakukan dalam rangka memenuhi salah satu syarat untuk mencapai gelar Magister Ilmu Komputer pada Fakultas Ilmu Komputer Universitas Indonesia. Saya menyadari bahwa, tanpa bantuan dan bimbingan dari berbagai pihak, dari masa perkuliahan sampai pada penyusunan tesis ini, sangatlah sulit bagi saya untuk menyelesaikan tesis ini. Oleh karena itu, saya mengucapkan terima kasih kepada:

1. Ir. Wahyu Catur Wibowo M.Sc., Ph.D., selaku dosen pembimbing yang telah menyediakan waktu, tenaga, dan pikiran untuk mengarahkan saya dalam penyusunan tesis ini;
2. Rahmad Mahendra S.Kom., M.Sc., selaku dosen mata kuliah NLP yang memberikan banyak saran, kritik dan arahan teknis dalam melakukan penelitian tesis ini;
3. ibu, adik-adik dan keluarga besar yang telah memberikan bantuan dukungan doa, moral dan material; serta
4. rekan-rekan seperjuangan MIK 2015 yang namanya tidak dapat saya sebutkan satu per satu, yang telah banyak membantu saya dalam menyelesaikan tesis ini.

Akhir kata, saya berharap Tuhan Yang Maha Esa berkenan membalas segala kebaikan semua pihak yang telah membantu. Semoga tesis ini membawa manfaat bagi pengembangan ilmu.

Depok, 17 Juli 2017

Yohanes Gultom

HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai sivitas akademik Universitas Indonesia, saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Yohanes Gultom
NPM : 1506706345
Program Studi : Magister Ilmu Komputer
Fakultas : Ilmu Komputer
Jenis Karya : Tesis

demikian demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Indonesia **Hak Bebas Royalti Noneksklusif (Non-exclusive Royalty Free Right)** atas karya ilmiah saya yang berjudul:

Open Domain Information Extraction Otomatis dari Teks Bahasa Indonesia

berserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Noneksklusif ini Universitas Indonesia berhak menyimpan, mengalihmedia/formatkan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (database), merawat, dan memublikasikan tugas akhir saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Dibuat di : Depok
Pada tanggal : 17 Juli 2017
Yang menyatakan

(Yohanes Gultom)

ABSTRAK

Nama : Yohanes Gultom
Program Studi : Magister Ilmu Komputer
Judul : *Open Domain Information Extraction* Otomatis dari Teks Bahasa Indonesia

Banyaknya jumlah dokumen digital yang tersedia saat ini sudah melebihi kapasitas manusia untuk memprosesnya secara manual. Hal ini mendorong munculnya kebutuhan akan metode ekstraksi informasi (*information extraction*) otomatis dari teks atau dokumen digital dari berbagai domain (*open domain*). Sayangnya, setiap sistem *open domain information extraction* (*open IE*) yang ada saat ini hanya berlaku untuk satu bahasa tertentu saja dan belum ada sistem *open IE* untuk bahasa Indonesia yang dipublikasikan. Pada penelitian ini Penulis memperkenalkan sebuah sistem untuk mengekstraksi relasi antar entitas dari teks bahasa Indonesia dari berbagai domain. Sistem ini menggunakan sebuah NLP *pipeline*, pembangkit kandidat *triple* (*triple candidates generator*) dan pengembang token (*token expander*) berbasis aturan serta pemilih *triple* berbasis *supervised learning*. Setelah melakukan *cross-validation* terhadap empat kandidat model: *logistic regression*, SVM, MLP dan *Random Forest*, ditemukan bahwa *Random Forest* adalah *classifier* yang terbaik untuk dijadikan *triple selector* dengan skor F1 0.58 (*precision* 0.62 dan *recall* 0.58). Penyebab utama skor yang masih rendah ini adalah aturan pembangkitan kandidat yang masih sederhana dan kualitas *dataset* yang masih rendah. Secara keseluruhan, efisiensi waktu proses sistem cukup baik. Namun presisi hasil ekstraksi masih sangat rendah disebabkan rendahnya kinerja NLP *pipeline* dan beberapa keterbatasan komponen *token expander*.

Kata Kunci:

information extraction, open domain, natural language processing, supervised learning, bahasa Indonesia

ABSTRACT

Name : Yohanes Gultom
Program : Magister Ilmu Komputer
Title : Automatic Open Domain Information Extraction from Indonesian Text

The vast amount of digital documents, that have surpassed human processing capability, calls for an automatic information extraction method from any text document regardless of their domain. Unfortunately, open domain information extraction (open IE) systems are language-specific and there is no published system for Indonesian language. This paper introduces a system to extract entity relations from Indonesian text in triple format using an NLP pipeline, rule-based candidates generator, token expander and supervised-learning-based triple selector. We cross-validate four candidates: logistic regression, SVM, MLP, Random Forest using our dataset to discover that Random Forest is the best classifier for the triple selector achieving 0.58 F1 score (0.62 precision and 0.58 recall). The low score is largely due to the simplistic candidate generation rules and the low quality of dataset. Overall the system is able to extract information efficiently from Indonesian text. However, the precision of the system is still very low due to the low performance of NLP pipeline and some limitations in token expander.

Keywords:

information extraction, open domain, natural language processing, supervised learning, Indonesian language

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PERSETUJUAN	ii
LEMBAR PERNYATAAN ORISINALITAS	iii
KATA PENGANTAR	v
LEMBAR PERSETUJUAN PUBLIKASI ILMIAH	vi
ABSTRAK	vii
Daftar Isi	ix
Daftar Gambar	xi
Daftar Tabel	xii
1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Permasalahan	3
1.2.1 Definisi Permasalahan	3
1.2.2 Batasan Permasalahan	3
1.3 Tujuan dan Manfaat	4
1.4 Sistematika Penulisan	5
2 TINJAUAN PUSTAKA	6
2.1 <i>Open Domain Information Extraction</i>	6
2.2 <i>Natural Language Processing</i>	7
2.2.1 <i>Tokenization</i>	8
2.2.2 <i>Part of Speech Tagging</i>	8
2.2.3 <i>Lemmatization</i>	9
2.2.4 <i>Named-Entity Recognition</i>	9
2.2.5 <i>Dependency Parsing</i>	9
2.2.6 <i>CoNLL-U</i>	10
2.3 <i>Supervised Learning</i>	10

2.3.1	<i>Logistic Regression</i>	11
2.3.2	<i>Support Vector Machine</i>	12
2.3.3	<i>Multi-Layer Perceptron</i>	13
2.3.4	<i>Random Forest</i>	14
2.4	Penelitian Terkait	15
3	METODE PENELITIAN	19
3.1	Studi Literatur	19
3.2	Pengumpulan Data	20
3.3	Rancangan dan Implementasi Sistem	21
3.3.1	<i>NLP Pipeline</i>	22
3.3.2	<i>Triple Candidate Generator</i>	25
3.3.3	<i>Triple Selector</i>	27
3.3.4	<i>Token Expander</i>	28
3.4	Evaluasi dan Analisis	30
3.4.1	Evaluasi	30
3.4.1.1	Eksperimen Model <i>Triple Selector</i>	30
3.4.1.2	Eksperimen Kinerja Sistem	31
3.4.2	Analisis	32
4	HASIL DAN ANALISIS	33
4.1	Evaluasi	33
4.2	Analisis	40
5	PENUTUP	46
5.1	Kesimpulan	46
5.2	Saran	47
	Daftar Referensi	49
	LAMPIRAN	1
	Lampiran 1: Kode Sumber Program Utama	2
	Lampiran 2: Kode Sumber <i>NLP Pipeline</i>	3
	Lampiran 3: Kode Sumber Pustaka Utama	6
	Lampiran 4: Kode Sumber Pelatihan <i>Triple selector</i>	11
	Lampiran 5: Daftar <i>POS Tag</i> dan <i>Dependency Relation</i> CoNLL-U	16

DAFTAR GAMBAR

1.1	Contoh input dan output yang diharapkan dari sistem open IE untuk bahasa Indonesia	2
2.1	Contoh <i>input</i> dan <i>output POS tagging</i>	8
2.2	Contoh <i>input</i> dan <i>output NER</i>	9
2.3	Contoh hasil pemetaan (titik merah dan biru) fungsi <i>logistic regression</i> dari fitur x ke kelas y yang dapat dipisahkan oleh fungsi logistik/ <i>sigmoid</i> (garis hijau) (sumber: https://florianhartl.com)	11
2.4	Contoh fungsi linier (garis hijau) dari SVM yang memisahkan dua kelompok data dua dimensi (titik merah dan biru) menggunakan dua <i>support vector</i> (sumber: https://florianhartl.com)	12
2.5	Visualisasi MLP dengan <i>input layer</i> $\{x_1, x_2\}$, dua <i>hidden layer</i> $\{y_1, y_2, y_3\}$, $\{z_1, z_2\}$ dan satu <i>output layer</i> $\{y\}$ (sumber: Theodoridis (2015))	14
2.6	Visualisasi <i>random forest</i> yang memprediksi kelas k untuk data x berdasarkan voting hasil klasifikasi setiap <i>tree</i> $\{k_1, k_2, \dots, k_b\}$ (sumber: http://www.scirp.org)	14
2.7	Proses pelatihan dan ekstraksi ARGLEARNER	16
2.8	Proses <i>labeling</i> dan ekstraksi pada OLLIE	17
3.1	Indonesian open domain information extraction flowchart	21
3.2	Contoh format CoNLL-U untuk sebuah kalimat	24
4.1	Diagram standar deviasi <i>k-fold cross-validation</i> $k = 2, 3, 5, 7, 10$ model <i>supervised learning</i> untuk <i>triple selector</i>	36
4.2	Diagram <i>k-fold cross-validation</i> model <i>supervised learning</i> untuk <i>triple selector</i> dengan $k = 2$	36
4.3	Diagram <i>k-fold cross-validation</i> model <i>supervised learning</i> untuk <i>triple selector</i> dengan $k = 3$	37
4.4	Rata-rata waktu proses per kalimat dan rata-rata jumlah <i>triple</i> yang dihasilkan per kalimat pada variasi ukuran dokumen	38
4.5	Diagram hasil eksperimen perbandingan model <i>supervised learning</i> untuk <i>triple selector</i> dengan menggunakan data latih sebagai data uji	41

DAFTAR TABEL

2.1	Perbandingan antara <i>information extraction</i> tradisional (IE), <i>open domain extraction</i> (open IE) dan <i>knowledge extraction</i> (KE)	7
2.2	Rangkuman penelitian terkait dan posisi penelitian	18
3.1	Tahapan penelitian	19
3.2	Aturan pembangkitan kandidat <i>triple</i>	25
3.3	Fitur klasifikasi <i>triple selector</i>	28
3.4	Aturan ekspansi untuk <i>token</i> subjek atau objek	29
3.5	Aturan ekspansi untuk <i>token</i> predikat	30
4.1	Hasil <i>k-fold cross-validation</i> $k = 2$ model <i>supervised learning</i> untuk <i>triple selector</i>	34
4.2	Hasil <i>k-fold cross-validation</i> $k = 3$ model <i>supervised learning</i> untuk <i>triple selector</i>	35
4.3	Hasil <i>k-fold cross-validation</i> $k = 5$ model <i>supervised learning</i> untuk <i>triple selector</i>	35
4.4	Hasil <i>k-fold cross-validation</i> $k = 7$ model <i>supervised learning</i> untuk <i>triple selector</i>	35
4.5	Hasil <i>k-fold cross-validation</i> $k = 10$ model <i>supervised learning</i> untuk <i>triple selector</i>	35
4.6	Standar deviasi <i>k-fold cross-validation</i> $k = 2, 3, 5, 7, 10$ model <i>supervised learning</i> untuk <i>triple selector</i>	35
4.7	Waktu proses per kalimat (detik)	38
4.8	Jumlah <i>triple</i> yang diekstraksi per kalimat	39
4.9	Presisi hasil ekstraksi <i>triple</i> dari tiga dokumen	39
4.10	Hasil eksperimen perbandingan model <i>supervised learning</i> untuk <i>triple selector</i> dengan menggunakan data latih sebagai data uji	41

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Di masa sekarang ini, ketersediaan dokumen digital berbahasa natural seperti berita, jurnal dan buku elektronik (*e-book*) sudah sangat banyak dan terus meningkat dengan cepat karena didorong oleh meningkatnya pemanfaatan komputer, *smartphone* dan *internet*. Jumlah dokumen digital tersebut telah melampaui batas kemampuan manusia untuk memproses secara manual sehingga menimbulkan kebutuhan akan proses otomatis untuk melakukannya (Banko et al., 2007). Salah satu proses yang dikembangkan adalah *information extraction* (IE) yang secara selektif menyusun dan mengkombinasikan data yang ditemukan di dalam teks atau dokumen menjadi informasi (Cowie dan Lehnert, 1996).

Meskipun IE sudah mampu manusia untuk memproses dokumen digital dengan lebih efisien, metode yang digunakan umumnya hanya berlaku untuk kelompok dokumen yang homogen atau berada dalam satu domain (*closed-domain*). Hal ini terjadi karena umumnya teknik yang dipakai dibuat sedemikian rupa untuk memanfaatkan pola tertentu pada teks atau dokumen (Cowie dan Lehnert, 1996). Sebagai contoh, salah satu cara paling sederhana untuk mengekstraksi nama penulis dari berita elektronik adalah mencari nama orang di awal atau akhir dokumen. Cara yang sama tidak bisa digunakan untuk mencari nama penulis dari dokumen lain seperti jurnal karena struktur dokumen yang berbeda. Hal ini mendorong berkembangnya metode lain yang mampu mengekstraksi informasi dari berbagai domain (*open domain*) yang disebut *open domain information extraction* (*open IE*) (Banko et al., 2007).

Seiring dengan berkembangnya waktu, beberapa sistem *open IE* sudah dikembangkan untuk bahasa Inggris (Banko et al., 2007; Schmitz et al., 2012; Angeli et al., 2015). Bahkan penelitian terkait melaporkan kesuksesan aplikasi *open IE* untuk *task question answering* (Fader et al., 2011) dan *information retrieval* (Etzioni, 2011). Akan tetapi karena sistem *open IE* menggunakan satu atau lebih *task natural language processing* (NLP) dan aturan/heuristik yang hanya berlaku untuk bahasa tertentu, maka sistem yang dikembangkan untuk bahasa Inggris tidak dapat dipakai untuk memproses teks atau dokumen dalam bahasa lain seperti bahasa Indonesia. Oleh karena itu dalam penelitian ini diperkenalkan sistem *open IE* untuk bahasa

Indonesia.

Untuk melakukan *open domain information extraction* dari teks bahasa Indonesia seperti pada Gambar 1.1, idealnya perlu dilakukan proses analisis terhadap struktur sintaktik dan semantik kalimat seperti yang dilakukan pada *knowledge extraction* (Exner dan Nugues, 2014). Pada proses analisis sintaktik, akan didapatkan informasi seperti *part of speech* (POS) dari setiap kata, hubungan antar kata (*dependency relation*) dan *named-entity* pada kalimat. Kemudian dari informasi ini bisa dilakukan analisis semantik untuk mengetahui relasi semantik antar kata. Sayangnya teknik yang umum digunakan untuk analisis semantik bahasa Inggris membutuhkan sumber daya bahasa seperti *dataset* NLP yang belum tersedia untuk bahasa Indonesia. Meskipun demikian, *dataset* untuk analisis sintaktik sudah cukup banyak tersedia untuk POS *tagging* (Wicaksono dan Purwarianti, 2010) & *named-entity recognizer* (NER) (Fader et al., 2011) dan, sekalipun relatif lebih sedikit, untuk *dependency parser* (Nivre et al., 2016). Oleh karena itu perlu diteliti cara untuk melakukan *open IE* dari teks bahasa Indonesia hanya berdasarkan pola-pola yang dibentuk oleh fitur-fitur sintaktik, yaitu POS, *dependency relation* dan *named-entity*.

<p>Input</p> <p>”Sembungan adalah sebuah desa yang terletak di kecamatan Kejajar, kabupaten Wonosobo, Jawa Tengah, Indonesia.”</p> <p>Output</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. (Sembungan, adalah, desa) 2. (Sembungan, terletak di, kecamatan Kejajar)

Gambar 1.1: Contoh input dan output yang diharapkan dari sistem open IE untuk bahasa Indonesia

Sekalipun belum ada publikasi yang secara khusus berisi tentang penelitian *open IE* bahasa Indonesia, telah ada beberapa publikasi mengenai penelitian tentang *information extraction* (IE) untuk bahasa Indonesia yang menggunakan teknik-teknik NLP yang juga digunakan pada *open IE*. Mayoritas dari publikasi penelitian IE ini memanfaatkan konten Twitter¹ sebagai sumber data, misalnya untuk melakukan analisis sentimen terhadap *brand* layanan/produk (Vidya et al., 2015), analisis transaksi *online* (Khodra dan Purwarianti, 2013) dan analisis kondisi lalu lintas (Hanifah et al., 2014; Endarnoto et al., 2011). Selain itu telah diteliti juga

¹Media sosial Twitter <https://twitter.com/>

aplikasi IE untuk mengagregasi informasi mengenai produk-produk usaha kecil menengah (UKM) Indonesia dari internet secara otomatis (Oktavino dan Maulidevi, 2014). Penelitian-penelitian ini umumnya juga menggunakan teknik-teknik NLP yang sama dengan penelitian ini seperti *tokenization*, *POS tagging* dan *named-entity recognition*. Selain itu penelitian-penelitian tersebut juga melakukan klasifikasi menggunakan sekumpulan aturan (Endarnoto et al., 2011) atau model *machine learning* (Oktavino dan Maulidevi, 2014; Vidya et al., 2015; Khodra dan Purwarianti, 2013) untuk melakukan analisis terhadap hasil anotasi NLP tersebut.

Sistem *open IE* yang diajukan pada penelitian ini bertujuan untuk mengekstrak sejumlah *triple* (satu relasi dan dua argumen/entitas) dari satu atau lebih kalimat bahasa Indonesia seperti contoh pada Gambar 1.1. Sistem ini terdiri dari sebuah *NLP pipeline*, pembangkit kandidat *triple* (*triple candidate generator*), pengembang token (*token expander*) dan sebuah model *supervised learning* untuk memilih *triple* (*triple selector*). Untuk melatih model *triple selector* tersebut, dibangun dataset berisi 1,611 kandidat *triple* bahasa Indonesia yang valid dan yang tidak valid. Sistem ini diharapkan dapat menjadi referensi dalam pengembangan open IE untuk bahasa Indonesia dan juga digunakan untuk kebutuhan aplikasi yang lebih kompleks seperti pendeteksian plagiarisme, *question answering* dan *knowledge extraction*.

1.2 Permasalahan

Pada bagian ini akan dijelaskan mengenai definisi permasalahan yang ingin diselesaikan pada penelitian ini dan batasan yang ditetapkan. Definisi permasalahan diperlukan supaya arah penelitian lebih jelas dan fokus. Sedangkan batas permasalahan dibutuhkan agar penelitian ini lebih efisien serta memberikan sedikit gambaran peluang pengembangan ke depan.

1.2.1 Definisi Permasalahan

Permasalahan yang ditemukan dan ingin diselesaikan pada penelitian ini:

1. Bagaimana merancang sistem *open IE* yang cocok untuk bahasa Indonesia?
2. Model *supervised learning* apa yang cocok untuk *open IE* bahasa Indonesia?
3. Bagaimana kinerja sistem *open IE* yang dihasilkan?

1.2.2 Batasan Permasalahan

Batasan permasalahan pada penelitian ini adalah:

1. Pada penelitian ini *open domain information extraction* dilakukan secara otomatis dari teks berbahasa Indonesia.
2. Penelitian ini hanya berfokus untuk menghasilkan *triple* yang eksplisit secara sintaktik. Contoh *triple* yang eksplisit dari kalimat "Universitas Indonesia berada di Depok, Jawa Barat, Indonesia" adalah (*Universitas Indonesia, terletak di, Depok*). Sedangkan *triple* yang implisit seperti (*Depok, terletak di, Jawa Barat*) belum ditangani pada penelitian ini.
3. Penelitian ini tidak berfokus untuk mengimbangi kinerja sistem sistem *open IE* untuk bahasa Inggris pada penelitian terkait.

1.3 Tujuan dan Manfaat

Penyelesaian masalah yang telah dideskripsikan di atas melalui penelitian ini diharapkan dapat mencapai tujuan-tujuan dan memberikan manfaat-manfaat sebagai berikut:

Tujuan

1. Merancang dan mengimplementasikan sistem *open IE* untuk teks bahasa Indonesia. Hasil akhir penelitian ini bukan hanya berupa rancangan tapi juga implementasi sistem yang dapat diakses secara terbuka dan dilengkapi petunjuk penggunaan sederhana sehingga mudah digunakan.
2. Mencari model *supervised learning* yang sesuai sistem *open IE* bahasa Indonesia. Hasil eksperimen pemilihan model dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan gambaran mengenai karakteristik masalah *supervised learning* pada *open IE* dan menjadi fondasi pengembangan sistem ke depannya.
3. Mengukur kinerja sistem *open IE* secara umum berdasarkan presisi dan waktu prosesnya. Sekalipun belum mampu menyaingi sistem *open IE* bahasa Inggris yang sudah dikembangkan sejak lama, hasil pengukuran kinerja sistem ini bisa menjadi acuan untuk penelitian di masa depan.

Manfaat

1. Menghasilkan sistem *open IE* yang dapat digunakan untuk mengekstrak entitas relasi dan argumen/entitas dalam format *triple* dari teks bahasa Indonesia. Hasil ekstraksi ini dapat diaplikasikan untuk berbagai keperluan yang

lebih kompleks seperti ekstraksi fitur/representasi dokumen, pengecekan plagiarisme, *question answering*, *document retrieval* .dsb.

2. Memberikan acuan untuk pengembangan sistem *open IE* untuk bahasa Indonesia. Sebagai salah satu penelitian pertama untuk *open IE* bahasa Indonesia, diharapkan penelitian ini dapat dikembangkan lebih jauh atau menjadi referensi penelitian pada bidang terkait.
3. Memberikan kontribusi terhadap perkembangan sumber daya bahasa (*language resources*) Indonesia. Penelitian terkait *natural language processing* (NLP) bahasa Indonesia seperti ini membantu mengumpulkan dan menambahkan sumber daya bahasa seperti *dataset* dan algoritma spesifik untuk bahasa Indonesia.

1.4 Sistematika Penulisan

Laporan penelitian terdiri dari lima bab yang mencakup pendahuluan, tinjauan pustaka, metode penelitian, hasil dan analisis serta penutup (kesimpulan dan saran). Susunan dan penjelasan sistematis dari setiap bagian dari laporan adalah sebagai berikut:

- Bab 1 PENDAHULUAN
Bab ini akan menjelaskan mengenai latar belakang permasalahan, rumusan masalah, tujuan, manfaat dan batasan penelitian.
- Bab 2 TINJAUAN PUSTAKA
Bab ini akan menjelaskan landasan teori yang digunakan pada penelitian ini serta memaparkan kajian pustaka terhadap penelitian-penelitian terkait.
- Bab 3 METODE PENELITIAN
Bab ini akan menjelaskan mengenai tahapan, rancangan & implementasi sistem, evaluasi dan analisis yang digunakan pada penelitian ini.
- Bab 4 HASIL DAN ANALISIS
Bab ini akan menjelaskan tentang hasil eksperimen dan analisis hasil eksperimen.
- Bab 5 PENUTUP
Bab ini akan menjelaskan tentang kesimpulan dari penelitian yang telah dilakukan dan saran untuk penelitian berikutnya.

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

Pada bab ini dijelaskan mengenai dasar teori *open domain information extration* (*open IE*) serta teori yang terkait komponen-komponen di dalamnya yaitu *natural language processing* (NLP) dan *supervised learning*. Pada bab ini juga dijelaskan mengenai penelitian-penelitian terkait mengenai *open IE* serta posisi penelitian ini terhadap penelitian-penelitian tersebut.

2.1 *Open Domain Information Extraction*

Open domain information extraction (*open IE*) adalah proses ekstraksi informasi dari dokumen dalam format *triple* (x, r, y) di mana r adalah relasi antara dua buah argumen/entitas x dan y (Banko et al., 2007; Etzioni et al., 2011). Relasi pada *triple* diambil dari kata kerja (*verb*) (Banko et al., 2007; Fader et al., 2011) (contoh: kalimat "*Jakarta is the capital of Indonesia*" mengandung *triple* ("Jakarta", "is the capital of", "Indonesia")) atau dari kata lain yang secara implisit merupakan kata kerja (Schmitz et al., 2012) (contoh: "*Indonesian President Joko Widodo was born in Surakarta*" mengandung *triple* ("Joko Widodo", "be", "president")). Sedangkan argumen atau entitas yang diekstrak selalu merupakan frase (*noun phrase*) seperti yang juga terlihat di contoh. Format *triple* yang membentuk (subjek, predikat, objek) ini ternyata berlaku umum untuk semua dokumen yang berisi teks bahasa natural sehingga dapat diterapkan pada dokumen dari berbagai domain.

Format *triple* yang digunakan *open IE* memiliki kemiripan dengan format yang lazim digunakan pada *knowledge extraction* (KE), yaitu *Resource Data Format* (RDF)¹ (Auer et al., 2007; Exner dan Nugues, 2014). Namun, perbedaannya adalah *triple* pada *open IE* umumnya tidak mengikuti seluruh spesifikasi RDF dan tidak memiliki himpunan ontologi tetap. Ringkasan perbandingan antara open IE dan KE ditunjukkan pada Tabel 2.1.

¹Resource Data Format W3C <https://www.w3.org/RDF/>

Tabel 2.1: Perbandingan antara *information extraction* tradisional (IE), *open domain extraction* (open IE) dan *knowledge extraction* (KE)

Aspek	IE	Open IE	KE
Domain	Tertutup	Terbuka	Terbuka
Format	Tergantung domain	Triples	RDF Triples
Ontologi	Tidak tersedia	Opsional	Wajib

Meskipun menggunakan modul dan teknik yang berbeda-beda, model sistem *open IE* umumnya menjalankan proses yang dapat dibagi menjadi tiga langkah/fase (Etzioni et al., 2011):

1. Label (*label*): membangun *dataset* untuk *classifier* baik secara manual atau otomatis.
2. Belajar (*learn*): melatih *classifier* untuk mengekstrak himpunan *triple* dari kalimat menggunakan *dataset* dari fase Label.
3. Ekstrak (*extract*): mengekstrak himpunan *triple* dari kalimat menggunakan *classifier* yang telah dilatih pada fase Belajar

Hasil ekstraksi *open IE* berguna untuk berbagai *task* seperti *question answering*, *slot filling* (Etzioni et al., 2011), *common sense knowledge acquiring* (Singh et al., 2002) dan *information retrieval* (Etzioni, 2011). Selain itu, jika dilihat sebagai representasi teks atau dokumen, himpunan *triple* dari *open IE* dapat digunakan sebagai fitur untuk klasifikasi dan *clustering* teks atau dokumen.

2.2 Natural Language Processing

Pemrosesan bahasa natural atau *natural language processing* (NLP) tidak bisa dipisahkan dari *information extraction* (Banko et al., 2007; Fader et al., 2011; Etzioni et al., 2011; Angeli et al., 2015). Semua model sistem *open IE* juga selalu membutuhkan informasi yang dihasilkan oleh *task* NLP seperti *part of speech tagging*, *dependency parsing* dan *named-entity recognition*. Informasi tersebut digunakan sebagai variabel dalam heuristik *open IE* dan juga sebagai fitur untuk *classifier*. Berikut ini adalah *task* NLP yang digunakan dalam penelitian ini beserta penjelasannya:

2.2.1 *Tokenization*

Tokenization adalah *task* NLP yang bertujuan memotong kalimat atau frase menjadi kata-kata (*tokens*) (Manning et al., 2008). Ini merupakan *task* yang paling dasar dan diperlukan sebelum dapat menjalankan *task* lainnya seperti *lemmatization*, *POS tagging*, dsb. Untuk bahasa yang ditulis secara horizontal dan setiap katanya dipisahkan oleh spasi seperti Inggris dan Indonesia, dapat digunakan algoritma berbasis aturan (*rule-based*) yang cukup sederhana (Manning et al., 2014), yaitu memotong kalimat di antara spasi dan memisahkan tanda baca sebagai *token*. Contoh *tokenization* dari kalimat "Ibu pergi ke pasar." adalah senarai *token* ("Ibu", "pergi", "ke", "pasar", "."). Dalam implementasinya pada bahasa tertentu, algoritma tersebut juga disesuaikan untuk menjalankan proses yang berbeda pada *token* tertentu misalnya gelar atau singkatan yang diikuti titik ("dr.", "Dra.", "Ir.", dsb.).

2.2.2 *Part of Speech Tagging*

Part of speech (POS) *tagging* adalah *task* NLP yang bertujuan menentukan *POS tag* atau jenis setiap kata pada kalimat (Jurafsky, 2000). Contoh *POS tag* dasar adalah kata benda (*noun*), kata kerja (*verb*), kata sifat (*adjective*) dst. Gambar 2.1 menunjukkan contoh *POS tagging* terhadap kalimat sederhana. *POS tag* dapat digunakan juga oleh *NLP task* yang lain seperti *dependency parsing* dan *named-entity recognition*.

Input: "Ibu pergi ke pasar."

Output: (Ibu, *noun*) (pergi, *verb*) (ke, *preposition*) (pasar, *noun*) (., *punctuation*)

Gambar 2.1: Contoh *input* dan *output POS tagging*

Algoritma *POS tagging* umumnya dapat dikelompokkan menjadi dua: berbasis aturan (*rule-based*) dan berbasis stokastik (*stochastic-based*) (Jurafsky, 2000). Salah satu algoritma yang menjadi *state-of-the-art* adalah *maximum-entropy-based POS tagger* (berbasis stokastik) yaitu *tagger* yang mempelajari model probabilitas kondisional *log-linear* (*logistic regression*) menggunakan metode *maximum entropy*.

2.2.3 *Lemmatization*

Lemmatization adalah *task* NLP yang bertujuan mengubah kata imbuhan ke bentuk *lemma* atau bentuk kamus (Suhartono, 2014). Sekalipun memiliki tujuan yang mirip dengan *stemming*, *lemmatization* tidak selalu menghasilkan kata dasar karena menggunakan analisis kosakata dan morfologi yang dapat menghindari terbuangnya *derivational affixes* (Manning et al., 2008). Jika dilakukan *stemming* dan *lemmatization* pada *token* "penjahit" maka yang dihasilkan sesuai urutan adalah "jahit" dan "penjahit". Hal ini bermanfaat untuk mengurangi terbuangnya informasi yang berguna. Algoritma yang dilaporkan efektif untuk bahasa Indonesia adalah algoritma berbasis aturan penghapusan imbuhan (*affixes*) dan pencarian kamus (*dictionary lookup*) (Suhartono, 2014).

2.2.4 *Named-Entity Recognition*

Named-entity recognition (NER) adalah *task* NLP yang mengenali jenis entitas dari *token* pada kalimat. Jenis entitas yang umumnya dikenali contohnya *Person* (nama orang), *Location* (nama lokasi), *Organization* (nama organisasi atau kelompok), dsb. Algoritma *state-of-the-art* untuk NER adalah yang berbasis stokastik seperti *Conditional Random Field* (CRF) dengan fitur-fitur berbasis morfologi, leksikal dan ortografik.

Input: "Ibu Budi tinggal di Solo."

Output: (Ibu) (Budi, *Person*) (tinggal) (di) (Solo, *Location*) (.)

Gambar 2.2: Contoh *input* dan *output* NER

2.2.5 *Dependency Parsing*

Dependency parsing adalah *task* NLP yang memetakan dan mengenali pohon hubungan (*dependency tree*) antar *token* dalam kalimat. Masing-masing *token* dapat memiliki satu atau lebih *token* yang bergantung padanya (*dependents*) tapi hanya bisa memiliki satu kepala (*head*) atau tidak memiliki kepala sama sekali (*root*). Salah satu algoritma yang menjadi *state-of-the-art* untuk *dependency parsing* adalah algoritma berbasis jaringan syaraf tiruan (*neural network*) yang mempelajari transisi antar *token* (Chen dan Manning, 2014).

2.2.6 CoNLL-U

Format anotasi NLP yang digunakan pada penelitian ini adalah CoNLL-U² (*Conference on Computational Natural Language Learning - Universal*). CoNLL-U merupakan format anotasi berbasis *token* (*token-based*) yang menggunakan himpunan *POS tag* dan *dependency relation* yang berlaku untuk banyak bahasa atau universal (Nivre et al., 2016) (terlampir). CoNLL-U merupakan pengembangan dari CoNLL-X, format yang disepakati dalam *Conference on Computational Natural Language Learning* ke sepuluh dan juga dijadikan format standar oleh *dependency parser* pada *Stanford Core NLP*. Setiap *token* pada CoNLL-U memiliki sepuluh kolom atau atribut:

1. ID: Indeks *token* dalam kalimat (mulai dari 1)
2. FORM: Bentuk asli dari *token*
3. LEMMA: Bentuk kamus dari *token*
4. UPOSTAG: *POS tag* universal
5. XPOSTAG: *POS tag* spesifik untuk bahasa tertentu
6. FEATS: Fitur tambahan atau spesifik untuk bahasa tertentu
7. HEAD: ID *token* yang merupakan kepala (*head*) dari *token* ini (0 untuk akar atau *head* kalimat)
8. DEPREL: *dependency relation* universal
9. DEPS: *dependency graph* khusus atau spesifik untuk bahasa tertentu
10. MISC: Anotasi tambahan yang belum tercakup di anotasi lainnya, contoh: *named-entity*

2.3 Supervised Learning

Supervised learning adalah teknik *machine learning* yang mempelajari pola dari *dataset* yang telah diberi label atau dikelompokkan (Mohri et al., 2012). Metode *supervised learning* dapat dibagi menjadi dua, yaitu deskriptif (*descriptive learning*) dan generatif (*generative learning*). Pada *descriptive learning* mencari fungsi untuk memetakan data x ke label y atau probabilitas posterior (*posterior probability*)

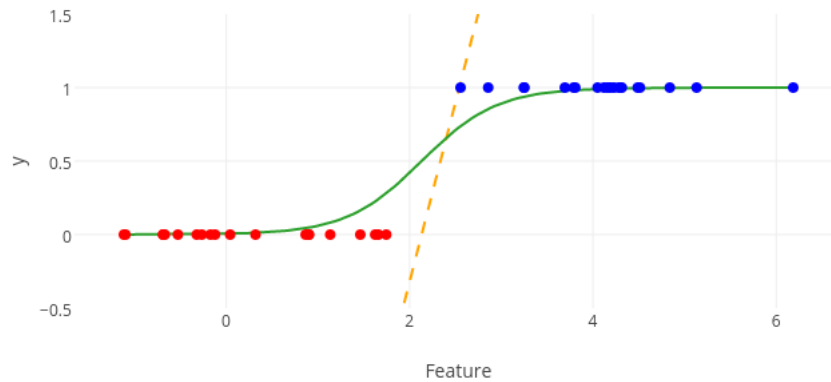
²CoNLL-U <http://universaldependencies.org/format.html>

$p(y|x)$ (contoh: *logistic regression*, *support vector machine*, *multi-layer perceptron*, dsb.) sedangkan *generative learning* mencari probabilitas gabungan (*joint probability*) $p(x,y)$ lebih dulu sebelum menggunakan *Bayes Rules* untuk menghitung $p(y|x)$ (contoh: *naive bayes classifier*, *decision tree*, dsb.) (Ng dan Jordan, 2002).

Supervised learning sering digunakan untuk mengerjakan *task* NLP secara umum dan juga selalu digunakan bagian dari sistem *open IE* untuk melengkapi modul yang berbasis aturan atau heuristik. Pada penelitian ini dilakukan eksperimen yang membandingkan empat buah model klasifikasi biner berikut sebagai bagian dari sistem *open IE* bahasa Indonesia yaitu *logistic regression*, *support vector machine* (SVM), *multi-layer perceptron* (MLP) dan *random forest*.

2.3.1 Logistic Regression

Logistic regression adalah metode pemodelan deskriptif yang mencari fungsi hipotesis yang memetakan data x ke kelas y yang dapat dipisahkan fungsi logistik/*sigmoid* (2.1) sesuai kelasnya $\{0, 1\}$ (Theodoridis, 2015) seperti visualisasi pada Gambar 2.3. Fungsi hipotesis dihasilkan dengan mencari bobot θ yang dapat meminimumkan *cost function* (2.2) menggunakan algoritma *gradient descent*.



Gambar 2.3: Contoh hasil pemetaan (titik merah dan biru) fungsi *logistic regression* dari fitur x ke kelas y yang dapat dipisahkan oleh fungsi logistik/*sigmoid* (garis hijau) (sumber: <https://florianhartl.com>)

$$\sigma(t) = \frac{1}{1 + e^{-t}} \quad (2.1)$$

di mana t adalah fungsi hipotesis, $t = \theta^T x$

$$L(\theta) = - \sum_{n=1}^N (y_n \ln \sigma(t) + (1 - y_n) \ln(1 - \sigma(t))) \quad (2.2)$$

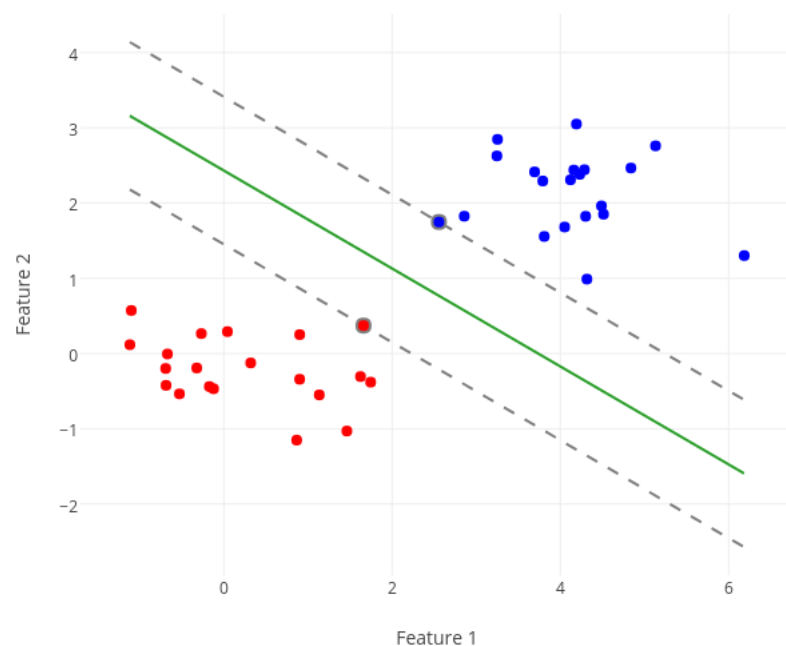
$$\theta_j = \theta_j - \alpha \frac{\partial}{\partial \theta_j} L(\theta) \quad (2.3)$$

dimana, θ = bobot

α = learning rate

2.3.2 Support Vector Machine

Support vector machine (SVM) merupakan pemodelan yang mencari fungsi *hyperplane* yang memisahkan data sesuai kelasnya dengan menggunakan *decision boundary* yang memiliki jarak optimal dengan *hyperplane* (Theodoridis, 2015) seperti pada Gambar 2.4. Untuk memisahkan data yang tidak terpisahkan secara linier (*non-linearly separable*), dapat digunakan fungsi *kernel* untuk memetakan data sehingga bisa dipisahkan secara linier. Salah satu fungsi *kernel* yang umum digunakan pada *task* NLP adalah *kernel* polinomial (2.4) (Joachims, 1998).



Gambar 2.4: Contoh fungsi linier (garis hijau) dari SVM yang memisahkan dua kelompok data dua dimensi (titik merah dan biru) menggunakan dua *support vector* (sumber: <https://florianhartl.com>)

$$K(x, y) = (x^T y + c)^d \quad (2.4)$$

di mana, x = data atau fitur,

y = kelas atau label,

d = derajat polinomial,

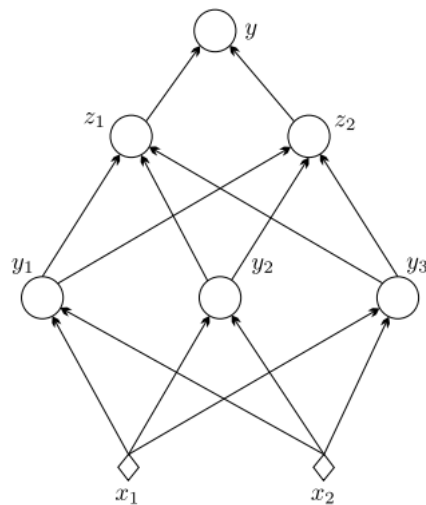
c = konstanta

2.3.3 Multi-Layer Perceptron

Multi-Layer Perceptron (MLP) atau *feed-forward neural network* adalah pemodelan klasifikasi nonlinier berbasis jaringan syaraf tiruan (*perceptron*) yang memiliki lebih dari satu *hidden layer* yang berisi sejumlah neuron (Theodoridis, 2015) seperti yang divisualisasikan pada Gambar 2.5. Nilai *output* dari suatu neuron ditentukan oleh *input* x , bobot (*weight*) w , *bias* b dan fungsi aktivasi f , $o(\vec{x}) = f(\vec{w} \cdot \vec{x} + \vec{b})$ (Mitchell, 1997). Contoh fungsi aktivasi yang bisa digunakan (Mitchell, 1997) adalah:

1. Fungsi *sign* : $f(x) = 1$ if $x > 0$ selain itu -1
2. Fungsi *sigmoid/logistic* : $f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$
3. Fungsi *tanh*: $f(x) = \tanh(x) = \frac{2}{1+e^{-2x}} - 1$
4. Fungsi *rectifier*: $f(x) = \max(0, x)$ (Nair dan Hinton, 2010)

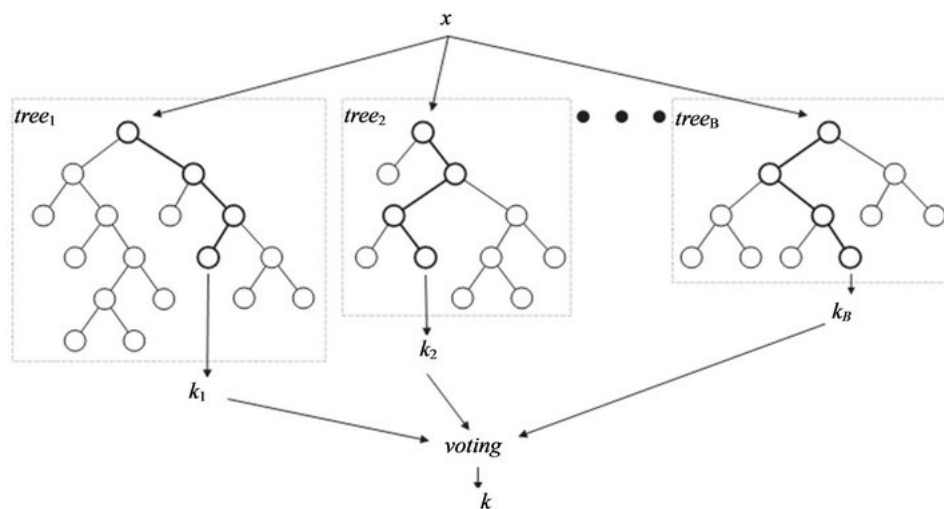
MLP dilatih dengan menyesuaikan bobot secara iteratif menggunakan algoritma *gradient descent* dan *backpropagation* (Theodoridis, 2015).



Gambar 2.5: Visualisasi MLP dengan *input layer* $\{x_1, x_2\}$, dua *hidden layer* $\{y_1, y_2, y_3\}$, $\{z_1, z_2\}$ dan satu *output layer* $\{y\}$ (sumber: Theodoridis (2015))

2.3.4 Random Forest

Random forest adalah metode *bagging* lebih dari satu varian *decision tree* (*forest*) dengan pemilihan fitur yang acak (*random*) (Breiman, 2001). *Bagging* sendiri adalah metode klasifikasi berdasarkan voting lebih dari satu varian *classifier* dengan tujuan meningkatkan kemampuan generalisasi (Breiman, 1996). Sedangkan *decision tree* adalah pemodelan klasifikasi generatif yang membangun serangkaian tes terhadap data/fitur untuk menolak kemungkinan kelas sampai hanya tersisa satu kelas (Theodoridis, 2015). Visualisi *random forest* ditunjukkan pada Gambar 2.6.



Gambar 2.6: Visualisasi *random forest* yang memprediksi kelas k untuk data x berdasarkan voting hasil klasifikasi setiap *tree* $\{k_1, k_2, \dots, k_b\}$ (sumber: <http://www.scirp.org>)

2.4 Penelitian Terkait

Sejak pertama kali diperkenalkan pada tahun 2007 (Banko et al., 2007), sudah cukup banyak penelitian mengenai *open domain information extraction (open IE)* untuk bahasa Inggris yang dipublikasikan. Setelah sistem pertama *open IE*, TEXTRUNNER (Banko et al., 2007), diperkenalkan, penelitian-penelitian berikutnya mengajukan sistem yang berusaha mengembangkannya, yaitu (secara berurutan) REVERB (Fader et al., 2011), R2A2 (Etzioni et al., 2011) dan OLLIE (Schmitz et al., 2012). Setelah itu, salah satu penelitian terbaru juga memperkenalkan sistem *open IE* baru, STANFORD OPEN IE, yang berhasil mengungguli kinerja OLLIE dalam TAC-KBP 2013 *Slot Filling task* (Angeli et al., 2015).

Sistem *open IE* yang pertama diperkenalkan adalah TEXTRUNNER. Sistem ini didesain untuk mengekstrak informasi secara efisien dari halaman-halaman *web* di internet yang jumlahnya sangat besar dan memiliki domain yang berbeda-beda (Banko et al., 2007). Informasi yang diekstrak merupakan *tuple* $t = (e_i, r_{i,j}, e_j)$ di mana $r_{i,j}$ adalah relasi antara entitas e_i dan e_j dalam sebuah kalimat. TEXTRUNNER terdiri dari tiga modul utama (Banko et al., 2007) yaitu: (1) *Self-Supervised Learner*, modul yang melatih sebuah *naive bayes classifier* (NBC) untuk mengenali kandidat *triple* yang valid tanpa memerlukan campur tangan manusia (*self-supervised*), (2) *Single-Pass Extractor*, modul yang mengekstrak sejumlah kandidat *triple* dari setiap kalimat dan menyimpan kandidat yang dianggap valid oleh *classifier*, dan (3) *Redundancy-based Assessor*, modul yang menghitung probabilitas kemunculan *triple* dalam satu dokumen. Sistem ini mampu mengekstrak informasi per kalimat dengan akurasi rata-rata 88% dan mampu memproses 9 juta halaman *web* dalam 68 CPU hours (Banko et al., 2007).

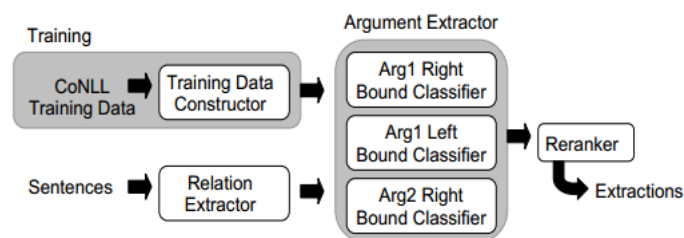
REVERB adalah sistem *open IE* yang dikembangkan untuk memperbaiki dua masalah pada pendahulunya, TEXTRUNNER, yaitu inkoherensi hasil ekstraksi (*incoherent extractions*) dan hasil ekstraksi yang tidak informatif (*uninformative extractions*) (Fader et al., 2011). Untuk mengekstrak *triple* $t = (e_i, r_{i,j}, e_j)$, sistem ini menggunakan dua algoritma utama, yaitu:

1. *Relation Extraction*, algoritma yang mengekstrak relasi $r_{i,j}$ menggunakan pembatasan sintaktik dan leksikal yang menyelesaikan dua masalah tersebut.
2. *Argument Extraction*, algoritma yang mencari entitas e_i dan e_j yang dihubungkan oleh relasi $r_{i,j}$ menggunakan heuristik.

REVERB menerima *input* berupa kalimat yang telah dianotasi POS-nya & potongan frase kata bendanya (NP *chunk*) untuk menghasilkan *output* sejumlah *triple*.

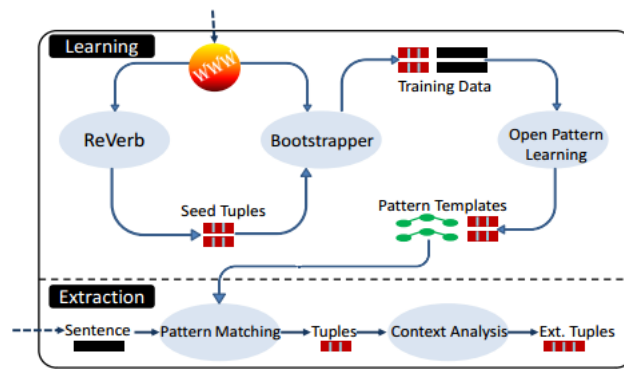
Dari hasil pengujian yang dilakukan, REVERB mencapai *precision* dan *recall* yang hampir dua kali lebih baik dari TEXTRUNNER (Fader et al., 2011).

Jika REVERB memperbaiki masalah pada ekstraksi relasi, R2A2 berfokus untuk memperbaiki ekstraksi argumen/entitas (Etzioni et al., 2011) pada TEXTRUNNER. Jika REVERB hanya menggunakan aturan atau heuristik untuk mengekstraksi argumen (Fader et al., 2011), maka R2A2 menggunakan modul berbasis *machine learning*, ARGLEARNER, untuk menghasilkan argumen yang lebih akurat. Modul ini menerima relasi dan kalimat sebagai *input* dan mengembalikan dua buah argumen sebagai *output*. Modul ini menggunakan tiga buah *classifier* berdasarkan REPTREE (Hall et al., 2009) dan *sequence labeling* CRF (McCallum, 2002) untuk mengekstrak argumen dari kalimat melalui proses yang ditunjukkan pada Gambar 2.7 (Etzioni et al., 2011).



Gambar 2.7: Proses pelatihan dan ekstraksi ARGLEARNER

Penelitian berikutnya memperkenalkan OLLIE (*Open Language Learning for Information Extraction*) (Schmitz et al., 2012) yang menjadikan REVERB sebagai salah satu modulnya. OLLIE menggunakan REVERB untuk mencari sejumlah (*open pattern*) / *template* sebagai panduan untuk mengekstrak *triple* dari kalimat. Perbedaan lain sistem ini dengan pendahulunya adalah relasi yang diekstrak tidak hanya dari kata kerja (*verb*) tetapi bisa juga diekstrak secara implisit dari kata benda (*noun*), kata sifat (*adjective*) (Schmitz et al., 2012). Selain itu OLLIE juga menambahkan modul untuk melakukan analisis dan penambahan informasi kontekstual pada hasil ekstraksi sehingga presisi lebih tinggi. Dua modul utama ini diajukan untuk memperbaiki kekurangan dari REVERB yaitu pembatasan relasi hanya pada kata kerja (*verb*) dan pengabaian konteks kalimat (Schmitz et al., 2012). Proses pelabelan (*labeling*) *dataset* dan ekstraksi OLLIE ditunjukkan pada Gambar 2.8.



Gambar 2.8: Proses *labeling* dan ekstraksi pada OLLIE

Salah satu riset terbaru memperkenalkan model sistem *open IE* yang mengganti penggunaan banyak *open pattern/template* untuk mengekstrak *triple* pada OLLIE (Schmitz et al., 2012) dengan hanya enam pola atomik (*atomic patterns*) (Angeli et al., 2015). Enam pola atomik itu digunakan untuk mengekstrak *triple* dari klausa yang *self-contained* dan *maximally compact*. Sistem ini terdiri dari dua modul:

1. Modul ekstraktor *inter-clauses* yang menggunakan *multinomial logistic regression classifier*, bertanggungjawab menghasilkan klausa yang *self-contained* (independen secara sintaktik dan semantik).
2. Modul ekstraktor *intra-clause* yang menggunakan model *natural logic* (MacCartney dan Manning, 2007), mengubahnya menjadi klausa yang *maximally compact* (tidak mengandung kata redundan).

Sistem ini diimplementasikan dalam STANFORD OPEN IE, yang merupakan bagian dari kakas NLP *opensource*, *Stanford Core NLP*³.

³Stanford Core NLP <https://stanfordnlp.github.io/CoreNLP/>

Tabel 2.2: Rangkuman penelitian terkait dan posisi penelitian

Aspek	TEXTRUNNER REVERB (Banko et al., 2007)	REVERB (Fader et al., 2011)	R2A2 (Etzioni et al., 2011)	OLLIE (Schmitz et al., 2012)	STANFORD OPEN IE (Angeli et al., 2015)	Penelitian ini
Fase Label	NP chunker + dependency parser + aturan (otomatis)	NP chunker + aturan + anotasi relasi (manual)	ReVerb + anotasi argumen (manual)	ReVerb + dependency parser + anotasi open pattern (manual)	Dependency parser + anotasi clause splitter (manual)	Dependency parser + NER + aturan + anotasi triple (manual)
Fase Belajar	Naive Bayes Classifier	Logistic Regression	REPTree + CRF	Open Pattern Learning	Logistic Regression	Random Forest
Fase Ekstrak	Normalization + merging	Normalization + merging	Normalization + merging	Context analysis	Natural logic	Merging
Bahasa	Inggris	Inggris	Inggris	Inggris	Inggris	Indonesia

Seperti yang ditunjukkan pada rangkuman dari penelitian terkait *open IE* pada Tabel 2.2, posisi dari penelitian ini adalah memberikan kontribusi aturan dan model *supervised learning* untuk bahasa Indonesia, penggunaan NER untuk menambah fitur aturan & model *supervised learning* serta penggunaan *Random Forest* sebagai *classifier*. Proses pada fase Label pada penelitian ini terinspirasi dari TEXTRUNNER (Banko et al., 2007) tapi dengan modifikasi, yaitu penggunaan *named-entity* dan anotasi manual untuk fitur klasifikasi *triple*. Sedangkan untuk pembentukan klausa, teknik yang digunakan pada penelitian ini terinspirasi dari *clause splitter* pada STANFORD OPEN IE (Angeli et al., 2015). Penjelasan rinci mengenai rancangan sistem *open IE* bahasa Indonesia ini berikut seluruh modul/komponennya akan dijelaskan pada bab berikutnya.

BAB 3

METODE PENELITIAN

Pada bab ini dijelaskan mengenai tahapan penelitian, seperti yang ditunjukkan pada Tabel 3.1, yang meliputi studi literatur, perancangan dan implementasi sistem, serta evaluasi dan analisis.

Tabel 3.1: Tahapan penelitian

Tahapan	Alat	Hasil
Studi literatur	Mesin pencari buku dan jurnal elektronik Database Jurnal Universitas Indonesia dan <i>Google Scholar</i>	Latar belakang masalah, rumusan masalah, rangkuman penelitian terkait dan ide rancangan sistem
Pengumpulan data	Mesin pencari <i>online</i> <i>Google</i> dan repositori kode publik <i>GitHub</i>	<i>Dataset</i> untuk POS <i>tagging</i> , <i>dependency parsing</i> dan <i>named-entity recognition</i>
Perancangan dan pengimplentasian sistem	Java, Python, Git, editor kode	Sistem <i>Open IE</i>
Evaluasi dan analisis	Python	Tabel hasil, diagram hasil, kesimpulan dan saran

3.1 Studi Literatur

Pada tahap ini dilakukan pengumpulan dan penelaahan dokumen ilmiah seperti *paper* dan artikel elektronik terkait *open IE* untuk memahami topik ini secara lebih mendalam dan mengetahui pencapaian penelitian-penelitian terkait. Langkah dalam tahapan ini meliputi pencarian dan pemilihan publikasi elektronik, peringkasan isi, penelusuran sitasi dan perbandingan publikasi.

Tahapan ini dimulai dengan proses pencarian literatur menggunakan mesin pencari Database Jurnal Universitas Indonesia¹ dan *Google Scholar*² untuk mendapatkan jurnal dan artikel ilmiah elektronik nasional dan internasional. Kata kunci

¹Database Jurnal Universitas Indonesia <http://remote-lib.ui.ac.id>

²Google Scholar <https://scholar.google.co.id/>

yang digunakan adalah "*open information extration*", "*open domain information extration*" dan "*knowledge extraction*". Selanjutnya dilakukan seleksi terhadap hasil pencarian dengan membaca abstrak publikasi dan mengunduh versi digital dari publikasi yang dianggap relevan.

Sekumpulan publikasi yang didapatkan dari tahap pencarian kemudian diurutkan berdasarkan tahun publikasi untuk mencari publikasi yang memulai atau merintis penelitian mengenai *open domain information extraction (open IE)* dan mencari publikasi termutakhir pada bidang ini. Setelah itu dilakukan peringkasan (*summarization*) pada publikasi dimulai dari publikasi yang paling mutakhir. Pada proses ini juga ditelusuri sitasi terhadap penelitian-penelitian yang relevan untuk menambah informasi dan sumber studi literatur. Berdasarkan hasil ringkasan tersebut, kemudian dipilih lagi sejumlah publikasi yang memberikan inspirasi untuk penelitian ini sebagai referensi utama. Selain itu, sebagai tambahan referensi, diambil juga publikasi-publikasi yang dibuat mengacu pada referensi utama atau menjelaskan teori atau teknik yang digunakan pada referensi utama.

Kumpulan publikasi yang dianggap sebagai referensi utama kemudian ditelaah lebih dalam untuk menghasilkan latar belakang dan rumusan masalah penelitian ini yang dituangkan pada bab 1. Kemudian dilakukan juga perbandingan persamaan dan perbedaan satu referensi dengan yang lain (*compare and contrast*) untuk menghasilkan rangkuman dan perbandingan sistem *open IE* pada bab 2. Hasil dari proses tersebut juga memberikan ide untuk rancangan sistem *open IE* bahasa Indonesia serta ide untuk eksperimen yang akan dilakukan pada penelitian ini.

3.2 Pengumpulan Data

Data yang dibutuhkan pada penelitian ini berupa *dataset* untuk melatih *NLP pipeline* dan *dataset* untuk melatih *triple selector*. *Dataset* yang digunakan untuk melatih *NLP pipeline* didapatkan dengan menelusuri internet dan referensi publikasi yang digunakan:

1. *Dataset POS tagging* dan *dependency parsing* diperoleh dari UD treebank Indonesia³ berisi 5,036 kalimat latih dan 559 kalimat uji.
2. *Dataset* pengujian *lemmatizer* diperoleh dari repositori kode publik *Lemmatizer Indonesia*⁴ (Suhartono, 2014).

³<https://github.com/UniversalDependencies/UD-Indonesian>

⁴<https://github.com/davidchristiandy/lemmatizer>

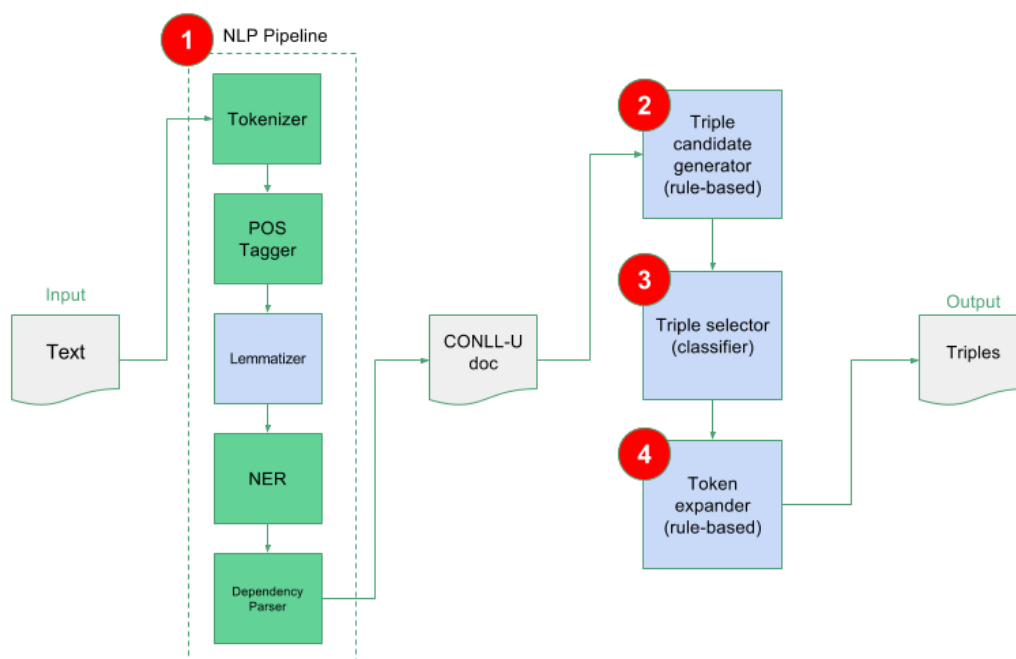
3. *Dataset* NER diperoleh dari Fasilkom UI (1,700 kalimat latih dan 426 kalimat uji) dan repositori publik NER Indonesia⁵ (1,835 kalimat latih) (Fachri, 2014).

Sedangkan *dataset* untuk melatih *triple selector* harus dibangun dan dianotasi secara manual berdasarkan *dataset* dari UD Indonesia. Hal ini harus dilakukan karena belum ada *dataset* yang tersedia untuk *open IE* bahasa Indonesia.

3.3 Rancangan dan Implementasi Sistem

Pada tahap ini dilakukan perancangan sistem *open IE* untuk bahasa Indonesia yang mengadaptasi beberapa teknik pada sistem *open IE* pada penelitian terkait. Berdasarkan komponen/modul, proses dan aliran data seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3.1, rancangan sistem ini berisi empat modul utama yaitu:

1. *NLP pipeline* (rangkaian NLP)
2. *Triple candidate generator* (pembangkit kandidat *triple*)
3. *Triple selector* (pemilih *triple*)
4. *Token expander* (pengeksposisi *token*)



Gambar 3.1: Indonesian open domain information extraction flowchart

⁵<https://github.com/yusufsyaifudin/indonesia-ner>

Sedangkan mengacu pada tiga fase atau langkah *open IE* (Etzioni et al., 2011), fase Label, Belajar dan Ekstrak pada sistem ini adalah:

1. Label (*label*): membangun *dataset* untuk untuk *triple selector* dengan menganotasi manual kandidat *triple* yang dihasilkan oleh *triple candidate generator* dan *NLP pipeline*.
2. Belajar (*learn*): melatih *triple selector* untuk mengekstrak himpunan *triple* dari kalimat menggunakan *dataset* dari fase Label. Hasil dari fase ini adalah model yang dipakai pada fase berikutnya.
3. Ekstrak (*extract*): mengekstrak himpunan *triple* dari kalimat menggunakan *NLP pipeline*, *triple candidate generator*, *token expander* dan *triple selector* yang telah dilatih pada fase Belajar.

3.3.1 NLP Pipeline

NLP pipeline adalah modul yang berisi serangkaian *NLP task* yang menganotasi kalimat bahasa Indonesia dan menyimpannya sebagai dokumen dengan format CoNLL-U. Modul ini menerima dokumen teks yang berisi satu atau lebih kalimat yang dipisahkan oleh karakter baris baru (*newline*) dan menghasilkan dokumen teks berisi kalimat yang telah dipotong menjadi *token* dan diberi anotasi dengan format CoNLL-U. Rangkaian ini diimplementasikan menggunakan pustaka *Stanford Core NLP*, seperti yang ditunjukkan pada berkas `DependencyParser.java` pada lampiran, dan didistribusikan dalam format *Java Archive* (JAR) sehingga mudah diintegrasikan dengan modul lain. *NLP task* yang terdapat pada rangkaian ini adalah sebagai berikut:

1. Tokenizer

Tokenizer yang digunakan pada rangkaian ini adalah yang disediakan pustaka *Stanford Core NLP*, `PTBTokenizer` (Manning et al., 2014). *Tokenizer* berbasis aturan (*rule-based*) ini mengikuti *tokenizer* yang digunakan untuk menghasilkan *Penn Treebank 3*⁶ (*treebank* bahasa Inggris). Meskipun *tokenizer* ini menyediakan opsi untuk menyesuaikan proses dengan bahasa lain, di penelitian ini kami hanya menggunakan opsi standar untuk memotong kalimat berdasarkan *whiteline* untuk mendapatkan *token*. *Tokenizer* ini menggunakan aturan untuk bahasa Inggris sehingga belum menangani kasus khusus untuk bahasa Indonesia seperti singkatan "Ny.", "Dra.", "Jl.", "dkk.", dsb.

⁶*Penn Treebank 3* <https://catalog.ldc.upenn.edu/LDC99T42>

2. Part of Speech Tagger

Part of Speech Tagger (POS tagger) yang digunakan pada rangkaian ini adalah, *MaxentTagger* (Toutanova et al., 2003), yang juga merupakan bagian dari pustaka *Stanford Core NLP*. *POS tagger* berbasis *multi-class logistic regression* ini dilatih dengan *dataset* yang diperoleh dengan mengekstraksi *POS tag* dari 5,036 kalimat *treebank universal dependency* (UD) bahasa Indonesia⁷. Hasil pengujian model *POS tagger* ini, menggunakan 559 kalimat lain dari sumber yang sama, mencapai akurasi per token **93.68%** dan akurasi per kalimat **63.91%** (seluruh token dalam kalimat dianotasi dengan *POS tag* yang benar).

3. Lemmatizer

Lemmatizer yang digunakan pada rangkaian ini diadaptasi dari *lemmatizer* bahasa Indonesia berbasis aturan (Suhartono, 2014) dan diberi nama *IndonesianLemmaAnnotator*. Adaptasi dilakukan dengan melakukan perubahan berikut:

- Kemampuan untuk memproses tidak hanya kata tapi juga kalimat
- Peningkatan kecepatan dengan penggunaan *in-memory database*
- Meningkatkan *reusability* dengan implementasi ulang menggunakan Java serta integrasi dengan pustaka *Stanford Core NLP*

Lemmatizer ini mencapai akurasi **99%** saat diuji dengan 5.638 pasangan kata dan *lemma* bahasa Indonesia dari Suhartono (2014).

4. Named-Entity Recognizer (NER)

Named-entity recognizer (NER) yang digunakan dalam rangkaian ini adalah *CRFClassifier* (Finkel et al., 2005) dari pustaka *Stanford Core NLP*. NER berbasis *Conditional Random Field (CRF) sequence models* ini dilatih dan diuji menggunakan *dataset* yang didapatkan dari dua sumber, yaitu dari Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Indonesia dan dari repositori kode publik⁸ (Fachri, 2014). *dataset* ini berisi kalimat-kalimat yang setiap *token*-nya yang relevan sudah diberi anotasi dari lima kelas: *Person*, *Organization*, *Quantity* dan *Time*. Hasil pelatihan dengan 3,535 kalimat dan pengujian dengan 426 kalimat adalah model yang mencapai rata-rata presisi 0.86, *recall* 0.85 dan *F₁-score* **0.86**.

⁷UD *treebank* Indonesia https://github.com/UniversalDependencies/UD_Indonesian

⁸NER Indonesia <https://github.com/yusufsyafudin/indonesia-ner>

5. Dependency Parser

Dependency parser yang digunakan dalam rangkaian ini adalah salah satu modul dalam pustaka *Stanford Core NLP*, yaitu `nndep.DependencyParser` (Chen dan Manning, 2014). *Dependency parser* ini berbasiskan jaringan syaraf tiruan (*artificial neural network*) yang mempelajari pola transisi antar *token* dalam kalimat dalam membentuk *dependency tree*. *dataset* yang digunakan untuk melatih dan menguji *dependency parser* ini diperoleh dari *treebank universal dependency* (UD) (Nivre et al., 2016) bahasa Indonesia (sama dengan yang digunakan untuk *POS tagger*). Model yang dihasilkan dengan melatih *dependency parser* menggunakan 5,036 kalimat bahasa Indonesia ini mencapai nilai **70%** UAS (*Unlabeled Attachment Score*) dan **46%** LAS (*Labeled Attachment Score*) ketika diuji dengan 559 kalimat.

Estimasi kinerja dari modul *NLP pipeline* ini dihitung dari rata-rata kinerja *POS tagger* (*sentence accuracy*), *NER* (F_1 -score) dan *dependency parser* (LAS), yaitu **65.30%**. Kinerja *tokenizer* dan *lemmatizer* tidak diperhitungkan karena dianggap sudah terwakili oleh *NLP task* yang lain. Hasil dari *NLP pipeline* ini adalah dokumen berisi anotasi setiap kalimat dengan format CoNLL-U seperti contoh pada Gambar 3.2. Dokumen ini menjadi input bagi modul *triple candidate generator* yang akan dijelaskan berikutnya.

1	Sembungan	sembung	PROPN			4	nsubj		
2	adalah	adalah	VERB			4	cop		
3	sebuah	buah	DET			4	det		
4	desa	desa	NOUN			0	root		
5	yang	yang	PRON			6	nsubj:pass		
6	terletak	letak	VERB			4	acl		
7	di	di	ADP			8	case		
8	kecamatan	camat	PROPN			6	obl		LOCATION
9	Kejajar	jajar	PROPN			8	flat		LOCATION
10	,	,	PUNCT			4	punct		
11	kabupaten	kabupaten	NOUN			4	appos		
12	Wonosobo	Wonosobo	PROPN			11	flat		LOCATION
13	,	,	PUNCT			11	punct		
14	Jawa	Jawa	PROPN			11	appos		LOCATION
15	Tengah	tengah	PROPN			14	amod		LOCATION
16	,	,	PUNCT			11	punct		
17	Indonesia	Indonesia	PROPN			11	appos		
18		0	PUNCT			4	punct		

Gambar 3.2: Contoh format CoNLL-U untuk sebuah kalimat

3.3.2 Triple Candidate Generator

Modul *triple candidate generator* berfungsi untuk mengekstrak kandidat *triple* dari dokumen CoNLL-U yang dihasilkan oleh *NLP pipeline*. Modul ini menggunakan sejumlah aturan berbasis *POS tag* dan *dependency relation* yang ditampilkan pada Tabel 3.2 untuk mengekstrak kandidat *triple* dari tiap kalimat pada dokumen. Berbeda dengan TEXTRUNNER (Banko et al., 2007) yang menghasilkan hanya menentukan kandidat yang valid secara otomatis, kandidat yang dihasilkan modul ini tidak semuanya valid sehingga diperlukan pelabelan oleh manusia (pada fase Label) atau pelabelan otomatis oleh *classifier* (pada fase Extract) seperti pada STANFORD OPEN IE (Angeli et al., 2015). Modul ini diimplementasikan menggunakan bahasa pemrograman *opensource Python*⁹ dengan fungsi utama `extract_triples_by_combinations` pada berkas `tripletools.py` yang disertakan pada lampiran.

Tabel 3.2: Aturan pembangkitan kandidat *triple*

Jenis	Kondisi
Subjek	<p><i>POS tag token</i> termasuk (PROPN, NOUN, PRON, VERB)</p> <p><i>Token</i> bukan termasuk ("yang", "adalah")</p> <p><i>Dependency</i> dari <i>token</i> bukan termasuk ("compound", "name")</p> <p><i>Dependency</i> dari <i>token</i> termasuk ("compound", "name") tapi berjarak > 2 dari <i>head</i>-nya</p>
Predikat	<p>Posisi <i>token</i> setelah Subjek</p> <p><i>POS tag token</i> termasuk (VERB, AUX)</p>
Objek	<p>Posisi <i>token</i> setelah Subjek dan Predikat</p> <p><i>POS tag token</i> termasuk (PROPN, NOUN, PRON, VERB)</p> <p><i>Token</i> bukan termasuk ("yang", "adalah")</p> <p><i>Dependency</i> dari <i>token</i> bukan termasuk ("compound", "name")</p> <p><i>Dependency</i> dari <i>token</i> termasuk ("compound", "name") tapi berjarak > 2 dari <i>head</i>-nya</p>

⁹Python <https://www.python.org>

Contoh aplikasi aturan *triple candidate generator* pada contoh dokumen CoNLL-U pada Gambar 3.2 akan menghasilkan 17 kandidat *triple* di mana hanya 5 di antaranya merupakan kandidat yang valid (ditandai dengan centang (✓)):

- (Sembungan, adalah, desa) ✓
- (Sembungan, adalah, terletak)
- (Sembungan, adalah, kecamatan)
- (Sembungan, adalah, kabupaten)
- (Sembungan, adalah, Jawa)
- (Sembungan, adalah, Tengah)
- (Sembungan, adalah, Indonesia)
- (Sembungan, terletak, kecamatan) ✓
- (Sembungan, terletak, kabupaten) ✓
- (Sembungan, terletak, Jawa) ✓
- (Sembungan, terletak, Tengah)
- (Sembungan, terletak, Indonesia) ✓
- (desa, terletak, kecamatan)
- (desa, terletak, kabupaten)
- (desa, terletak, Jawa)
- (desa, terletak, Tengah)
- (desa, terletak, Indonesia)

Untuk melatih modul *triple selector* yang dapat memilih kandidat *triple* yang valid, dibangun *dataset* dengan melakukan pelabelan manual pada 1,611 kandidat *triple* (132 positif dan 1,479 negatif) yang dihasilkan *triple candidate generator* dari 42 kalimat berformat CoNLL-U. Himpunan kalimat tersebut merupakan sebagian dari *dataset universal dependency* Indonesia yang ditambahkan anotasi *named-entity* secara manual. Kalimat-kalimat tersebut diambil dari berita atau artikel dari berbagai domain seperti geografi, sejarah, pemerintahan, agama .dsb sehingga cukup merepresentasikan karakteristik masalah *open domain*.

Pada fase Ekstrak, *triple candidate generator* juga digunakan untuk menghasilkan kandidat *triple* dari dokumen CoNLL-U yang tidak berlabel seperti yang digambarkan pada Gambar 3.1. Hasil dari modul ini kemudian akan diseleksi oleh *triple selector* yang telah dilatih pada fase Belajar. Lebih jauh mengenai *triple selector* akan dijelaskan di subbab berikutnya.

3.3.3 Triple Selector

Modul *triple selector* adalah sebuah *supervised-learning classifier* yang dilatih untuk menyeleksi kandidat *triple* yang dihasilkan oleh *triple candidate generator*. Sebagai contoh, jika diberikan input 17 kandidat *triple* yang disebutkan pada subbab 3.3.2, modul ini akan mengambil lima kandidat *triple* yang diberi tanda centang (✓) dan mengabaikan yang lainnya.

Metode yang digunakan untuk membangun *classifier* pada modul ini adalah *random forest* (Breiman, 2001), yang merupakan metode *bagging* terhadap sejumlah *decision tree*. Implementasi *random forest* yang digunakan pada modul ini berasal dari pustaka *scikit-learn*¹⁰ seperti yang ditunjukkan pada berkas `classifier.py` (untuk fase Belajar) dan `extract_triples.py` (untuk fase Ekstrak) pada lampiran. Konfigurasi yang digunakan pada model *random forest* pada modul ini adalah:

- Kriteria percabangan (`criterion`): *Gini Impurity*
- Jumlah sampel minimal untuk membuat cabang (`min_samples_split`): 5
- Jumlah fitur maksimum (`max_features`): 4 (akar dari jumlah total fitur)
- Kedalaman maksimum (`max_depth`): 8
- Jumlah pohon (`n_estimators`): 20
- Bobot kelas (`class_weight`): *balanced* (sesuai rasio kelas pada *dataset*)

Konfigurasi ini ditemukan dengan menggunakan algoritma *grid search* (Wasserman, 2015), algoritma pencarian menyeluruh (*exhaustive*) terhadap sejumlah himpunan *hyperparameter* untuk mengoptimalkan metrik evaluasi tertentu. Algoritma ini digunakan untuk mencari konfigurasi yang menghasilkan F_1 score terbaik untuk *random forest* dengan data yang ada.

Untuk melakukan klasifikasi, 17 fitur berbasis *POS tag*, *named-entity* dan *dependency relation* diekstrak dari masing-masing kandidat *triple* dengan rincian pada

¹⁰scikit-learn <http://scikit-learn.org>

Tabel 3.3. Berbeda dengan TEXTRUNNER atau REVERB (Banko et al., 2007) (Etzioni et al., 2011) yang lebih memilih menggunakan *shallow syntactic features*, *classifier* pada sistem ini menggunakan *heavy linguistic features* seperti *dependency relation* untuk mengoptimalkan *precision* dan *recall*.

Tabel 3.3: Fitur klasifikasi *triple selector*

#	Fitur Klasifikasi
1	<i>POS tag</i> dari <i>token</i> Subjek
2	<i>Dependency relation</i> dari <i>token</i> Subjek
3	<i>POS tag</i> dari <i>head token</i> Subjek
4	<i>Named-entity</i> dari <i>token</i> Subjek
5	Jarak Subjek ke <i>token</i> Predikat
6	<i>Dependency relation</i> dari <i>token</i> Subjek ke Predikat
7	<i>POS tag</i> dari <i>token</i> Predikat
8	<i>Dependency relation</i> dari <i>token</i> Predikat
9	<i>POS tag</i> dari <i>head token</i> Predikat
10	Jumlah <i>dependents token</i> Predikat
11	<i>POS tag</i> dari <i>token</i> Objek
12	<i>Dependency relation</i> dari <i>token</i> Objek
13	<i>POS tag</i> dari <i>head token</i> Objek
14	<i>Named-entity</i> dari <i>token</i> Objek
15	Jumlah <i>dependents</i> dari <i>token</i> Objek
16	Jarak dari <i>token</i> Objek ke predikat
17	<i>Dependency relation token</i> Objek ke Predikat

Pada fase Belajar, data kandidat *triple* yang telah diberi label di fase Label diekstrak menjadi 17 fitur yang dijelaskan di Tabel 3.3 dan dinormalisasi menggunakan pustaka `StandardScaler` dari *scikit-learn*. *Dataset* berisi fitur yang telah dinormalisasi tersebut dipakai untuk melatih *classifier* dan hasilnya juga disimpan dalam berkas biner (*binary file*) untuk digunakan pada fase Ekstrak.

3.3.4 Token Expander

Modul *token expander* adalah berfungsi mengekspansi *token* pada *triple* menjadi kata, kata majemuk atau frase sehingga makna *triple* menjadi lebih jelas. Contoh ekspansi *token* terhadap lima kandidat *triple* yang valid pada subbab 3.3.2 adalah:

- (Sembungan, adalah, desa)

- (Sembungan, terletak di, kecamatan Kejajar)
- (Sembungan, terletak di, kabupaten Wonosobo)
- (Sembungan, terletak di, Jawa Tengah)
- (Sembungan, terletak di, Indonesia)

Jika TEXTRUNNER menggunakan *noun phrase chunker* (Banko et al., 2007) untuk menemukan frase sebagai kandidat argumen (subjek atau objek), *token expander* menggunakan 11 aturan berbasis *POS tag*, *named-entity* dan *dependency relation* yang dirinci pada Tabel 3.4. Perbedaan lain dengan *TextRunner* adalah modul ini digunakan juga untuk mengekspansi negasi *token* predikat dengan aturan pada Tabel 3.5. Modul ini menelusuri setiap *dependent* dari sebuah *token* dan memutuskan apakah akan (1) melakukan ekspansi (*expand*) ke *dependent* tersebut, (2) mengabaikan (*ignore*) *dependent* tersebut, atau (3) membuang (*remove*) *dependent* tersebut. Sekalipun memiliki tujuan dan teknik yang berbeda dengan *clause selector* pada STANFORD OPEN IE (Angeli et al., 2015), modul ini sama-sama membentuk frase dengan menelusuri *dependent* dan memutuskan apakah sebuah *dependent* merupakan bagian dari frase yang sama atau berbeda.

Tabel 3.4: Aturan ekspansi untuk *token* subjek atau objek

#	Kondisi untuk <i>token</i> subjek atau objek	Aksi
1	Jika relasi <i>dependent</i> di antara ("compound", "name", "amod")	Ekspansi
2	Jika <i>dependent</i> memiliki <i>named-entity</i> yang sama dengan <i>token</i>	Ekspansi
3	Jika <i>dependent</i> dan token berada dalam kutipan (<i>quote</i>)	Ekspansi
4	Jika <i>token</i> merupakan <i>root</i> kalimat	Abaikan
5	Jika <i>POS tag</i> <i>dependent</i> CONJ atau termasuk simbol (";", "I")	Abaikan
6	Jika <i>POS tag</i> <i>dependent</i> termasuk ("VERB", "ADP")	Abaikan
7	Jika <i>dependent</i> memiliki <i>dependent</i> dengan <i>POS tag</i> "ADP"	Abaikan
8	Jika <i>POS tag</i> <i>dependent</i> di antara ("CONJ", "ADP") dan berada di depan frase	Buang
9	Jika <i>dependent</i> merupakan tanda kurung yang tidak lengkap	Buang
10	Jika <i>dependent</i> merupakan kata "yang" diakhir frase	Buang
11	Lain-lain	Abaikan

Tabel 3.5: Aturan ekspansi untuk *token* predikat

#	Kondisi untuk <i>token</i> predikat	Aksi
1	Jika <i>dependent</i> adalah "tidak"	Ekspansi
2	Lain-lain	Abaikan

Pada fase Label, *token expander* digunakan untuk mengekspansi kandidat *triple* yang dihasilkan *triple candidate generator* sehingga lebih mudah dimengerti manusia. Sedangkan pada fase Ekstrak, modul ini mengekspansi *triple* yang telah dipilih oleh *triple selector* sehingga maknanya lebih jelas. Implementasi dari modul ini dibuat dengan *Python*, yaitu pada fungsi `flatten_node` dalam berkas `tripletools.py` yang juga dilampirkan.

3.4 Evaluasi dan Analisis

Pada subbab ini akan dijelaskan mengenai eksperimen-eksperimen yang dilakukan untuk mengevaluasi hasil implementasi rancangan sistem *open IE* di atas. Kemudian akan dijelaskan juga hasil analisis dari semua eksperimen yang dilakukan.

3.4.1 Evaluasi

Evaluasi sistem *open IE* ini dilakukan menggunakan dua buah eksperimen. Eksperimen pertama akan dilakukan untuk memilih model *supervised learning* terbaik untuk modul *triple selector*. Eksperimen hanya dilakukan pada modul ini karena dianggap sudah mewakili modul *triple candidate generator* dan *token expander*. Selain karena tidak banyak kontribusi yang diberikan melalui modul *NLP pipeline*, kinerja dari modul tersebut tidak dievaluasi secara khusus melainkan hanya akan dievaluasi secara tidak langsung pada evaluasi kinerja sistem. Untuk mengevaluasi kinerja sistem secara keseluruhan, dilakukan eksperimen kedua yang mengukur waktu proses dan presisi hasil ekstraksi menggunakan beberapa dokumen dengan variasi ukuran (jumlah kalimat). Berikut penjelasan rinci dari dua eksperimen tersebut.

3.4.1.1 Eksperimen Model *Triple Selector*

Pada eksperimen ini akan dibandingkan kinerja empat buah model *supervised learning* untuk melakukan klasifikasi *triple* untuk menentukan apakah *random forest* (Wasserman, 2015) adalah model yang paling cocok. Empat buah model tersebut

adalah *linear logistic regression* (Fan et al., 2008), *polynomial support vector machine* (SVM) (Chang dan Lin, 2011), *multi-layer perceptron* (MLP) (Hinton, 1989) dan *random forest* sendiri. Keempat model ini akan dilatih dan diuji dengan metode *k-fold cross-validation* dengan variasi nilai $k = \{2, 3, 5, 7, 10\}$ dan menggunakan *dataset* yang telah dijelaskan pada subbab 3.3.2.

Metrik yang akan dibandingkan pada eksperimen ini adalah *precision*, *recall* dan F_1 score hanya untuk kelas positif (*triple* valid) karena pada *open IE* data negatif tidak diperlukan. Karena untuk *task* klasifikasi *triple* ini *precision* dan *recall* sama-sama penting, maka metrik yang dipandang lebih penting adalah rerata dari dua metrik tersebut, yaitu F_1 -score (Angeli et al., 2015). Persamaan untuk menghitung *precision*, *recall* dan F_1 -score untuk data positif ditunjukkan secara berurutan pada persamaan 3.1, 3.2 dan 3.3.

$$precision_+ = \frac{|selected\ valid\ triples|}{|selected\ triples|} \quad (3.1)$$

$$recall_+ = \frac{|selected\ valid\ triples|}{|valid\ triples|} \quad (3.2)$$

$$F_1 = 2 \cdot \frac{precision_+ \cdot recall_+}{precision_+ + recall_+} \quad (3.3)$$

3.4.1.2 Eksperimen Kinerja Sistem

Pada eksperimen ini diukur waktu eksekusi total sistem *open IE* yang diajukan pada 50 dokumen yang dikelompokkan menjadi lima berdasarkan jumlah kalimatnya, yaitu 5, 10, 100, 1,000 dan 5,000 kalimat per dokumen. Setelah itu, diambil hasil ekstraksi dari tiga buah dokumen berukuran 5, 10 dan 100 kalimat untuk dihitung jumlah *triple* yang valid sehingga dapat diketahui presisi (*precision*) hasil ekstraksi berdasarkan rumus Persamaan 3.4. Tujuan dari eksperimen ini adalah mengukur kinerja sistem secara keseluruhan. Dokumen yang digunakan sebagai input pada eksperimen ini berisi kalimat-kalimat acak yang diambil dari artikel berita dan ensiklopedia dari bermacam-macam domain seperti olahraga, politik, teknologi .dsb.

$$system\ precision_+ = \frac{|valid\ triples|}{|extracted\ triples|} \quad (3.4)$$

3.4.2 Analisis

Analisis dilakukan terhadap hasil dua eksperimen yang telah dijelaskan di atas dengan tujuan mengukur pencapaian pada penelitian ini relatif terhadap penelitian-penelitian terkait, memaparkan alasan di balik hasil eksperimen yang diperoleh serta menyarankan alternatif perbaikan atau peningkatan yang dapat mungkin dapat dilakukan. Dengan adanya hasil analisis ini diharapkan dapat memberikan gambaran yang jelas mengenai pencapaian dan kekurangan sistem ini sehingga dapat dimanfaatkan dengan optimal.

BAB 4

HASIL DAN ANALISIS

Pada bab ini dijelaskan hasil evaluasi dan analisis dari penelitian ini.

4.1 Evaluasi

Dua eksperimen pada penelitian ini dilakukan pada *notebook* dengan sistem operasi *Ubuntu 15.04 64-bit*, prosesor *Intel Core i7 5500U (dual cores)*, RAM DDR3 8 GB dan penyimpanan SSD 250 GB. Program yang digunakan untuk melakukan eksperimen pertama adalah `classifier.py` sedangkan eksperimen yang kedua menggunakan program `extract_triples.py` (terlampir).

Pada eksperimen pertama, empat model *supervised learning* dilatih dan diuji menggunakan data kandidat *triple* yang sudah diberikan label, diekstraksi menjadi 17 fitur dan dinormalisasi. Metode yang digunakan untuk melatih dan menguji adalah *k-fold cross-validation* (Kohavi et al., 1995) dengan variasi nilai $k = \{2, 3, 5, 7, 10\}$. Empat model yang dibandingkan beserta dengan konfigurasinya adalah sebagai berikut:

1. Linear Logistic Regression
 - Solver (cost function): `liblinear`
 - Penalty (regularizer): `l2`
2. Polynomial Support Vector Machine (SVM)
 - Kernel: `poly`
 - Degree: `5`
3. ReLU Multi-Layer Perceptron (MLP)
 - Hidden layers: `(20, 10)`
 - Activation: `relu` (Nair dan Hinton, 2010)
 - Max. iteration: `1000`
4. Random Forest
 - Max. depth: `8`

- Number of estimators: 20
- Min. samples split: 5
- Criterion: gini (Mingers, 1989)
- Max. features: auto (pembulatan akar dari jumlah total fitur)
- Class weight: balanced (sesuai rasio kelas)

Eksperimen ini dilakukan dengan menjalankan program `classifier.py` (di direktori yang sama dengan pustaka utama `tripletools.py`) dengan input *dataset* fitur yang sudah dinormalisasi dengan format *comma separated value* (CSV) `triple-selector.train.csv` pada *terminal Ubuntu*:

```
$ python classifier.py --mode compare_models --cv 2 triple-selector.train.csv
$ python classifier.py --mode compare_models --cv 3 triple-selector.train.csv
$ python classifier.py --mode compare_models --cv 5 triple-selector.train.csv
$ python classifier.py --mode compare_models --cv 7 triple-selector.train.csv
$ python classifier.py --mode compare_models --cv 10 triple-selector.train.csv
```

Hasil dari eksperimen pertama ini dapat dilihat pada Tabel 4.1, 4.2, 4.3, 4.4 dan 4.5. Tetapi karena standar deviasi yang terlalu tinggi (di atas 0.1) untuk $k > 3$ pada Tabel 4.6 dan diagram Gambar 4.1, maka hasil yang kita amati adalah *k-fold cross-validation* dengan $k = \{2, 3\}$ yang visualisasinya ditunjukkan pada Gambar 4.2 dan Gambar 4.3. Dapat dilihat bahwa *random forest* lebih tinggi dari model lainnya untuk $k = 3$ dan sebanding dengan SVM untuk $k = 2$. SVM hampir selalu mencapai nilai *precision* tertinggi dalam semua eksperimen tetapi dengan nilai *recall* yang lebih rendah dari model lain. Sedangkan *random forest* bukan hanya mencapai nilai F_1 yang hampir selalu lebih tinggi, tapi juga memiliki nilai *precision* dan *recall* yang seimbang.

Tabel 4.1: Hasil *k-fold cross-validation* $k = 2$ model *supervised learning* untuk *triple selector*

Model	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	F_1
Logistic Regression	0.58	0.29	0.38
SVM	0.70	0.39	0.50
MLP	0.46	0.35	0.39
Random Forest	0.52	0.49	0.50

Tabel 4.2: Hasil *k-fold cross-validation* $k = 3$ model *supervised learning* untuk *triple selector*

Model	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	F_1
Logistic Regression	0.64	0.28	0.37
SVM	0.69	0.42	0.51
MLP	0.55	0.46	0.47
Random Forest	0.62	0.58	0.58

Tabel 4.3: Hasil *k-fold cross-validation* $k = 5$ model *supervised learning* untuk *triple selector*

Model	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	F_1
Logistic Regression	0.69	0.26	0.36
SVM	0.74	0.39	0.49
MLP	0.54	0.39	0.41
Random Forest	0.59	0.52	0.49

Tabel 4.4: Hasil *k-fold cross-validation* $k = 7$ model *supervised learning* untuk *triple selector*

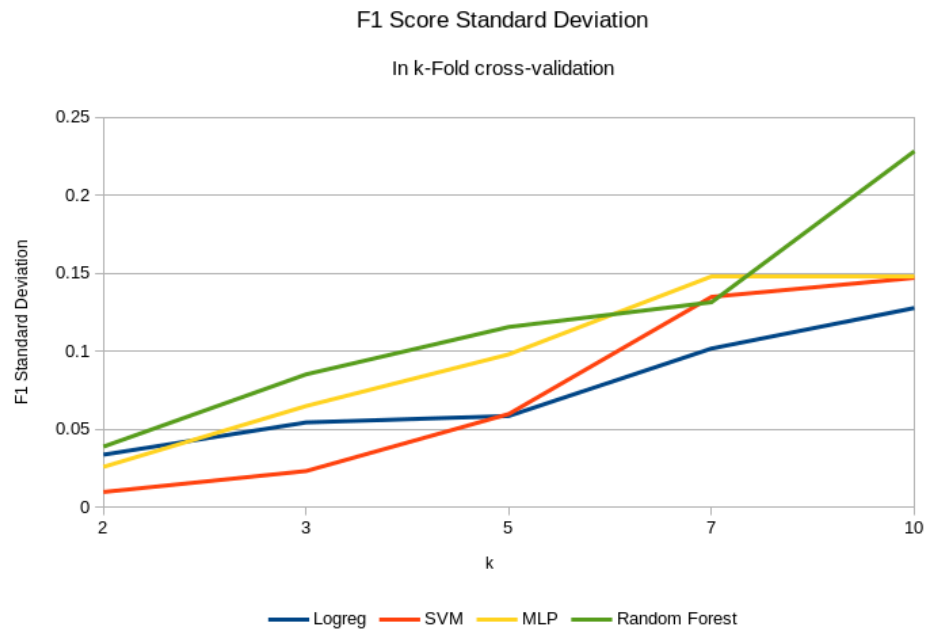
Model	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	F_1
Logistic Regression	0.71	0.27	0.36
SVM	0.69	0.38	0.47
MLP	0.50	0.38	0.38
Random Forest	0.52	0.49	0.47

Tabel 4.5: Hasil *k-fold cross-validation* $k = 10$ model *supervised learning* untuk *triple selector*

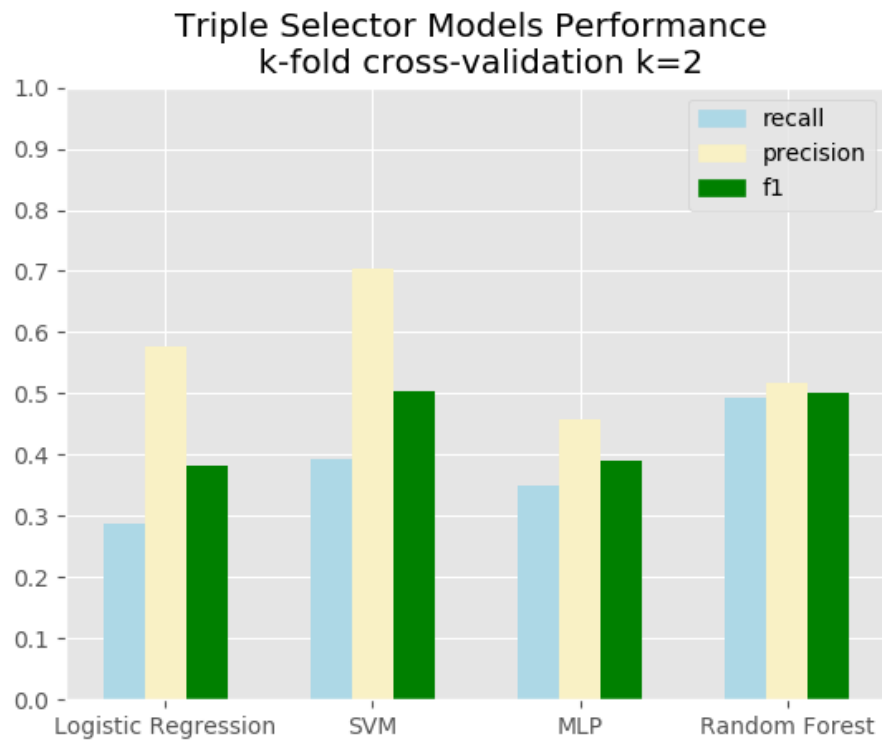
Model	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	F_1
Logistic Regression	0.70	0.26	0.36
SVM	0.76	0.37	0.46
MLP	0.59	0.36	0.40
Random Forest	0.54	0.48	0.47

Tabel 4.6: Standar deviasi *k-fold cross-validation* $k = 2, 3, 5, 7, 10$ model *supervised learning* untuk *triple selector*

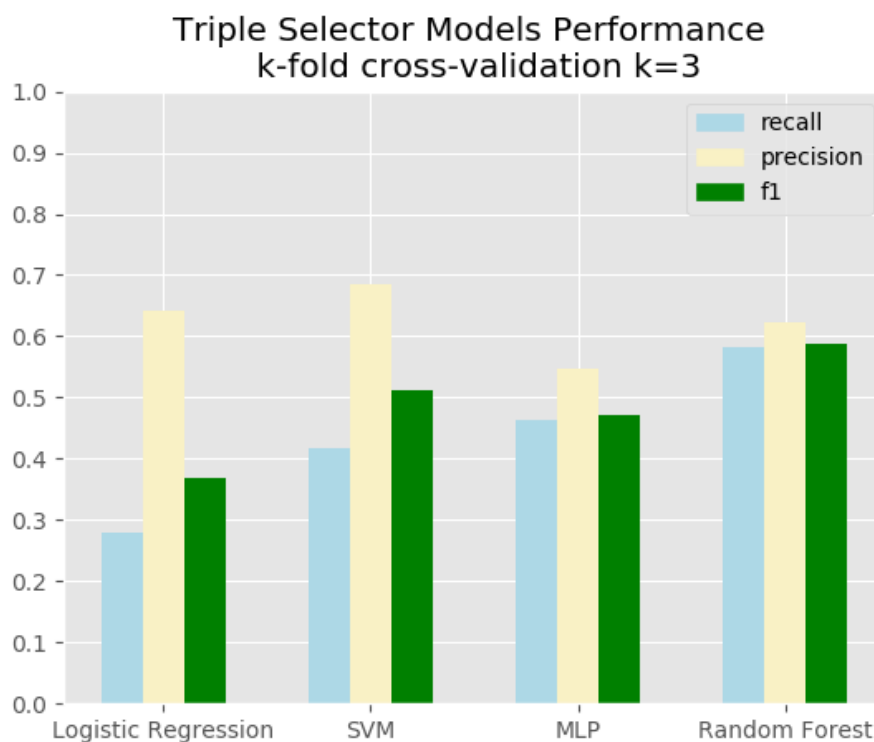
Model	$k = 2$	$k = 3$	$k = 5$	$k = 7$	$k = 10$
Logistic Regression	0.03	0.05	0.06	0.10	0.13
SVM	0.03	0.05	0.06	0.10	0.13
MLP	0.03	0.05	0.06	0.10	0.13
Random Forest	0.04	0.09	0.12	0.13	0.23



Gambar 4.1: Diagram standar deviasi *k-fold cross-validation* $k = 2, 3, 5, 7, 10$ model *supervised learning* untuk *triple selector*



Gambar 4.2: Diagram *k-fold cross-validation* model *supervised learning* untuk *triple selector* dengan $k = 2$

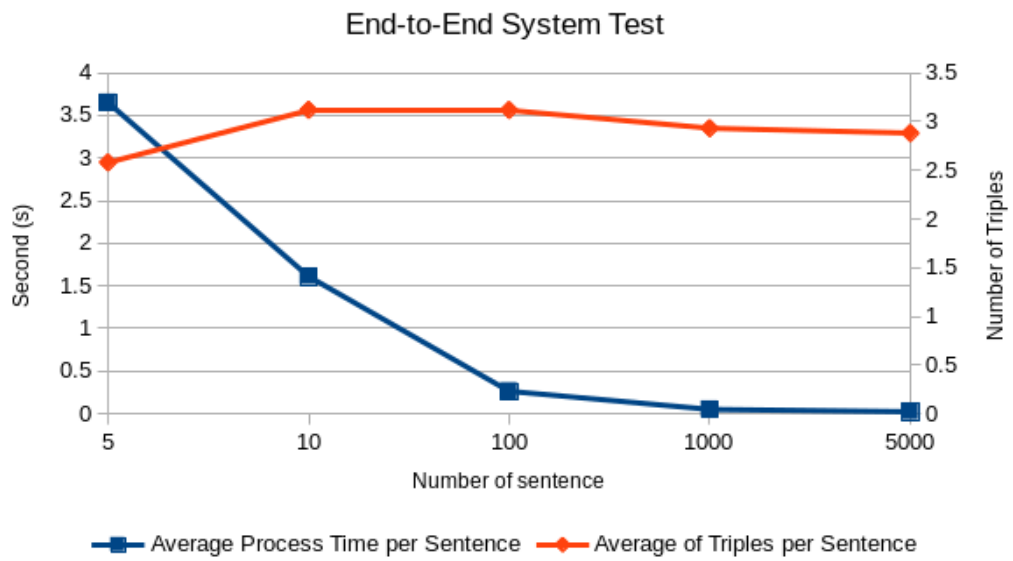


Gambar 4.3: Diagram *k-fold cross-validation* model *supervised learning* untuk *triple selector* dengan $k = 3$

Pada eksperimen kedua, sistem *open IE* dipakai untuk mengekstrak *triple* dokumen dengan lima variasi ukuran/jumlah kalimat, yaitu 5, 10, 100, 1,000 dan 5,000 kalimat per dokumen. Untuk setiap variasi ukuran dokumen, digunakan 10 buah dokumen yang berbeda dengan ukuran yang identik sehingga total ada 50 dokumen berbeda yang digunakan dalam eksperimen ini. Kalimat-kalimat dalam dokumen uji ini diambil secara acak dari berbagai jenis artikel berita dan ensiklopedia bahasa Indonesia di internet sehingga dapat mewakili karakteristik *open domain*.

Metrik pada eksperimen ini adalah waktu proses per kalimat (detik) dan jumlah *triple* yang diekstraksi per kalimat. Eksperimen ini dilakukan dengan menjalankan program utama `extract_triples.py` untuk setiap dokumen dengan format perintah:

```
$ python extract_triples.py -f tsv doc.txt
```



Gambar 4.4: Rata-rata waktu proses per kalimat dan rata-rata jumlah *triple* yang dihasilkan per kalimat pada variasi ukuran dokumen

Tabel 4.7: Waktu proses per kalimat (detik)

No	Ukuran Dokumen				
	5	10	100	1,000	5,000
1	4.65	1.71	0.23	0.05	0.02
2	2.59	1.69	0.21	0.05	0.02
3	3.82	1.50	0.25	0.05	0.02
4	3.69	1.66	0.25	0.05	0.02
5	3.47	1.63	0.25	0.05	0.02
6	3.52	1.49	0.24	0.05	0.02
7	2.60	1.50	0.26	0.05	0.02
8	3.42	1.52	0.50	0.05	0.02
9	5.61	1.77	0.23	0.05	0.02
10	3.16	1.64	0.22	0.05	0.02
Rata-rata	3.65	1.61	0.26	0.05	0.02

Tabel 4.8: Jumlah *triple* yang diekstraksi per kalimat

No	Ukuran Dokumen				
	5	10	100	1,000	5,000
1	1.80	1.90	3.25	2.98	2.88
2	1.80	3.00	3.43	2.95	2.74
3	1.60	3.20	2.97	2.74	2.86
4	2.40	3.70	3.16	3.00	2.95
5	1.00	4.00	3.02	3.04	2.93
6	2.40	4.30	3.62	2.80	2.80
7	2.20	3.70	2.96	2.94	2.87
8	3.20	1.30	3.13	2.92	3.00
9	4.80	3.00	3.09	2.98	2.91
10	4.60	3.10	2.56	2.98	2.89
Rata-rata	2.58	3.12	3.12	2.93	2.88

Hasil eksperimen tersebut ditunjukkan pada Tabel 4.7 di mana waktu proses rata-rata per kalimat **0.02 detik/kalimat** dicapai untuk ukuran dokumen terbesar 5,000 kalimat. Dapat dilihat bahwa rata-rata waktu yang dibutuhkan untuk memproses satu kalimat semakin menurun seiring dengan bertambahnya jumlah kalimat pada dokumen. Sedangkan pada Tabel 4.8, terlihat bahwa rata-rata jumlah *triple* yang diekstraksi dari setiap kalimat cukup konsisten untuk setiap variasi ukuran dokumen yaitu antara **2.58 - 3.12 triple/kalimat**.

Tabel 4.9: Presisi hasil ekstrasi *triple* dari tiga dokumen

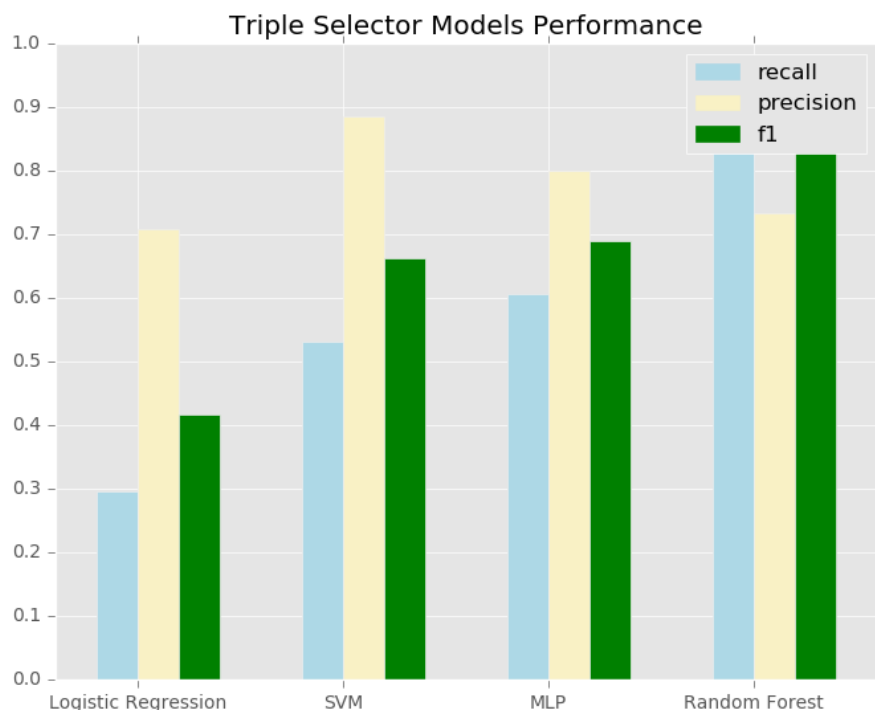
Jumlah Kalimat	Jumlah Triple	Jumlah Triple Valid	Jumlah Triple Invalid	Precision
5	9	5	4	55.56%
10	19	4	15	21.05%
100	303	65	238	21.45%
Rata-rata				32.69%

Tahap berikutnya pada eksperimen ini adalah menghitung *precision* (presisi) dari *triple* yang dihasilkan oleh sistem. Untuk menghitung presisi tersebut, diambil hasil ekstraksi dari tiga buah dokumen dengan ukuran yang berbeda untuk dihitung secara manual berapa jumlah *triple* yang valid dan invalid kemudian dihitung presisinya. Hasil dari perhitungan ini ditunjukkan pada Tabel 4.9, yang menunjukkan

bahwa rata-rata presisi hasil ekstraksi sistem adalah **32.69%**. Nilai *recall* dari sistem tidak dihitung karena belum tersedianya *dataset* yang memadai untuk bahasa Indonesia.

4.2 Analisis

Hasil eksperimen pertama di mana nilai F_1 tertinggi hanya 0.58, mengindikasikan bahwa semua model mengalami kesulitan untuk mempelajari pola *triples* dari *dataset* yang diberikan. Kemungkinan penyebab hasil ini adalah masalah pada model (pemilihan fitur atau algoritma) atau kualitas *dataset* yang digunakan (konflik pola atau ketidaklengkapan pola *dataset*). Untuk memastikan penyebab dari hasil eksperimen pertama ini, dilakukan eksperimen tambahan yaitu menguji tiap model *triple selector* menggunakan *dataset* latih (data yang sama). Hasil cukup baik yang ditunjukkan pada Gambar 4.5 dan Tabel 4.10, di mana F_1 tertinggi **0.83**, *recall* tertinggi **0.96** dan *precision* tertinggi **0.88**, menunjukkan bahwa fitur yang dipilih dan model yang digunakan tidak memiliki masalah (kecuali model linier, *logistic regression*). Berdasarkan itu argumen yang mungkin adalah bahwa masalah utama terdapat pada *dataset* yang digunakan, yaitu tidak cukupnya pola $\frac{2}{3}$ data yang dipakai melatih untuk mengenali pola sisa $\frac{1}{3}$ data yang dipakai untuk menguji.



Gambar 4.5: Diagram hasil eksperimen perbandingan model *supervised learning* untuk *triple selector* dengan menggunakan data latih sebagai data uji

Tabel 4.10: Hasil eksperimen perbandingan model *supervised learning* untuk *triple selector* dengan menggunakan data latih sebagai data uji

Model	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	F_1
Logistic Regression	0.70	0.29	0.41
SVM	0.88	0.53	0.66
MLP	0.80	0.60	0.68
Random Forest	0.73	0.96	0.83

Selain disebabkan oleh kurangnya jumlah kalimat yang dianotasi, permasalahan pada *dataset triple selector* ini juga tentu dipengaruhi oleh kemampuan *triple candidate generator* untuk menghasilkan jumlah kandidat *triple* valid (data positif) yang sebanding jumlahnya dengan kandidat yang tidak valid (data negatif). Selain menambah data, ada minimal dua solusi yang dapat dilakukan untuk meningkatkan kualitas *dataset*, yaitu:

1. Mengekstrak *triple* implisit dari kalimat

Module *triple candidate generator* pada penelitian ini baru menangani *triple* yang memiliki struktur yang eksplisit sehingga jumlah data positif sangat

sedikit. Dengan menambah pola *triple* yang dapat dibangkitkan, *dataset* akan lebih seimbang dan memiliki pola lebih banyak (Schmitz et al., 2012). Contoh *triple* eksplisit yang perlu ditangani lebih jauh:

- *Triple* (kecamatan Kejajar, terletak di, Jawa Tengah) dari kalimat asal "Sembungan adalah sebuah desa yang terletak di kecamatan Kejajar, kabupaten Wonosobo, Jawa Tengah, Indonesia."
- *Triple* (Sukarno, adalah, Presiden) dari kalimat asal "Presiden pertama Indonesia Sukarno lahir di Surabaya."

2. Mengurangi ekstraksi *triple* invalid dari kalimat

Rasio perbandingan data positif dan negatif pada *dataset* adalah 1:11. Hal ini menunjukkan bahwa proses pembangkitan kandidat *triple* ini masih bisa dibuat lebih efisien. Salah satu teknik yang bisa digunakan adalah membuat aturan yang lebih spesifik atau melatih *classifier* untuk mengekstrak frase *self-contained* (Angeli et al., 2015).

Hal menarik yang ditemukan dari hasil eksperimen pertama adalah *random forest*, yang mewakili *ensemble classifier*, merupakan pemodelan yang paling cocok dibandingkan pemodelan linier (*logistic regression*), nonlinier dengan optimalisasi margin (SVM) dan jaringan syaraf tiruan (MLP). Dapat disimpulkan bahwa dibutuhkan pemodelan yang keseimbangan antara *precision* dan *recall*-nya relatif mudah disesuaikan untuk module *triple selector*. Sekalipun tidak memiliki *precision* setinggi SVM, *Random forest* lebih unggul karena penyesuaian jumlah dan kedalaman *tree* memudahkan penyeimbangan *precision* dan *recall* yang menghasilkan F_1 yang paling baik. Potensi SVM yang mampu mencapai *precision* yang paling tinggi ini juga mungkin bisa dimanfaatkan dengan melakukan *bagging* (Breiman, 1996) SVM dan *random forest* untuk meningkatkan kinerja lebih jauh.

Hasil eksperimen kedua menunjukkan bahwa waktu rata-rata ekstraksi per kalimat dari dokumen yang berukuran 5,000 kalimat, 0.002 detik/kalimat, terlihat lebih cepat dari TEXTRUNNER yang membutuhkan 0.036 detik/kalimat (Banko et al., 2007). Sekalipun sistem ini tidak bisa diklaim lebih cepat karena adanya perbedaan data uji dan sistem yang digunakan, hasil ini tetap menunjukkan bahwa penggunaan fitur *heavy linguistic* ternyata cukup efisien untuk digunakan pada dokumen dengan ukuran 5,000 kalimat. Trend dari grafik rata-rata waktu proses pada Gambar 4.4 juga mengindikasikan bahwa sistem akan tetap atau bahkan semakin efisien untuk ukuran dokumen yang lebih besar.

Grafik rata-rata jumlah *triple* yang diekstraksi per kalimat pada Gambar 4.4 juga menunjukkan nilai yang cukup konstan pada rentang 2.58-3.12 *triple*/kalimat. Hal

ini menunjukkan bahwa sistem berfungsi normal karena seharusnya jumlah *triple* yang dihasilkan per kalimat tidak dipengaruhi oleh ukuran dokumen. Selain itu rata-rata jumlah *triple* yang dihasilkan sistem ini juga sebanding dengan TEXTRUNNER yang rata-rata menghasilkan 2.2 *triple*/kalimat (Banko et al., 2007).

Hasil pengukuran rata-rata *precision* (presisi) hasil ekstraksi sistem menunjukkan hasil yang rendah, yaitu 32.69%. Secara umum, hal ini disebabkan oleh rendahnya akurasi komponen *NLP pipeline* karena kinerja komponen *triple candidate generator*, *triple selector* dan *token expander* bergantung pada hasil anotasi *NLP pipeline*. Dengan kalkulasi sederhana pada Persamaan 4.1, didapatkan estimasi presisi 37%, yang tidak terlalu jauh dari presisi hasil eksperimen.

$$\begin{aligned} \text{Presisi Sistem} &= \text{Presisi NLP Pipeline} \times \text{Presisi Triple Selector} & (4.1) \\ &= 0.65 \times 0.58 \\ &= 0.37 \end{aligned}$$

Secara lebih rinci, berikut adalah hasil analisis dari penyebab rendahnya presisi hasil ekstraksi sistem pada eksperimen:

1. Penyebab paling dominan dari kesalahan ekstraksi *triple* adalah kesalahan POS *tagging* dan *dependency parsing* pada dokumen CoNLL-U yang dihasilkan *NLP pipeline*. Contoh kesalahan POS *tagging* yang ditemukan adalah dideteksinya kata dengan huruf awal kapital sebagai PROP (proper noun) dan dideteksinya kata dengan POS tag lain sebagai VERB (kata kerja). Sebagai contoh, pada kalimat "Meski gagal, Boaz tetap mencoba mengambil sisi positif atas kekalahan Timnas di final Piala AFF 2016.", kata "Meski" dideteksi sebagai PROP sehingga menghasilkan *triple* invalid (**Meski**, mengambil, sisi positif). Kesalahan juga terjadi pada kata "gagal" yang dideteksi sebagai VERB yang kemudian menyebabkan kegagalan *dependency parsing* yaitu dideteksinya kata "gagal" sebagai ROOT (kepala kalimat pada *dependency tree*). Kesalahan ini yang paling banyak ditemukan saat menelusuri penyebab *triple* invalid pada saat pengukuran presisi hasil ekstraksi.
2. Selain karena kesalahan pada *NLP pipeline*, aturan ekspansi pada *token expander* masih memerlukan banyak perbaikan. Salah satu kekurangan dari aturan pada 3.4 adalah yang mengabaikan kemungkinan adanya klausa yang mengandung token VERB (kata kerja) sehingga membuat banyak *triple* kehilangan makna. Salah satu contoh terjadi pada kalimat "Batalnya Bocelli

Pada wawancara dengan CNBC, seperti dikutip dari NME, Thomas J Barrack Jr, ketua Presidential Inaugural Committee mengatakan Trump tidak menawarkan penyanyi opera veteran itu bernyanyi di malam inagurasi. ” yang menghasilkan *triple* invalid:

- (Thomas J Barrack Jr, mengatakan, Trump)
- (Thomas J Barrack Jr, mengatakan, tidak menawarkan)
- (Thomas J Barrack Jr, mengatakan, penyanyi opera veteran itu)
- (Thomas J Barrack Jr, mengatakan, untuk bernyanyi)

Di mana seharusnya salah *triple* yang dihasilkan memiliki objek berupa klausa dengan kata kerja (Thomas J Barrack Jr, mengatakan, **Trump tidak menawarkan penyanyi opera veteran itu bernyanyi**).

3. Masalah lain yang diakibatkan oleh aturan ekspansi *token expander* pada Tabel 3.5 adalah belum mengakomodir *token* dengan POS *tag* lain seperti NOUN (kata benda) dan ADV (keterangan kata kerja) dalam predikat. Contoh masalah yang ditimbulkan oleh kesalahan ini adalah pada kalimat ”*Presiden Joko Widodo memberikan arahan kepada jajaran kepolisian.*” yang menghasilkan *triple* (Presiden Joko Widodo, memberikan kepada, jajaran kepolisian) di mana *triple* yang seharusnya dihasilkan adalah (Presiden Joko Widodo, memberikan **arahan** kepada, jajaran kepolisian) di mana ”arahan” memiliki POS *tag* NOUN. Contoh lainnya adalah kalimat ”*Nantinya stadion tersebut bisa menjadi home base klub sepak bola Persija Jakarta.*” yang menghasilkan *triple* invalid (Nantinya stadion tersebut **bisa**, menjadi, home base klub sepak bola Persija Jakarta) di mana *triple* yang valid adalah (Nantinya stadion tersebut, **bisa** menjadi, home base klub sepak bola Persija Jakarta).
4. Selain itu ada beberapa masalah lain yang juga menyebabkan *triple* yang invalid yang perlu diteliti lebih jauh:
 - Kata majemuk. Contoh: ”*Juru bicara*”
 - Entitas khusus bahasa Indonesia. Contoh: ”*Peraturan Menteri ESDM No. 36 tahun 2016*”.
 - Kalimat majemuk kompleks. Contoh: ”*Kebalikan dari bahasa fusional adalah bahasa aglutinatif, yang membentuk kata-kata dengan menggabungkan morfem-morfem dalam satu rantai, tapi dengan setiap morfem sebagai suatu unit diskrit semantik.*”

- Kalimat yang posisi subjek-predikat-objeknya tidak berurutan. Contoh: *"Karena disebabkan hujan deras, demonstrasi itu bubar"*
- Kesalahan ketik. Contoh: *"di embargo"*

Untuk memperbaiki kesalahan yang diakibatkan kesalahan POS *tagging* dan *dependency parsing*, perlu dibangun *dataset* yang lebih berkualitas untuk POS *tagging* dan *dependency parsing* serta melakukan penelitian untuk meningkatkan kinerja algoritma POS *tagger* dan *dependency parser* sehingga dapat dihasilkan komponen *NLP pipeline* yang lebih baik. Sedangkan untuk memperbaiki pada aturan *token expander* perlu dipertimbangkan untuk meneliti aturan yang lebih baik atau menggunakan NP chunker seperti pada TEXTRUNNER (Banko et al., 2007) untuk mengekstraksi klausa argumen (subjek dan objek).

BAB 5

PENUTUP

Pada bab ini dijelaskan kesimpulan penelitian ini dan saran untuk pengembangan penelitian di masa depan.

5.1 Kesimpulan

Melalui penelitian ini telah diajukan rancangan sistem *open IE* untuk bahasa Indonesia yang menggunakan *NLP pipeline* dan kombinasi model heuristik dan *supervised learning*. Sekalipun presisi hasil ekstraksi sistem masih sangat rendah, implementasi sistem ini mampu mengekstraksi *triple* dari teks atau dokumen bahasa Indonesia secara otomatis dalam waktu yang sebanding dengan sistem dari penelitian terkait. Pada penelitian ini juga dibangun *dataset* untuk seleksi *triple* dan dikumpulkan himpunan *dataset* untuk *NLP task* bahasa Indonesia yang dapat digunakan untuk penelitian terkait. Semua kode sumber dan *dataset* penelitian ini juga dipublikasikan pada repositori publik¹ untuk memudahkan replikasi. Kesimpulan yang dapat diambil berdasarkan evaluasi dan analisis dalam penelitian ini adalah:

1. Kombinasi *NLP pipeline* dasar (*POS tagging*, *lemmatization*, *NER* dan *dependency parsing*) berbasis *Universal Dependency*, model heuristik dan *supervised learning* dapat melakukan *open domain information extraction (open IE)* dalam format *triple* (subjek, predikat, objek) dari teks bahasa Indonesia secara otomatis sekalipun presisinya masih rendah.
2. Model *supervised learning* yang paling sesuai untuk melakukan seleksi *triple* berdasarkan fitur berbasis *POS tag*, *named-entity* dan *dependency relation* adalah *random forest*, yang merupakan *ensemble classifier*. Model ini mencapai nilai F_1 0.58, yang lebih tinggi dari tiga model linier dan nonlinier lain yang diujikan karena terdiri dari sejumlah *classifier (tree)* yang jumlahnya dapat diatur untuk menyeimbangkan *recall* dan *precision*.
3. Sistem *open IE* yang diajukan hanya membutuhkan waktu proses 0.02 detik/kalimat untuk dokumen berukuran 5,000 kalimat. Nilai ini cukup sebanding dengan yang dicapai oleh TEXTRUNNER (Banko et al., 2007) sehingga

¹Repositori penelitian github.com/yohanesgultom/id-openie

mengindikasikan kinerja yang cukup baik. Disamping itu dapat disimpulkan juga bahwa sistem ini paling cocok digunakan untuk memproses dokumen dengan ukuran 5,000 kalimat. Jika diasumsikan *trend* yang ditampilkan pada grafik rata-rata waktu proses Gambar 4.4 stabil dan mesin yang digunakan sanggup, maka sistem ini akan makin efisien seiring dengan bertambahnya ukuran dokumen.

4. Rata-rata presisi hasil ekstraksi sistem yang sangat rendah pada eksperimen, yaitu 32.69%, disebabkan oleh rendahnya presisi dari komponen *NLP pipeline* (*POS tagger*, *dependency parser* dan *NER*). Disamping itu, hal ini juga dipengaruhi oleh kinerja *triple selector* dan kekurangan-kekurangan pada *token expander* seperti yang dijelaskan pada bab 4.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil analisis, berikut adalah saran pengembangan penelitian ini ke depannya:

1. Memperbaiki kualitas *dataset* untuk melatih *triple selector* dengan menambah lebih banyak data. Seperti yang dijelaskan pada bagian analisis, rendahnya hasil eksperimen *cross-validation* dengan $k = 3$ menunjukkan bahwa pola pada $\frac{2}{3}$ data yang ada tidak cukup untuk mengenali sisa pola $\frac{1}{3}$ data yang dipakai untuk menguji. Oleh karena itu perlu ditambahkan sampel *triple* yang lebih banyak dan beragam sampai setidaknya $\frac{2}{3}$ mampu mencerminkan sebagian atau seluruh dari sisa $\frac{1}{3}$ data.
2. Mengembangkan *triple candidate generator* untuk bisa mengekstraksi kandidat *triple* implisit dan mengurangi kandidat *triple* yang invalid. Timpangnya rasio sampel positif dan negatif dari *dataset* yang dihasilkan *triple candidate generator*, yaitu 1:11 menunjukkan bahwa aturan yang digunakan masih terlalu longgar. Perlu diteliti aturan-aturan yang dapat menyaring *triple* yang invalid sehingga dapat dihasilkan *dataset* yang seimbang (*balanced*). Hal ini diharapkan dapat membuat sistem lebih efisien dan meningkatkan kinerja *triple selector*.
3. Menggunakan kombinasi antara *ensemble classifier* seperti *random forest* dan *classifier* berpresisi tinggi seperti SVM sebagai *triple selector* untuk meningkatkan *precision* dan F_1 score. Sekalipun pada eksperimen kalah dalam hal F_1 score dari *random forest*, SVM dinilai memiliki potensi karena

unggul cukup jauh dalam hal presisi dari *random forest* maupun model lainnya. Oleh karena itu perlu diteliti apakah penggabungan kedua model ini dapat mencapai hasil yang lebih baik.

4. Mengembangkan *dataset* yang lebih berkualitas untuk *NLP pipeline*. Salah satu faktor penyebab rendahnya presisi hasil ekstraksi sistem adalah banyaknya kesalahan pada *POS tagging* dan *dependency parsing*, yang merupakan bagian dari *NLP pipeline*. Selain mengembangkan algoritma yang lebih baik, cara yang lebih signifikan untuk memperbaiki kinerja *NLP pipeline* adalah mengembangkan *dataset* *POS tagging* dan *dependency parsing* Indonesia yang lebih banyak dan dengan kualitas yang baik. Hal ini juga berguna bukan hanya untuk penelitian *open IE* tapi juga untuk banyak penelitian *terkait* NLP untuk bahasa Indonesia lainnya.
5. Mencoba menggunakan teknik lain untuk memilih klausa yang dijadikan relasi (predikat) dan argumen (subjek dan objek) untuk memperbaiki *token expander*. Selain disebabkan oleh rendahnya akurasi *NLP pipeline*, rendahnya presisi ekstraksi sistem juga disebabkan oleh keterbatasan aturan pada *token expander* untuk mengekspansi *token* menjadi klausa. Karena itu, untuk mengekstrak klausa relasi yang lebih akurat, bisa dicoba teknik yang diterapkan pada OLLIE (Schmitz et al., 2012). Sedangkan untuk mengekstrak klausa argumen menggunakan NP *chunker* atau teknik pada R2A2 (Etzioni et al., 2011) untuk memperoleh hasil yang lebih baik.
6. Meneliti strategi untuk menangani kasus-kasus khusus yang dicontohkan di bab 4 seperti kata majemuk, entitas khusus bahasa Indonesia, kalimat majemuk kompleks, kalimat yang posisi subjek-predikat-objeknya tidak berurutan dan bahkan kesalahan ketik yang umum ditemukan.
7. Melakukan pengujian sistem yang lebih baik dengan membangun *gold standard dataset* untuk bisa mengevaluasi *precision & recall* secara akurat dan mencoba menggunakan data uji yang lebih besar seperti pada penelitian terkait (Banko et al., 2007). Meskipun pada penelitian ini kemampuan sistem secara keseluruhan dapat diaproksimasi dengan mengalikan akurasi *NLP pipeline* dan *triple selector* dan menghitung secara manual akurasi hasil ekstraksi sistem, akan lebih ideal jika dibangun *gold standard dataset* yang dapat dipakai untuk mengevaluasi sistem *open IE* bahasa Indonesia dengan lebih akurat. Ukuran *dataset* yang dikembangkan juga perlu dibuat cukup besar untuk mencerminkan ukuran dokumen yang diproses pada kasus nyata (*realistic use case*).

DAFTAR REFERENSI

- Angeli, G., Premkumar, M. J., dan Manning, C. D. (2015). Leveraging linguistic structure for open domain information extraction. In *Proceedings of the 53rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL 2015)*.
- Auer, S., Bizer, C., Kobilarov, G., Lehmann, J., Cyganiak, R., dan Ives, Z. (2007). Dbpedia: A nucleus for a web of open data. *The semantic web*, pages 722–735.
- Banko, M., Cafarella, M. J., Soderland, S., Broadhead, M., dan Etzioni, O. (2007). Open information extraction from the web. In *IJCAI*, volume 7, pages 2670–2676.
- Breiman, L. (1996). Bagging predictors. *Machine learning*, 24(2):123–140.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine learning*, 45(1):5–32.
- Chang, C.-C. dan Lin, C.-J. (2011). Libsvm: a library for support vector machines. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)*, 2(3):27.
- Chen, D. dan Manning, C. D. (2014). A fast and accurate dependency parser using neural networks. In *EMNLP*, pages 740–750.
- Cowie, J. dan Lehnert, W. (1996). Information extraction. *Communications of the ACM*, 39(1):80–91.
- Endarnoto, S. K., Pradipta, S., Nugroho, A. S., dan Purnama, J. (2011). Traffic condition information extraction & visualization from social media twitter for android mobile application. In *Electrical Engineering and Informatics (ICEEI), 2011 International Conference on*, pages 1–4. IEEE.
- Etzioni, O. (2011). Search needs a shake-up. *Nature*, 476(7358):25–26.
- Etzioni, O., Fader, A., Christensen, J., Soderland, S., et al. (2011). Open information extraction: The second generation. In *Twenty-Second International Joint Conference on Artificial Intelligence*.
- Exner, P. dan Nugues, P. (2014). Refractive: An open source tool to extract knowledge from syntactic and semantic relations. In *LREC*, pages 2584–2589.

- Fachri, M. (2014). Named entity recognition for indonesian text using hidden markov model. Master's thesis, Universitas Gadjah Mada.
- Fader, A., Soderland, S., dan Etzioni, O. (2011). Identifying relations for open information extraction. In *Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pages 1535–1545. Association for Computational Linguistics.
- Fan, R.-E., Chang, K.-W., Hsieh, C.-J., Wang, X.-R., dan Lin, C.-J. (2008). Liblinear: A library for large linear classification. *Journal of machine learning research*, 9(Aug):1871–1874.
- Finkel, J. R., Grenager, T., dan Manning, C. (2005). Incorporating non-local information into information extraction systems by gibbs sampling. In *Proceedings of the 43rd annual meeting on association for computational linguistics*, pages 363–370. Association for Computational Linguistics.
- Hall, M., Frank, E., Holmes, G., Pfahringer, B., Reutemann, P., dan Witten, I. H. (2009). The weka data mining software: an update. *ACM SIGKDD explorations newsletter*, 11(1):10–18.
- Hanifah, R., Supangkat, S. H., dan Purwarianti, A. (2014). Twitter information extraction for smart city. In *ICT For Smart Society (ICISS), 2014 International Conference on*, pages 295–299. IEEE.
- Hinton, G. E. (1989). Connectionist learning procedures. *Artificial intelligence*, 40(1-3):185–234.
- Joachims, T. (1998). Text categorization with support vector machines: Learning with many relevant features. *Machine learning: ECML-98*, pages 137–142.
- Jurafsky, D. (2000). *Speech & language processing*. Pearson Education India.
- Khodra, M. L. dan Purwarianti, A. (2013). Ekstraksi informasi transaksi online pada twitter. *Jurnal Cybermatika*, 1(1).
- Kohavi, R. et al. (1995). A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection. In *Ijcai*, volume 14, pages 1137–1145. Stanford, CA.
- MacCartney, B. dan Manning, C. D. (2007). Natural logic for textual inference. In *Proceedings of the ACL-PASCAL Workshop on Textual Entailment and Paraphrasing*, pages 193–200. Association for Computational Linguistics.

- Manning, C., Grow, T., Grenager, T., Finkel, J., dan Bauer, J. (2014). Ptbtokenizer.
- Manning, C. D., Raghavan, P., Schütze, H., et al. (2008). *Introduction to information retrieval*, volume 1. Cambridge university press Cambridge.
- McCallum, A. K. (2002). Mallet: A machine learning for language toolkit.
- Mingers, J. (1989). An empirical comparison of selection measures for decision-tree induction. *Machine learning*, 3(4):319–342.
- Mitchell, T. M. (1997). *Machine learning*. 1997, volume 45.
- Mohri, M., Rostamizadeh, A., dan Talwalkar, A. (2012). *Foundations of machine learning*. MIT press.
- Nair, V. dan Hinton, G. E. (2010). Rectified linear units improve restricted boltzmann machines. In *Proceedings of the 27th international conference on machine learning (ICML-10)*, pages 807–814.
- Ng, A. Y. dan Jordan, M. I. (2002). On discriminative vs. generative classifiers: A comparison of logistic regression and naive bayes. *Advances in neural information processing systems*, 2:841–848.
- Nivre, J., de Marneffe, M.-C., Ginter, F., Goldberg, Y., Hajic, J., Manning, C. D., McDonald, R., Petrov, S., Pyysalo, S., Silveira, N., et al. (2016). Universal dependencies v1: A multilingual treebank collection. In *Proceedings of the 10th International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC 2016)*, pages 1659–1666.
- Oktavino, H. F. dan Maulidevi, N. U. (2014). Information extractor for small medium enterprise aggregator. In *Data and Software Engineering (ICODSE), 2014 International Conference on*, pages 1–5. IEEE.
- Schmitz, M., Bart, R., Soderland, S., Etzioni, O., et al. (2012). Open language learning for information extraction. In *Proceedings of the 2012 Joint Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and Computational Natural Language Learning*, pages 523–534. Association for Computational Linguistics.
- Singh, P., Lin, T., Mueller, E., Lim, G., Perkins, T., dan Li Zhu, W. (2002). Open mind common sense: Knowledge acquisition from the general public. *On the move to meaningful internet systems 2002: CoopIS, DOA, and ODBASE*, pages 1223–1237.

- Suhartono, D. (2014). Lemmatization technique in bahasa: Indonesian. *Journal of Software*, 9(5):1203.
- Theodoridis, S. (2015). *Machine learning: a Bayesian and optimization perspective*. Academic Press.
- Toutanova, K., Klein, D., Manning, C. D., dan Singer, Y. (2003). Feature-rich part-of-speech tagging with a cyclic dependency network. In *Proceedings of the 2003 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics on Human Language Technology-Volume 1*, pages 173–180. Association for Computational Linguistics.
- Vidya, N. A., Fanany, M. I., dan Budi, I. (2015). Twitter sentiment to analyze net brand reputation of mobile phone providers. *Procedia Computer Science*, 72:519–526.
- Wasserman, D. (2015). Grid search optimization.
- Wicaksono, A. F. dan Purwarianti, A. (2010). Hmm based part-of-speech tagger for bahasa indonesia. In *Fourth International MALINDO Workshop, Jakarta*.

LAMPIRAN

LAMPIRAN 1: KODE SUMBER PROGRAM UTAMA

Kode sumber program utama (*main program*) `extract_triples.py`

```
1 import os
2 import csv
3 import argparse
4 import subprocess
5 import numpy as np
6 import json
7 from sys import platform
8 from sklearn.externals import joblib
9 from sklearn.preprocessing import StandardScaler
10 from tripletools import (
11     vectorize,
12     parse_conllu_file,
13     extract_triples_by_combinations,
14     get_best_features
15 )
16 from pprint import pprint
17
18 # choose script based on OS (windows or *nix)
19 DEPPARSE_SCRIPT = 'bin' + os.sep + 'id-openie'
20 if platform == 'win32':
21     DEPPARSE_SCRIPT += '.bat'
22
23
24 def write_json(triples, y, out):
25     count = 0
26     grouped = {}
27     for i in range(y.shape[0]):
28         if y[i] == 1:
29             triple = triples[i]
30             if triple[1] not in grouped:
31                 grouped[triple[1]] = {}
32             if triple[2] not in grouped[triple[1]]:
33                 grouped[triple[1]][triple[2]] = {}
34             if triple[3] not in grouped[triple[1]][triple[2]]:
35                 grouped[triple[1]][triple[2]][triple[3]] = {}
36             count += 1
37     out.write(json.dumps(grouped) + '\n')
38     return count
39
40
41 def write_tsv(triples, y, out):
42     writer = csv.writer(out, delimiter='\t', quoting=csv.QUOTE_NONE, quotechar='')
43     count = 0
44     for i in range(y.shape[0]):
45         if y[i] == 1:
46             writer.writerow(triples[i])
47             count += 1
48     return count
49
50
51 def extract(conllu_file, classifier, out, format='tsv', scaler=None):
52     X = []
53     triples = []
54     for index, s, s_header in parse_conllu_file(conllu_file):
55         for first, second, third, subj, pred, obj in extract_triples_by_combinations(s, s_header):
56             X.append(vectorize(first, second, third))
57             triples.append((first['sentence_id'], subj, pred, obj))
58     X = np.array(X, dtype='float32')
59     # apply best features selection
60     X = X[:, get_best_features()]
61     # scale if scaler is available
62     if scaler:
63         X = scaler.transform(X)
64     y = classifier.predict(X)
65     # write output
66     if format == 'tsv':
```

```

67         return write_tsv(triples, y, out)
68     else: # format == 'json'
69         return write_json(triples, y, out)
70
71
72 if __name__ == '__main__':
73
74     if os.path.isfile(DEPPARSE_SCRIPT):
75         parser = argparse.ArgumentParser(description='Extract triples from Indonesian text')
76         parser.add_argument('input_file', help='Input file containing 1 (one) Indonesian sentence per line')
77         parser.add_argument('-m', '--model_file', help='Triples classifier model file', default='triples-
classifier-model.pkl')
78         parser.add_argument('-s', '--scaler_file', help='Triples classifier scaler file', default='triples-
classifier-scaler.pkl')
79         parser.add_argument('-o', '--output_file', help='Output file containing triples')
80         parser.add_argument('-f', '--output_format', help='Output file format', choices=['json', 'tsv'],
default='json')
81         args = parser.parse_args()
82         args.output_file = args.output_file if args.output_file else 'triples.' + args.output_format
83
84         # dependency parsing
85         print('Parsing dependency tree..')
86         depparse_output = os.path.basename(args.input_file) + '.conllu'
87         subprocess.call([DEPPARSE_SCRIPT, '-f', args.input_file])
88
89         # extract triples
90         classifier = joblib.load(args.model_file)
91         scaler = joblib.load(args.scaler_file)
92         with open(args.output_file, 'wb') as out:
93             count = extract(depparse_output, classifier, out, args.output_format, scaler=scaler)
94
95         print('{} triple(s) extracted'.format(count))
96         print('Triples saved in ' + args.output_file)
97     else:
98         print('File not found: ' + DEPPARSE_SCRIPT)

```

LAMPIRAN 2: KODE SUMBER *NLP PIPELINE*

Kode sumber utama *NLP pipeline*: `DependencyParser.java`

```
1 package id.nlp.depparser;
2
3 import edu.stanford.nlp.ling.CoreAnnotations;
4 import edu.stanford.nlp.pipeline.*;
5 import edu.stanford.nlp.semgraph.SemanticGraph;
6 import edu.stanford.nlp.semgraph.SemanticGraphCoreAnnotations;
7 import edu.stanford.nlp.trees.ud.CoNLLUDocumentWriter;
8 import edu.stanford.nlp.trees.ud.ExtendedCoNLLUDocumentWriter;
9 import edu.stanford.nlp.util.CoreMap;
10 import edu.stanford.nlp.util.PropertiesUtils;
11 import net.sourceforge.argparse4j.ArgumentParsers;
12 import net.sourceforge.argparse4j.inf.ArgumentParser;
13 import net.sourceforge.argparse4j.inf.ArgumentParserException;
14 import net.sourceforge.argparse4j.inf.Namespace;
15
16 import java.io.File;
17 import java.io.IOException;
18 import java.sql.SQLException;
19 import java.util.ArrayList;
20 import java.util.List;
21 import java.util.Properties;
22
23 import static edu.stanford.nlp.pipeline.Annotator.*;
24
25 public class DependencyParser {
26
27     static final String TAGGER_MODEL = "tagger-id.universal.model";
28     static final String NER_MODEL = "ner-id.model.ser.gz";
29     static final String PARSER_MODEL = "parser-id.conllu.model.gz";
30     static final int NUM_THREADS = 1;
31     static final String OUTPUT_FORMAT = "conllu";
32
33     AnnotatorPool annotatorPool;
34     Properties props;
35     StanfordCoreNLP pipeline;
36
37     public DependencyParser() throws SQLException, IOException, ClassNotFoundException {
38         this(TAGGER_MODEL, NER_MODEL, PARSER_MODEL, NUM_THREADS);
39     }
40
41     public DependencyParser(
42         String taggerModel,
43         String nerModel,
44         String parserModel,
45         int numThreads
46     ) throws SQLException, IOException, ClassNotFoundException {
47
48         // Create the Stanford CoreNLP pipeline
49         this.props = PropertiesUtils.asProperties(
50             "annotators", "tokenize,ssplit,pos,lemma,ner,depparse",
51             "ssplit.eolonly", "true",
52             "ner.model", nerModel,
53             "ner.useSUTime", "false",
54             "pos.model", taggerModel,
55             "depparse.model", parserModel,
56             "splitter.nomodel", "true",
57             "ignore_affinity", "true",
58             "outputFormat", OUTPUT_FORMAT,
59             "threads", String.valueOf(numThreads)
60         );
61
62         // Create annotator pools
63         this.annotatorPool = new AnnotatorPool();
64         AnnotatorImplementations annotatorImplementations = new IndonesianAnnotatorImplementations();
65         annotatorPool.register(STANFORD_TOKENIZE, AnnotatorFactories.tokenize(props, annotatorImplementations)
66     );
```

```

66     annotatorPool.register(STANFORD_SSPLIT, AnnotatorFactories.sentenceSplit(props,
annotatorImplementations));
67     annotatorPool.register(STANFORD_POS, AnnotatorFactories.posTag(props, annotatorImplementations));
68     annotatorPool.register(STANFORD_LEMMA, AnnotatorFactories.lemma(props, annotatorImplementations));
69     annotatorPool.register(STANFORD_NER, AnnotatorFactories.nerTag(props, annotatorImplementations));
70     annotatorPool.register(STANFORD_DEPENDENCIES, AnnotatorFactories.dependencies(props,
annotatorImplementations));
71
72     // Create pipeline
73     this.pipeline = new IndonesianStanfordCoreNLP(this.props, annotatorPool);
74 }
75
76 /**
77  * Parse text
78  * @param text
79  * @return
80  */
81 public String parse(String text) {
82     StringBuilder result = new StringBuilder();
83     Annotation doc = pipeline.process(text);
84     List<CoreMap> sentences = doc.get(CoreAnnotations.SentencesAnnotation.class);
85     CoNLLUDocumentWriter conllUWriter = new ExtendedCoNLLUDocumentWriter();
86     for (CoreMap sentence : sentences) {
87         SemanticGraph sg = sentence.get(SemanticGraphCoreAnnotations.BasicDependenciesAnnotation.class);
88         if (sg != null) {
89             result.append(conllUWriter.printSemanticGraph(sg)).append("\n");
90         }
91     }
92     return result.toString();
93 }
94
95 /**
96  * Parse input file(s)
97  * @param inputFiles
98  * @param outputDir
99  * @throws IOException
100  */
101 public void parse(List<File> inputFiles, String outputDir) throws IOException, SQLException,
ClassNotFoundException {
102     // override existing pipeline
103     if (!props.containsKey("outputDirectory")) {
104         props.setProperty("outputDirectory", outputDir);
105         this.pipeline = new IndonesianStanfordCoreNLP(this.props, this.annotatorPool);
106     }
107     pipeline.processFiles(inputFiles);
108 }
109
110 public static void main(String args[]) {
111
112     // parse arguments
113     ArgumentParser parser = ArgumentParsers.newArgumentParser("DependencyParser").defaultHelp(true).
description("Generate CONLL-U dependency tree from Indonesian text");
114     parser.addArgument("-t", "--text").help("Text input to parse");
115     parser.addArgument("-f", "--file").nargs("*").help("File input to parse");
116     parser.addArgument("-o", "--outputDir").setDefault(".").help("Output directory");
117
118     Namespace ns = null;
119     try {
120         ns = parser.parseArgs(args);
121     } catch (ArgumentParserException e) {
122         parser.handleError(e);
123         System.exit(1);
124     }
125
126     String text = ns.getString("text");
127     List<String> files = ns.<String> getList("file");
128     String outputDir = ns.getString("outputDir");
129     try {
130         if (text != null) {
131             text = text.trim();
132             if (!text.endsWith(".")) {
133                 text += ".";
134             }
135             System.out.println(new DependencyParser().parse(text));
136         } else if (files != null) {
137             List<File> fileList = new ArrayList<>();
138             List<String> outputFiles = new ArrayList<>();

```

```
139         String sep = System.getProperty("file.separator");
140         for (String file:files) {
141             File fileObj = new File(file);
142             fileList.add(fileObj);
143             outputFiles.add(outputDir + sep + fileObj.getName() + "." + OUTPUT_FORMAT);
144         }
145         new DependencyParser().parse(fileList, outputDir);
146         System.out.println("File(s) created:");
147         for (String outputFile:outputFiles) {
148             System.out.println(outputFile);
149         }
150     } else {
151         System.err.println("No input provided");
152     }
153 } catch (Exception e) {
154     e.printStackTrace();
155 }
156 }
157 }
```

LAMPIRAN 3: KODE SUMBER PUSTAKA UTAMA

Kode sumber pustaka utama (*main library*) yang berisi kode sumber untuk *Triple Candidates Generator*, *Token Expander* dan *Triple Selector* `tripletools.py`

```
1 import itertools
2 import csv
3 import argparse
4
5
6 BEST_FEATURES = [0, 1, 2, 3, 5, 6, 10, 11, 12, 14, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23] # F1 0.586
7 # BEST_FEATURES = [0, 1, 2, 3, 5, 6, 10, 11, 12, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23] # F1 0.579
8 # BEST_FEATURES = [0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24,
9     25, 26] # F1 0.547
10
11 # constants
12 conllu = ['ID', 'FORM', 'LEMMA', 'UPOSTAG', 'XPOSTAG', 'FEATS', 'HEAD', 'DEPREL', 'DEPS', 'MISC']
13 postag = ['', 'ADJ', 'ADP', 'ADV', 'AUX', 'CCONJ', 'DET', 'INTJ', 'NOUN', 'NUM', 'PART', 'PRON', 'PROPN', 'PUNCT', 'SCONJ', 'SYM', 'VERB', 'X', 'CONJ']
14 deprel = ['', 'acl', 'advcl', 'advmod', 'amod', 'appos', 'aux', 'case', 'cc', 'ccomp', 'clf', 'compound', 'conj', 'cop', 'csubj', 'dep', 'det', 'discourse', 'dislocated', 'expl', 'fixed', 'flat', 'goeswith', 'iobj', 'list', 'mark', 'nmod', 'nsubj', 'nummod', 'obj', 'obl', 'orphan', 'parataxis', 'punct', 'reparandum', 'root', 'vocative', 'xcomp', 'nsubjpass', 'name', 'dobj', 'neg', 'mwe', 'csubjpass']
15 entity = ['', 'PERSON', 'LOCATION', 'ORGANIZATION', 'TIME', 'QUANTITY', 'OTHER']
16
17 # extraction RULES
18 subject_object_candidates_pos = ['PROPN', 'NOUN', 'PRON', 'VERB']
19 predicate_candidates_pos = ['VERB', 'AUX']
20 non_subject_object_candidates_form = ['yang', 'adalah']
21 non_predicate_candidates_form = ['yang']
22 num_siblings = 1 # bigram
23
24
25 def extract_triples_by_root_children(conllu_s, header):
26     """
27     Extract features (triples) for clustering from sentence (conllu_s)
28     by combining sentence root/header with 2 of its children
29     """
30     # find all direct branches of header
31     direct_branches = []
32     for id, row in conllu_s.iteritems():
33         # children (direct branches of header)
34         if (
35             row['head'] == header['id'] and
36             row['upostag'] in subject_object_candidates_pos and
37             row['form'] not in non_subject_object_candidates_form
38         ):
39             direct_branches.append(id)
40
41     # yield triples combinations
42     if len(direct_branches) > 1:
43         for combi in itertools.combinations(direct_branches, 2):
44             first = None
45             third = None
46             if combi[0] < header['id'] and header['id'] < combi[1]:
47                 first = conllu_s[combi[0]]
48                 third = conllu_s[combi[1]]
49             elif combi[1] < header['id'] and header['id'] < combi[0]:
50                 first = conllu_s[combi[1]]
51                 third = conllu_s[combi[0]]
52
53             if first and third:
54                 second = conllu_s[header['id']]
55                 yield (first, second, third)
56
57
58 def extract_triples_by_combinations(conllu_s, header):
59     """
```



```

60     Extract features (triples) for clustering from sentence (conllu_s)
61     by enumerating all possible triple combination of word
62     """
63     num_tokens = len(conllu_s)
64     # sentence start from 1
65     for i in range(1, num_tokens - 2):
66         first = conllu_s[i]
67         # RULES for Subject
68         if (
69             first['upostag'] in subject_object_candidates_pos and
70             first['form'] not in non_subject_object_candidates_form and
71             (first['deprel'] not in ['compound', 'name'] or first['head_distance'] > 2)
72         ):
73             for j in range(i + 1, num_tokens - 1):
74                 second = conllu_s[j]
75                 # RULES for Predicate
76                 if (
77                     second['upostag'] in predicate_candidates_pos
78                 ):
79                     for k in range(j + 1, num_tokens):
80                         third = conllu_s[k]
81                         # RULES for Object
82                         if (
83                             third['upostag'] in subject_object_candidates_pos and
84                             third['form'] not in non_subject_object_candidates_form and
85                             (third['deprel'] not in ['compound', 'name'] or third['head_distance'] > 2) and
86                             (third['upostag'] not in predicate_candidates_pos or first['upostag'] not in
87                             predicate_candidates_pos)
88                         ):
89                             s = first['flatten_s']
90                             p = second['flatten_p']
91                             if third['nearest_adp_id']:
92                                 p += ' ' + conllu_s[third['nearest_adp_id']]['form']
93                             o = third['flatten_o']
94                             yield (first, second, third, s, p, o)
95
96 def extract_triples_by_children_combination(conllu_s, header):
97     """
98     Extract features (triples) for clustering from sentence (conllu_s)
99     by combining sentence predicate nodes with 2 of their children
100     """
101     for k, v in conllu_s.items():
102         # RULES for Subject, Predicate and Object
103         if (
104             v['upostag'] in predicate_candidates_pos and
105             v['form'] not in non_predicate_candidates_form
106         ):
107             for first, second, third in extract_triples_by_root_children(conllu_s, v):
108                 yield (first, second, third)
109
110
111 def trace_children_pos(child_pos_list, parent_pos, node, s):
112     """
113     Find parent that has parent_pos pos tag and has one child of child_pos
114     """
115     parent_pos_list = [parent_pos] if parent_pos not in ['NOUN', 'PROPN'] else ['NOUN', 'PROPN']
116     if node['deprel'] == 'root' or node['upostag'] not in parent_pos_list:
117         return None
118     else:
119         # find child with upostag == child_pos
120         for child_id in node['children']:
121             if s[child_id]['upostag'] in child_pos_list:
122                 return s[child_id]
123
124         # if not found try to search on node's parent
125         return trace_children_pos(child_pos_list, parent_pos, s[node['head']], s)
126
127
128 def remove_token_if_first(field, values, tokens):
129     while (tokens and tokens[0][1][field] in values):
130         tokens.pop(0)
131
132
133 def remove_token_if_last(field, values, tokens):
134     while (tokens and tokens[-1][1][field] in values):
135         tokens.pop(-1)

```

```

136
137
138 def remove_token_if_first_or_last(field, values, tokens):
139     remove_token_if_first(field, values, tokens)
140     remove_token_if_last(field, values, tokens)
141
142
143 def expand_node(node, s):
144     """
145     Expand node to its children as dict
146     """
147     expanded = {node['id']: node}
148     has_quote = False
149     # EXPAND RULES
150
151     for k in node['children']:
152         v = s[k]
153         if v['deprel'] in ['compound', 'name', 'amod']:
154             expanded.update(expand_node(v, s))
155         elif v['entity'] and v['entity'] == node['entity'] and abs(v['id'] - node['id']) == 1:
156             expanded.update(expand_node(v, s))
157         elif has_quote:
158             expanded.update(expand_node(v, s))
159         elif node['deprel'] == 'root': # [Sembungan adalah sebuah] (desa) [.].
160             continue
161         else:
162             if v['form'] in ['\'', '\"']: # (" Lelaki dan Telaga ")
163                 has_quote = True
164             if (v['upostag'] in ['CONJ'] or v['form'] in [',', '/']): # (kecamatan) Kejajar [, kabupaten
165                 break
166             if v['upostag'] in ['VERB', 'ADP']: # (helm) Brodie [yang dipakai]
167                 continue
168             if v['children'] and 'ADP' in [s[i]['upostag'] for i in v['children']]: # (Stahlhelm) Jerman [
169                 dengan perbaikan desain], [Beberapa bulan sebelum] (Rose)
170                 continue
171             expanded.update(expand_node(v, s))
172
173     return expanded
174
175 def flatten_node(node, s, expand_as='o', mark_head=False):
176     """
177     Expand node and its branches to clause string
178     """
179     if expand_as.lower() in ['s', 'o']:
180         expanded = expand_node(node, s)
181         sorted_nodes = sorted(expanded.items())
182
183         # EXPAND RULES
184         remove_token_if_first_or_last('upostag', ['CONJ', 'ADP'], sorted_nodes)
185         remove_token_if_first('form', ['']), sorted_nodes)
186         remove_token_if_last('form', ['(', 'yang'], sorted_nodes)
187
188         text = ' '.join([v['form'] if not mark_head or k != node['id'] else '({})'.format(v['form']) for k, v
189             in sorted_nodes])
190         ids = [k for k, v in sorted_nodes]
191     elif expand_as.lower() in ['p']:
192         text = node['form'] if not mark_head else '({})'.format(node['form'])
193         ids = [node['id']]
194
195     # EXPAND RULES
196     negation_node = [s[c_id] for c_id in node['children'] if s[c_id]['form'].lower() == 'tidak']
197     if negation_node:
198         text = negation_node[0]['form'] + ' ' + text
199         ids = [negation_node[0]['id']] + ids
200
201     return text, ids
202
203 def flatten_conllu_sentence(conllu_s):
204     return ' '.join([token['form'] for token in conllu_s.values()])
205
206
207 def set_extra_properties(s, children, mark_head=False):
208     """
209     Retrieve head's pos tag

```

```

210 Flatten subject/object candidates
211 """
212 for k, v in s.iteritems():
213     # get head pos tag
214     s[k]['head_upostag'] = s[v['head']]['upostag'] if v['head'] > 0 else ''
215     # get siblings pos tags
216     before = v['id'] - num_siblings
217     s[k]['before_upostag'] = [s[i]['upostag'] if i > 0 else '' for i in range(before, v['id'])]
218     after = v['id'] + num_siblings + 1
219     s[k]['after_upostag'] = [s[i]['upostag'] if i < len(s) else '' for i in range(after - num_siblings,
after)]
220     # get children id
221     if k in children:
222         sorted_children = sorted(children[k])
223         s[k]['children'] = sorted_children
224
225 # loop once more to flatten as children is required
226 for k, v in s.iteritems():
227     if v['upostag'] in subject_object_candidates_pos:
228         s[k]['flatten_s'], s[k]['flatten_s_id'] = flatten_node(s[k], s, expand_as='s', mark_head=mark_head
)
229         s[k]['flatten_o'], s[k]['flatten_o_id'] = flatten_node(s[k], s, expand_as='o', mark_head=mark_head
)
230         # trace ADP node to parents to be inherited
231         if v['head'] > 0:
232             nearest_adp_node = trace_children_pos(['ADP'], v['upostag'], v, s)
233             if nearest_adp_node:
234                 s[k]['nearest_adp_id'] = nearest_adp_node['id']
235         if v['upostag'] == 'VERB':
236             s[k]['flatten_p'], s[k]['flatten_p_id'] = flatten_node(s[k], s, expand_as='p', mark_head=mark_head
)
237
238
239 def get_neighbour_upostag(position, token):
240     key = position + '_upostag'
241     if position not in ['before', 'after'] or not token[key]:
242         return postag.index('')
243     return postag.index(token[key][0])
244
245
246 def get_next_upostag(token):
247     return get_neighbour_upostag('after', token)
248
249
250 def get_prev_upostag(token):
251     return get_neighbour_upostag('before', token)
252
253
254 def vectorize(first, second, third):
255     """
256     Convert a triple's member to feature vector
257     """
258     distance_first_second = abs(first['id'] - second['id'])
259     distance_second_third = abs(second['id'] - third['id'])
260     first_is_child_of_second = 1 if first['id'] in second['children'] else 0
261     third_is_child_of_second = 1 if third['id'] in second['children'] else 0
262
263     vector = []
264     vector.append(postag.index(first['upostag']))
265     vector.append(deprel.index(first['deprel']))
266     vector.append(postag.index(first['head_upostag']))
267     vector.append(entity.index(first['entity']))
268     vector.append(len(first['children']))
269     vector.append(distance_first_second)
270     vector.append(first_is_child_of_second)
271     vector.append(get_prev_upostag(first))
272     vector.append(get_next_upostag(first))
273     vector.append(1 if first['nearest_adp_id'] else 0)
274
275     vector.append(postag.index(second['upostag']))
276     vector.append(deprel.index(second['deprel']))
277     vector.append(postag.index(second['head_upostag']))
278     vector.append(entity.index(second['entity']))
279     vector.append(len(second['children']))
280     vector.append(get_prev_upostag(second))
281     vector.append(get_next_upostag(second))
282

```

```

283     vector.append(postag.index(third['upostag']))
284     vector.append(deprel.index(third['deprel']))
285     vector.append(postag.index(third['head_upostag']))
286     vector.append(entity.index(third['entity']))
287     vector.append(len(third['children']))
288     vector.append(distance_second_third)
289     vector.append(third_is_child_of_second)
290     vector.append(get_prev_upostag(third))
291     vector.append(get_next_upostag(third))
292     vector.append(1 if third['nearest_adp_id'] else 0)
293
294     return vector
295
296
297 def parse_conllu_file(conllu_file, mark_head=False):
298     with open(conllu_file, 'rb') as csvfile:
299         reader = csv.reader(csvfile, delimiter='\t', quoting=csv.QUOTE_NONE)
300         s = {}
301         children = {}
302         s_header = None
303         index = 0
304         for row in reader:
305             if len(row) > 0:
306                 id = int(row[conllu.index('ID')])
307                 head_id = int(row[conllu.index('HEAD')])
308                 deprel = row[conllu.index('DEPREL')].split(':')[0] # ignore sub relation
309                 obj = {
310                     'id': id,
311                     'sentence_id': index,
312                     'form': row[conllu.index('FORM')],
313                     'upostag': row[conllu.index('UPOSTAG')],
314                     'head': head_id,
315                     'head_distance': abs(head_id - id) if head_id > 0 else 0,
316                     'deprel': deprel if deprel != '_' else 'root',
317                     'head_upostag': '',
318                     'before_upostag': [],
319                     'after_upostag': [],
320                     'flatten_s': row[conllu.index('FORM')],
321                     'flatten_p': row[conllu.index('FORM')],
322                     'flatten_o': row[conllu.index('FORM')],
323                     'flatten_s_id': [id],
324                     'flatten_p_id': [id],
325                     'flatten_o_id': [id],
326                     'entity': row[conllu.index('MISC')] if row[conllu.index('MISC')] != '_' else '',
327                     'children': [],
328                     'nearest_adp_id': None
329                 }
330                 s[id] = obj
331                 # map children
332                 if obj['head'] != 0:
333                     if obj['head'] not in children:
334                         children[obj['head']] = []
335                     if id not in children[obj['head']]:
336                         children[obj['head']].append(id)
337                 # find root header
338                 s_header = obj if obj['head'] == 0 else s_header
339             else:
340                 set_extra_properties(s, children, mark_head)
341                 yield index, s, s_header
342                 s = {}
343                 index += 1
344                 children = {}
345             if s:
346                 # if last element not a blank
347                 set_extra_properties(s, children, mark_head)
348                 yield index, s, s_header
349
350
351 def get_best_features():
352     return BEST_FEATURES

```

LAMPIRAN 4: KODE SUMBER PELATIHAN *TRIPLE SELECTOR*

Kode sumber pelatihan dan perbandingan *Triple Selector* classifier.py

```
1 import argparse
2 import collections
3 import numpy as np
4 from sklearn.preprocessing import StandardScaler
5 from sklearn.model_selection import GridSearchCV
6 from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
7 from sklearn.linear_model import LogisticRegression
8 from sklearn.svm import SVC
9 from sklearn.neural_network import MLPClassifier
10 from sklearn.externals import joblib
11 from sklearn.model_selection import cross_val_score
12 from sklearn.metrics import precision_recall_fscore_support
13 from tripletools import get_best_features
14 import matplotlib.pyplot as plt
15 import matplotlib.patches as mpatches
16
17
18 plt.style.use('ggplot')
19
20 experiments = [
21     {
22         'name': 'Logistic Regression',
23         'model': LogisticRegression(),
24         'params': [
25             {
26                 'solver': ['liblinear'],
27                 'penalty': ['l2'],
28                 'random_state': [77]
29             },
30         ]
31     },
32     {
33         'name': 'SVM',
34         'model': SVC(),
35         'params': [
36             {
37                 'kernel': ['poly'],
38                 'degree': [5],
39                 'random_state': [77]
40             },
41         ]
42     },
43     {
44         'name': 'MLP',
45         'model': MLPClassifier(max_iter=1000),
46         'params': [
47             {
48                 'activation': ['relu'],
49                 'hidden_layer_sizes': [(20, 10)],
50                 'random_state': [77]
51             },
52         ]
53     },
54     {
55         'name': 'Random Forest',
56         'model': RandomForestClassifier(),
57         'params': [
58             {
59                 'max_depth': [8],
60                 'n_estimators': [20],
61                 'min_samples_split': [5],
62                 'criterion': ['gini'],
63                 'max_features': ['auto'],
```

```

64         'class_weight': ['balanced'],
65         'random_state': [77]
66     }
67 ]
68 },
69 ]
70
71 feature_sets = [
72     {
73         'name': '1',
74         'desc': 'Current POS tag + Head POS tag',
75         'features': [0, 2, 10, 12, 17, 19]
76     },
77     {
78         'name': '2',
79         'desc': 'Current POS tag + Head POS tag + DepRel',
80         'features': [0, 1, 2, 10, 11, 12, 17, 18, 19]
81     },
82     {
83         'name': '3',
84         'desc': 'Current POS tag + Head POS tag + DepRel + Named-Entity',
85         'features': [0, 1, 2, 3, 10, 11, 12, 13, 17, 18, 19, 20]
86     },
87     {
88         'name': '4',
89         'desc': 'Current POS tag + Head POS tag + DepRel + Named-Entity + Distance from Predicate',
90         'features': [0, 1, 2, 3, 5, 10, 11, 12, 13, 17, 18, 19, 20, 22]
91     },
92     {
93         'name': '5',
94         'desc': 'Current POS tag + Head POS tag + DepRel + Named-Entity + Distance from Predicate + Dependents
95         Count',
96         'features': [0, 1, 2, 3, 4, 5, 10, 11, 12, 13, 14, 17, 18, 19, 20, 21, 22]
97     },
98     {
99         'name': '6',
100        'desc': 'Current POS tag + Head POS tag + DepRel + Distance from Predicate + Dependents Count +
101        Dependency with Predicate',
102        'features': [0, 1, 2, 4, 5, 6, 10, 11, 12, 14, 17, 18, 19, 21, 22, 23]
103    },
104    {
105        'name': '7',
106        'desc': 'Current POS tag + Head POS tag + DepRel + Subject and Object Named-Entities + Distance from
107        Predicate + Dependents Count Predicate and Object + Dependency with Predicate',
108        'features': [0, 1, 2, 3, 5, 6, 10, 11, 12, 14, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23]
109    },
110    {
111        'name': 'All',
112        'desc': 'Current POS tag + Head POS tag + DepRel + Named-Entity + Distance from Predicate + Dependents
113        Count + Neighbouring POS tags + Dependency with Predicate',
114        'features': range(27)
115    }
116 ]
117
118 def extract_features(dataset, selected_features):
119     total_features = dataset.shape[1] - 1
120
121     print('Total features: {}'.format(total_features))
122     print('Selected features: {} ({}).format(selected_features, len(selected_features))
123
124     X = dataset[:, selected_features]
125     y = dataset[:, -1]
126     scaler = StandardScaler().fit(X)
127     X = scaler.transform(X)
128
129     # collect dataset statistics
130     counter = collections.Counter(y)
131     print(counter)
132     pos = counter[1] * 1.0 / (counter[0] + counter[1])
133     neg = 1.0 - pos
134     return X, y, scaler
135
136 def cross_validate_precision_recall_fbeta(model, X, y, cv=None):
137     precision = cross_val_score(model, X, y, cv=cv, scoring='precision').mean()
138     recall = cross_val_score(model, X, y, cv=cv, scoring='recall').mean()
139     fbeta_list = cross_val_score(model, X, y, cv=cv, scoring='f1')

```

```

137     fbeta = fbeta_list.mean()
138     fbeta_min = fbeta_list.min()
139     fbeta_max = fbeta_list.max()
140     fbeta_std = fbeta_list.std()
141     return precision, recall, fbeta, fbeta_min, fbeta_max, fbeta_std
142
143
144 def plot_model_comparison(experiments, title, cv, score_field='best_score'):
145     fig, ax = plt.subplots()
146
147     # Example data
148     x_data = []
149     y_dict = {
150         'precision': {'color': '#f9f1c5', 'data': []},
151         'recall': {'color': 'lightblue', 'data': []},
152         'f1': {'color': 'green', 'data': []},
153     }
154     for exp in experiments:
155         x_data.append(exp['name'])
156         y_dict['precision']['data'].append(exp[score_field]['precision'])
157         y_dict['recall']['data'].append(exp[score_field]['recall'])
158         y_dict['f1']['data'].append(exp[score_field]['f1'])
159
160     x = np.arange(len(x_data))
161     width = 0.20
162     i = 1
163     legend_handles = []
164     for label, y in y_dict.items():
165         ax.bar(x + width * i, y['data'], width, color=y['color'])
166         legend_handles.append(mpatches.Patch(color=y['color'], label=label))
167         i += 1
168     ax.set_xticks(x + width * 2)
169     ax.set_xticklabels(x_data)
170     ax.set_yticks(np.arange(0.0, 1.1, 0.1))
171     ax.set_title('{} \n k-fold cross-validation k={}'.format(title, cv))
172
173     lgd = plt.legend(handles=legend_handles)
174     plt.show()
175
176
177 if __name__ == '__main__':
178     parser = argparse.ArgumentParser(description='Train triples classifier')
179     parser.add_argument('dataset_path', help='Dataset path')
180     parser.add_argument('-o', '--output_path', help='Output model path', default='triples-classifier-model.pkl')
181     parser.add_argument('-s', '--scaler_output_path', help='Output scaler path', default='triples-classifier-scaler.pkl')
182     parser.add_argument('-m', '--mode', help='select mode', choices=['compare_models', 'compare_features', 'train_model'], default='train_model')
183     parser.add_argument('--nocv', help='no cross-validation. training accuracy only', action='store_true')
184     parser.add_argument('--cv', help='value of k for k-fold cross-validation', type=int, default=3)
185     args = parser.parse_args()
186
187     # load dataset
188     dataset = np.genfromtxt(args.dataset_path, delimiter=',', dtype='float32')
189
190     # exhaustive best parameters search
191     cv = args.cv
192     print('cv = {}'.format(cv))
193     if args.mode == 'compare_models':
194         best_score = 0.0
195         best_model = None
196         count = 0
197
198     # feature selection
199     X, y, scaler = extract_features(dataset, get_best_features())
200     joblib.dump(scaler, args.scaler_output_path)
201
202     for experiment in experiments:
203         search = GridSearchCV(
204             estimator=experiment['model'],
205             param_grid=experiment['params'],
206             scoring='f1',
207             cv=cv
208         )
209         search.fit(X, y)
210         if args.nocv:

```

```

211         y_pred = search.best_estimator_.predict(X)
212         precision, recall, fbeta, support = precision_recall_fscore_support(y, y_pred, average='binary
')
213         fbeta_min = fbeta_max = fbeta_std = fbeta
214         else:
215             precision, recall, fbeta, fbeta_min, fbeta_max, fbeta_std =
cross_validate_precision_recall_fbeta(search.best_estimator_, X, y, cv)
216             print(search.best_estimator_)
217             print('Precision: {} \n Recall: {} \n F1 avg: {} \n F1 min: {} \n F1 max: {} \n F1 std: {} \n'.format(
218                 precision,
219                 recall,
220                 fbeta,
221                 fbeta_min,
222                 fbeta_max,
223                 fbeta_std,
224             ))
225             experiment['best_model'] = best_model
226             experiment['best_score'] = {'precision': precision, 'recall': recall, 'f1': fbeta}
227             # replace current best model if the score is higher
228             if search.best_score_ > best_score:
229                 best_score = search.best_score_
230                 best_model = search.best_estimator_
231             count += 1
232             print('----- Result -----')
233             print('Best models: {} (F1 = {})'.format(best_score, type(best_model).__name__))
234             model = best_model
235
236             # show plot
237             plot_model_comparison(experiments, 'Triple Selector Models Performance', cv, score_field='best_score')
238
239         elif args.mode == 'compare_features':
240             best_params = experiments[3]['params'][0]
241             for feature_set in feature_sets:
242                 X, y, scaler = extract_features(dataset, feature_set['features'])
243                 model = RandomForestClassifier(
244                     max_depth=best_params['max_depth'][0],
245                     class_weight=best_params['class_weight'][0],
246                     n_estimators=best_params['n_estimators'][0],
247                     min_samples_split=best_params['min_samples_split'][0],
248                     max_features=best_params['max_features'][0],
249                     random_state=best_params['random_state'][0]
250                 )
251                 precision, recall, fbeta, fbeta_min, fbeta_max, fbeta_std = cross_validate_precision_recall_fbeta(
model, X, y, cv)
252                 feature_set['cv_score'] = {'precision': precision, 'recall': recall, 'f1': fbeta}
253                 print('Precision: {} \n Recall: {} \n F1 avg: {} \n F1 min: {} \n F1 max: {} \n F1 std: {} \n'.format(
254                     precision,
255                     recall,
256                     fbeta,
257                     fbeta_min,
258                     fbeta_max,
259                     fbeta_std,
260                 ))
261
262                 # show plot
263                 plot_model_comparison(feature_sets, 'Triple Selector Feature Sets Performance', cv, score_field='
cv_score')
264
265                 print('\n Information:')
266                 for feature_set in feature_sets:
267                     print('{} \t {} \t {}'.format(feature_set['name'], feature_set['desc'], feature_set['features']))
268
269         else: # if args.mode == 'train_model'
270
271             # feature selection
272             X, y, scaler = extract_features(dataset, get_best_features())
273             joblib.dump(scaler, args.scaler_output_path)
274
275             best_params = experiments[3]['params'][0]
276             model = RandomForestClassifier(
277                 max_depth=best_params['max_depth'][0],
278                 class_weight=best_params['class_weight'][0],
279                 n_estimators=best_params['n_estimators'][0],
280                 min_samples_split=best_params['min_samples_split'][0],
281                 max_features=best_params['max_features'][0],
282                 random_state=best_params['random_state'][0]
283             )

```



```

284
285     # train and test using training data
286     model.fit(X, y)
287     y_pred = model.predict(X)
288     precision, recall, fbeta, support = precision_recall_fscore_support(y, y_pred, average='binary')
289     fbeta_min = fbeta_max = fbeta_std = fbeta
290     # cross validate best model to compare score
291     # precision, recall, fbeta, fbeta_min, fbeta_max, fbeta_std = cross_validate_precision_recall_fbeta(
model, X, y, cv)
292     print('Precision: {}\nRecall: {}\nF1 avg: {}\nF1 min: {}\nF1 max: {}\nF1 std: {}'.format(
293         precision,
294         recall,
295         fbeta,
296         fbeta_min,
297         fbeta_max,
298         fbeta_std,
299     ))
300
301     # save model to file
302     if model:
303         joblib.dump(model, args.output_path)
304         print('Model saved to {}'.format(args.output_path))
305         print('Scaler saved to {}'.format(args.scaler_output_path))

```

LAMPIRAN 5: DAFTAR *POS TAG* DAN *DEPENDENCY RELATION* CONLL-U

POS tag

- | | |
|---|---|
| 1. ADJ: <i>adjective</i> | 10. PART: <i>particle</i> |
| 2. ADP: <i>adposition</i> | 11. PRON: <i>pronoun</i> |
| 3. ADV: <i>adverb</i> | 12. PROPN: <i>proper noun</i> |
| 4. AUX: <i>auxiliary</i> | 13. PUNCT: <i>punctuation</i> |
| 5. CCONJ: <i>coordinating conjunction</i> | 14. SCONJ: <i>subordinating conjunction</i> |
| 6. DET: <i>determiner</i> | 15. SYM: <i>symbol</i> |
| 7. INTJ: <i>interjection</i> | 16. VERB: <i>verb</i> |
| 8. NOUN: <i>noun</i> | 17. X: <i>other</i> |
| 9. NUM: <i>numeral</i> | |

Dependency Relation

- | | |
|---|--|
| 1. acl: <i>clausal modifier of noun (adjectival clause)</i> | 10. clf: <i>classifier</i> |
| 2. advcl: <i>adverbial clause modifier</i> | 11. compound: <i>compound</i> |
| 3. advmod: <i>adverbial modifier</i> | 12. conj: <i>conjunct</i> |
| 4. amod: <i>adjectival modifier</i> | 13. cop: <i>copula</i> |
| 5. appos: <i>appositional modifier</i> | 14. csubj: <i>clausal subject</i> |
| 6. aux: <i>auxiliary</i> | 15. dep: <i>unspecified dependency</i> |
| 7. case: <i>case marking</i> | 16. det: <i>determiner</i> |
| 8. cc: <i>coordinating conjunction</i> | 17. discourse: <i>discourse element</i> |
| 9. ccomp: <i>clausal complement</i> | 18. dislocated: <i>dislocated elements</i> |
| | 19. expl: <i>expletive</i> |

- | | |
|--|--|
| 20. fixed: <i>fixed multiword expression</i> | 29. obj: <i>object</i> |
| 21. flat: <i>flat multiword expression</i> | 30. obl: <i>oblique nominal</i> |
| 22. goeswith: <i>goes with</i> | 31. orphan: <i>orphan</i> |
| 23. iobj: <i>indirect object</i> | 32. parataxis: <i>parataxis</i> |
| 24. list: <i>list</i> | 33. punct: <i>punctuation</i> |
| 25. mark: <i>marker</i> | 34. reparandum: <i>overridden disfluency</i> |
| 26. nmod: <i>nominal modifier</i> | 35. root: <i>root</i> |
| 27. nsubj: <i>nominal subject</i> | 36. vocative: <i>vocative</i> |
| 28. nummod: <i>numeric modifier</i> | 37. xcomp: <i>open clausal complement</i> |