**Sistem Ekstraksi Informasi *Event* dari Twitter**

**Laporan Tugas Akhir**

**Disusun sebagai syarat kelulusan mata kuliah**

**IF4091/Tugas Akhir II dan Seminar**

**Oleh**

**Fawwaz Muhammad**

**NIM : 13511083**



**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA**

**SEKOLAH TEKNIK ELEKTRO & INFORMATIKA**

**INSTITUT TEKNOLOGI BANDUNG**

**DESEMBER 2014**

**Sistem Ekstraksi Informasi *Event* dari Twitter**

**Laporan Tugas Akhir I**

**Oleh**

**Fawwaz Muhammad**

**NIM : 13511083**

**Program Studi Teknik Informatika**

Sekolah Teknik Elektro dan Informatika

Institut Teknologi Bandung

Bandung, 25 Mei 2014

Mengetahui,

Pembimbing,

Dr. Masayu Leylia Khodra, ST., MT.

NIP. 197604292008122001

**LEMBAR PERNYATAAN**

Dengan ini saya menyatakan bahwa:

1. Pengerjaan dan penulisan Laporan Tugas Akhir ini dilakukan tanpa menggunakan bantuan yang tidak dibenarkan.
2. Segala bentuk kutipan dan acuan terhadap tulisan orang lain yang digunakan di dalam penyusunan laporan tugas akhir ini telah dituliskan dengan baik dan benar.
3. Laporan Tugas Akhir ini belum pernah diajukan pada program pendidikan di perguruan tinggi mana pun.

Jika terbukti melanggar hal-hal di atas, saya bersedia dikenakan sanksi sesuai dengan Peraturan Akademik dan Kemahasiswaan Institut Teknologi Bandung bagian Penegakan Norma Akademik dan Kemahasiswaan khususnya Pasal 2.1 dan Pasal 2.2.

Bandung, 28 Mei 2015

Fawwaz Muhammad

NIM 13511083

ABSTRAK

**SISTEM EKSTRAKSI INFORMASI EVENT DARI TWITTER**

Oleh

Fawwaz Muhammad

NIM : 13511083

Tugas akhir ini bertujuan untuk membangun sistem ekstraksi informasi event dari media sosial *Twitter* dalam *tweet* bahasa indonesia. Permasalahan utama dari klasifikasi ini adalah konfigurasi apa saja yang dibutuhkan untuk menghasilkan model terbaik pada domain tweet berbahasa Indonesia sehingga memberikan akurasi yang baik.

Sistem ekstraksi informasi event terdiri dari dua bagian yaitu modul filter dan modul ekstraksi informasi. Modul filter menerima input hasil pencarian kata kunci tertentu dan memisahkan *tweet* yang relevan dan yang tidak relevan. Modul filter menggunakan pendekatan berbasis aturan. Aturan yang digunakan menentukan relevansi *tweet* berdasarkan jumlah karakter dan leksikal dalam tweet. Kumpulan *tweet* yang dinyatakan relevan oleh modul filter kemudian diproses oleh modul ekstraksi informasi. Modul ekstraksi informasi melakukan ekstraksi informasi terhadap 4 komponen penyusun informasi event. Komponen tersebut adalah nama *event*, lokasi *event*, waktu *event* dan informasi pelengkap *event*. Modul ekstraksi informasi memanfaatkan algoritma *Conditional Random Field* (CRF) untuk menentukan komponen penyusun informasi event dalam *tweet*. Modul ini menggunakan fitur POS Tag, fitur leksikal, Gazetteer, elemen tweet dan simbol-simbol khusus.

Pengujian dilakukan terhadap modul filter (1120 *tweet* dengan 700 *tweet* relevan dan 420 *tweet* tidak relevan) dan modul ekstraksi informasi (13.242 *token* dengan 1.523 *token* menyatakan nama event, 1.037 *token* menyatakan lokasi event, 1605 *token* menyatakan waktu event, 3.503 *token* menyatakan informasi pelengkap event dan 5.574 *token* diluar informasi yang ingin diekstrak). Pengujian modul filter menghasilkan akurasi terbaik 89% dengan aturan jumlah karakter dan fitur leksikal. Pengujian modul ekstraksi informasi menghasilkan akurasi terbaik rata-rata 74% dengan fitur POS Tag, fitur leksikal, Gazetteer, elemen tweet dan simbol-simbol khusus. Kesalahan klasifikasi pada umumnya disebabkan karena data yang tidak seimbang dan subjektivitas anotator. Saat ini kelas token didominasi oleh kelas other dan belum ada penanganan imbalance dataset. Selain itu proses anotasi masih dilakukan secara individu dan belum ada korpus yang dibangun secara berkelompok.

Kata kunci: Ekstraksi Informasi, Informasi Event, Pendekatan berbasis Aturan.

KATA PENGANTAR

Puji syukur kepada Allah SWT atas segala rahmat dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir ini. Pengerjaan tugas akhir ini dapat diselesaikan atas peran dari berbagai pihak yang telah membantu penulis dalam menghadapi hambatan selama tugas akhir ini. Oleh karena itu, penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada pihak-pihak tersebut, yang di antaranya adalah:

1. Dr. Masayu Leylia Khodra, S.T., M.T. selaku dosen pembimbing, atas arahan, nasihat, evaluasi, dan kesabaran yang diberikan selama penyelesaian tugas akhir ini.
2. Ir. Windy Gambetta dan Dr.Nur Ulfa Maulidevi, ST., M.Sc. selaku penguji seminar Tugas Akhir yang telah memberikan masukan dan evaluasi.
3. Dr. Fazat Nur Azizah, S.T., M.T. dan Dr.Ing.Ir. M.Sukrisno Mardiyanto selaku Dosen Tugas Akhir II serta Tricya Esterina Widagdo, ST., M.Sc. selaku Dosen Tugas Akhir I dan Seminar yang telah memberikan materi dan arahan dalam pengerjaan tugas akhir.
4. Staf Tata Usaha Program Studi Teknik Informatika yang telah banyak membantu dalam proses administrasi pengerjaan tugas akhir.
5. Ayah, Ibu dan adik-adik, serta keluarga yang senantiasa memberikan dukungan dan doa.
6. Teman sebimbingan tugas akhir, Rahma dan Genta yang menjadi teman diskusi pengerjaan tugas akhir ini, serta Rivai yang dengan teliti dan sabar membaca dan meneliti laporan ini. Luthfi Hamid Masykuri yang telah meminjamkan server untuk kelancaran Tugas Akhir. Tanpa Luthfi, tugas Akhir ini tidak akan lancar.
7. Kak Adjul, Ope, Kiki, Azal, Arief, Faiz, Setyo, Ceha, Evan, Sonny, Ikhsan, Reza Irvanda , asiten-asisten dan para penghuni Lab RPL & Basis Data yang dijadikan tempat mengerjakan tugas akhir. Para peserta HackTAthon, SAHE.
8. Om Pandu Kartika Putra, Om Mahdan & Om Ojan yang selalu menginspirasi serta Farizan tempat berdiskusi.
9. Seluruh teman di Teknik Informatika, Tim Senator, TEC dan LSS yang telah memberikan semangat dalam bentuk apapun.

Penulis menyadari masih terdapat banyak kekurangan pada tugas akhir ini. Oleh karena itu, segala kritik dan saran yang membangun akan sangat berarti. Semoga tugas akhir ini dapat bermanfaat bagi siapapun yang membacanya.

Bandung, Mei 2015

Penulis

DAFTAR ISI

[ABSTRAK iv](#_Toc420646611)

[KATA PENGANTAR v](#_Toc420646612)

[DAFTAR ISI 1](#_Toc420646613)

[DAFTAR GAMBAR 4](#_Toc420646614)

[DAFTAR TABEL 5](#_Toc420646615)

[DAFTAR LAMPIRAN 6](#_Toc420646616)

[BAB I PENDAHULUAN 7](#_Toc420646617)

[I.1 Latar Belakang 7](#_Toc420646618)

[I.2 Rumusan Masalah 9](#_Toc420646619)

[I.3 Tujuan 9](#_Toc420646620)

[I.4 Batasan Masalah 10](#_Toc420646621)

[I.5 Metodologi 10](#_Toc420646622)

[I.6 Sistematika Penulisan 11](#_Toc420646623)

[BAB II STUDI LITERATUR 13](#_Toc420646624)

[II.1 Ekstraksi Informasi 13](#_Toc420646625)

[II.1.1 Named Entity Recognition (NER) 14](#_Toc420646626)

[II.1.2 Relation Extraction 21](#_Toc420646627)

[II.1.3 Temporal Resolution 21](#_Toc420646628)

[II.1.4 Deteksi dan Klasifikasi Event 22](#_Toc420646629)

[II.1.5 Template Filling 23](#_Toc420646630)

[II.1.6 Arsitektur Sistem Ekstraksi Informasi 24](#_Toc420646631)

[II.1.7 Evaluasi Sistem Ekstraksi Informasi 25](#_Toc420646632)

[II.2 Twitter 26](#_Toc420646633)

[II.3 Penelitian – Penelitian Terkait 28](#_Toc420646634)

[BAB III Ekstraksi informasi event 33](#_Toc420646635)

[*III.1* Analisis Informasi *event* pada *tweet* 33](#_Toc420646636)

[III.2 Arsitektur Sistem Ekstraksi Informasi 37](#_Toc420646637)

[III.3 Implementasi Sistem Ekstraksi Informasi Event dari Twitter 43](#_Toc420646638)

[III.3.1 Komponen Filter 44](#_Toc420646639)

[III.3.2 Komponen Tokenizer 48](#_Toc420646640)

[III.3.3 Komponen POS Tagger 48](#_Toc420646641)

[III.3.4 Komponen NER 49](#_Toc420646642)

[III.3.5 Komponen Template Filling 52](#_Toc420646643)

[BAB IV PENGUJIAN DAN ANALISIS 53](#_Toc420646644)

[IV.1 Tujuan Pengujian 53](#_Toc420646645)

[IV.2 Deskripsi Data Uji 53](#_Toc420646646)

[IV.3 Skenario Pengujian 56](#_Toc420646647)

[IV.3.1 Skenario Pengujian Modul Filter 56](#_Toc420646648)

[IV.3.2 Skenario Pengujian Modul Ekstraksi Informasi 57](#_Toc420646649)

[IV.4 Hasil Pengujian dan Analisis 58](#_Toc420646650)

[IV.4.1 Hasil Pengujian Modul Filter 58](#_Toc420646651)

[IV.4.2 Hasil Pengujian Modul Ekstraksi Informasi 59](#_Toc420646652)

[BAB V Kesimpulan dan SARAN 64](#_Toc420646653)

[V.1 Kesimpulan 64](#_Toc420646654)

[V.2 Saran 64](#_Toc420646655)

[DAFTAR PUSTAKA 69](#_Toc420646656)

DAFTAR GAMBAR

[Gambar I‑1 Contoh potongan rubrik dalam harian Media Indonesia 7](#_Toc420646657)

[Gambar I‑2 Salah satu contoh agregasi informasi *event* di Twitter 8](#_Toc420646658)

[Gambar II‑1 Contoh teks tak terstruktur mengenai pengumuman suatu seminar. 13](#_Toc420646659)

[Gambar II‑2 Contoh teks semi-terstruktur entitas sudah dipisahkan secara visual. 13](#_Toc420646660)

[Gambar II‑3 Contoh teks terstruktur. Setiap entitas memiliki kelas entitas. 13](#_Toc420646661)

[Gambar II‑4 Hubungan analogi antara *Naive Bayes*, regresi logistik, HMM, *Bayessian Network*, CRF Linear dan CRF umum (Sutton & McCallum, 2007). 19](#_Toc420646662)

[Gambar II‑5 Komponen-komponen dalam sistem ekstraksi informasi (Feldman & Sanger, 2007). 25](#_Toc420646663)

[Gambar III‑1 Contoh *tweet* noise milik akun twitter @Bdg*Event*. 35](#_Toc420646664)

[Gambar III‑2 Contoh *tweet* dengan informasi tak lengkap 35](#_Toc420646665)

[Gambar III‑3 Contoh *tweet* yang hanya mengandung kombinasi nama entitas 36](#_Toc420646666)

[Gambar III‑4 Contoh *tweet* yang hanya menyebutkan komponen informasi event dengan urutan berbeda. 37](#_Toc420646667)

[Gambar III‑5 Arsitektur sistem ekstraksi informasi event bahasa indonesia 39](#_Toc420646668)

[Gambar IV‑1 Contoh anotasi token 54](#_Toc420646669)

[Gambar IV‑2 Grafik perbandingan fitur NER 60](#_Toc420646670)

DAFTAR TABEL

[Tabel II‑1 Contoh *Named Entity* dalam beberapa kalimat 14](#_Toc420646671)

[Tabel II‑2 Contoh ungkapan leksikal yang menandai ekspresi temporal 22](#_Toc420646672)

[Tabel II‑3 Contoh *event* dalam berbagai kelas kata 23](#_Toc420646673)

[Tabel II‑4 Ringkasan penelitian terkait 31](#_Toc420646674)

[Tabel III‑1 Penentuan kelas kata berdasarkan analisis morfologis 49](#_Toc420646675)

[Tabel III‑2 Label-label yang digunakan dalam NER 51](#_Toc420646676)

[Tabel IV‑1 Distribusi jumlah token 55](#_Toc420646677)

[Tabel IV‑2 Distribusi Imbuhan dikelompokan berdasarkan POSTag 55](#_Toc420646678)

[Tabel IV‑3 Distribusi token 56](#_Toc420646679)

[Tabel IV‑4 *Confussion matrix* setelah dilakukan filter aturan jumlah karakter (kiri) dan kombinasi aturan serta literal(kanan) 58](#_Toc420646680)

[Tabel IV‑5 Hasil evaluasi pada metode tokenisasi 59](#_Toc420646681)

[Tabel IV‑6 *Confussion Matrix* pada set fitur All - POSTag & Gazetteer 61](#_Toc420646682)

[Tabel IV‑7 *Confussion Matrix* pada set fitur All - Gazetteer 61](#_Toc420646683)

[Tabel IV‑8 *Confussion Matrix* pada set fitur All 61](#_Toc420646684)

[Tabel IV‑9 Hasil evaluasi parameter CRF 63](#_Toc420646685)

DAFTAR LAMPIRAN

[Lampiran A Pola Regular Expression dalam Proses Tokenisasi 65](#_Toc420645899)

[Lampiran B. Contoh Klasifikasi Tweet yang Salah 67](#_Toc420645900)

# PENDAHULUAN

## Latar Belakang

Saat ini agregasi informasi mengenai *event* masih dilakukan secara manual. Hal ini bisa dilihat dari beberapa website yang berusaha menghimpun publikasi-publikasi mengenai *event* seperti eevent.com, *event*brite.com, info*event*.com. Tidak hanya dilakukan dengan *platform* website, agregasi informasi *event* juga dilakukan oleh media cetak. Harian Pikiran Rakyat dan Media Indonesia (Gambar I‑1) , bahkan memiliki rubrik khusus satu halaman yang merangkum *events* apa saja yang akan dilaksanakan dalam seminggu ke depan.



Gambar I‑1 Contoh potongan rubrik dalam harian Media Indonesia

Media sosial saat ini sudah dianggap sebagai salah satu sumber informasi. Para pengguna media sosial membagikan informasi seputar opini dan apa saja yang menarik bagi mereka. Salah satu hal yang sering dibagikan di sosial media adalah informasi seputar *event*. Berdasarkan laporan yang dikeluarkan oleh Amiando, 84% *event organizer* menggunakan Facebook untuk mempromosikan *event*, 61% *event organizer* menggunakan Twitter dan 42% *event organizer* menggunakan Youtube (Spless & Alphen-Schrade, 2013).

Meskipun Twitter menempati urutan kedua dalam media promosi *event*, tetapi Twitter memiliki pengguna aktif cukup tinggi di Indonesia. Berdasarkan penelitan yang dilakukan oleh TechinAsia, Indonesia berada pada posisi ke-5 dalam urutan jumlah pengguna Twitter terbanyak sedunia (Lukman, 2013). Selain itu, Twitter menyediakan API yang lebih mudah dalam hal pencarian *tweet*. Alasan-alasan inilah yang menunjukkan bahwa Twitter memiliki potensi menjadi sumber media informasi suatu *event*.



Gambar I‑2 Salah satu contoh agregasi informasi *event* di Twitter

Twitter dapat dianggap sebagai salah satu media informasi suatu *event*. Hal ini dibuktikan dengan bermunculannya akun-akun Twitter yang berusaha melakukan agregasi informasi *event* seperti @infobdg*event*, @acarajakarta (Gambar I‑2) dan sebagainya. Sayangnya agregasi pada akun Twitter tersebut masih dilakukan secara manual. Selain itu, struktur informasi pada akun Twitter tersebut tidak tersusun secara rapih. Oleh karena itu, dibutuhkan suatu sistem yang otomatis yang mengagregasi informasi *event*.

Salah satu tahapan dalam agregasi informasi adalah ekstraksi informasi. Ada beberapa penelitian yang mencoba melakukan ekstraksi *event* dari Twitter. Sebagian peneliti mencoba melakukan deteksi *event* di Twitter seperti deteksi gempa bumi dari Twitter (Sakaki dkk.,2010), penelitian tentang deteksi tindakan kriminal dan bencana (Li dkk., 2012), sebagian lagi melakukan penelitian seputar ekstraksi informasi *event* dari Twitter(Ritter dkk., 2012). Sayangnya penelitian-penelitian tersebut dilakukan dalam *tweet* berbahasa Inggris. Belum ada penelitian mengenai ekstraksi informasi *event* dari Twitter dalam bahasa Indonesia. Berangkat dari fakta ini, perlu dilakukan penelitian mengenai ekstraksi informasi *event* dari Twitter dalam bahasa Indonesia.

Informasi yang terdapat pada Twitter cenderung tidak terstruktur karena pembatasan jumlah karakter dalam satu *tweet*. Metode ekstraksi informasi di Twitter menggunakan aturan (*rule-based*) cenderung tidak efektif. Selain itu, informasi di Twitter memiliki potensi duplikasi informasi. Oleh karena itu, dibutuhkan suatu metode yang mampu melakukan ekstraksi informasi dari sumber tak terstruktur serta mampu melakukan resolusi terhadap sekelompok *event* yang merujuk pada *event* yang sama.

## Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang masalah tersebut, masalah yang dipecahkan dalam tugas Akhir ini adalah konfigurasi apa saja untuk menghasilkan model terbaik pada domain *tweet* berbahasa Indonesia sehingga memberikan akurasi yang baik.

## Tujuan

Tujuan dari Tugas Akhir ini adalah membuat sistem yang dapat melakukan ekstraksi informasi *event* dari Twitter dan menentukan konfigurasi metode ekstraksi *event* sehingga memiliki akurasi yang baik. Untuk mencapai tujuan tersebut terdapat sub-tujuan yang harus dicapai yaitu:

1. Membangun sistem yang mampu melakukan ekstraksi informasi *event* dari Twitter.
2. Menentukan konfigurasi yang mampu menghasilkan akurasi yang baik.

## Batasan Masalah

Batasan masalah yang diperhatikan dalam tugas akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Sistem yang dibangun hanya menerima input *tweet* pengguna twitter di Indonesia.
2. *Event* yang diekstrak adalah *event* yang spesifik dan direncanakan oleh manusia. *Event* tersebut berupa *event* lokal yang dibatasi oleh tempat dan waktu tertentu. *Event* global seperti Pemilu Presiden RI atau *event* yang tidak direncanakan manusia seperti bencana alam di luar ruang lingkup tugas akhir.
3. Sistem hanya mencakup proses ekstraksi informasi, proses agregasi informasi diluar lingkup sistem. Proses agregasi adalah proses menggabungkan informasi dari beberapa tweet yang berbeda.
4. Sistem tidak menangani *imbalance dataset*. Artinya tidak ada penanganan khusus terhadap kondisi dataset yang tidak seimbang.

## Metodologi

Metodologi yang digunakan dalam pengerjaan tugas akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Analisis Persoalan

Persoalan ekstraksi informasi *event* dari Twitter adalah hal yang unik sehingga dibutuhkan analisis khusus untuk mencari hal-hal yang spesifik dalam persoalan ini. Output dari tahap ini adalah alternatif-alternatif pendekatan yang dapat dilakukan untuk menyelesaikan persoalan.

1. Desain Solusi

Setelah melakukan analisis, dipilih salah satu alternatif yang paling dapat dilakukan. Alternatif ini kemudian diperjelas pada tahap desain solusi.

1. Konstruksi *Dataset*

*Dataset* dibutuhkan untuk melatih prototipe. Pada tahapan ini dilakukan *labelling* terhadap sejumlah data untuk proses pelatihan.

1. Eksperimen

Eksperimen dilakukan untuk melatih sistem. Pada tahap eksperimen dilakukan beberapa kombinasi parameter untuk mendapatkan hasil yang terbaik.

1. Pembangunan Prototipe Sistem

Setelah langkah yang harus diambil sudah rinci, tahap selanjutnya adalah membangun prototipe sistem. Pada tahap ini desain yang sudah dibuat diimplementasikan.

1. Pengujian

Pengujian dilakukan untuk mengukur kinerja dari prototipe sistem yang sudah dibuat. Sistem diimplementasikan dalam lingkungan riil.

1. Analisis Akhir

Kinerja sistem setelah melalui tahap pengujian kemudian dibandingkan dengan kinerja yang diharapkan. Jika dibutuhkan, dilakukan analisis akhir seandainya hasil yang didapat berbeda dengan harapan.

## Sistematika Penulisan

Agar penelitian ini dapat dipahami lebih jelas, penulisan laporan tugas akhir ini dikelompokkan menjadi beberapa subbab. Pada bab 1 diuraikan latar belakang, rumusan masalah, tujuan, batasan masalah, metodologi dan sistematika penulisan. Penulisan Bab 1 menggambarkan mengenai kerangka umum tugas akhir. Pada bab 2 ini diuraikan teori-teori yang terkait dengan penelitian yang dilakukan. Selain teori, dijelaskan juga penelitian-penelitian terkait yang sudah dilakukan. Setelah dilakukan studi literatur, pada bab selanjutnya yaitu bab 3 dijelaskan mengenai analisis terkait persoalan yang ingin diteliti serta desain rancangan solusi yang ingin diimplementasikan. Adapun pada bab 4 dijelaskan mengenai hasil pengujian dari rancangan solusi yang sudah dibuat. Penjelasan mengenai perbandingan hasil yang didapatkan dengan hasil yang diharapkan terdapat dalam bab ini. Terakhir di bab 5 dijelaskan kesimpulan dan saran untuk pengembangan penelitian yang lebih lanjut.

# STUDI LITERATUR

## Ekstraksi Informasi

Ekstraksi informasi adalah usaha untuk mencari informasi terstruktur dari suatu teks tak terstruktur atau semi-terstruktur (Aggarwal & Zhai, 2012). Informasi tak terstruktur didefinisikan sebagai teks yang maknanya bergantung seluruhnya terhadap analisis lingguistik dan pemahaman bahasa alami (Gambar II‑1). Teks semi-terstruktur didefinisikan sebagai teks yang dapat diinterpretasikan berdasarkan layout fisik yang muncul pada dokumen (Gambar II‑2). Informasi terstruktur didefinisikan sebagai teks yang memiliki semantik informasi yang telah ditentukan oleh suatu organisasi (Gambar II‑3) (Herbich & Graepel, 2010).

|  |
| --- |
| Professor John Skvoretz, U. of South Carolina, Columbia, will present a seminar entitled “Embedded Commitment,” on Thursday, May 4th from 4-5.30 in PH 223D |

Gambar II‑1 Contoh teks tak terstruktur mengenai pengumuman suatu seminar.

|  |
| --- |
| Laura Petitte Departement of Physocolgy  McGill University  Thursday, May 4, 1995 12:00 pm Baker Hall 355 |

Gambar II‑2 Contoh teks semi-terstruktur entitas sudah dipisahkan secara visual.

|  |
| --- |
| Name : Dr. Jeffrey D. Hermes Affiliation : Department of AutoImmune Diseases Research & Biophysical Chemistry Merck Research Laboratories  Title : “MHC Class II: A Target for Specific Immunomodulation of the Immune Response” Host/e-mail : Robert Murphy, [murph@a.crf.cmu.edu](mailto:murph@a.crf.cmu.edu) Date : Wednesday, May 3, 1995 Time : 3:30 p.m. Place : Mellon Institute Conference Room Sponsor: MERCK RESEARCH LABORATORIES |

Gambar II‑3 Contoh teks terstruktur. Setiap entitas memiliki kelas entitas.

Ekstraksi informasi adalah proses memindai teks untuk mencari suatu informasi yang relevan pada suatu topik termasuk melakukan ekstraksi entitas dan relasi. Salah satu aplikasi ekstraksi informasi yang cukup sulit adalah ekstraksi informasi mengenai *event* (siapa melakukan apa terhadap apa, kapan, dan di mana). Ekstraksi informasi bukan hanya sekadar mencari potongan kata dari suatu teks, melainkan proses yang membutuhkan analisis yang mendalam. (Herbich & Graepel, 2010).

Dalam proses ekstraksi informasi, setiap dokumen diolah untuk mendapatkan entitas-entitas, atribut entitas dan hubungan antar entitas yang ada di dalam dokumen tersebut. Hubungan antar entitas akan membentuk fakta atau *event* yang melibatkan beberapa entitas. Fakta adalah hubungan yang statis dan biasanya tidak berubah adapun *Event* lebih bersifat dinamis dan memiliki keterkaitan terhadap waktu (Feldman & Sanger, 2007).

Menurut Jurafsky (Jurafsky & Martin, 2008), dalam proses ekstraksi informasi terdapat beberapa tahapan:

1. *named entity recognition*
2. *relation detection and classification*
3. *event detection and classification*
4. *temporal expression analysis*
5. *template filling*

### Named Entity Recognition (NER)

*Named Entity* didefinisikan sebagai unit informasi yang dapat diacu oleh suatu nama konkret (Jurafsky & Martin, 2008). *Named Entity Recognition* adalah proses identifikasi seluruh nama entitas yang mungkin ada pada teks. Proses *Named Entity Recognition* perlu dilakukan karena mustahil seluruh kemungkinan nama suatu entitas disimpan dalam sebuah kamus.

Tabel II‑1 Contoh *Named Entity* dalam beberapa kalimat

| **Jenis Entitas** | **Contoh Kalimat** |
| --- | --- |
| Nama Orang | ***Udin*** pergi ke pasar; ***Ahmad*** belajar di sekolah. |
| Nama Organisasi | Udin anggota ***APB*** (Asosiasi Pedagang Bandung); Ahmad anggota ***OSIS*** |
| Waktu | Udin pergi ke pasar ***setiap hari pukul 1 dini hari***; Ahmad berangkat ke sekolah ***jam 7***. |
| Nama Tempat | Dia pergi ke ***Pasar Wastukencana***; Sekolah Ahmad ada di ***Jalan Belitung***. |

Dalam Tabel II‑1 dapat dilihat beberapa contoh *Named Entity* dalam beberapa kalimat. Kata *‘Udin’* dan *‘Ahmad’* mengacu pada nama orang. Kata ‘APB’ dan ‘OSIS’ mengacu pada nama organisasi. Frase ‘setiap hari pukul 1 dini hari’ dan kata ‘jam 7’ mengacu pada waktu. Kata ‘Pasar Wastukencana’ dan ‘Jalan Belitung’ mengacu pada nama tempat. Kata-kata tersebut (nama orang, nama organisasi, waktu atau nama tempat) tidak mungkin disimpan dalam suatu kamus karena kemungkinan penamaan entitas-entitas tersebut tidak terhingga.

#### Pendekatan Klasik

Sistem ekstraksi informasi yang menggunakan pendekatan klasik memanfaatkan aturan-aturan spesifik (pola) yang didefinisikan oleh pakar secara manual atau secara otomatis dipelajari. Teks kemudian dibandingkan dengan aturan-aturan tersebut. Sistem mengenali *Named Entity* jika ada aturan yang cocok dengan sebagaian teks.

Aturan terdiri dari pola kata dan suatu aksi. Suatu pola biasanya berupa *Regular Expression* yang didefinisikan berdasarkan sejumlah fitur dari *token*. Jika pola ini cocok dengan suatu urutan *token*, maka suatu aksi spesifik yang sudah didefinisikan akan dibangkitkan dan dilaksanakan.

Akan sangat mungkin suatu urutan *token* memenuhi beberapa aturan sekaligus dalam satu waktu. Untuk menangani konflik ini, maka perlu aturan tambahan lain yang mengatur prioritas bagaimana suatu aksi aturan dilaksanakan. Proses pembuatan aturan-aturan ini membutuhkan pakar (Aggarwal & Zhai, 2012).

Sebagai contoh, pakar membuat sebuah aturan *regular expression* berupa

PT {Kata diawali huruf kapital} -> Perusahaan

Aturan tersebut berarti untuk semua kata yang diawali dengan kata PT, kemudian diikuti dengan suatu nama dengan huruf kapital pada huruf pertamanya, maka nama itu akan dianggap sebagai nama perusahaan. Aturan tersebut akan memenuhi kata-kata seperti PT Inti, PT Telkom, PT Divusi. Dari aturan ini akan didapatkan potongan kata yang mewakili entitas nama suatu perusahaan yaitu Inti, Telkom, Divusi.

#### Pendekatan Statistik

Dalam pendekatan statistik persoalan *Named Entity Recognition* dapat dianggap sebagai persoalan klasifikasi *sequence labelling* (Hasby & Khodra, 2013). Persoalan diformulasikan sebagai berikut. Diberikan suatu urutan observasi ***x****=*(*x1, x2,.., xn-1, xn*). Setiap nilai observasi dinyatakan dalam vektor fitur. Tujuannya adalah bagaimana memberikan label yi untuk setiap observasi xi. Akan tetapi label yi tidak hanya bergantung kepada xi tapi juga bergantung pada observasi label lain yang bertetanggaan pada urutan tersebut. Dalam konteks *Named Entity Recognition*, nilai observasi dapat dianggap kata-kata yang muncul pada suatu kalimat sementara label dapat dianggap sebagai informasi yang ingin diekstrak dari kalimat.

Label kelas harus mampu mengindikasikan jenis informasi yang dimiliki kata pada kalimat. Ada dua pendekatan notasi label yang digunakan untuk memenuhi kebutuhan ini: Pertama, notasi BIO; Kedua notasi non-BIO.

Notasi BIO adalah notasi yang menandakan entitas dengan 3 jenis label. Dengan notasi ini *token* yang diberi label B-T dapat diartikan sebagai *token* pertama dari *Named Entity* dengan tipe T. *Token* yang diberi label I-T diartikan sebagai *token* yang termasuk dalam *Named Entity* tipe T namun bukan *token* pertama. Adapun *token* yang diberi label O-T adalah *token* yang tidak berkaitan dalam *named entity* (Aggarwal & Zhai, 2012). Notasi BIO cocok untuk algoritma HMM.

Notasi non-BIO adalah notasi yang tidak menandakan entitas tanpa membedakan apakah token yang ditemukan berada di awal entitas atau tidak. Notasi non-BIO cocok untuk algoritma CRF.

Pendekatan berbasis statistik ini memiliki beberapa algoritma diantaranya *Maximum Entropy*, HMM (*Hidden Markov Model*), CRF(*Conditional Random Field*), SVM (*Support Vector Machine*), k-NN(K-*Nearest Neighbour*) dan lain-lain (Hasby & Khodra, 2013). Diantara algoritma tersebut, yang paling umum digunakan dalam sequence labelling adalah HMM dan CRF. Berikut penjelasan mengenai kedua algoritma tersebut.

##### Algoritma Hidden Markov Model

*Hidden Markov Model* termasuk model pembelajaran generatif. Model ini didasari pada *Markov Chain*. *Markov Chain* adalah bentuk perluasan dari Finite State Automata(FSA). *Markov Chain* menambahkan probabilitas transisi antara satu *state* ke *state* lainya (Jurafsky & Manning, 2008). *Markov Chain* didefinisikan secara formal dengan 3 buah komponen :

1. Q = q1, q2, ..., qn yaitu N buah jumlah *state*.
2. A = a01, a02, ... an1, ... *ann*yaitu matriks probabilitas transisi A. Setiap elemen matriks A (aij) merepresentasikan probabilitas transisi dari state ke-i untuk berpindah ke state ke-j. Untuk setiap *state*, jumlah probabilitas yang keluar dari *state* ke-i = 1.
3. Q0, Qf yaitu state khusus representasi *state* awal dan *state* akhir yang tidak diasosiasikan dengan observasi apapun.

*Markov Chain* menyederhanakan persoalan dengan asumsi, bahwa probabilitas sebuah *state* hanya bergantung dari probabilitas *state* sebelumnya. Dalam *Hidden Markov Model*, terdapat komponen tambahan untuk *Markov Chain* yaitu,

1. O = o1,o2,... ot yaitu urutan t buah observasi, masing-masing diambil dari himpunan variabel V= {v1,v2..vv}
2. B = bi(ot) yaitu probabilitas emisi. Menyatakan seberapa besar probabilitas ot akan dihasilkan pada *state* ke-i.

Selain penambahan komponen, *Hidden Markov Model* menambahkan asumsi bahwa probabilitas emisi independen terhadap faktor probabilitas yang lainya. Perhitungan probabilitas *Hidden Markov Model* memanfaatkan prinsip bayessian.

Prinsip kerja *Hidden Markov Model* adalah menghitung probabilitas gabungan antara kejadian diamati input **I** dengan kejadian menghasilkan output **O** . Dalam notasi formal, *Hidden Markov Model* memaksimalkan P(**I**,**O**). *Hidden Markov Model* memaksimalkan probabilitas kejadian dihasilkan output **O** yang bersamaan dengan kejadian diamatinya kejadian **I**.

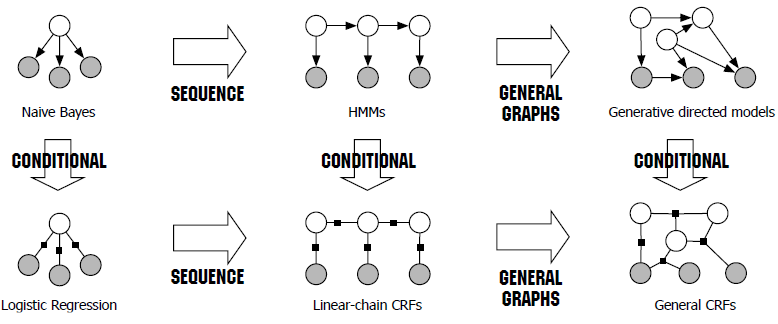
*Hidden Markov Model* menggunakan algoritma Baum-Welch untuk melakukan pembelajaran. Algoritma ini mencoba melakukan penyesuaian agar memaksimalkan model yang didapat berdasarkan rangkaian pengamatan. Sementara dalam proses klasifikasi, *Hidden Markov Model* menggunakan algoritma Viterbi, salah satu jenis dari algoritma pemrograman dinamis. Algoritma ini mencari rangkaian observasi yang memberikan nilai P(**V**,**O**) paling maksimum.

##### Algoritma Conditional Random Field (CRF)

Mirip dengan HMM, *Conditional Random Field* adalah graf yang memiliki komponen seperti *state*, dan probabilitas transisi. Hanya saja graf *Conditional Random Field* adalah graf tak berarah. Selain itu, dalam CRF dikenal *feature function*, sebuah fungsi yang menghasilkan bilangan riil dari pengamatan input. Hal ini berbeda dengan HMM yang tidak memiliki *feature function*.

Ada dua jenis CRF, CRF linear dan CRF umum. CRF liniear adalah salah satu bentuk perluasan dari regresi logistik yang struktur pengamatanya berbentuk rantai. CRF jenis linear biasa digunakan untuk persoalan sequence labelling. Adapun CRF umum adalah perluasan dari CRF linear. Struktur CRF umum tidak harus dalam bentuk rantai. Jika dianalogikan dengan Naive Bayes (Gambar II‑4), struktur CRF linear mirip dengan HMM sementara CRF umum mirip dengan Bayessian Network(Sutton & McCallum, 2007).

Conditional Random Field termasuk model diskriminatif. Model diskriminatif berbeda dengan model generatif. Dalam model diskriminatif, model dibentuk untuk memaksimalkan probabilitas P(**O**|**I**). Model diskriminatif bekerja dengan memaksimalkan kejadian diamatinya output **O** jika diberikan pengamatan input **I**. Hal ini berbeda dengan model generatif yang memaksimalkan P(**I**,**O**). Model generatif menghitung secara tidak langsung probabilitas P(**O**|**I**) dengan memanfaatkan hukum bayes.



Gambar II‑4 Hubungan analogi antara *Naive Bayes*, regresi logistik, HMM, *Bayessian Network*, CRF Linear dan CRF umum (Sutton & McCallum, 2007).

Dalam notasi matematis, CRF linear mengikuti persamaan 2.1 (Lafferty dkk., 2001):

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (2.1) |

disebut sebagai fungsi transisi state. Fungsi transisi state bergantung terhadap label pada posisi i, label pada posisi i-1 dan rangkaian input observasi **x**. Dalam varian CRF linear yang lain, fungsi transisi state tidak hanya melibatkan label dari satu kata sebelum kata yang diamati saja. Dalam varian tersebut CRF linear juga melibatkan label dari beberapa kata sebelum kata yang diamati. Bentuk perluasan CRF linear ini disebut CRF linear berderajat tinggi. CRF linear berderajat N akan mempertimbangkan label dari N-1 buah kata sebelum kata yang diamati.

disebut sebagai fungsi fitur. Fungsi fitur bergantung pada label di posisi ke-i dan rangkaian input observasi **x**. Baik fungsi transisi state maupun fungsi fitur keduanya bebas ditentukan oleh pengguna.

disebut sebagai bobot fungsi transisi. Semakin besar menunjukan semakin berpengaruh fungsi transisi ke-j menentukan label dari data yang diinput.

disebut sebagai bobot fungsi fitur. Semakin besar nilai menunjukan semakin berpengaruh fungsi transisi ke-k menentukan label dari data yang diinput. Bobot fungsi transisi dan bobot fungsi fitur diestimasi melalui proses learning.

Untuk melakukan pelatihan model CRF, biasanya digunakan *Maximum Likelihood*. Selain menggunakan Maximum Likelihood, model CRF juga dapat dilatih dengan algoritma *Gradient Descent* atau metode Quasi Newton seperti Algoritma L-BFGS (Sutton & McCallum, 2007). Untuk menghindari overfitting, CRF menerapkan prosesregularisasi. Proses regularisasi mengurangi bobot vektor yang nilai normalnya terlalu besar. Metode umum yang biasa digunakan untuk pengurangan bobot vektor ini didasari dengan nilai normal Euclidean.

Pada proses inferensi, CRF linear melakukan inferensi yang mirip dengan inferensi yang dilakukan oleh HMM. Inferensi pada CRF linear menggunakan Algoritma Viterbi.

Ada beberapa pustaka/kakas yang mengimplementasikan CRF. Diantaranya adalah Mallet, CRF++, CRFall, HCRF dan PyStruct. Diantara pustaka/kakas tersebut, Mallet adalah pustaka yang paling matang karena dibuat langsung oleh McCallum.

Salah satu penelitian yang menggunakan CRF untuk melakukan ekstraksi informasi adalah penelitian mengenai ekstraksi informasi meta-data pada teks jurnal publikasi (Peng & McCallum, 2005). Pada penelitian tersebut Peng & McCallum melakukan ekstraksi meta-data publikasi seperti judul publikasi, nama penulis dll. Peng & McCallum menggunakan tiga jenis fitur. Pertama, fitur yang spesifik pada kata yang diamati seperti informasi ortografis, tanda baca, angka dll. Kedua, fitur layout seperti lokasi kata yang diamati dalam paragraf. Ketiga, fitur dari lexicon eksternal seperti afiliasi, nama bulan dll. Dengan kombinasi ketiga fitur tersebut, didapatkan akurasi ekstraksi informasi hingga 98%.

### Relation Extraction

Setelah melakukan ekstraksi entitas, langkah selanjutnya yang harus dilakukan adalah menentukan hubungan antar entitas. *Relation Extraction* dilakukan untuk mendapatkan hubungan semantik antar entitas. Sebagai contoh dalam kalimat

‘Ahmad anggota OSIS’

Dapat diekstrak hubungan semantik yaitu:

Anggota(Ahmad,OSIS)

Terdapat beberapa pendekatan dalam melakukan *Relation Extractoin* : Pertama menggunakan pendekatan klasik; Kedua menggunakan pendekatan Statistik. (Aggarwal & Zhai, 2012). Pada pendekatan klasik, *Relation Extraction* dilakukan dengan membentuk aturan tertentu(*rule-based*). Dalam pendekatan statistik digunakan algoritma-algoritma *learning* umum seperti SVM. Fitur-fitur yang digunakan antara lain fitur entitas, fitur konteks leksikal, fitur konteks sintaksis dan *background knowledge*.

### Temporal Resolution

Ada beberapa jenis ungkapan terkait dengan waktu (Jurafsky & Martin, 2008).

1. Batas – batas waktu

Ungkapan mengenai batas-batas waktu dapat dibagi menjadi dua kategori:

1. Batas waktu absolut, yaitu batas waktu mutlak yang tidak tergantung pada waktu saat diucapkan. Contohnya dalam kalimat “Ahmad pergi ke sekolah jam 7 pagi”.
2. Batas waktu relatif, yaitu batas waktu yang bergantung pada waktu saat diucapkan. Contohnya dalam kalimat “Ahmad akan pulang dari sekolah 1 jam lagi”.
3. Rentang Waktu

Contohnya dalam kalimat “Ahmad belajar di sekolah selama 8 jam”

Secara sintaksis terdapat beberapa leksikal-leksikal yang menunjukkan suatu ekspresi temporal. Leksikal-leksikal tersebut dapat berupa *Noun, Proper Noun, Adjective* atau *Adverb*) sebagaimana yang terlihat dalam Tabel II‑2:

Tabel II‑2 Contoh ungkapan leksikal yang menandai ekspresi temporal

|  |  |
| --- | --- |
| **Kategori** | **Contoh** |
| *Noun* | Pagi, Siang, Sore, Malam |
| *Proper Noun* | Senin, Selasa, Januari, Bulan Ramadhan, |
| *Adjective* | Terakhir, Tahunan, |
| *Adverb* | Setiap pekan, Setiap hari |

Untuk mengenali ungkapan temporal dapat dilakukan melalui beberapa metode yaitu (Jurafsky & Martin, 2008):

1. Pendekatan *rule-based*

Pendekatan ini menggunakan suatu FSA(*Finite State Automata*) bertingkat untuk mengenali pola ekspresi temporal yang kompleks.

1. Pendekatan statistik

Pendekatan statistik menganggap ekspresi temporal adalah persoalan *sequence labelling*. Pendekatan statistik menggunakan tag B-I-O (Begin, In, Outside) untuk menentukan ekspresi temporal.

### Deteksi dan Klasifikasi Event

Task ini memiliki tujuan untuk mencari kemunculan seluruh *event* dalam dokumen. Kebanyakan *event* dikaitkan dengan kata kerja. Namun tidak semua kata kerja menunjukkan *event*. Ada juga beberapa *event* yang dikaitkan dengan frase kata benda seperti yang terlihat dalam Tabel II‑3.

Task ini dapat digunakan untuk membuat urutan parsial (*partial order*) dari *event* dan ungkapan temporal yang disebutkan di dalam teks. Untuk melakukan pencarian keterurutan suatu *event*, digunakan metode ekstraksi relasi (Jurafsky & Manning, 2008).

Tabel II‑3 Contoh *event* dalam berbagai kelas kata

|  |  |
| --- | --- |
| **Kelas Kata** | **Contoh Kalimat** |
| Kata Kerja | Bunga Citra Lestari ***menyanyikan*** lagu di Sabuga**.** |
| Kata Benda | ***Konser*** Bunga Citra Lestari ada di Sabuga. |

### Template Filling

Pada tahapan *template filling*, setiap entitas yang sudah diekstrak dipetakan ke *slot* template yang sudah ditentukan sebelumnya. MUC menamakan task ini sebagai *Scenario Template Task*. Menurut Li dkk. (2014), ada 4 jenis *slot* yang terdapat dalam template:

1. *Set Fill*

Dalam kategori *set fill*, *slot* diisi berupa seleksi dari sebuah daftar yang sudah didefinisikan sebelumnya. Daftar tersebut harus memenuhi aturan sesuai dengan domain sistem ekstraksi informasi. Sebagai contoh, dalam slot template `jenis kelamin` isi slotnya hanya dapat berupa salah satu dari *`Pria`* atau *`Wanita`*.

1. *String Fill*

Dalam kategori *String Fill*, *slot* diisi dengan salinan yang sama persis seperti yang terdapat dalam teks yang diekstrak informasinya. Sebagai contoh, misal terdapat suatu teks:

“Bunga Citra Lestari akan tampil di Jakarta Night Festival”

Untuk suatu template dengan *slot* ‘nama penyanyi’ akan diisi sama persis dengan entitas yang ditemukan dalam teks. Pada kasus ini slot tersebut akan diisi dengan ‘Bunga Citra Lestari’

1. *Normalized Fill*

Dalam kategori *Normalized Fill, slot* diisi dengan bentuk yang sudah dinormalkan dari teks yang ditemukan. Bentuk normal ini sudah ditentukan sesuai dengan kebutuhan sistem. Sebagai contoh misal terdapat suatu teks :

“BCL akan tampil pada malam tahun baru, 31/12/14”

Untuk suatu *template* dengan *slot* ‘tanggal’ mungkin akan diisi dengan ‘31 Desember 2014’

1. *Index Fill*

Dalam kategori *Index Fill, slot* diisi dengan suatu *pointer* terhadap himpunan suatu objek yang sudah didefinisikan. Misal tedapat suatu teks:

“Mahasiswa tersebut bernama Arief Rahman”

Untuk suatu template dengan slot ‘nim’, slot tersebut akan diisi dengan ‘13511020’ karena nim Arief Rahman adalah ‘13511020’.

Menurut Jurafsky & Martin (2008), pendekatan paling efektif untuk melakukan task *template filling* adalah pendekatan *sequence labelling*. Ada beberapa pendekatan untuk melakukan hal ini. Pertama, dengan melatih beberapa model klasifikasi untuk mengenali setiap slot secara terpisah. Kedua, dengan menggunakan satu buah model klasifikasi besar, misal HMM(*Hidden Markov Model*), dan memberikan label untuk setiap slot dari model klasifikasi ini. Meskipun demikian, dalam beberapa kasus bentuk *template filling* menggunakan *rule-based* sudah memberikan hasil yang sangat baik.

### Arsitektur Sistem Ekstraksi Informasi

Secara umum arsitektur sistem ektraksi informasi minimal terdiri dari 4 komponen seperti yang terlihat dalam Gambar II‑5 (Feldman & Sanger, 2007):

1. Tokenisasi

Pada tahap ini, input teks dokumen dipecah menjadi unit atomis terkecil. Biasanya unit tersebut berupa kata-kata atau kalimat atau paragraf.

1. Analisis Morfologi dan Leksikal

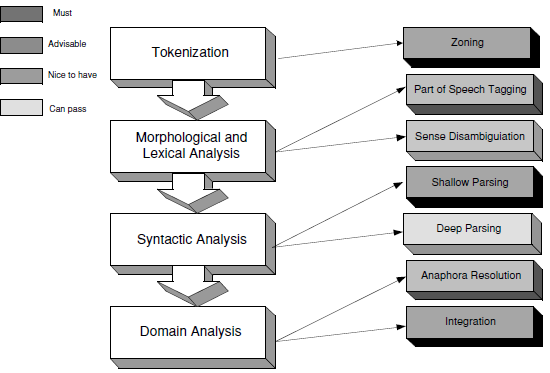
Modul ini bertanggung jawab tehadap aktivitas-aktivitas seperti POS *Tag*, atau pembentukan frase kata benda / frase kata kerja (*noun phrase* atau *verb phrase*) dan proses memutuskan makna kata yang mengandung ambiguitas.

1. Analisis Sintaktik

Komponen ini bertanggung jawab terhadap pembentukan hubungan antar bagian-bagian dari kalimat. Hal ini dilakukan dengan menggunakan *shallow parsing* atau *deep parsing*.

1. Analisis domain

Komponen ini akan menggabungkan semua informasi yang berhasil dikumpulkan dari komponen-komponen sebelumnya dan membentuk kerangka utuh yang menjelaskan hubungan antar entitas.



Gambar II‑5 Komponen-komponen dalam sistem ekstraksi informasi (Feldman & Sanger, 2007).

### Evaluasi Sistem Ekstraksi Informasi

Ada banyak parameter yang dapat digunakan untuk melakukan evaluasi kinerja sistem ekstraksi informasi. ACE (*Automatic Content Extraction*) memiliki parameter yang dikembangkan sendiri untuk mengukur kinerja sistem ekstraksi informasi. Selain ACE, TREC (*Text Retrieval Conference*) juga mengembangkan parameter evaluasi sistem ekstraksi informasi. Kebanyakan mengacu pada MUC (*Message Understanding Conference)* (Buckley & Voorhees, 2000).

MUC menetepakan beberapa parameter untuk mengevaluasi sistem ekstraksi informasi :

* + 1. *Recall*

*Recall* pada suatu model didefinisikan sebagai perbandingan antara jumlah data yang berhasil diklasifikasikan dengan benar dari suatu sumber data dengan jumlah data yang benar pada sumber tersebut

* + 1. *Precision*

*Precission* suatu model didefinisikan sebagai perbandingan antara jumlah data yang berhasil diklasifikasikan dengan benar dengan jumlah data yang diambil dari sumber data.

* + 1. *F-Measure*

Dalam mengukur kinerja sistem ekstraksi informasi yang berada pada lingkungan *imbalance* *dataset*, pengukuran kinerja menggunakan recall dan precission tidak tepat. Oleh karena itu ditetapkan parameter F-Measure yang didefinisikan sebagai:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (2.2) |

## Twitter

Twitter adalah salah satu media sosial. Berbeda dengan media sosial Facebook, bentuk interaksi yang terbentuk di Twitter dapat berupa interaksi asimetri. Satu pengguna dapat melakukan *follow* terhadap pengguna lainnya tetapi belum tentu penggunayang di-*follow* melakukan *follow* balik. *Tweets* yang dimiliki oleh akun tanpa proteksi dapat diakses publik, tanpa melakukan *follow* terhadap akun tersebut. Hal inilah yang membuat *crawling* informasi dari Twitter jauh lebih mudah dibandingkan media sosial lainya.

Ada beberapa istilah spesifik yang terdapat di dalam Twitter. *Mention* adalah suatu kata didahului dengan token ‘@’ diikuti dengan nama pengguna Twitter. *Tweet* yang mengandung *mention* akan muncul pada bagian ‘*Mention*’ milik pengguna yang bersesuaian. *Hashtag* adalah suatu kata yang didahului dengan token ‘#’. *Hashtag* digunakan untuk mengelompokan beberapa *tweet* dalam satu kelompok sehingga memudahkan pencarian ulang terhadap *tweet* itu di lain waktu.

Twitter memiliki kebijakan khusus dalam hal panjang karakter sebuah *tweet*. Satu *tweet* di twitter maksimal memiliki panjang 140 karakter. Twitter menggunakan *character encoding* UTF-8. Dalam hal perhitungan karakter, Twitter menggunakan *Normalization Form C*.

Twitter menyediakan akses terhadap *tweet* melalui API dalam bentuk REST. Twitter melakukan transfer data dalam bentuk JSON. Twitter menyediakan *metadata* dalam objek *tweet* seperti informasi *geotag*, media (dapat berupa gambar atau video) dan URL (Twitter,2014).

Ada beberapa karakteristik teks dalam Twitter. Diantara karakteristik-karakteristik teks di Twitter yang berlaku umum untuk mayoritas kasus teks pada Twitter adalah :

1. Tidak memiliki struktur tata bahasa yang baku

Teks pada tweet tidak memiliki struktur sintaks bahasa Indonesia yang valid. Banyak *tweets* yang tidak mengandung komponen penyusun kalimat seperti subjek atau predikat yang eksplisit.

1. Memungkinkan ditemukan kata-kata baru

Teks pada tweet di Twitter berbeda dengan teks pada dokumen konvensional karena Twitter membatasi jumlah karakter dalam satu tweet, yaitu sebanyak 140 karakter. Pembatasan jumlah karakter ini membuat pengguna twitter kreatif dalam menyampaikan pesan. Kreativitas pengguna twitter membuat bahasa yang digunakan dalam Twitter berkembang. Kemungkinan ditemukan kata-kata baru (*slang words*) yang tidak ada di dalam kamus sangat tinggi. Hal ini mengakibatkan probabilitas ditemukan kasus *Out Of Vocabulary* sangat tinggi.

1. Penggunaan Emoji/*Emoticon* yang kreatif pada teks Twitter

Twitter mendukung penggunaan *encoding character* UTF-8. Penggunaan *encoding character* tersebut mengakibatkan pengguna Twitter dapat menggunakan blok karakter emoji atau blok karakter ornamen di *character set* UTF-8. Hal ini mengakibatkan pengguna twitter bisa lebih bebas dalam mengungkapkan ekspresi di twitter sekaligus menjadi tantangan tambahan dalam proses ekstraksi informasi *tweet*.

Salah satu hal unik yang ditemukan dalam *tweets* adalah penggunaan *emoticon*. Ada dua jenis *emoticon* yang digunakan di twitter yaitu *emoticon* konvensional dan *emoticon* spesial. *Emoticon* konvensional dibentuk dari kombinasi beberapa tanda baca sementara *emoticon* spesial dibentuk dari karakter unicode pada blok emoji.

Salah satu contoh *emoticon* konvensional adalah ‘:-)’. *Emoticon* tersebut dibentuk dari 3 buah tanda baca yaitu simbol titik dua, simbol dash dan tanda kurung. Twitter menghitung *emoticon* ‘:-)’ sebagai literal dengan panjang 3 karakter.

Adapun contoh *emoticon* spesial adalah ‘☺’. *Emoticon* tersebut dibentuk dari 1 buah karakter pada blok unicode emoji dengan *codepoint* U+263A. Pada kasus ini Twitter menghitung *emoticon* ‘☺’ sebagai literal dengan panjang 1 karakter.

1. Rawan duplikasi informasi

Informasi di Twitter rawan terhadap duplikasi informasi. Duplikasi informasi terjadi saat suatu akun melakukan re*tweet* terhadap akun lainnya, saat melakukan *retweet* terhadap *follower*-nya, atau pada *tweet* yang memang dipromosikan oleh akun Twitter tersebut. *Retweet* diindikasikan dengan keberadaan literal ‘RT’ di depan *tweet*.

## Penelitian – Penelitian Terkait

Terdapat beberapa penelitian terkait ekstraksi informasi *event* di Twitter. Penelitian tersebut terbagi dalam dua kategori; Pertama, deteksi kemungkinan keberadaan suatu *event*. Kedua, ekstraksi komponen informasi *event* dari *tweet*.

Penelitian-penelitian seputar deteksi *event* dari *tweet* sebagiannya melakukan ekstraksi *event* pada kejadian-kejadian yang tidak diduga misalnya kejadian gempa (Sakaki dkk., 2010), tindak kriminal dan bencana (Li dkk., 2012). Sebagian lagi melakukan penelitian pada kejadian yang memang direncanakan (Sugitani dkk., 2013; Boettcher & Lee, 2012; Cui dkk., 2012).

Sugitani dkk. (2013) menggunakan algoritma *Cluster*ing untuk mendeteksi *event* dengan memanfaatkan fitur metadata *tweet* berupa koordinat lintang dan bujur dan waktu, saat *tweet* tersebut dibuat. *Cluster* yang didefinisikan dibatasi oleh suatu batas radius tertentu,sejumlah orang yang melakukan *tweet* pada batas radius tersebut, dan rentang waktu tertentu. Boettcher & Lee (2012), menambahkan sistem deteksi *event* yang dilakukan oleh Sugitani. *Cluster* yang dibentuk oleh Boettcher & Lee (2012) tidak ditentukan oleh suatu konstanta batas radius area tertentu. *Cluster* tersebut dibentuk dari kesamaan leksikal dalam daftar suatu daftar kamus kategori *event*. Adapun Cui dkk. (2012), melakukan deteksi *event* berdasarkan *hashtag* saja.

Penelitian-penelitan seputar ekstraksi informasi *event* dari Twitter tidak terlalu banyak. Ritter dkk. (2012) melakukan ekstraksi informasi acara, klasifikasi jenis acara, dan melakukan ranking *event* yang cukup penting. Ritter dkk. menggunakan algoritma CRF untuk menentukan komponen-komponen pembentuk *event* seperti entitas yang terlibat, frase *event* dan tanggal *event*. Ritter dkk. menggunakan fitur konteks *tweet*, kamus, fitur ortografis, POS Tag khusus yang diadaptasi untuk domain Twitter, dan kamus terminology *event* yang dikumpulkan dari WordNet. Ritter menggunakan TempEx untuk melakukan resolusi frase temporal dan LinkLDA untuk mengkategorikan *event* yang diekstrak. Terakhir, urutan penting tidaknya suatu acara diurtukan berdasarkan perhitungan G2 yang melibatkan entitas yang terlibat dan tanggal *event*.

Penelitian Ritter dkk. kemudian dikembangkan oleh Khurdiya dkk. (Khurdiya dkk., 2012). Khurdiya dkk. menambahkan modul *tweet* indexer berbasis SOLR[[1]](#footnote-1) untuk mengelompokan *tweet*-*tweet*, modul *event* resolution dan *event* compiler. Khurdiya dkk. menggunakan CRF untuk mendapatkan komponen-komponen pembentuk *event* berupa subjek, aksi, objek, waktu, lokasi dan konteks dari *event*. Khurdiya dkk. memanfaatkan fitur berupa fitur kata yang sudah dilakukan lemmatisasi, fitur orthogonal, fitur spesifik Twitter (*hashtag*, *mention*, *retweet*), POS (*Part Of Speech*) untuk 5 kata yang bertetanggaan, dan tag *Named Entity* kata yang bersebelahan. Kemudian modul *event resolution* memanfaatkan entitas-entitas yang sudah diekstrak menggunakan algoritma CRF kembali untuk menghasilkan suatu kalimat lengkap nama *event*. Modul *event resolution* milik Khurdiya dkk. membandingkan struktur kalimat lengkap hasil proses CRF terakhir. Jika ditemukan kemiripan, modul *event resolution* Khurdiya dkk. menganggap *events* tersebut sebagai satu buah *event* tunggal. Dengan demikian didapatkan hasil ekstraksi *event* yang tidak mengandung duplikasi *event*.

Selain penelitian-penelitian tentang ekstraksi informasi *event*, ada juga penelitian-penelitian tentang ekstraksi informasi event dari Twitter dalam bahasa Indonesia untuk penerapan yang berbeda. Sakaki dkk. (2012) melakukan ekstraksi informasi kemacetan lalulintas menggunakan dua modul: Pertama modul untuk mendeteksi *tweet* yang berpotensi mengandung informasi kemacetan lalu lintas; Kedua, modul untuk melakukan ekstraksi informasi lokasi kemacetan. Sakaki dkk. menggunakan SVM untuk memisahkan *tweet* yang mengandung potensi informasi kemacetan lalu lintas dengan *tweet* yang tidak mengandung informasi kemacetan lalu lintas. Hasil *tweet* yang mengandung potensi informasi kemacetan kemudian diproses untuk diambil informasi mengenai lokasi kemacetan lalu lintas. Sakaki dkk. hanya menggunakan gazetteer dari Wikipedia dan Hatena *Keywords*, meskipun metode yang digunakan sederhana hasil pengukuran F-measure metode ini cukup baik yaitu 0,8.

Selain penelitian Sakaki dkk., terdapat juga penelitian ekstraksi informasi kemacetan untuk domain *tweet* berbahasa Indonesia. Hasby & Khodra (2013) menggunakan algoritma SMO (*Sequential Minimal Optimization*) untuk melakukan ekstraksi entitas pada *tweet* yang sudah dinormalisasi. Hasby & Khodra menggunakan fitur leksikal kata (urutan kata dalam kalimat), POS *Tag* 2 kata bertetangga, fitur ortografis, *Tag* *Name Entity* dan *Gazeteer* nama jalan di Bandung.(Hasby & Khodra, 2013)

Untuk penelitian pada bidang *Named Entity Recognition* pada domain Twitter Bontcheva membuat penelitian khusus (Bontcheva dkk., 2013). Bontcheva dkk. memodifikasi GATE[[2]](#footnote-2) dengan menambahkan modul khusus bernama *Tweet*IE. *Tweet*IE melakukan normalisasi dan melakukan adaptasi terhadap Stanford *Parser* yang dilatih dalam *tweets* PennTreeBank dengan tambahan fitur-fitur spesifik Twitter (*mention ,hashtag ,retweet*) (Bontcheva dkk., 2013). Hasil NER milik Bontcheva dkk. memiliki F-Measure yang cukup baik yaitu 0,8, jauh lebih baik dari NER milik Ritter.

Tabel II‑4 meringkas hasil dari penelitian-penelitian terkait

Tabel II‑4 Ringkasan penelitian terkait

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Deteksi *Event* dari Twitter** | | | |
| Judul Penelitian | Fitur | Algoritma | Hasil |
| Earthquake shakes Twitter penggunas: Real time *Event* Detection by Social Sensors (Sakaki dkk.) | * Jumlah Kemunculan suatu kata dalam *tweet* * Kata yang terdapat dalam *tweet* | Kombinasi dengan algoritma pribadi & Filter Kalman | Precission:  87.5 %  Recall:  63.64%  F-Measure:  73.69% |
| *Event* Radar : A Real Time Local *Event* Detection Scheme Using Twitter Stream | * Meta Data Geolocation * MetaData Waktu | Klustering | Precission:  4.65%  Recall :  62% |
| Detecting Local *Event*s by Analyzing Spatiotemporal Locality of *Tweet*s  (Sugitani dkk.) | * Meta Data Geolocation * Meta Data waktu *tweet* dibuat * Kata dalam *Tweet* | Klustering | Precission :  50%  Recall :  40% |
| **Ekstraksi *Event* dari Twitter** | | | |
| Judul Penelitian | Fitur | Algoritma | Hasil |
| Open Domain *Event* Extraction from Twitter (Ritter dkk.) | * POS *Tag* khusus milik Ritter (baca bagian NER) * Konteks * Kamus ortografis * Kamus | CRF | Precission:  56%  Recall:  74%  F-Measure:  64% |
| Extraction and Compilation of *Event*s and Sub-*event*s from Twitter  (Khurdiya dkk.) | * POS *Tag* khusus * Konteks * Kamus ortografis * Gazeteer | CRF | Precission:  70%  Recall :  59%  F-Measure:  64% |
| **Ekstraksi Informasi dari Twitter (Domain Berbeda)** | | | |
| Judul Penelitian | Fitur | Algoritma | Hasil |
| Online Path Finding based on Traffic Information Extraction from Twitter  (Hasby & Khodra) | * Fitur Leksikal * Fitur POS *Tag* * Informasi Ortografis * Gazeteer * Element *Tweet* * Simbol Khusus | SMO (Sequential Minimal Optimization) | F-Measure : 93.1% |
| Real Time *Event* Extraction for Driving Information from Social Sensor (Sakaki dkk.) | * Gazeteer * Leksikal | SVM | Precission :  85%  Recall:  37&  F-Measure:  47% |
| **Named Entity Recognition pada Domain Twitter** | | | |
| Judul Penelitian | Fitur | Algoritma | Hasil |
| Named Entity Recognition in *Tweet*s: Experimental Study (Ritter dkk.) | * POS *Tag* * Fitur Ortografis * Shallow Parsing | Labelled LDA | Precission :  73%  Recall:  61%  F-Measure:  67% |
| TwitIE: An Open-Source Information Extraction Pipeline  for Microblog Text  (Bontcheva dkk.) | * Elemen spesifik *Tweet* * Fitur-fitur lain yan dipakai dalam POS *Tag* Stanford | GATE | Precission:  77%  Recall:  83%  F-Measure:  80% |

# Ekstraksi informasi event

## Analisis Informasi *event* pada *tweet*

*Tweets* yang mengandung informasi seputar *event* biasanya mengandung komponen-komponen penyusun informasi event. Komponen-komponen tersebut antara lain :

1. Nama *Event*

Nama *event* adalah informasi utama yang diambil pada task ekstraksi informasi. Nama *event* adalah entitas utama yang mewakili suatu *event*.

1. Waktu *Event*

Waktu *event* adalah waktu saat berlangsungnya *event*. Ada tiga kemungkinan nilai waktu *event*. Waktu *event* yang sudah berlalu, waktu *event* sedang berlangsung dan waktu yang akan datang. Fokus tugas akhir ini ada pada event yang akan datang.

1. Lokasi *Event*

Lokasi *event* adalah tempat *event* akan berlangsung. Menurut Boettcher (2012), berdasarkan lokasi kejadian *event, event* dapat dikategorikan menjadi dua jenis yaitu *event* lokal dan *event* global. *Event* lokal didefinisikan sebagai *event* yang dibatasi koordinat geografis tertentu sementara *event* global adalah *event* yang tidak dibatasi oleh koordinat geografis. Sebagai contoh, *Event* “Perayaan 17 Agustus HUT RI” berbeda dengan *event* “lomba makan kerupuk 17 Agustus di alun-alun kota bandung”. *Event* “Perayaan 17 Agustus HUT RI” dianggap sebagai event global karena kejadiannya tidak dibatasi oleh koordinat geografis tertentu. Adapun *event* “lomba makan kerupuk 17 Agustus di alun-alun kota bandung” dianggap sebagai event lokal karena keberadaannya dibatasi oleh lokasi geografis yaitu alun-alun kota bandung. Fokus pengerjaan tugas akhir ini ada pada event lokal.

1. Pelengkap *Event*

Pelengkap *event* dapat berupa Nomor handphone *Contact Person*, Gambar, atau link menuju suatu halaman web. Berbeda dengan konten promosi atau ajakan untuk mengikuti acara, informasi yang terdapat pada bagian ini masih dapat melengkapi informasi nama waktu dan lokasi event.

Dalam meracang sistem ekstraksi informasi, perlu diperhatikan juga karakteristik-karakteristik yang berkaitan dengan teks pada Twitter. Selain karakteristik umum yang sudah dijelaskan pada subbab II.2, terdapat beberapa karakteristik khusus yang terkait dengan persoalan ekstraksi informasi event. Karakteristik-karakteristik yang terkait dengan ekstraksi informasi event antara lain :

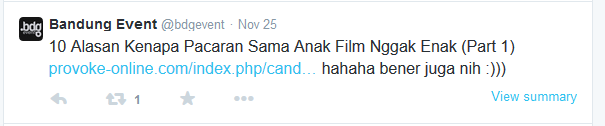
1. Distribusi tweet terhadap waktu terjadinya event tidak berimbang

Menurut *report* yang dikeluarkan oleh Amiando, jumlah *tweet* tidak terdistribusi secara merata. Hanya ada 18% *tweet* mengenai suatu *event* yang muncul sebelum *event*, 60% *tweet* muncul saat selama *event* berlangsung dan 22% *tweet* muncul pasca-*event* (Ferenczy dkk., 2010).

1. Tweets informasi event bercampur dengan tweets topik umum

Banyak ditemukan *tweets* informasi mengenai event yang diselangi dengan *tweets* *noise*. Akibatnya, informasi tentang event relatif tersebar diantara *tweets* selain *tweets* tentang event. Selain itu, meskipun *tweets* tentang event sudah dikelompokan dalam *hashtags* atau dikumpulkan oleh akun twitter tertentu, banyak juga ditemukan tweets *noise* pada *hashtags* atau timeline akun twitter tersebut.

*Noise* didefinisikan sebagai *tweets* yang tidak relevan dan tidak mengandung informasi *event*. *Noise* yang terdapat pada *tweets* tersebut bisa berupa interaksi pemilik akun dengan *follower*-nya, atau *retweet* mengenai promo sesuatu. *Tweet* *noise* sengaja dibuat oleh admin akun-akun tersebut untuk membentuk interaksi antara akun tersebut dengan *follower*-nya agar terlihat hidup seperti pada Gambar III‑1.



Gambar III‑1 Contoh *tweet* noise milik akun twitter @Bdg*Event*.

1. Komponen penyusun informasi *event* pada tweet hanya ada sebagian.

*Tweet* mengenai informasi *event* belum tentu mengandung semua komponen penyusun informasi event. Salah satu contohnya *tweet* pada Gambar III‑2.



Gambar III‑2 Contoh *tweet* dengan informasi tak lengkap

Konten *tweet* tersebut meskipun memiliki judul (WUBIFEST) tetapi tidak memiliki informasi eksplisit mengenai tempat dan waktu acara. Informasi tersebut didapatkan dari bagian pelengkap *event* dalam kasus ini berupa URL sebuah gambar poster promosi acara tersebut.

1. *Tweet* tentang event hanya berupa gabungan komponen penyusun informasi event.

Sering ditemukan *tweets* yang hanya berupa gabungan komponen penyusun informasi event. Hal ini disebabkan karena pembatasan jumlah karakter pada Twitter. Akibatnya, jika informasi mengenai event cukup panjang, tweet tentang event tersebut hanya terdiri dari gabungan komponen penyusun informasi event. Sebagai contoh, perhatikan Gambar III‑3. Pada Gambar III‑3 terlihat bahwa tweet hanya terdiri dari gabungan komponen penyusun informasi event. Komponen penyusun informasi event hanya dipisahkan oleh token ‘|’.



Gambar III‑3 Contoh *tweet* yang hanya mengandung kombinasi nama entitas

1. Tidak terdapat pola urutan penyebutan komponen informasi event dalam tweet.

Tweets di twitter tidak terdapat urutan penyebutan entitas yang konsisten. Sebagai contoh, tweet pada Gambar III‑3 dan Gambar III‑4. Urutan penyebutan entitas pada Gambar III‑3 berbeda dengan urutan penyebutan entitas pada Gambar III‑4. Pada Gambar III‑3 urutan entitas yang disebut berturut-turut adalah tanggal event, nama event, subjek-subjek event, lokasi event, dan informasi pelengkap. Adapun pada Gambar III‑4, urutan entitas yang disebut adalah nama event, subjek-subjek event,waktu event, lokasi event dan informasi pelengkap.



Gambar III‑4 Contoh *tweet* yang hanya menyebutkan komponen informasi event dengan urutan berbeda.

## Arsitektur Sistem Ekstraksi Informasi

Pada Tugas akhir ini dilakukan pendekatan yang sama dengan Sakaki (2012). Sakaki memecah proses ekstraksi informasi event dalam dua bagian: Modul pertama, mendeteksi kandidat *tweets* yang mengandung *informasi event*; Modul kedua melakukan ekstraksi komponen penyusun informasi event.

Modul pertama dalam tugas akhir ini adalah persoalan bagaimana memisahkan *tweet* *noise* dengan *tweet* yang bukan *noise* sebelum diproses di bagian kedua. Bagian ini melakukan filter terhadap tweet yang tidak relevean. Bagian ini dibutuhkan untuk mengurangi pengaruh *tweet* *noise* terhadap kinerja bagian yang melakukan ekstraksi komponen penyusun informasi event. Dengan demikian diharapkan model yang dihasilkan pada bagian kedua akan memiliki kinerja yang lebih baik dibanding tanpa menggunakan bagian pertama.

Modul kedua dalam tugas akhir ini adalah persoalan bagaimana menentukan kata-kata dalam *tweet* yang mewakili salah satu komponen penyusun informasi event. Bagian kedua ini adalah bagian utama yang melakukan proses ekstraksi informasi event. Dalam proses ekstraksi informasi *event*, digunakan acuan tahapan proses ekstraksi informasi umum (Jurafsky & Manning, 2008). Akan tetapi karena proses ekstraksi informasi *event* dilakukan pada domain teks Twitter, perlu dilakukan adaptasi terhadap tahapan-tahapan ekstraksi informasi.

Di dalam domain Twitter, satu dokumen ekivalen dengan satu buah *tweet*. Karena jumlah karakter yang dibatasi, hanya sedikit kombinasi informasi yang mungkin ada pada satu dokumen (*tweet*). Karenanya, tahapan *relation extraction* & *event detection and classification* kurang relevan dengan kebutuhan sistem ini sehingga dapat dihilangkan.

*Named Entity* adalah bagian utama yang terdapat dalam tweet informasi event. *Named Entity* yang ditemukan antara lain berupa nama event dan lokasi event. Oleh karena itu dibutuhkan proses *Named Entity Recognition*.

Setiap pengguna di twitter memiliki cara unik tersendiri untuk mengekspresikan informasi mengenai kapan suatu *event* akan berlangsung. Tidak ada standar baku yang menjamin akan ada format tertentu mengenai bagaimana pengguna twitter menyebut informasi temporal suatu *event*. Oleh karena itu dibutuhkan tahapan *Temporal Analysis* dan *Template Filling*.

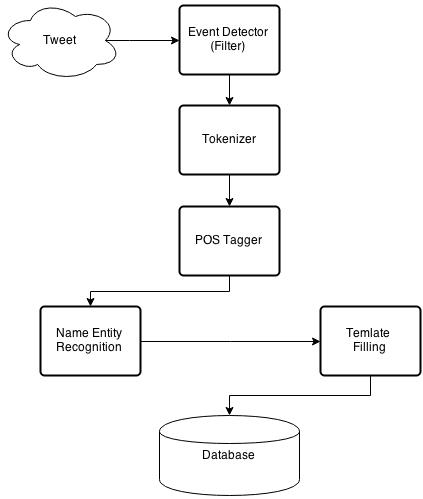
Untuk memenuhi kerangka proses ekstraksi informasi Jurafsky & karakteristik *tweets* tentang event, dibutuhkan beberapa komponen. Komponen-komponen tersebut harus mampu memenuhi kriteria-kriteria sesuai dengan karakteristik tweets tentang event.

Karakteristik pertama dan kedua tweets tentang event mempengaruhi bagian pertama sistem ekstraksi informasi. Karena tweet mengenai informasi event terdistribusi secara tidak merata terhadap waktu, komponen pada bagian pertama harus tidak bergantung terhadap waktu. Selain itu, komponen yang ada pada bagian pertama juga harus mampu memisahkan tweet yang mengandung informasi event dan tidak mengandung informasi event.

Karakteristik ketiga, keempat dan kelima tentang event mempengaruhi bagian kedua sistem ekstraksi informasi. Karena komponen penyusun informasi event dalam tweet belum tentu lengkap, komponen harus bisa mengidentifikasi komponen informasi event mana yang ada di dalam tweet. Karena mungkin ditemukan tweet yang hanya berupa gabungan entitas, komponen juga harus bisa mengidentifikasi entitas tanpa tergantung terhadap sintaks bahasa dalam tweet. Karena urutan entitas dalam tweet tidak dapat dipastikan, komponen juga harus mampu mencari seluruh kemungkinan transisi antar entitas dengan tepat.

Berdasarkan pertimbangan-petimbangan tersebut, dipilih arsitektur sistem ekstraksi informasi yang terdiri dari 5 komponen (Gambar III‑5).Komponen tersebut adalah filter, tokenizer, POS *tagger*, NER dan template filling.

Komponen filter dapat dianggap sebagai modul pertama dalam penelitian Sakaki, sementara komponen tokenizer, POS tagger, NER dan template filling dapat dianggap sebagai modul kedua dalam penelitian Sakaki.



Gambar III‑5 Arsitektur sistem ekstraksi informasi event bahasa indonesia

Komponen NER adalah komponen yang melakuan proses *Named Entity Recognition* berdasarkan rangkaian proses ekstraksi informasi Jurafsky. Adapun komponen template filling adalah komponen yang melakukan proses *Temporal Analysis* dan *Template Filling* berdasarkan rangkaian proses ekstraksi informasi Jurafsky.

Arsitektur yang dipilih mengacu pada arsitektur umum sistem ekstraksi informasi pada Gambar II‑5. Pada Gambar III‑5, *tokenizer* mewakili komponen analisis leksikal dari arsitektur umum sistem ekstraksi informasi. Adapun POS Tagger mewakili analisis morfologis dalam arsitektur umum sistem ekstraksi informasi. Dalam arsitektur ini tidak digunakan analisis sintaksis karena sangat jarang tweet informasi event yang memiliki struktur sintaks yang valid.

Berikut ini akan dijelaskan mengenai fungsi dan contoh pemrosesan tweet yang terjadi pada setiap komponen.

1. *Event Detector* / *Filter*

Filter dibutuhkan untuk memisahkan *tweets* yang berpotensi besar mengandung informasi suatu *event* dengan *tweets* yang hanya mengandung noise. Dalam hasil search suatu keyword tertentu terkadang dihasilkan *tweets* pribadi yang kurang relevan terhadap sistem ekstraksi. Komponen ini akan mengeliminasi *tweets* yang tidak relevan sehingga hanya *tweets* yang relevan yang akan dimasukan ke dalam sistem. Sebagai contoh, *tweet* seperti ‘@InfoBdgEvent dimana ka?’ yang tidak memiliki informasi event sama sekali akan diabaikan dan tidak masuk ke proses selanjutnya.

Pada tugas akhir ini, *tweet noise* didefinisikan sebagai *tweets* yang tidak memiliki informasi sama sekali mengenai *event*. Satu *tweet* dikatakan bukan *tweet noise* jika memiliki salah satu diantara 4 komponen penyusun informasi event. Misal, dalam *tweet* ‘Ke Dago Tea House y 8/3! Akan ada Pagelaran 7 Etnis Sumatera Utara #HorasParahyangan ! More info? @HorasBandung <http://t.co/eCEu29WNVs>’ Terdapat 4 jenis informasi penyusun event: Lokasi event yaitu Dago Tea House; Waktu event yaitu tanggal ‘8/3’(8 maret); Nama event yaitu ‘Pagelaran 7 Etnis Sumatera Utara #HorasParahyangan’; dan Informasi pelengkap berupa tautan poster event yaitu ‘http://t.co/eCEu29WNVs’. *Tweet* ini tidak akan diabaikan dan diteruskan oleh sistem untuk proses selanjutnya.

1. *Tokenizer*

Sesuai dengan arsitektur umum yang sudah dijelaskan dalam bab 2 (Gambar II‑5), arsitektur harus mengandung *tokenizer*. *Tokenizer* berfungsi memecah teks menjadi unit terkecil dalam pemrosesan bahasa yang disebut sebagai token. Dalam konteks pemrosesan teks di media sosial, unit terkecil teks adalah potongan kata.

Pada tahap tokenisasi, *tweet* ‘Acara JAKARTA : Gadget Festival 2015 | 9-11 Januari | Marketing Kantor Golf Island Pantai Indah Kapuk.’

Akan dipecah menjadi {Acara, JAKARTA, :, Gadget, Festival, 2015, |, 9, - , 11, Januari, |, Marketing, Kantor, Golf, Island, Pantai, Indah, Kapuk}

1. *Part of Speech* (POS *Tagger)*

*Part of speech* dalam bahasa Indonesia disebut sebagai Kelas Kata. Kelas kata adalah golongan kata dalam satuan bahasa berdasarkan kategori bentuk, fungsi dan makna dalam sistem tata bahasa (Widjono, 2007).

Ada beberapa macam POS Tag, namun yang paling umum digunakan adalah POS Tag Dionysius Thrax. Himpunan POS Tag Dionysisus Thrax terdiri dari 8 kategori yaitu: Noun (Kata benda), Verb (Kata Kerja), Pronoun (Kata Ganti), Preposition(Kata Depan), Adverb (Kata sifat untuk kata kerja), Conjunction (Kata hubung), Particle (Partikel), dan Article (Artikel).

Dalam kasus ini, komponen POS Tagger berfungsi untuk melakukan ekstraksi fitur agar dapat dimanfaatkan oleh komponen NER.

Setelah melalui proses ini, setiap token akan diberi POS Tag. Menggunakan contoh kasus di atas, hasil pada proses ini adalah sbb:

{Acara/**N**, JAKARTA/**N**, :, Gadget/**N**, Festival/**N**, 2015, |, 9, - , 11, Januari, |, Marketing/**N**, Kantor/**N**, Golf/**N**, Island/**N**, Pantai/**N**, Indah/**Adj**, Kapuk/**N**}

1. *Named Entity Recognition* (NER)

Komponen NER adalah komponen utama dalam proses ekstraksi informasi. Komponen ini berfungsi untuk melakukan ekstraksi *Named Entity* yang ada di dalam tweet.

Dalam contoh di atas, dihasilkan NER berupa,

{Acara/**O**, JAKARTA/**O**, :, Gadget/**I-Name**, Festival/**I-Name**, 2015/**I-Name**, |/**O**, 9/**I-Time**, -/**I-Time** , 11**/I-I-Time**, Januari/**I-Time**, |/**O**, Marketing/**I-Place**, Kantor/**I-Place**, Golf/**I-Place**, Island/**I-Place**, Pantai/**I-Place**, Indah/**I-Place**, Kapuk/**I-Place** }

1. *Template filling.*

Template filling digunakan untuk membuat *temporal expression* yang berupa waktu relatif diubah menjadi waktu absolut. Misal dalam tweet ditemukan ekspresi seperti ‘besok’ modul template filling akan mengubah literal ini menjadi waktu absolut misal, 21/04/15 (proses *temporal analysis*). Selanjutnya, ungkapan waktu yang sudah dinyatakan dalam waktu absolut dimasukan ke dalam database (proses *template filling*).

## Implementasi Sistem Ekstraksi Informasi Event dari Twitter

Sistem memanfaatkan akun-akun Twitter yang sudah melakukan agregasi informasi *event* secara manual sebagai data latih. Selain *tweet* yang didapat dari akun tersebut, sistem juga menerima input dari *hashtags* yang mengindikasikan suatu *tweet* memiliki peluang mengandung informasi *event*. Untuk menyederhanakan persoalan, penelitian ini menerima *tweet* dari akun Twitter yang menghimpun acara-acara di sekitar bandung.

Dalam tugas akhir ini digunakan beberapa sumber korpus:

1. *Tweet* milik akun pribadi selain @infobdgevent yang mengandung *mention* terhadap @infobdgevent selain *retweet*.
2. *Tweet* milik akun pribadi selain @bdgevent yang mengandung *mention* terhadap @bdgevent selain *retweet*.
3. *Tweet* milik @infobdgevent termasuk *retweet*.
4. *Tweet* milik @bdgevent termasuk *retweet*.
5. Hasil pencarian *hashtag* #eventbdg
6. Hasil pencarian *hashtag* #eventbandung

Akun-akun atau *hashtags* tersebut dipilih karena kedua akun tersebut adalah akun twitter yang paling memiliki pengaruh di bandung. Kedua akun tersebut memiliki jumlah *tweet* paling banyak dibanding akun-akun twitter sejenis di bandung. Selain itu, kedua akun tersebut adalah akun agregator informasi dengan jumlah *follower* tertinggi se-bandung.

*Tweet*s yang mengandung *mention* terhadap @infobdgevent/@bdgevent dianggap sebagai upaya pengguna twitter mengumpulkan informasi *event*. Para pengguna twitter mengumpulkan informasi *event* dengan cara memberikan sugesti *tweet* kepada akun twitter @infobdgevent atau @bdgevent. Para pemilik akun pribadi ingin mengumpulkan informasi event kepada @infobdgevent/@bdgevent dan berharap *tweet* mereka di-*retweet* oleh akun @infobdgevent/@bdgevent. Meskipun demikian, kebanyakan *tweet* yang mengandung *mention* kepada @infobdgevent atau @bdgevent berupa *retweet* oleh akun lainya. Seandainya re*tweet* tidak diabaikan, akan banyak ditemukan redundansi informasi dan mengganggu model yang dibentuk. Oleh karena itu re*tweet* yang mengandung *mention* terhadap @infobdgevent harus diabaikan.

Karena akun @infobdgevent / @bdgevent didedikasikan untuk melakukan agregasi event, *tweets* dari kedua akun tersebut dapat langsung dijadikan sumber korpus. Berbeda dengan sumber korpus ke-1& ke-2, sumber korpus ke-3 & ke-4 tidak mengabaikan *retweet*. Hal ini didasari bahwa kedua akun tersebut mungkin saja melakukan *retweet* terhadap sugesti informasi event yang diberikan oleh akun lain. Oleh karena itu *retweet* yang dilakukan oleh akun @infobdgevent / @bdgevent tidak boleh diabaikan.

Pengguna twitter juga sering mengumpulkan informasi event dengan bantuan *hashtag*. Menurut Twitter(2014), fitur *hashtag* dibuat agar *tweets* yang memiliki kesamaan topik lebih mudah dikelompokkan. Dalam kasus informasi event, pengguna twitter di bandung biasa menggunakan *hashtag* #eventbandung atau #eventbdg.

### Komponen Filter

Komponen filter yang digunakan dalam Tugas Akhir ini menggunakan pendekatan berbasis aturan. Aturan yang digunakan diterapkan dalam 2 tahap. Aturan pada tahap pertama mempertimbangkan jumlah karakter, sementara aturan pada tahap kedua mempertimbangkan leksikal tweet. Berikut adalah pseudocode dari aturan yang digunakan:

|  |
| --- |
| 1. Eliminasi mention, hashtag dan url dari tweet. 2. Hitung jumlah karakter yang tersisa setelah proses tweet. 3. Jika jumlah karakter ≤ 82 karakter:    1. Periksa setiap kata dalam tweet.       1. Jika ditemukan kata yang terdapat dalam bag-of-words tweet relevan 🡪 **Klasifikasikan sebagai tweet Relevan**       2. Jika tidak 🡪 **Klasifikasikan sebagai** **tweet tidak relevan** 4. Jika jumlah karakter >82 karakter :    1. Periksa setiap kata dalam tweet.       1. Jika ditemukan kata yang terdapat dalam bag-of-words tweet relevan 🡪 **Klasifikasikan sebagai tweet Tidak Relevan**       2. Jika tidak 🡪 **Klasifikasikan sebagai** **tweet Relevan** |

Aturan tersebut didasari dengan analisis sebagai berikut:

1. Entitas khas Twitter

Salah satu fitur yang disediakan oleh Twitter adalah kemampuan untuk menambahkan entitas-entitas selain teks. Entitas-entitas tersebut diantaranya adalah url, *mention* dan media. Dalam beberapa kasus, entitas-entitas ini dapat membentuk salah satu dari 4 penyusun informasi event. Sebagai contoh, dalam *tweet* ‘THE EXECUTIVE SUPER SALE up to 80% off Last 2 Days!THE EXECUTIVE boutiques @istanaplaza @InfoBdgEvent <http://t.co/tQyZRRjO26>’ lokasi *event* diwakili oleh sebuah *mention* yaitu @istanaplaza. Dengan demikian entitas-entitas seperti url, *mention* dan media berpotensi mengidentifikasi keberadaan salah satu diantara 4 komponen penyusun informasi event.

Kebijakan pembatasan jumlah karakter dalam sebuah *tweet* di Twitter mengakibatkan pengguna Twitter harus hemat dalam melakukan *tweeting*. Di sisi lain, seandainya jumlah karakter *tweet* terlalu sedikit, bisa jadi komponen penyusun informasi *event* tidak dapat dicantumkan dalam *tweet*. Dari analisis ini disimpulkan bahwa panjang karakter *tweet* berpotensi menjadi salah satu penentu apakah *tweet* dikatakan relevan atau tidak. Oleh karena itu pada tugas akhir ini identifikasi terhadap *tweet* yang *relevan* / tidak menggunakan pendekatan berbasis aturan.

1. Jumlah karakter untuk entitas khas Twitter

Entitas-entitas di Twitter seperti url, *mention* dan media memiliki panjang karakter yang khas. Twitter menentukan bahwa setiap url yang ada di *tweet* akan dipotong menjadi tautan singkat dengan penyingkat tautan <http://t.co> milik Twitter. Saat ini, panjang tautan setelah dipotong oleh <http://t.co> akan selalu 23 karakter. Berkaitan dengan entitas *mention*, twitter memiliki kebijakan bahwa panjang maksimal karakter pengguna twitter ada 15 karakter tanpa simbol ‘@’. Sementara itu, dalam hal panjang karakter entitas media, saat ini twitter membatasi jumlah media di dalam *tweet* maksimal ada 1 buah media. Twitter memperlakukan entitas media sebagaimana entitas url. Untuk setiap url menuju media, twitter akan secara otomatis memotong panjang url media dengan penyingkat tautan <http://t.co>. Dengan kata lain, panjang karakter media dalam *tweet* akan selalu 23 karakter.

1. Jumlah maksimal entitas khas Twitter dalam satu *tweet*

Twitter memang tidak membatasi jumlah maksimal entitas url dan *mention* yang ada di dalam *tweet*. Meskipun demikian, pembatasan jumlah 140 karakter *tweet* akan secara tidak langsung membatasi jumlah entitas url dan *mention* yang ada di dalam *tweet*. Untuk entitas url, jumlah maksimum url yang ada di *tweet* adalah floor(140 karakter / 23 karakter) = 6 buah url. Untuk entitas *mention*, jumlah maksimum *mention* yang ada di dalam *tweet* adalah floor(140 karakter / 15 karakter) = 9 *mention*. Tentu jumlah *mention* yang dikandung dalam 1 *tweet* bisa lebih banyak jika terdapat *penggunaname* dengan karakter yang lebih pendek dari 15 karakter. Sekedar informasi tambahan, menurut penelitian yang dilakukan pada tahun 2012, rata-rata panjang karakter *penggunaname* twitter ada 11 karakter. Jika perhitungan dilakukan menggunakan standar ini, setidaknya maksimum jumlah *mention* adalah floor (140 karakter /11 karakter) = 12 *mention*.

1. Kemungkinan entitas khas Twitter merepresentasikan komponen penyusun informasi event.

Dari uraian sebelumnya, komponen penyusun informasi mungkin diwakili oleh entitas-entitas ini (url, *mention* atau media). Informasi pelengkap *event* biasa diwakili oleh url atau media. Informasi nama *event* kadang diwakili oleh *mention* terhadap akun resmi nama *event* yang berkaitan. Sebagai contoh, dalam *tweet* ‘Enjoy @MalamEP2015! Live music, pom-pom boys & @THEPAPSPAPS | HTM 20K. CP: 08997127861 | Info: @malam\_ep15 <http://t.co/XgBZkyaIQM>’ komponen informasi nama *event* diwakili dengan *mention* terhadap ‘@MalamEP2015’ dan komponen informasi pelengkap *event* diwakili salah satunya oleh url poster yaitu ‘ ‘http://t.co/XgBZkyaIQM’.

Dengan asumsi bahwa setiap pengguna ingin selalu memaksimalkan penggunaan jumlah karakter di twitter (140 karakter), panjang karakter minimum *tweets* yang relevan dapat ditentukan. Sebagai contoh, *tweet* dengan informasi pelengkap *event* yang diwakili oleh entitas url atau media akan memiliki panjang minimal 140 karakter – 23 karakter url= 117 karakter. Sementara *tweet* dengan informasi nama *event* yang diwakili oleh entitas *mention* akan memiliki panjang minimal 140 karakter – 15 karakter *mention* = 125 karakter. Batas panjang karakter minimum dalam *tweet* ini mampu membedakan antara *tweet* yang tidak relevan dan yang relevan.

1. Jumlah karakter rata-rata tweet yang relevan dan yang tidak relevan

Berdasarkan data pengamatan, jumlah karakter rata-rata *tweet* yang relevan ada 96 karakter sementara panjang karater rata-rata *tweet* yang tidak relevan ada 68 karakter. Nilai tengah keduanya adalah 82 karakter. Dengan asumsi data terdistribusi homogen, maka dibuat aturan jika panjang karakter setelah dilakukan eliminasi *mention*, url dan hashtag melebihi 82 karakter, maka *tweet* diklasifikasikan sebagai relevan. Begitu juga sebaliknya, jika panjang karakter *tweet* setelah dilakukan eliminasi *mention*, url dan hashtag kurang dari 82 karakter, maka *tweet* diklasifikasikan sebagai tak relevan. Aturan inilah yang digunakan dalam komponen filter.

1. Kluster literal token-token yang relevan dan yang tidak relevan.

Selain menggunakan aturan perhitungan panjang karakter, alternatif aturan lain yang dapat melengkapi aturan ini adalah dengan menggunakan aturan berbasis literal. Berdasarkan pengamatan didapatkan bahwa kebanyakan *tweet* yang tidak relevan termasuk dalam kategori tweet iklan atau berupa tweet pertanyaan. Dalam hal ini kategori *tweet* iklan biasanya memiliki literal tertentu yang menunjukan *tweet* tersebut adalah *tweet* iklan seperti literal ‘dijual’ atau ‘disewakan’. Sementara kategori *tweet* pertanyaan memiliki token unik seperti simbol tanda tanya (?) atau kata-kata pertanyaan (‘siapa’,‘berapa’,‘kapan’).

Pada sistem yang dibangun, daftar kata yang dijadikan aturan pelengkap adalah kata-kata yang terdapat dalam tweet relevan / tidak relevan. Kata-kata pada tweet relevan/tidak relevan yang frekuensi kemunculanya lebih 3 kali dimasukan sebagai daftar kata (*bag of words*).

### Komponen Tokenizer

Pada tugas akhir ini digunakan modul “Twokenizer” milik Ark[[3]](#footnote-3). Modul tersebut adalah modul yang dibuat khusus oleh peneliti CMU untuk melakukan tokenisasi teks Twitter. Modul tersebut bekerja dengan melakukan string matching dengan suatu pattern regular expression tertentu. Modul tersebut dimodifikasi dengan menambahkan beberapa pola regular expression agar sesuai dengan kebutuhan bahasa indonesia.

Ada beberapa pola yang ditambahkan dari modul twokenizer bawaaan Ark. Pattern-pattern tersebut diadptasi sesuai dengan data yang masuk. Daftar pola yang ditambahkan dapat dilihat pada Lampiran A.

### Komponen POS Tagger

Menurut Keraf (1984), imbuhan dalam bahasa indonesia dapat menunjukan kelas kata. Sebagai contoh, kata ‘pendaftaran’ memiliki kelas kata *noun* (kata benda) karena memiliki imbuhan ‘pe-an’. Oleh karena itu dalam tugas akhir ini POS Tag kata pada *tweet* ditentukan berdasarkan imbuhan.

Untuk menyederhanakan persoalan, penentuan POS Tag dilakukan dengan memanfaatkan kamus kata dasar milik Kateglo. Dalam kamus kata dasar Kateglo, terdapat informasi mengenai kelas kata dari kata dasar. Adapun kata-kata yang bukan kata dasar, POS Tagnya ditentukan dengan menggunakan analisis morfologis seperti dalam Tabel II‑2 (Goris, 1984; Kosasih, 2004).

Tabel III‑1 Penentuan kelas kata berdasarkan analisis morfologis

|  |  |
| --- | --- |
| **Kelas Kata** | **Imbuhan** |
| Kata Benda | ke-an,pe-an,pe-,-an,-in,-wan,-wati,-isme,-isasi,-logi,-tas |
| Kata Kerja | me-,ber-,-kan,di-,-i,ter- |
| Kata Sifat | ber-, ter- |

Himpunan POS Tag (*tagset*) yang digunakan pada lingkup tugas akhir ini adalah POSTag yang digunakan oleh Kateglo[[4]](#footnote-4).

### Komponen NER

Menurut Jurafsky & Martin (2008), ekstraksi informasi dapat dianggap sebagai persoalan *sequence labelling*. Ada banyak algoritma yang dapat digunakan untuk melakukan *sequence labelling*. Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Ritter (2012), algoritma CRF memberikan akurasi yang baik dalam persoalan NER. Oleh karena itu pada penelitian ini juga digunakan algoritma CRF sebagai algoritma pembelajaran.

CRF termasuk algoritma pembelajaran yang membutuhkan dataset sebagai data latih dengan kategori model diskriminatif. Algoritma *supervised learning* membutuhkan *dataset* sebagai data latih. Pada kasus ini digunakan *dataset* berupa himpunan sejumlah *tweet* yang telah diberi label untuk melatih bagian yang melakukan ekstraksi komponen penyusun informasi event.

Pada tugas akhir ini, bagian NER memanfaatkan beberapa fitur. Fitur-fitur yang digunakan diantaranya adalah,

1. *Part of speech* *Tag* (POS Tag)

Menurut Ritter dkk.(2011), penambahan fitur POS Tag dapat meningkatkan akurasi ekstraksi informasi. Oleh karena itu pada tugas akhir ini digunakan pula komponen POS *Tagger* yang diadaptasi untuk bahasa Indonesia.

Fitur POS *tag* yang digunakan adalah POS *tag* untuk kata ke-*n*, ke-*n-1* dan ke-*n+1*. Fitur ini digunakan karena dalam beberapa kasus POS Tag suatu kata dapat menunjukan jenis komponen informasi event dalam *tweet*. Sebagai contoh, kata ‘hubungi’ biasa terdapat pada komponen informasi pelengkap event. Kata ‘hubungi’ memiliki kelas kata *verb*(kata kerja).

1. Fitur leksikal.

Fitur ini digunakan karena dalam entitas terdapat hubungan yang kuat dengan *token*-*token* tertentu. Contohnya, entitas lokasi biasa dimulai dengan *token* “di”, entitas waktu biasanya mengandung *token* “jam”.

1. *Gazeteer*

*Gazeteer*[[5]](#footnote-5) digunakan untuk memudahkan proses pencarian entitas lokasi. Karena dalam Tugas akhir ini penelitian dibatasi pada ekstraksi informasi *event* di kota bandung, maka *Gazeteer* yang dikumpulkan adalah *Gazeteer* lokasi-lokasi di bandung. Gazeteer dibentuk dengan mengumpulkan lokasi yang biasa diselenggarakannya event di kota bandung dalam 1 tahun kebelakang pada website infobdg.com.

1. Elemen *Tweet*

Elemen *tweet* yang digunakan adalah *hashtag*, *mention*, atau tautan URL. Fitur ini digunakan karena dalam beberapa kasus, suatu *event* memiliki akun Twitter khusus yang sama dengan nama *event* tersebut. Sebagai contoh adalah akun Twitter Braga Culinary Night (@bragaculinary).

1. Simbol Khusus

Sebagaimana yang terlihat pada gambar Gambar III‑3, terkadang antar entitas dipisahkan oleh simbol-simbol tertentu. Untuk kasus Gambar III‑3, antar entitas dipisahkan dengan simbol ‘|’.

Berbeda dengan penelitian yang dilakukan oleh Ritter(2011) informasi ortografis pada kasus ini diabaikan. Hal ini disebabkan karena tidak terdapat konsistensi penggunaan ortografis dalam *tweet* yang mengandung informasi event. Sering ditemukan *tweet* yang kontennya seluruhnya dalam huruf kapital. Kadang ditemukan juga *tweet* yang fitur ortografisnya saling bercampur. Hal ini dilakukan oleh pengguna twitter untuk memancing perhatian *follower* mereka. Oleh karena itu pada bagian NER tidak memanfaatkan fitur ortografis.

Untuk memenuhi kebutuhan *labelling* NER digunakan beberapa *label* sesuai dengan entitas-entitas pembentuk informasi *event*. Entitas-entitas tersebut adalah nama *event*, waktu *event,* lokasi *event*, dan pelengkap *event*. Dalam tugas akhir ini digunakan beberapa label seperti yang terlihat pada Tabel III‑2 .

Tabel III‑2 Label-label yang digunakan dalam NER

|  |  |
| --- | --- |
| **Label** | **Deskripsi** |
| I-Name | Label untuk kata-kata yang menyatakan nama event |
| I-Time | Label untuk kata-kata yang menyatakan waktu event |
| I-Place | Label untuk kata-kata yang menyatakan lokasi event |
| I-Info | Label untuk kata-kata yang menyatakan informasi pelengkap event. Beberapa jenis informasi pelengkap tersebut diantaranya adalah harga tiket, nomor telpon *contact person*, gambar atau tautan ke halaman website. |
| Other | Label untuk kata-kata selain di luar jenis informasi yang ingin diamati (Nama, Waktu, Lokasi, dan informasi pelengkap) |

Komponen NER adalah komponen utama dalam arsitektur ini. Modul NER menggunakan algoritma CRF untuk mempelajari named entity dalam *tweet*. Modul ini menggunakan kakas Mallet[[6]](#footnote-6). Pada modul ini digunakan konfigurasi default CRF bawaan Mallet. Struktur model CRF yang digunakan adalah graf *fully conected*.

### Komponen Template Filling

Tidak banyak ungkapan temporal yang ada. Oleh karena itu, komponen template filling dibuat menggunakan pendekatan berbasis kamus. Jika komponen template filling menemukan token yang cocok dengan kamus ungkapan waktu, template filling akan memanggil API Twitter untuk mengurai ungkapan tersebut menjadi ungkapan waktu absolut.

# PENGUJIAN DAN ANALISIS

## Tujuan Pengujian

Pada sistem ini dilakukan 2 pengujian pada modul utama dalam arsitektur sistem ekstraksi informasi. Pengujian pertama untuk modul filter; Pengujian kedua dilakukan terhadap modul Ekstraksi Informasi.

Pengujian modul filter dilakukan dengan tujuan untuk mengukur akurasi aturan yang dibuat. Pengujian untuk modul filter dilakukan pada dataset mentah yang sudah dilabeli data mana yang dianggap relevan data mana yang dianggap tidak relevan. Data yang sudah dilabeli kemudian dicoba dipisahkan dengan aturan dan didapatkan data yang dianggap relevan/tidak relevan menurut aturan yang dibuat. Saat ini, perbedaan hasil antara data asli dengan data hasil aplikasi aturan dihitung dengan menggunakan akurasi.

Pengujian kedua untuk modul ekstraksi informasi. Pengujian modul ekstraksi informasi bertujuan untuk mengevaluasi pemilihan set fitur dan parameter yang tepat untuk melakukan ekstraksi informasi event. Pengujian untuk modul ekstraksi informasi dilakukan pada dataset yang setiap tokennya sudah dilabeli dengan komponen penyusun informasi event. Setelah dataset tersebut dilabeli dilakukan proses *training* dan evaluasi pada dataset tersebut dengan 10 fold cross validation. Metode ini digunakan agar pada pengujian model data latih lebih valid. Evaluasi sistem ekstraksi informasi saat ini menggunakan akurasi.

## Deskripsi Data Uji

Sebagaimana yang sudah dijelaskan sebelumnya, dataset yang dilakukan pada pengujian ini adalah *tweet* yang sudah dilabeli. Kedua pengujian menggunakan sumber *tweet*  yang sama. Berikut akan dijelaskan mengenai dataset yang digunakan untuk modul filter dan modul ekstraksi informasi :

1. Modul Filter

Dataset yang digunakan pada modul filter berasal dari 1120 *tweet* yang didapatkan dari hasil crawling pada tanggal tanggal 7 maret 2015 pukul 20:21:56 hingga tanggal 27 April 2015 pukul 23:30:28. Setiap *tweet* kemudian dilabeli apakah *tweet* tersebut relevan / tidak relevan. Dari 1120 *tweet* yang masuk, 700 *tweet* diantaranya relevan dan 420 *tweet* sisanya tidak relevan

1. Modul Ekstraksi Informasi

Dataset yang digunakan pada modul ekstraksi informasi adalah dataset yang dianggap relevan oleh hasil aplikasi aturan filter. Proses selanjutnya, *tweet* dipecah menjadi token-token dan dilabeli untuk setiap token. Proses tokenisasi menghasilkan 13.242 token dengan 3.194 token yang unik, 571 token diantaranya berupa kata dasar. Label diberikan sesuai dengan *named entity*-nya. Pada sistem ini terdapat 4 named-entity, masing-masing named entity memiliki 1 label. 1 label tambahan digunakan untuk melabeli kata di luar named entity yaitu Other. Contoh pelabelan dapat dilihat pada Gambar IV‑1

|  |
| --- |
| Acara **O**  JAKARTA **O** : **O**  Gadget **I-Name**  Festival **I-Name**  2015 **I-Name**  | **O**  9 **I-Time**  - **I-Time**  11 **I-I-Time**  Januari **I-Time**  | **O**  Marketing **I-Place**  Kantor **I-Place**  Golf **I-Place**  Island **I-Place**  Pantai **I-Place**  Indah **I-Place**  Kapuk **I-Place** |

Gambar IV‑1 Contoh anotasi token

Adapun distribusi jumlah token jika dikelompokkan berdasarkan jumlah kemunculannya adalah sebagai berikut :

Tabel IV‑1 Distribusi jumlah token

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Frekuensi Token** | **Jumlah token** | **Contoh token** |
| 1 kali | 1813 | ‘tweeps’, ‘pra-nikah’, ‘musikal’ |
| 2 kali | 460 | ‘seniman’, ‘sehat’ |
| 3 – 10 kali | 698 | ‘banget, ‘dari’, ‘disini’ |
| 11-20 kali | 154 | ‘start’, ‘musik’, ‘mei’ |
| Lebih dari 20 kali | 69 | ‘pvj’, ‘info’, ‘ikutan’ |
| **Total** | 3.194 |  |

Sementara distribusi jumlah distribusi jumlah token yang mengandung imbuhan jika dikelompokkan berdasarkan imbuhan adalah sebagai berikut:

Tabel IV‑2 Distribusi Imbuhan dikelompokan berdasarkan POSTag

| **Imbuhan** | **Kelas Kata**  **(POS tag)** | **Jumlah Token Unik** | **Contoh Token** |
| --- | --- | --- | --- |
| Ke-an | Kata Benda | 6 | ‘kesenian’ |
| Pe-an | Kata Benda | 16 | ‘pendidikan’ |
| Pe- | Kata Benda | 9 | ‘personil’ |
| -an | Kata Benda | 5 | ‘pameran’ |
| Me- | Kata Kerja | 10 | ‘menjual’ |
| Me-kan | Kata Kerja | 9 | ‘memeriahkan’ |
| Ber- | Kata Kerja | 4 | ‘berbagi’ |
| -kan | Kata Kerja | 10 | ‘saksikan’, ‘temukan’ |
| di- | Kata Kerja | 6 | ‘diadakan, ‘didukung’ |
| -i | Kata Kerja | 6 | ‘ikuti’,’hubungi’ |
| Ter- | Kata Kerja | 2 | ‘terbatas’, ‘terbukti’ |
| Ber- | Kata sifat | 3 | ‘berhadiah’, ‘berkharisma’,’bersama’ |

Setelah dilakukan anotasi data, didapatkan label yang bersesuaian dengan token. Adapun distribusi jumlah token berdasarkan label adalah sbb,

Tabel IV‑3 Distribusi token

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Jenis Label** | **Jumlah token** | **Contoh token** |
| i-name | 1523 | ‘#ngamplaglive, ‘@creative\_ep’ |
| i-info | 3503 | ‘info’, ‘w/’ |
| i-place | 1037 | ‘hotel’, ‘timur’, ‘graha’ |
| i-time | 1605 | ‘maret’, ‘12’, ‘2015’ |
| other | 5574 | ‘di’, ‘info’, ‘&’ |
| **Total** | 13242 |  |

## Skenario Pengujian

Secara umum skenario pengujian terdiri dari dua skenario. Skenario pengujian untuk modul filter dan skenario pengujian untuk modul ekstraksi informasi. Berikut ini akan dijelaskan mengenai skenario pengujian yang dilakukan

### Skenario Pengujian Modul Filter

Pengujian yang dilakukan untuk modul filter dilakukan dengan beberapa kombinasi rule. Ada beberapa kombinasi rule yang dilakukan pada skenario pengujian filter:

1. Perhitungan karakter setelah eliminasi *mention* dan url.
2. Perhitungan karakter yang dikombinasikan dengan leksikal (*bag of words*).

Pengujian kinerja aturan filter dilakukan dengan membandingkan hasil aplikasi filter berdasarkan aturan dengan filter yang dilakukan oleh anotator.

### Skenario Pengujian Modul Ekstraksi Informasi

Pengujian yang dilakukan untuk modul ekstraksi informasi dilakukan dalam tiga tahap, yaitu pengujian terhadap metode tokenisasi, pengujian terhadap performa dari beberapa set fitur dan parameter dalam Algoritma CRF. Berikut ini akan dijelaskan deskripsi skenario pada setiap tahapan pengujian.

1. Pengujian terhadap metode tokenisasi.

Pengujian metode tokenisasi dilakukan dengan membandingkan aturan yang digunakan dalam proses tokenisasi komponen waktu. Pengujian pada metode tokenisasi dilakukan dengan cara membandingkan proses tokenisasi pada komponen waktu event. Variasi yang dilakukan berupa tokenisasi komponen waktu event sebagai satu token utuh (*single token*) atau tokenisasi komponen waktu sebagai komponen yang terdiri dari beberapa token(*multi token*). Sebagai contoh, misal ditemukan tweet ‘Konser Tulus 7 maret 2015’. Metode tokenisasi yang menganggap komponen waktu adalah kesatuan utuh akan menganggap literal ‘7 maret 2015’ sebagai satu token tunggal. Adapun metode tokenisasi yang menganggap komponen waktu sebagai komponen yang terdiri dari beberapa token akan menganggap literal ‘7 maret 2015’ terdiri dari 3 buah token, yaitu ‘7’ , ‘maret’ dan ‘2015’.

1. Pengujian set fitur yang digunakan.

Pengujian performa dari beberapa set fitur dilakukan dengan membandingkan performa penggunaan fitur secara lengkap dengan performa dari beberapa fitur yang dihilangkan. Pengujian set fitur pada modul Named Entity Recognition dilakukan dengan cara membandingkan penggunaan fitur lengkap (All), Fitur lengkap dengan menggunakan POS Tag namun tanpa menggunakan gazeteer (All-POSTag), fitur lengkap dengan tanpa POS Tag dan Gazeteer (All-POSTag & Gazetteer).

1. Pengujian parameter model CRF.

Pengujian pada parameter algoritma CRF dilakukan dengan membandingkan hasil yang didapat dari parameter derajat CRF. Pengujian dilakukan untuk CRF derajat 0/1, CRF derajat 2 dan CRF derajat 3.

## Hasil Pengujian dan Analisis

Berdasarkan skenario pengujian yang telah dijelaskan sebelumnya, berikut adalah hasil pengujian untuk modul filter dan modul NER.

### Hasil Pengujian Modul Filter

Setelah mengaplikasikan aturan filter pertama didapatkan *confussion* *matrix* seperti pada tabel Tabel IV‑1. Secara umum akurasi sistem sudah cukup baik meskipun hanya menggunakan aturan (77,1%). Meskipun demikian ternyata sistem yang menggunakan bag of word ternyata mampu meningkatkan akurasi (89,4%). Hal ini menunjukan bahwa bag of word yang dipilih cukup representatif untuk memisahkan tweet relevan dengan tweet tak relevan.

Tabel IV‑4 *Confussion matrix* setelah dilakukan filter aturan jumlah karakter (kiri) dan kombinasi aturan serta literal(kanan)

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | **Prediksi Sistem** | | |  |  | **Prediksi Sistem** | | |
| **Label** |  | Relevan | Irrelevan | **Label** |  | Relevan | Irrelevan |
| Relevan | 550 | 150 | Relevan | 626 | 74 |
| Irrelevan | 175 | 245 | Irrelevan | 138 | 282 |

Salah satu contoh Tweet relevan yang diklasifikasikan tidak relevan oleh sistem adalah ‘@moccaofficial @maliqmusic @sheilaon7 @DE19WA LIVE IN #PASIFIC2 | MARCH 21st | SABUGA BDG | TIX 175K | CP: 085781812363 | cc: @InfoBdgEvent’. Pada tweet tersebut, terdapat sejumlah akun twitter artis yang mengisi *event* tersebut. Karena filter tweet dilakukan berdasarkan jumlah karakter setelah eliminasi *mention* dan *hashtag*, tweet yang mengandung informasi acara namun melakukan *mention* terhadap banyak akun lainya akan salah diklasifikasikan.

Adapun contoh tweet tidak relevan yang diklasifikasikan relevan oleh sistem adalah ‘@InfoBdgEvent KOST 500/bln komplek.margahayuraya jl.yupiter 7 e2/52 (blkng metro indah mall) 085720387705 <http://t.co/BCKsaBGQ8g>’. Pada tweet tersebut jumlah karakter dalam tweet lebih dari 83 karakter dan tidak melakukan promosi berupa mention ke banyak akun. Akbatnya sistem salah mengklasifikasikan tweet.

### Hasil Pengujian Modul Ekstraksi Informasi

Pertama tama dilakukan pengujian terhadap metode tokenisasi yang digunakan. Hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel IV‑2. Pada tabel tersebut terlihat bahwa metode tokenisasi dengan menganggap komponen waktu sebagai kumpulan token memiliki akurasi yang lebih baik dibandingkan metode tokenisasi yang menganggap komponen waktu sebagai token tunggal. Metode tokenisasi multi token menghasilkan akurasi yang lebih baik karena variasi token yang dihasilkan jauh lebih sedikit dibandingkan metode ekstraksi single token.

Tabel IV‑5 Hasil evaluasi pada metode tokenisasi

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | Single Token | Multi Token |
| Akurasi | 69 % | 75% |

Kemudian dilakukan pengujian terhadap set fitur pada proses NER. Hasil pengujian dapat dilihat pada Gambar IV‑2. Secara umum dapat terlihat bahwa kinerja penggunaan seluruh fitur memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan pengurangan sejumlah fitur meskipun tidak signifikan. Namun, perbedaan paling mencolok ada pada komponen informasi i-place. Pada komponen tersebut, hasil learning yang didapatkan tanpa fitur gazetteer jauh tidak lebih baik dibandingkan hasil yang didapatkan dengan fitur gazetteer. Hal ini membuktikan bahwa gazetteer sangat membantu menentukan token mana yang dianggap sebagai komponen i-place.

Gambar IV‑2 Grafik perbandingan fitur NER

Pada Gambar IV‑2 juga terlihat jelas bahwa kelas i-time, i-info, dan other memiliki hasil yang lebih baik dibandingkan kelas i-name dan i-place. Kelas i-time dan i-info memiliki hasil yang baik karena kedua kelas ini memiliki ciri khas yang spesifik. Kelas i-info biasanya didahului dengan leksikal-leksikal tertentu seperti leksikal ‘info’ atau ‘CP’. Adapun kelas i-time biasanya kelas ini mengandung Angka seperti dalam tweet ‘Konser Tulus pada 7 maret 2015’. Pada tweet tersebut, komponen yang menyusun waktu yaitu literal ‘7 maret 2015’memiliki ciri khas berupa keberadaan leksikal angka ‘7’ dan ‘2015’. Adapun kelas Other, kebanyakan didominasi kata-kata yang frekuensi kemunculannya sangat sedikit.

Setelah dilakukan pengamatan lebih lanjut pada tabel confussion matrix (Tabel IV‑3, Tabel IV‑4 dan Tabel IV‑5), bahwa untuk setiap kelas, nilai False Negative paling banyak disumbang oleh kelas other (warna merah). Hal ini disebabkan karena kebanyakan kelas other didominasi oleh kata-kata yang frekuensi kemunculannya sedikit, sehingga kelas-kelas lain yang tokennya muncul sedikit akan dianggap sebagai kelas other.

Tabel IV‑6 *Confussion Matrix* pada set fitur All - POSTag & Gazetteer

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | **Prediksi Sistem** | | | | | |
| **Lebel** |  | **i-name** | **i-place** | **i-time** | **i-info** | **other** |
| **i-name** | 741 | 30 | 38 | 120 | 594 |
| **i-place** | 61 | 271 | 25 | 160 | 520 |
| **i-time** | 51 | 27 | 1070 | 80 | 377 |
| **i-info** | 101 | 25 | 41 | 2433 | 903 |
| **Other** | 183 | 44 | 84 | 416 | 4847 |

Tabel IV‑7 *Confussion Matrix* pada set fitur All - Gazetteer

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | **Prediksi Sistem** | | | | | |
| **Lebel** |  | **i-name** | **i-place** | **i-time** | **i-info** | **other** |
| **i-name** | 804 | 39 | 42 | 140 | 498 |
| **i-place** | 68 | 316 | 29 | 203 | 421 |
| **i-time** | 50 | 20 | 1101 | 103 | 331 |
| **i-info** | 120 | 9 | 45 | 2669 | 660 |
| **Other** | 192 | 33 | 87 | 565 | 4697 |

Tabel IV‑8 *Confussion Matrix* pada set fitur All

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | **Prediksi Sistem** | | | | | |
| **Lebel** |  | **i-name** | **i-place** | **i-time** | **i-info** | **other** |
| **i-name** | 811 | 42 | 43 | 137 | 490 |
| **i-place** | 37 | 615 | 18 | 153 | 214 |
| **i-time** | 46 | 9 | 1107 | 88 | 355 |
| **i-info** | 126 | 48 | 43 | 2593 | 693 |
| **other** | 195 | 43 | 77 | 514 | 4745 |

Salah satu contoh kelas i-name yang dianggap sebagai kelas other adalah tweet ‘#WalkToGarage5 is back! There'll be @officiallef @aslowindance @rayhanmusic at Salis Hotel 29/4 @postrockbandung http://t.co/FpFNl16VW2’. Pada tweet tersebut, komponen nama event adalah leksikal ‘#WalkToGarage5’. Ternyata leksikal tersebut sangat jarang ditemukan. Hal ini berbeda dengan tweet ‘Workshop #PublicSpeakingSkill ! 70% PRAKTEK dan Terbukti Aplikatif loh! Just in here @ButterflyAct http://t.co/nXYFcbiW1k’. Dalam tweet tersebut, komponen nama event adalah ‘#PublicSpeakingSkill’. Namun leksikal tersebut ternyata didahului dengan leksikal ‘Workshop’ yang jumlah frekuensi kemunculannya dalam dataset lebih dari sekali. Oleh karena itu model tepat mengenali dengan tepat bahwa komponen i-name dalam tweet tersebut adalah ‘#PublicSpeakingSkill’.

Selain false negative pada kelas other yang sangat dominan, ditemukan juga false positive yang dominan. Secara umum, hal ini dapat dilihat dari tabel *Confussion Matrix* bahwa kelas other yang dianggap sebagai kelas i-info memiliki nilai yang besar (ditandai dengan warna oranye). Hal ini disebabkan karena anotator manusia masih kesulitan membedakan antara token yang dianggap sebagai i-info atau other. Bukti lainnya, diantara nilai-nilai False Negative, nilai false negative yang paling tinggi ada pada kelas i-info yang dianggap sebagai kelas other.

Salah satu contoh bias penentuan token mana yang dianggap sebagai i-info atau other ada pada tweet ‘Ayo merapat ke XL Martadinata, ada foodtruck disana dgn menu2 kuliner yg maknyos & booth fashion jg loh dsana <http://t.co/09Jp5VTK6w>’. Dalam tweet tersebut tidak jelas mana yang dianggap i-info atau other. Sebagian anotator akan menganggap literal ‘ada footruck disana’ sebagai other, sementara sebagian anotator akan menganggap literal ‘ada footruck disana’ sebagai i-info karena melengkapi konteks informasi acara. Contoh lainnya juga terdapat dalam tweet ‘Jgn ragu dateng ke #NewTrendFurnitureExpo, ini persembahan dr 30 pengusaha furniture BDG & Jakarta║21- 29 Maret <http://t.co/lJybdYtFVV>’. Pada tweet tersebut, tidak jelas token mana ayang dianggap sebagai i-info atau other. Bagi sebagian orang literal ‘persembahan dr 30 pengusaha furniture bandung’ dianggap sebagai i-info sementara bagi sebagian orang literal tersebut dianggap sebagai other karena dianggap seolah-olah bagian tweet yang hanya mempromosikan acara. Untuk contoh-contoh tweet yang keliru diklasifikasikan, dapat dilihat sebagianya padaLampiran B.

Tabel IV‑9 Hasil evaluasi parameter CRF

|  |  |
| --- | --- |
| **Orde CRF** | **Akurasi** |
| CRF derajat 0 / 1 | 75% |
| CRF derajat 2 | 71% |
| CRF derjaat 3 | 65% |

Selanjutnya dilakukan evaluasi terhadap parameter Algoritma CRF. Hasil evaluasi dapat dilihat dalam Tabel IV‑6. Pada tabel tersebut dapat dilihat bahwa kinerja CRF dengan orde 0/1 memiliki kinerja yang paling baik. Hal ini menunjukan bahwa token yang muncul 1 kata sebelum/sesudah kata yang diamati adalah faktor yang lebih penting dibandingkan token kata yang muncul 2 kata atau 3 kata sebelum kata yang diamati.

# Kesimpulan dan SARAN

## Kesimpulan

Berdasarkan analisis dan pengujian yang dilakukan pada Tugas Akhir ini, dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Modul filter memberikan akurasi 89 % dengan fitur yang digunakan adalah panjang karakter dalam tweet dan leksikal.
2. Metode tokenisasi komponen waktu yang terbaik dalam proses ekstraksi informasi event adalah metode tokenisasi *multi token*. Set fitur yang terbaik dalam proses ekstraksi informasi adalah POS Tag, fitur leksikal, Gazetteer, elemen tweet dan simbol-simbol khusus. Adapun parameter CRF terbaik adalah CRF berderajat 1. Kombinasi metode tokenisasi, set fitur dan parameter CRF yang sudah disebutkan sebelumnya, menghasilkan akurasi rata-rata 74%.

## Saran

Berikut beberapa saran yang mungkin dapat digunakan dalam pengembangan selanjutnya dari eksperimen ini:

1. Melakukan anotasi secara berkelompok. Anotasi berkelompok sangat dibutuhkan dengan tujuan untuk menghilangkan ambiguitas label. Kelas yang biasanya ambigu adalah kelas i-info dan other.
2. Penggunaan Kata kunci pencarian yang lebih variatif. Meskipun dari jumlah informasi yang masuk sudah cukup relevan (Tweet tidak relevan setengah dari Tweet yang relevan), penggunaan kata kunci yang ada belum bisa menjaring lebih banyak informasi.
3. Penanganan Imbalance Dataset

Hasil penelitian menunjukan bahwa nilai untuk setiap kelas, nilai false negative paling besar ada pada kelas other.Hal ini disebabkan data yang masuk masih belum seimbang. Oleh karena itu, penanganan terhadap *imbalance dataset* sangat dibutuhkan.

**Lampiran A Pola Regular Expression dalam Proses Tokenisasi**

| **Nama Pattern** | **Pattern Regular Expression** | **Contoh *matching words*** | **Catatan** |
| --- | --- | --- | --- |
| Nama Hari | (?>senin|selasa|rabu|kamis|jumat|sabtu|minggu|ahad|sunday|monday|tuesday|wednesday|thursday|friday|saturday|sun|mon|tues|wed|thu|fri|sat|snn|sls|rb|kms|jmt|sab|ming) | Senin; selasa; rabu; dst. |  |
| Bulan dalam angka | (?:1[012]|0?+[1-9]) | 0; 1; 02; 2 dst. | Bulan dalam kalender masehi hanya dari 0-12, tidak ada bulan ke-13 |
| Nama Bulan dalam bahasa indonesia | (?i)(?>januari|februari|maret|april|mei|juni|juli|agustus|september|oktober|november|desember) | Januari februari dst. |  |
| singkatan nama bulan dalam bahasa indonesia | (?i)(?>jan|feb|mar|apr|mei|jun|jul|agt|sep|okt|nov|des) | feb, mar dst. |  |
| Nama bulan dalam bahasa inggris | (?i)(?>January|february|march|april|may|june|july|august|september|october|november|december) | january, february, |  |
| Singkatan nama bulan dalam bahasa inggris | (?i)(?>jan|feb|mar|apr|may|jun|jul|aug|sept|oct|nov|dec) | Jan, feb, dst.. |  |
| Tahun | ((?:19|20)?\\d\\d) | 1999; 2099 | Untuk menyederhanakan persoalan, dianggap tahun valid antara 1900-2099 |
| Indikator waktu pada jam | (?i)(?>jam|pk|pukul|pk\\.) | Pukul, pk. Dst.. |  |
| Jam | (2[0-3]|1[0-9]|0?+[1-9]) | 0; 1; 23 | Jam hanya valid jika rangenya diantara 0-23 |
| Menit | ([0-5][0-9]|60) | 01; 02; dst.. | Menit hanya valid jika rangenya diantara 0-60 |
| Separator jam-menit | ([:.]) | Simbol titik pada 23.59 atau simbol titik dua pada 00:00 |  |
| Nomor Handphone | ((?:0|\\+62)\\d{9,11}) | 085794936041; +628155070251 | Mendukung dua jenis nomor handphone, dengan awalan kode negara (+62) dan tanpa awalan kode negara. |
| Pin BB | ([a-f0-9]{8}) | 12AE92 |  |
| Separator tanggal-bulan | [/- ] | Simbol pemisah informasi nama bulan atau nama tanggal |  |

**Lampiran B. Contoh Klasifikasi Tweet yang Salah**

| **Label** | **Prediksi Sistem** | **Tweet** | **Token yang keliru** |
| --- | --- | --- | --- |
| **i-name** | **i-place** | @InfoBdgEvent Lomba Burung Berkicau Asia Afrika Cup, Bandung, Minggu 26 April 2015 http://t.co/QHV93w547U | Asia Afrika Cup |
| **i-time** | AAC 2015 - Bandung, April 21-27, 2015 @ridwankamil @InfoBdgEvent http://t.co/uLpQYsJYwb | AAC 2015 |
| **i-info** | Tabligh Akbar ustz wiwin (siti Habibah) 12.30 wib Hari ini, Pusdai,Festival IslamicCenter. GRATIS @InfoBdgEvent @infobandung @Tabligh\_Akbar | Tabligh Akbar ustz wiwin |
| **other** | THE EXECUTIVE SUPER SALE up to 80% off Last 2 Days!THE EXECUTIVE boutiques @istanaplaza @InfoBdgDiskon @InfoBdgEvent http://t.co/tQyZRRjO26 | The executive super sale |
| **i-place** | **i-name** | Unleash U'r self w/ New Rush 2015! Come to #LauchingNewRush in Auto2000 Cibiru Jl Soetta 759 28/3 @my\_toyotabdg http://t.co/tVguJxF7eq | Auto2000 |
| **i-time** | Beli mobil extra hemat & untung? Yuk ke #FunAndFuious 9th anniversary Auto 2000 Cibiru 25/4/15 | Jl. SoeHatta 759 http://t.co/5vPzLhsyxW | Auto 2000 |
| **i-info** | Tonight!! @MalamEP2015 bakal ada live music, pom-pom boys & @THEPAPSPAPS, Dago Tea House | Ticket: 08997127861 http://t.co/XgBZkyaIQM | Dago Tea House |
| **Other** | » @LSOCIETE present #outofcontrol vol.3║There'll be Ical, Diskopantera, Rizal Sastra & Mangkok Manis DJ Set 14/3 http://t.co/lxVI2ryGd6 | @Lsociete |
| **i-time** | **i-name** | @InfoBdgEvent #Friday10th at @MOXCLUB #BigPartyCelebration For free entry use GL: VOLTURI (21.00-22.00) #NOLIMIT http://t.co/uP0ZY5FO5t | #Friday10th |
| **i-place** | Festival Sastra @ESA\_UNPAS 19 Aprl,Bantu share ya min @infobdg @infobandung @InfoBdgEvent @unpas\_bandung @infoUNPAS http://t.co/lCseuFM9H1 | 19 Aprl |
| **i-info** | FREE:: REBO MOTOAN MODEL :: jam 4 sampe cape @fotografernet @Infofotografi @belfot @ModelKita @InfoBdgEvent http://t.co/fJEnCOkK07 | jam 4 sampe cape |
| **Other** | Inget ya 2 Hari Lagi! #TOYSNKIDSEXPO2015 pameran mainan dan produk anak terbesar di Jawa Barat - @neobandung http://t.co/Fr7fuqAOiW | 2 hari lagi |
| **i-info** | **i-name** | Seminar profesional make up di RTC @InfoBdgEvent #MakeupArtist #seminar minat 081321434147 http://t.co/WuwzWLiG5B | #seminar minat 081321434147 |
| **i-place** | Be ready ladies! @yvesrocherid skincare no.1 di Perancis bakal buka di TSM Bandung lho! Soon :) http://t.co/2QADpKukpW | No.1 di Perancis |
| **i-time** | Jgn cuma disimpen! yuk upload foto #KAA2015 kamu ke http://t.co/9dJZc9Qi4w. Hadiahnya iPhone 6! #WonderfulKAA http://t.co/ptUxS3LIkc | Iphone 6 |
| **Other** | @InfoBdgEvent AGI kak, ada "SEMINAR BAHASA ISYARAT" u/ difabel rungu 14 Maret 2015, Follow @kmpd\_ Cp.085795779486 :) http://t.co/s97q3oc1RV | Follow |
| **other** | **i-name** | #NonBar #BPL #GW28 | QPR v Tottenham | @jackstarbdg Sabtu, 7maret2015 OG: 21.00 WIB | HTM:15k http://t.co/rBZmsysaa7 @infobdg @InfoBdgEvent | | (simbol pipa) |
| **i-place** | THE FIRST GAMES OF HUMAN VS ZOMBIE! See you at 2nd Floor Blitz Megaplex,PVJ. Online ticket : http://t.co/i82H8H9ATu | . (simbol titik) |
| **i-time** | Next Week! Tgl 14-15 Maret ini akan ada Bandung #TOYSNKIDSEXPO2015 Di Graha Manggala Siliwangi @neobandung http://t.co/Fr7fuqAOiW | Ini |
| **i-info** | Talkshow w/ Chairul Tanjung, @ridwankamil etc. only at #CPCorner2015! Tix: http://t.co/JWVec7szvr - @creativeP\_ec http://t.co/FKkjGzIXEO | - (simbol *dash*) |

DAFTAR PUSTAKA

Aggarwal, C. C. & Zhai, C., 2012. *Mining Text Data.* New York: Springer.

Aggarwal, C. C. & Zhai, C., 2012. *Mining Text Data.* London: Springer.

Axon, S., 2011. *Sprout Social.* [Online]   
Available at: http://sproutsocial.com/insights/twitter-term-definitions/  
[Accessed 12 12 2014].

Boettcher, A. & Lee, D., 2012. *EventRadar : A Real-Time Local Event Detection Scheme Using Twitter Stream.* Besancon, IEEE, pp. 358-367.

Bontcheva, K. et al., 2013. *TwitIE: An Open-Source Information Extraction Pipeline.* Hissar, ACL.

Brenner, J. & Smith, A., 2013. *72% of Online Adults are Social Networking Site Penggunas,* Washington DC: Pew Research Center.

Buckley, C. & Voorhees, E. M., 2000. *Evaluating Evaluation Measure Stability.* New York, s.n.

Clark, A., Fox, C. & Lappin, S., 2010. *The Handbook of Computational Lingguistic and Natural Language Processing.* 1st ed. New Jersey: John Willey.

Cui, A. et al., 2012. *Discover Breaking Events with Popular Hashtags in Twitter.* New York, ACM.

Endarnato, S. K., Pradipta, S., Nugroho, A. S. & Purnama, J., 2011. *Traffic Condition Information Extraction & Visualization from Social Media Twitter for Android Mobile Application.* Bandung, IEEE, pp. 1-4.

Feldman, R. & Sanger, J., 2007. *The Text Mining Handbook.* Cambridge: Cambridge University Press.

Feldman, R. & Sanger, J., 2007. *The Text Mining Handbook.* Cambridge: Cambridge University Press.

Ferenczy, D. v., Spiess, S. & Staudt, A., 2010. *Social Media: How To Get The Most Out Of Twitter To Make Your Event A Success.,* Munich: Amiando.

Hasby, M. & Khodra, M. L., 2013. *Optimal Path Finding Based on Traffic Information Extraction from Twitter.* Jakarta, IEEE, pp. 1-5.

Herbich, R. & Graepel, T., 2010. *Handbook of Natural langguagge processing.* Cambridge: CRC Press.

Jurafsky, D. & Martin, J. H., 2008. *Speech and Language Processing, An Introduction to Natural Language Processing,.* 2nd penyunt. New Jersey: Pearson Prentice Hall.

Khurdiya, A., Dey, L., Mahajan, D. & Verma, I., 2012. *Extraction and Compilation of Events and Sub-events from Twitter.* Macau, IEEE.

Li, F., 2014. *Internet-based Information Extraction Technologies.* [Online]   
Available at: http://www.cs.sjtu.edu.cn/~li-fang/Lecture%206-7%20*Event*%20IE.pdf  
[Accessed 30 December 2014].

Li, R., Lei, K. H., Khadiwala, R. & Chang, K. C.-C., 2012. *TEDAS : a Twitter-based Event Detection and Analysis System.* Washington, DC, IEEE, pp. 1273-1276.

Lukman, E., 2013. *Tech In Asia.* [Online]   
Available at: https://www.techinasia.com/Indonesia-social-jakarta-infographic/  
[Accessed 25 11 2014].

Mani, I. & Wilson, G., 2000. *Robust Temporal Processing of News.* s.l., ACL.

Ritter, A., Clark, S., Mausam & Etzioni, O., 2011. *Named Entity Recognition int tweets : an experimental study.* Stroudsburg, ACL.

Ritter, A., Mausam, Etzioni, O. & Clark, S., 2012. *18th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining.* Beijing, ACM.

Sakaki, T. et al., 2012. *Real-time Event Extraction for Driving Information from social sensors.* Bangkok, IEEE.

Sakaki, T., Okazaki, M. & Matsuo, Y., 2010. *Earthquake shakes Twitter penggunas: real-time event detection by social sensors.* New York, USA, ACM, pp. 851-860.

Spless, S. & Alphen-Schrade, M. v., 2013. *Social Media & Events Report,* Munich: Amiando.

Sugitani, T., Shirakawa, M., Hara, T. & Nishio, S., 2013. *Detecting Local Events by Analyzing Spatiotemporal Locality of Tweets.* Barcelona, IEEE, pp. 191-196.

1. SOLR adalah platform pencarian konten berbasis Apache Lucene. [↑](#footnote-ref-1)
2. GATE : General Architecture for Text Engineering, sebuah arsitektur pemrosesan teks yang dikembangkan oleh University of Sheffield. [↑](#footnote-ref-2)
3. Ark adalah software milik Carneigge Mellon University. Ark dapat diakses pada tautan <Http://ark.cs.cmu.edu> [↑](#footnote-ref-3)
4. Kateglo adalah aplikasi layanan *open source* untuk kamus,tesaurus dan glosarium bahasa indonesia. Kateglo dikelola oleh komunitas Bahtera (Bahasa Terjemahan Indonesia), salah satu komunitas penerjemah bahasa asing di Indonesia. [↑](#footnote-ref-4)
5. Gazeteer adalah kamus geografis berisi informasi suatu lokasi. [↑](#footnote-ref-5)
6. Mallet adalah kakas milik Umass. Mallet dapat diunduh pada tautan <http://mallet.cs.umass.edu> [↑](#footnote-ref-6)