UNIVERSITAS INDONESIA

PENGENALAN ENTITAS KESEHATAN PADA FORUM ONLINE DENGAN MENGGUNAKAN RECURRENT NEURAL NETWORKS

SKRIPSI

WAHID NUR ROHMAN
1306381856

FAKULTAS ILMU KOMPUTER
PROGRAM STUDI ILMU KOMPUTER
DEPOK
JULI 2016

UNIVERSITAS INDONESIA

PENGENALAN ENTITAS KESEHATAN PADA FORUM ONLINE DENGAN MENGGUNAKAN RECURRENT NEURAL NETWORKS

SKRIPSI
Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar
Sarjana Ilmu Komputer

WAHID NUR ROHMAN
1306381856

FAKULTAS ILMU KOMPUTER
PROGRAM STUDI ILMU KOMPUTER
DEPOK
JULI 2016

HALAMAN PERNYATAAN ORISINALITAS

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

Nama	:	**Wahid Nur Rohman**
NPM	:	**1306381856**
Tanda Tangan	:	
Tanggal	:	**22 Juli 2016**

HALAMAN PENGESAHAN

Skripsi ini diajukan oleh	:	
Nama	:	Wahid Nur Rohman
NPM	:	1306381856
Program Studi	:	Ilmu Komputer
Judul Skripsi	:	Pengenalan Entitas Kesehatan pada Forum Online dengan Menggunakan Recurrent Neural Networks

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

DEWAN PENGUJI

Pembimbing 1	:	Dra. Mirna Adriani, Ph.D.	( )
Pembimbing 2	:	Alfan Farizki Wicaksono S.T., M.Sc.	( )
Penguji	:	Dr. Indra Budi S.Kom., M.Kom	( )
Penguji	:	Ir. Ito Wasito M.Sc., Ph.D.	( )

Ditetapkan di	:	Depok
Tanggal	:	27 Juni 2016

KATA PENGANTAR

الْحَمْدُ لِلَّـهِ الَّذِي هَدَانَا لِهَـذا وَمَا كُنَّا لِنَهْتَدِيَ لَوْلَا أَنْ هَدَانَا اللَّـهُ

Segala puji bagi Allah yang telah menunjuki kami kepada (surga) ini. Dan kami sekali-kali tidak akan mendapat petunjuk kalau Allah tidak memberi kami petunjuk. [Al-A'raf:43]

الْحَمْدُ للهِ رَبِّ الْعَالَمِيْنَ، وَالصَّلاَةُ وَالسَّلاَمُ عَلَى سَيِّدِنَا مُحَمَّدٍ سَيِّدِ الْأَوَّلِيْنَ وَالآخِرِيْنَ، وَعَلَى آلِهِ وَصَحْبِهِ وَمَنِ اهْتَدَى بِهَدْيِهِ إِلَى يَوْمِ الدِّيْنِ

Segala puji bagi Allah, Tuhan sekalian alam, semoga keselamatan dan kesejahteraan tetap terlimpahkan atas junjungan kita Nabi Muhammad SAW, penghulu manusia, baik yang dahulu maupun yang belakangan, begitu juga kepada segenap keluarga dan semua orang yang mengikuti petunjuk, sampai saat Hari Kemudian.

Segala puji dan syukur kehadirat Allah SWT, Tuhan Yang Maha Esa, yang senantiasa memberikan ramhat dan hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini.

Penulisan skripsi ini ditujukan untuk memenuhi salah satu syarat untuk menyelesaikan pendidikan pada Program Sarjana Ilmu Komputer, Universitas Indonesia. Penulis sadar bahwa dalam perjalanan menuntut ilmu di universitas hingga dalam menyelesaikan skripsi ini, penulis tidak sendiri. Penulis ingin berterima kasih kepada pihak-pihak yang selalu peduli, mendampingi, dan mendukung penulis, yaitu:

1. Kedua Orang Tua penulis yang selalu memberikan dukungan dan do'a kepada penulis.
2. Dra. Mirna Adriani, Ph.D. dan Dr. Amalia Zahra selaku dosen pembimbing yang banyak memberikan arahan, masukan, dan bantuan dalam menyelesaikan skripsi ini.
3. Alfan Farizki Wicaksono, ST., M.Sc. dan Rahmad Mahendra, S.Kom., M.Sc. yang memberi dukungan dari awal sampai akhir pengerjaan skripsi ini, dan juga memberikan tips-tips dalam mengerjakan skripsi.
4. Andreas Febrian yang telah membuat *template* dokumen skripsi ini, sehingga penulis menjadi terbantu dalam menulis skripsi.

5. Erik Dominikus yang telah mempublikasikan dan mempopulerkan *template* dokumen skripsi ini, sehingga penulis menjadi tahu bahwa ada *template* tersebut.
6. Mohammad Syahid Wildan dan Abid Nurul Hakim, sebagai rekan yang banyak memberi masukan dan berbagi ide dengan penulis.
7. Teman-teman Lab Information Retrieval yang memberi dukungan dan semangat kepada penulis untuk menyelesaikan skripsi ini.
8. Teman-teman Forum Remaja Masjid UI yang memberi dukungan serta do'a kepada penulis untuk menyelesaikan skripsi ini.
9. Pihak-pihak lain yang tidak dapat penulis sebutkan satu-persatu yang sudah memberikan bantuan dan dukungannya kepada penulis.

Depok, Juni 2016

Wahid Nur Rohman

HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

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

Nama	:	Wahid Nur Rohman
NPM	:	1306381856
Program Studi	:	Ilmu Komputer
Fakultas	:	Ilmu Komputer
Jenis Karya	:	Skripsi

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

Pengenalan Entitas Kesehatan pada Forum Online dengan Menggunakan Recurrent Neural Networks

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

Demikian pernyatan ini saya buat dengan sebenarnya.

Dibuat di : Depok
Pada tanggal : 22 Juli 2016

Yang menyatakan

(Wahid Nur Rohman)

ABSTRAK

Nama	:	Wahid Nur Rohman
Program Studi	:	Ilmu Komputer
Judul	:	Pengenalan Entitas Kesehatan pada Forum Online dengan Menggunakan Recurrent Neural Networks

Banyak umat Muslim yang ingin menghafalkan Al-Qur'an. Namun orang yang menghafalkan Al-Qur'an membutuhkan rekan untuk membantu mengevaluasi hafalannya. Untuk membantu proses tersebut, penelitian ini mengembangkan sebuah sistem yang mampu mengevaluasi pembacaan Al-Qur'an secara otomatis. Sistem tersebut menggunakan fitur *mel frequency cepstral coefficient* (MFCC) dan *shifted delta cepstral coefficient* (SDCC), dengan metode klasifikasi *support vector machine* (SVM) dan *Gaussian mixture model* (GMM). Eksperimen dalam penelitian ini dilakukan terhadap setiap ayat di juz 30 Al-Qur'an, dan hasilnya menunjukkan bahwa kombinasi yang paling tepat untuk digunakan dalam sistem tersebut adalah fitur SDCC dengan metode klasifikasi GMM.

Kata Kunci:
Al-Qur'an, evaluasi, MFCC, SDCC, SVM, GMM

ABSTRACT

Name	:	Wahid Nur Rohman
Program	:	Computer Science
Title	:	Medical Entity Recognition on the Online Health Forum using Recurrent Neural Networks

Many Moslems want to recite Al-Qur'an. Unfortunatelly, someone who is reciting Al-Qur'an needs a partner to help evaluating the recitation. To help that process, this research develops a system that is able to automatically evaluate Al-Qur'an recitation. The system uses *mel frequency cepstral coefficient* (MFCC) and *shifted delta cepstral coefficient* (SDCC) feature, with *support vector machine* (SVM) and *Gaussian mixture model* (GMM) classification method. The experiment is applied to every ayah in juz 30 of Al-Qur'an, and the result shows that the best combination to use in the system is SDCC feature with GMM classification method.

Keywords:
Al-Qur'an, evaluation, MFCC, SDCC, SVM, GMM

DAFTAR ISI

DAFTAR GAMBAR

DAFTAR TABEL

BAB 1
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Saat ini, perkembangan teknologi semakin mempermudah berbagai kegiatan manusia yang dilakukan sehari-hari. Sebagai contoh, ketika seseorang mengalami permasalahan kesehatan dan ingin berkonsultasi kepada para dokter, ia dapat memanfaatkan forum kesehatan *online* yang dapat memungkinan terjadinya interaksi antara pasien dan dokter tanpa perlu tatap muka. Melalui forum tersebut, seseorang hanya perlu menuliskan keluhan dan pertanyaan pada formulir yang tersedia. Kemudian, dokter yang memiliki akun di forum kesehatan *online* tersebut dapat memberikan jawaban atas pertanyaan orang tersebut.

Banyak sekali informasi bermanfaat yang dapat diperoleh dari forum kesehatan *online*. Informasi tersebut meliputi informasi keluhan yang dialami pasien, obat yang sebaiknya digunakan atau langkah penyembuhan yang dapat dilakukan. Orang lain dapat mencari obat atau langkah penyembuhan dari forum tersebut melalui pertanyaan yang sudah diajukan sebelumnya. Oleh karena itu, akan sangat baik apabila ada sebuah model atau sistem yang mampu mengekstrak secara otomatis informasi-informasi tersebut. Tantangan utama dari pengembangan model ini adalah *post* atau isi dari forum yang tidak terstruktur. Dokumen *post* tidak dibagi menjadi beberapa bagian seperti bagian keluhan, penyakit, obat dll, namun hanya menjadi satu bagian saja. Misalnya ketika seseorang menanyakan tentang keluhannya, orang tersebut hanya diberikan dua buah isian berupa judul dan isi pertanyaan. Jawaban yang diberikan oleh dokter juga sama, hanya menjadi satu bagian saja. Jawaban yang diberikan tidak terstruktur seperti memiliki bagian langkah penyembuhan, nama penyakit dan obat secara terpisah. Hal ini menyebabkan orang sulit melakukan ekstraksi informasi dari dokumen tersebut.

Dari permasalahan tersebut, terdapat sebuah solusi untuk melakukan ekstraksi informasi penyakit dalam suatu dokumen, yaitu dengan menggunakan sistem Pengenalan Entitas Kesehatan (*Medical Entity Recognition*) atau disingkat MER. Sistem MER ini dapat mengenali entitas kesehatan dalam sebuah dokumen. Apabila diberikan sebuah dokumen, sistem ini akan mengembalikan dokumen yang telah mendapatkan label pada masing-masing entitas kesehatan di dalamnya.

Penelitian dalam rangka mengembangkan sistem MER sudah banyak dilakukan

oleh beberapa peneliti. Salah satu penelitian tersebut dilakukan oleh Abacha dan Zweigenbaum (2011) dengan menggunakan dokumen medis rumah sakit berbahasa Inggris. Entitas yang mendapatkan label pada penelitian tersebut adalah *treatment*, *problem* dan *test*. Terdapat tiga pendekatan yang digunakan, yaitu pendekatan *machine learning*, pendekatan *rule based* dan pendekatan *hybrid*. Kesimpulan yang dicapai pada penelitian tersebut adalah pendekatan *hybrid* memberikan hasil terbaik, yaitu dengan *precission* 72.18%, *recall* 83.78% dan *F-Measure* 77.55%.

Pada dokumen berbahasa Indonesia, pengembangan sistem MER masih belum banyak. Ada beberapa penelitian terkait sistem MER, namun hasil yang diberikan belum memuaskan. Salah satu penelitian terkait MER dilakukan oleh Herwando (2016) yang menggunakan dokumen forum kesehatan *online* berbahasa Indonesia dari beberapa situs. Tujuan dari penelitian tersebut adalah untuk mencari kombinasi fitur yang dapat menghasilkan akurasi terbaik. Herwando (2016) menggunakan algoritma *Conditional Random Field* dengan hasil akhir yaitu *precission* 70.97%, *recall* 57.83% dan *f-measure* 63.69%. Fitur-fitur yang membuat model memiliki akurasi terbauk yaitu fitur kata itu sendiri, frasa, kamus: *symptom, disease, treatment, drug*, *window feature (previous word)* dan panjang kata.

Dalam penelitian ini, penulis mengusulkan model lain untuk mengembangkan sistem MER, yaitu dengan menggunakan *Recurrent Neural Network*. Sebelumnya penelitian terkait hal ini pernah dikerjakan oleh Mujiono et al. (2016), dengan jenis entitas yang digunakan adalah entitas *Drug* saja. Namun, dengan menggunakan fitur vektor kata yang menggunakan *word embedding* saja, *f-measure* yang diberikan mencapai 86.45%. Oleh karena itu, penulis mengusulkan model *Recurrent Neural Network* pada penelitian ini.

Penulis berharap bahwa penelitian ini akan memberikan banyak manfaat. Sistem MER yang dihasilkan dapat digunakan untuk membuat aplikasi lain. Misalnya dengan adanya MER pada dokumen bahasa Indonesia, dapat dibuat sistem untuk melakukan *indexing* dokumen forum sehingga pencarian dokumen kesehatan dapat dilakukan dengan lebih efisien. Selain itu, keluaran dari MER juga dapat digunakan untuk mengidentifikasi tren penyakit pada waktu tertentu dari suatu sumber, sehingga pihak terkait mampu melakukan langkah dan kebijakan yang tepat. Penulis berharap bahwa penelitian MER pada dokumen berbahasa Indonesia ini dapat dilanjutkan sehingga dapat menghasilkan model yang lebih baik dan membuat suatu aplikasi yang memanfaatkan keluaran dari penelitian ini. Masih banyak manfaat lain yang didapatkan dengan adanya sistem MER yang memiliki hasil akurat.

1.2 Perumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas, dalam penelitian ini penulis mengajukan rumusan masalah sebagai berikut:

1. Fitur apa saya yang membuat sistem MER memiliki performa terbaik?
2. Bagaimana pengaruh arsitektur RNNs terhadap performa sistem MER yang dikembangkan?

1.3 Tujuan dan Manfaat Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk membangun sistem yang mampu melakukan ekstraksi entitas kesehatan dari forum *online*. Sebenarnya, pada penelitan yang dilakukan oleh Herwando (2016) sudah menghasilkan sebuah sistem yang sama. Namun, fokus penelitian ini yaitu mencoba menggunakan metode yang berbeda. Metode tersebut yaitu dengan menggunakan *Recurrent Neural Network* dengan harapan mampu meberikan hasil yang lebih baik. Penelitian ini juga bertujuan untuk mendapatkan fitur-fitur yang membuat sistem memiliki performa terbaik. Selain itu, penelitian ini juga bertujuan untuk mendapatkan informasi baru terkait pembuatan sistem MER berbahasa Indonesia.

Manfaat dari penelitian ini adalah menghasilkan rancangan sistem dan metode yang dapat digunakan sebagai bahan penelitian lanjutan. Saat ini, sistem dan metode yang dihasilkan hanya mampu mengenali entitas kesehatan saja. Hal ini dapat digunakan untuk membuat sistem informasi tentang suatu jenis penyakit lengkap dengan gejala, obat dan cara penyembuhannya. Selama ini, masyarakat yang menanyakan suatu penyakit melalui forum *online* tidak membaca terlebih dahulu riwayat pertanyaan yang telah ditanyakan oleh orang lain. Oleh karena itu, diharapkan dengan sistem informasi tersebut, calon penanya hanya perlu mencari penyakit yang akan ditanyakan pada sistem informasi tersebut. Apabila tidak ada, penanya dapat mengajukan pertanyaan, kemudian pertanyaan dan jawaban yang diberikan akan terindeks oleh sistem dan menambah informasi.

Selain itu, hasil penelitian ini juga dapat digunakan untuk membangun sistem yang mengenali tren penyakit pada masyarakat, sehingga pihak terkait mampu menentukan langkah strategis yang tepat.

1.4 Metodologi Penelitian

Berikut merupakan metode penelitian yang penulis lakukan.

1. Studi Literatur

   Pada tahapan ini penulis mencari literatur yang terkait dengan penelitian ini. Literatur ini digunakan sebagai bahan pemelajaran dan untuk mendukung penelitian yang penulis lakukan. Literatur yang penulis gunakan memiliki keterkaitan terhadap kasus MER , *Sequence Labelling* dan *Recurrent Neural Network*.

2. Pengumpulan Data

   Pada tahapan ini, penulis mengumpulkan data percobaan yang diperlukan. Penulis mengumpulkan dokumen teks dari forum kesehatan *onlune* dan dari penelitan Herwando (2016). Setelah dokumen terkumpul, penulis melakukan langkah-langkah pra-pemrosesan baik pada dokumen yang penulis dapatkan dari forum maupun korpus dari penelitian Herwando (2016). Tujuan langkah tersebut yaitu untuk menghilangkan beberapa karakter yang mengganggu tahapan selanjutnya, melakukan normalisasi pada beberapa kasus token, dll. Setelah itu penulis melakukan tokenisasi dan melakukan pemecahan kalimat dengan menggunakan beberapa aturan, kemudian penulis memberikan label pada dokumen yang penulis dapat dari forum secara manual.

3. Pengembangan Model

   Pada tahapan ini, penulis melakukan perancangan eksperimen yang akan dilakukan. Penulis mendefinisikan fitur-fitur yang akan diuji pada penelitian ini dan arsitektur RNNs yang juga akan diuji.

4. Eksperimen

   Tahapan ini merupakan bagian inti dari penelitian. penulis melakukan langkah eksperimen dengan tujuan mendapatkan jawaban dari pertanyaan yang telah dirumuskan pada rumusan masalah. Sebelum masuk di tahap ini, penulis melakukan pemecahan data menjadi 10 bagian untuk mengimplementasikan *10-cross fold validation*. Setelah itu, data disusun sedemikian sehingga siap digunakan sebagai *resource* eksperimen.

5. Evaluasi dan Analisis Hasil

   Pada tahapan ini penulis melakukan evaluasi dan analisis dari hasil eksperimen. Untuk mengukur akurasi dari masing-masing fitur dan arsitektur RNNs yang penulis usulkan, saya menggunakan *precission*, *recall* dan *f-measure*.

6. Penarikan Kesimpulan

   Tahap ini merupakan tahap terakhir dari penelitian. Setelah melakukan

serangkaian eksperimen, evaluasi dan analisis, penulis memberikan kesimpulan dan informasi penting terkait penelitian ini. Selain itu penulis juga memberikan saran untuk penelitian selanjutnya.

1.5 Ruang Lingkup Penelitian

Pada penelitian ini terdapat beberapa batasan yang penulis tentukan, yaitu:

1. **Entitas Kesehatan**
   Pengenalan entitas kesehatan pada penelitian ini berfokus pada pengenalan nama penyakit (*disease*), gejala-gejala penyakit (*symptom*), nama obat (*drug*) dan langkah pengobatan (*treatment*),

2. **Domain Pengenalan**
   Pengenalan entitas kesehatan dilakukan pada bagian judul pertanyaan, isi pertanyaan/keluhan dan isi jawaban dari dokter.

1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan dalam laporan penelitian ini sebagai berikut:

- Bab 1 PENDAHULUAN
  Pada bab ini penulis menjelaskan mengenai motivasi dalam melakukan penelitian ini dan komponen-komponen utama penelitian seperi latar belakang, perumusan masalah, tujuan dan manfaat penelitian, metodologi penelitian, ruang lingkup penelitian dan sistematika penulisan.

- Bab 2 LANDASAN TEORI
  Pada bab ini penulis melakukan studi literatir mengenai beberapa teori dan penelitan yang dilakukan oleh penulis lain.

- Bab 3 METODOLOGI
  Pada bab ini penulis menjelaskan alur dari penelitian ini, yaitu pengumpulan data, pra-pemrosesan, pelabelan, pengembangan model, eksperimen dan evaluasi.

- Bab 4 IMPLEMENTASI
  Pada bab ini penulis menjelaskan proses implementasi sistem dan eksperimen berdasarkan rancangan yang telah Wahid Nur Rohman tentukan pada bab sebelumnya. Selain itu penulis juga menjelaskan implementasi dari masing-masing tahapan yang dilakukan.

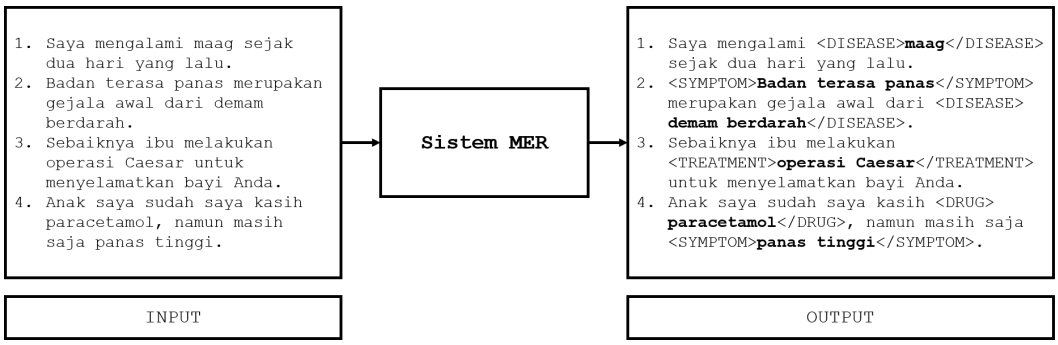
- Bab 5 EKSPERIMEN
  Pada bab ini penulis menjelaskan analisis dari hasil eksperimen yang telah penulis kerjakan pada tahap sebelumnya. Hasil eksperimen penulis sajikan dalam bentuk tabel dan grafik.

- Bab 6 KESIMPULAN DAN SARAN
  Pada bab ini penulis memberikan kesimpulan berdasarkan hasil eksperimen dan analisis yang telah dilakukan pada penelitian ini. Selain itu penulis juga memberikan saran dan masukan untuk penelitian dan pengembangan sistem mengenai MER berbahasa Indonesia selanjutnya.

BAB 2
LANDASAN TEORI

2.1 Pengenalan Entitas Kesehatan

Pengenalan Entitas Kesehatan (MER) merupakan salah satu cabang dari Pengenalan Entitas Bernama (NER) dengan dokumen sumber berupa teks kesehatan. NER sendiri merupakan suatu sistem/aplikasi yang memanfaatkan teknik pada *Natural Language Processing* dan *Information Extraction* untuk mengenali entitas yang telah dikategorikan sebelumnya seperti nama, lokasi, organisasi, waktu dll. Sedangkan pada sistem MER, entitas yang akan dikenali yaitu nama penyakit (*disease*), gejala penyakit (*sympton*), obat (*drug*) dan langkah penyembuhan *treatment*, nama protein, DNA, RNA dll. Gambar 2.1 merupakan ilustrasi dari sebuah sistem MER.



Gambar 2.1: Ilustrasi Sistem MER

Dari ilustrasi di atas, sebuah sistem MER akan diberikan *input* berupa dokumen kesehatan, kemudian sistem diharapkan dapat memberikan *output* berupa dokumen yang mendapatkan pelabelan dengan benar. Dokumen kesehatan yang menjadi *input* dapat berupa dokumen formal seperti dokumen suatu rumah sakit atau dokumen non-formal seperti dokumen forum kesehatan *online*.

Implementasi sistem MER dapat memberikan manfaat pada beberapa bidang, seperti pada aplikasi *Question Answering* (Abacha dan Zweigenbaum, 2011) yang hasil pelabelan dari sistem MER dapat mempermudah identifikasi entitas yang ditanyakan. Selain itu, hasil pelabelan sistem MER juga dapat dimanfaatkan untuk pembuatan sistem *indexing* dokumen forum sehingga pencarian dokumen kesehatan dapat dilakukan dengan lebih efisien. Sistem MER juga dapat digunakan untuk mendukung aplikasi *entity linking* yang memungkinkan seseorang untuk

mengetahui hubungan antar entitas (Hachey et al., 2013). Misalnya dengan adanya aplikasi *entity linking*, kita dapat mengetahui obat apabila hanya diberikan *query* nama penyakit dengan berdasarkan dokumen-dokumen kesehatan yang telah mendapatkan pelabelan dari sistem MER. Masih banyak manfaat lain dari implementasi sistem MER ini.

Sebelumnya Abacha dan Zweigenbaum (2011) telah melakukan penelitian terkait sistem MER pada dokumen berbahasa Inggris. Sistem MER yang dibuat bertujuan untuk melabeli entitas *treatment*, *problem* dan *test* dengan menggunakan 3 metode, yaitu (i) metode semantik dengan menggunakan *tools* MetaMap (*domain knowledge*), (ii) ekstraksi frasa berdasarkan *chunker* dan klasifikasi dengan SVM (*machine learning based*) dan (iii) gabungan 2 metode sebelumnya dengan menggunakan CRF (*hybrid*). Hasil yang terbaik didapatkan dengan menggunakan metode *hybrid* yang menggabungkan 2 metode sebelumnya (*domain knowledge* dan *machine learning*) dan dengan *precision* 72.18%, *recall* 83.78% dan *f-measures* 77.55%.

Selain penelitian di atas, Mujiono et al. (2016) juga melakukan penelitian terkait MER dengan tujuan untuk mendapatkan representasi data yang berdasarkan karakteristik *training data*. Mujiono et al. (2016) mengusulkan tiga teknik representasi data, yaitu (i) evaluasi dengan model *neural networsks* standar, (ii) evaluasi dengan dua *deep network classifiers*, yaitu DBN (*Deep Belief Networks*), dan SAE (*Stacked Denoising Encoders*) serta (iii) representasi kalimat sebagai *sequence* yang dievaluasi dengan *recurrent neural networks* yaitu LSTM (*Long Short Term Memory*). Hasil yang didapatkan yaitu kalimat sebagai *sequence* yang dievaluasi dengan LSTM memberikan hasil yang terbaik, yaitu *f-measure* 86.45%.

Penelitian terkait MER pada dokumen berbahasa Indonesia sudah dilakukan sebelumnya oleh Herwando (2016). Dalam penelitiannya, Herwando (2016) menggunakan CRF (*Conditional Random Fields*) dengan tujuan untuk mendapatkan kombinasi fitur yang menghasilkan akurasi terbaik. Entitas yang akan diberi label yaitu nama penyakit (*disease*), gejala penyakit (*sympton*), obat (*drug*) dan langkah penyembuhan *treatment*. Dokumen yang menjadi input penelitian merupakan hasil *crawling* dari forum kesehatan *online* dari berbagai situs yang berisi tanya jawab. Hasil yang didapatkan yaitu *precision* 70.97%, *recall* 57.83% dan *f-measeure* 63.69% dengan fitur *its own word*, frasa, kamus (*symptom*, *disease*, *treatment* dan *drug*), kata pertama sebelum dan panjang kata.

Selain itu, Suwarningsih et al. (2014) juga melakukan penelitian terkait MER pada dokumen berbahasa Indonesia dengan menggunakan SVM (*Support Vector Machine*). Entitas yang akan dikenali yaitu *location*, *facility*, *diagnosis*,

definition dan *person*. Data yang digunakan sebagai korpus merupakan data dari situs *health.detik.com*, *detikhealth.com* dan *health.kompas.com/konsultasi* dengan total keseluruhan sebanyak 1000 kalimat. AKurasi yang dihasilkan yaitu 90% dengan menggunakan fitur *baseline*, *word level (morphology, POS-Tag, dll)* dan fitur dari dalam dokumen tersebut.

2.2 Deep Learning

Apa itu DeepLearning How it works

2.3 Recurrent Neural Networks

Recurrent neural networks (RNNs) merupakan *Artificial Neural Networks* (ANNs) yang memiliki koneksi siklik (Graves, 2012). RNNs memiliki *neuron* yang terkoneksi dengan *neuron* lain sehingga membentuk *loop* umpan balik (Haykin et al. (2009)), tidak seperti *feedforward neural network* (FNNs) dimana aliran informasi hanya berjalan searah. RNNs memungkinkan *output* yang dihasilkan akan menjadi *input* untuk menghasilkan *output* yang lain. Hal ini menyebabkan perilaku RNNs tidak hanya bergantung pada *input* saat ini saja, namun juga bergantung pada *output* sebelumya. Oleh karena itu, RNNs memiliki kemampuan yang sangat bagus sebagai model dalam permasalahan *sequence data* dibandingkan dengan FNNs. RNNs sendiri memiliki kemampuan yang sangat bagus dalam beberapa *task*, seperti *language model* (Mikolov et al. (2010)) dan *speech recognition* (Graves et al. (2013)).

Dibandingkan dengan FNNs, RNNs memiliki beberapa kelebihan (Mikolov et al., 2010), yaitu:

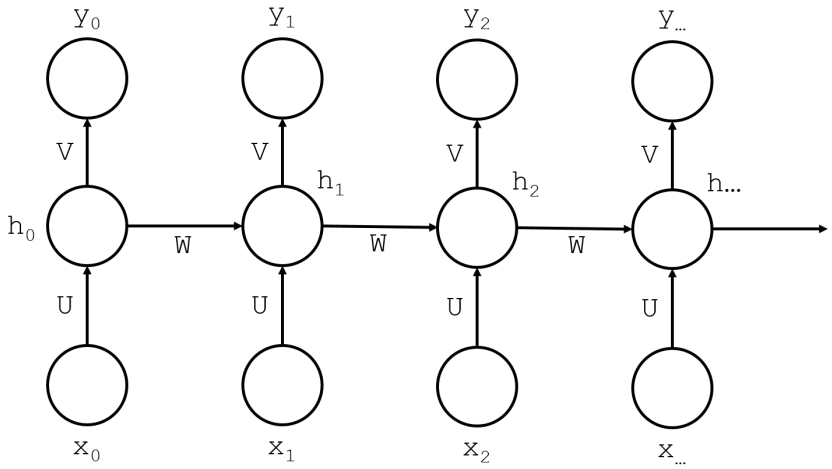
1. Pada RNNs, kata-kata sebelumnya direpresentasikan dengan *recurrent connections*, sehingga RNNs dapat menyimpan informasi kata sebelumnya dalam jumlah tak hingga. Pada FNNss, representasi kata sebelumnya berupa konteks dari n-1 kata. Oleh karena itu, FNNs terbatas dalam penyimpanan informasi kata sebelumnya terbatas seperti pada model n-gram.

2. RNNs dapat melakukan kompresi keseluruhan riwayat kata menjadi ruang dimensi yang lebih kecil, sedangkan FNNs melakukan kompresi/proyeksi hanya dengan sebuah kata saja.

3. RNNs memiliki kemampuan membentuk *short term memory*, sehingga dapat posisi invarian sebuah kata dapat ditangani. Hal ini tidak dapat dilakukan

pada FNNs,

Banyak variasi RNNs yang telah diusulkan oleh beberapa peneliti, seperti Elman *networks* (Elman, 1990), Jordan *networks* (Jordan, 1986), *time delay neural networks* (Lang et al., 1990) dll. Gambar berikut merupakan conroh dari RNNs sederhana



Gambar 2.2: *Recurrent Neural Networks* sederhana

Dari gambar 2.2, sebuah jaringan pada RNNs memiliki *input layer x*, *hidden layer h* dan *output layer y*. Terdapat 3 buah parameter yang dicari dalam tahap *learning*, yaitu U,V,W yang masing-masing parameter tersebut di-*share* untuk semua *timestep t* dengan:

$$U,V,W \in \mathbb{R} \tag{2.1}$$

Untuk suatu *timestep* t, *input* RNNs dinotasikan sebagai $x(t)$, *timestep* dinotasikan sebagai $h(t)$ dan *output* dinotasikan sebagai $y(t)$, dengan:

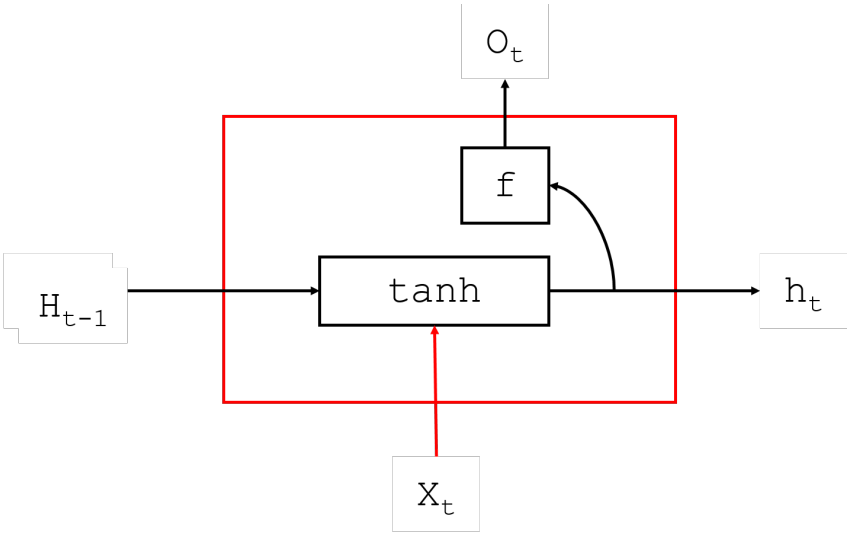
$$y(t) = f(V \cdot h(t)) \tag{2.2}$$

$$h(t) = f(U \cdot x(t) + W \cdot h(t-1)) \tag{2.3}$$

dimana

$$h(0) = f(W \cdot x(0)) \tag{2.4}$$

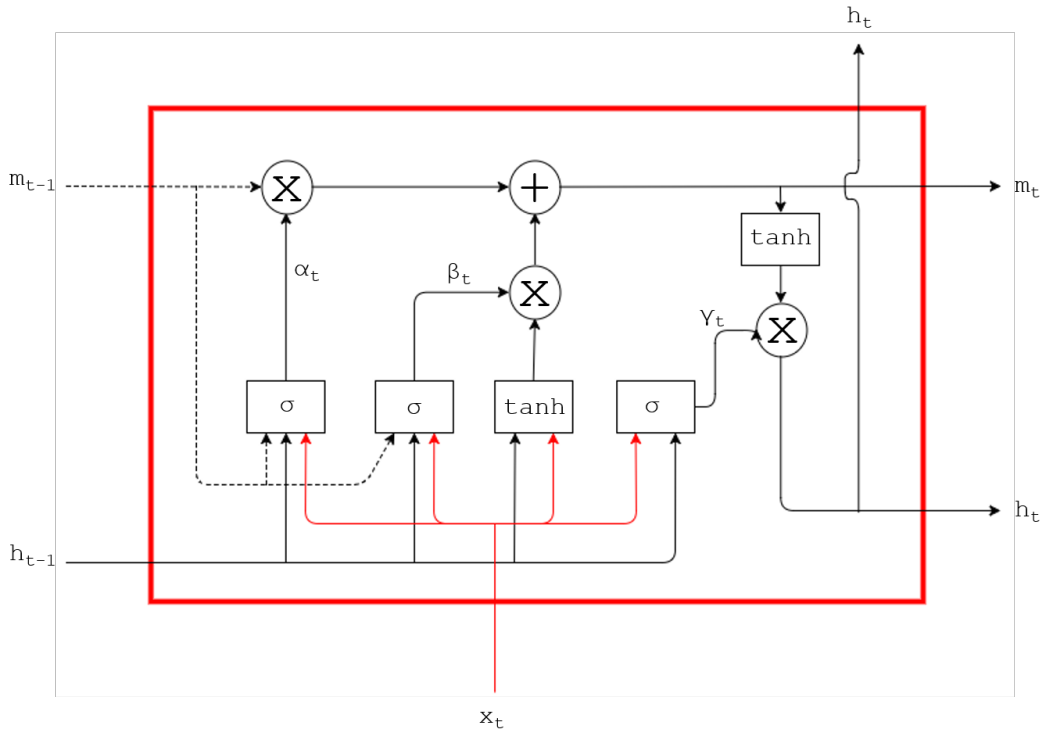
dengan f sebagai *activation function*. Untuk lebih jelasnya, berikut merupakan gambar dari satu buah *timestep* di dalam RNNs



Gambar 2.3: 1 buah *timestep* dalam RNNs

2.3.1 Long Short Term Memory

Pada penjelasan di atas, RNNs memiliki kelebihan mempertimbangkan konteks untuk mengolah *input* menjadi *output*. Sayangnya, *range* konteks yang dapat digunakan dalam satu blok terbatas (Graves, 2012). Efek dari keterbatasan ini yaitu informasi pada suatu blok akan hilang atau terganggu dalam perjalanan *timestep* sehingga *output* yang dihasilkan tidak sesuai harapan. Oleh karena itu RNNs tidak dapat menangani permasalahan dependensi jangka panjang. Permasalahan ini disebut dengan *vanishing gradient problem*. Banyak upaya untuk mengatasi masalah ini, seperti dengan menggunakan *simulated annealing* dan *discrete error propagation*, menggunakan *time delays* atau *time constant*, dan *hierarchical sequence compression*. Namun sejauh ini solusi yang paling bagus yaitu dengan arsitektur *Long Short Term Memory* (LSTM).



Gambar 2.4: 1 buah blok memori dalam LSTM

LSTM diperkenalkan oleh Hochreiter dan Schmidhuber (1997) dan saat ini banyak digunakan dalam berbagai *task*. Gambar 2.4 merupakan ilustrasi satu buah blok memori di dalam LSTM. Pada dasarnya, arsitektur LSTM mirip dengan RNNs, namun unit *nonlinear* pada *hidden layer* di dalam RNNs diganti menjadi blok memori. Sebuah blok memori memiliki gerbang *multiplicative* yang berfungsi untuk menyimpan dan mengakses informasi dari blok sebelumnya namun dengan batasan yang jauh lebih besar dibanding RNNs, sehingga mampu menghindari *vanishing gradient problem*. Apabila *input gate* selalu tertutup, maka memori tidak akan perah ditimpa sehingga isi memori tidak berubah.

Pada gambar 2.4, kita dapat melihat bahwa 1 blok memori pada LSTM tersebut memiliki 3 buah gerbang, yang berfungsi untuk sebagai pengatur suatu informasi apakah ditambahkan, dipertahankan atau dihapus di dalam sebuah sel. Masing-masing gerbang terdiri dari komponen *sigmoid layer* dan komponen untuk melakukan operasi penjumlahan atau perkalian untuk masing-masing *element-wise*. *Sigmoid layer* tersebut memiliki nilai antara nol sampai dengan satu, yang mendeskripsikan perilaku gerbang dalam menerima *input*. Semakin kecil nilai dari layer tersebut maka semakin kecil pula informasi masuk ke gerbang terkait dan sebaliknya.

1. *Forget Gate*

Gerbang ini memiliki fungsi untuk menentukan informasi yang akan disimpan di dalam memori dengan formula berikut

$$\alpha_t = \tau(W_{x\alpha} + W_{h\alpha} \cdot h_{t-1} + W_{m\alpha} \cdot h_{t-1}) \tag{2.5}$$

2. *Input Gate*

3. *Output Gate*

2.3.2 Penerapan RNNs untuk MER

– Belum

2.4 Word Embedding

– Belum

BAB 3
METODOLOGI

Pada bab ini penulis akan menjelaskan metodologi penelitian yang penulis gunakan. Metodologi penelitian yang dilakukan meliputi tahap pengumpulan data, pra-pemrosesan data, pelabelan data, pengembangan model, eksperimen dan evaluasi.

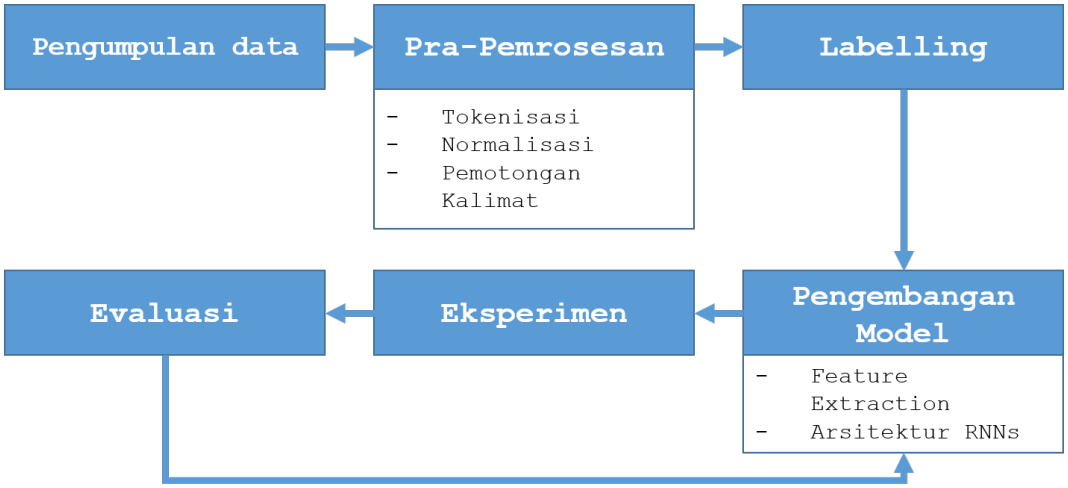
3.1 Gambaran Umum Pengembangan Metodologi yang Digunakan untuk

Penelitian ini bertujuan untuk membuat sebuah model yang mampu memberikan label entitas kesehatan pada suatu dokumen. Seperti yang telah dijelaskan pada bab sebelumnya, terdapat banyak entitas kesehatan yang dapat digunakan sebagai target pelabelan. Oleh karena itu, untuk mempermudah penelitian ini penulis menggunakan entitas-entitas yang diusulkan oleh Herwando (2016) dalam penelitiannya, nama penyakit (*disease*), gejala penyakit (*symptom*), obat (*drug*) dan langkah penyembuhan *treatment*.

Penelitian ini menggunakan dua buah korpus, yaitu korpus dari data dokumen teks kesehatan yang digunakan Herwando (2016) dan dokumen teks hasil pengumpulan yang dilakukan oleh penulis pada situs kesehatan *online*. Setelah itu penulis melakukan pra-pemrosesan pada kedua data sebelum melakukan tahap selanjutnya. Untuk dokumen hasil pengumpulan dari forum, penulis memberi label kesehatan secara manual dengan ketentuan pelabelan pada penelitian Herwando (2016)

Setelah tahap pengusulan model, terdapat 2 eksperimen penulis lakukan, yaitu eksperimen untuk mendapatkan fitur diskriminatif yang mampu membuat model memiliki akurasi terbaik dan eksperimen untuk mendapatkan arsitektur RNNs yang membuat model menghasilkan akurasi tertinggi. Pada eksperimen pertama, penulis mencoba beberapa fitur, seperti fitur yang diusulkan oleh Herwando (2016) (fitur *its own word*, frasa, kamus (*symptom*, *disease*, *treatment* dan *drug*), kata pertama sebelum) dan fitur kata setelah. Pada eksperimen kedua, penulis mencoba dua arsitektur RNNs, yaitu RNNs yang setiap *input* digabung terlebih dahulu dengan meng-*append* semua vektor fitur. Sedangkan RNNs yang kedua yaitu RNNs yang setiap kelompok fitur menjadi *input* bagi masing-masing LSTM, baru kemudian *output* dari layer tersebut digabung.

Setelah melakukan eksperimen, penulis melakukan evaluasi dari hasil yang didapatkan dengan menghitung nilai *precission*, *recall* dan *F-measure* dari masing-masing entitas dan entitas secara keseluruhan. Untuk mendapatkan rata-rata akurasi dari setiap eksperimen, penulis melakukan *ten-fold cross validation* dengan cara membagi semua data menjadi 10 bagian, 9 bagian menjadi data *training* dan 1 *bagian* menjadi data *testing*. Proses tersebut diulang sebanyak sepuluh kali sehingga masing-masing bagian data menjadi data *testing*.



Gambar 3.1: Diagram Gambaran Umum Metodologi yang Dilakukan

3.2 Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan dengan tujuan untuk mendapatkan data *training* dan *testing* yang akan digunakan sebagai *resource* dalam melakukan *training* dan evaluasi model MER. Data yang dimaksud merupakan teks dari forum kesehatan *online* dari berbagai sumber. Pada penelitian ini, penulis menggunakan data penelitian Herwando (2016) dan data yang penulis dapatkan dari hasil *crawling* di forum kesehatan *online*. Data yang Herwando (2016) diambil dari beberapa situs forim kesehatan *online* dan sedangakn data yang penulis unduh bersumber dari forum kesehatan *online*.

3.3 Pra-Pemrosesan

Pra-pemrosesan dilakukan dengan tujuan supaya teks yang diberikan mampu dibaca oleh sistem MER. Dalam tahap ini, ada tiga pekerjaan utama yang perlu dilakukan, yaitu:

3.3.1 Pembersihan data

Langkah ini dilakukan dengan tujuan untuk mempermudah proses POS *tagging*. Selain itu, terdapat beberapa token yang berbeda sintaks namun memiliki jenis kata yang sama, misalnya token *email*. Model hanya perlu tahu token tersebut merupakan email, tidak peduli pemilik email tersebut. Berikut merupakan beberapa langkah yang penulis lakukan:

1. menghapus karakter yang bukan merupakan karakter ASCII,
2. mengganti token url menjadi kata "url", misalnya token tautan (*www.alodokter.com/asma/pengobatan*) diganti menjadi token "url",
3. mengganti token *email* menjadi kata "email", misalnya sebuah alamat *email* (*wahid@domain.com*) diganti menjadi token "email",
4. mengganti karakter "_" menjadi token "underscore",
5. mengganti karakter "&" menjadi token "dan",
6. mengganti karakter "<" dan ">" menjadi token "kurang dari" dan "lebih dari" dan
7. mengganti karakter "/" menjadi token "atau".

Pada langkah ini, penulis tidak menghapus karakter tanda baca karena karakter tersebut memiliki fungsi pada sistem POS *tagging* yang penulis gunakan.

3.3.2 Tokenisasi

Tokenisasi dilakukan untuk mendapatkan token yang paling tepat sebagai sebuah kata. Hal ini perlu dilakukan untuk menghindari beberapa kelompok token berbeda yang tergabung. Karakter abjad dengan karakter angka atau karakter abjad dengan karakter tanda baca dipisahkan berdasarkan kelompoknya. Misalnya token "pusing2" diubah menjadi "pusing 2". Pada tahap ini, penulis melakukan pemisahan terhadap beberapa kelompok token, yaitu:

1. <alfabet><numeric> menjadi <alfabet><spasi><numeric>
2. <numerik><alfabet> menjadi <numerik><spasi><alfabet>
3. <alfanumerik><non-alfanumerik> menjadi <alfanumerik><spasi><non-alfanumerik>

4. <alfanumerik><non-alfanumerik> menjadi <alfanumerik><spasi><non-alfanumerik>

3.3.3 Pemotongan kalimat

Untuk menghindari jumlah token yang timpang dalam kalimat yang berbeda dan data yang *sparse*, penulis melakukan pemotongan kata dengan langkah-langkah sebagai berikut:

1. memisahkan kalimat berdasarkan tanda baca (.!?,),
2. apabila suatu kalimat memiliki jumlah kata yang sedikit (misal diberikan batasan minimal 10 kata dalam satu kalimat), kalimat tersebut digabungkan dengan kalimat setelahnya.

3.4 Pelabelan

Pada tahap ini, penulis melakukan pelabelan pada dokumen teks yang merupakan hasil pada tahap sebelumnya dengan label *disease*, *symptom*, *drug* dan *treatment*. Berikut merupakan penjelasan dari masing-masing label:

1. *Disease*
   Entitas *disease* yang dimaksud pada penelitian ini yaitu nama dari suatu penyakit. Penyakit merupakan keadaan abnormal yang timbul pada tubuh manusia. Contoh dari entitas *disease* yaitu:
   - Skizofrenia
   - Trikotilomania
   - Diabetes melitus
2. *Symptom*
   Entitas *symptom* yang dimaksud pada penelitian ini yaitu fenomena yang dialami oleh seseorang yang terkena suatu penyakit. Contoh dari entitas *symptom* yaitu:
   - Napas berbunyi
   - Benjolan di daerah perut
   - Nyeri saat BAK

3. *Drug*
   Entitas *drug* merupakan entitas nama obat dari suatu penyakit yang memiliki fungsi untuk mengurangi atau menyembuhkan penyakit tersebut. Contoh dari entitas *drug* yaitu:

   - Paracetamol
   - Diltiazem
   - eritropoetin-alfa

4. *Treatment*
   Entitas *treatment* merupakan cara atau langkah penyembuhan dari suatu penyakit. Contoh dari entitas *treatment* yaitu:

   - Pemeriksaan darah rutin
   - Penilaian denyut kapiler
   - Terapi inhalasi

3.5 Pengembangan Model

Pada tahap ini, penulis melakukan pengusulan dan perancangan model yang nantinya akan penulis evaluasi pada tahap eksperimen. Dalam mengembangkan model, terdapat dua pekerjaan yang penulis lakukan, yaitu:

3.5.1 Ekstrasi Fitur

Pada tahap ini, penulis melakukan ekstraksi fitur dari dokumen yang telah diberi label entitas. Ada beberapa fitur yang penulis usulkan dalam penelitian ini yang nantinya penulis kombinasikan supaya mendapatkan hasil terbaik. Fitur-fitur tersebut yaitu:

1. Fitur 1: Kata itu sendiri
   Fitur ini merupakan fitur kata dalam representasi vektor. Fitur ini merupakan fitur yang digunakan Abacha dan Zweigenbaum (2011) dalam penelitian tentang MER. Untuk mendapatkan representasi vektor dari masing-masing kata, penulis menggunakan *word embedding*. Pada penelitian mengenai MER yang dilakukan oleh Mujiono et al. (2016), hasil dari representasi data terbaik yaitu *word embedding*. Selain itu, seperti yang dijelaskan pada Bab Tinjauan Pustaka, *word embedding* memberikan hasil yang sangat baik dalam bidang pemrosesan bahasa manusia. Oleh karena itu, penulis menggunakan

word embedding untuk mendapatkan representasi vektor masing-masing kata. Dalam penelitian ini. Terdapat beberapa langkah yang perlu penulis lakukan dalam memanfaatkan *word embedding* ini, yaitu:

(a) Pengumpulan data *training* untuk *word embedding*
Penulis melakukan pengumpulan data teks sebagai *resource* untuk melakukan *training* model *word embedding*. Data teks yang penulisgunakan merupakan data teks dari artikel-artikel kesehatan dan data teks forum kesehatan di kaskus. Penulis menggunakan teks berjenis kesehatan supaya *domain word embedding* dengan data *training* untuk model MER sama. Selain itu, terdapat beberapa *term* kesehatan yang susah ditemukan di forum umum.

(b) *Training* untuk mendapatkan model *word embedding*
Training dilakukan untuk mendapatkan model yang mampu mendapatkan representasi vektor dari sebuah kata.

(c) Pengubahan kata menjadi vektor dari model yang didapatkan
Pada langkah ini penulis mendapatkan suatu kata menjadi representasi vektor dengan model yang telah penulis dapatkan pada tahap *training* model *word embedding*.

2. Fitur 2: *Part of Speech Tag* (POS-Tag)
Fitur ini merupakan fitur *tag* yang dimiliki setiap kata yang diusulkan oleh Abacha dan Zweigenbaum (2011) dalam penelitiannya di bidang MER. Entitas-entitas tertentu memiliki tag yang sama, misalnya entitas obat dan penyakit pada umumnya memiliki tag "NNP" sehingga dengan digunakannya fitur ini sistem dapat mengenali jenis obat dan penyakit dengan lebih baik. Model POS-Tagger yang penulis gunakan merupakan model POS-Tag berbahasa Indonesia.

   Perlihatkan Statistik

3. Fitur 3: *Stopword*
Fitur ini merupakan fitur yang berisi vektor suatu kata merupakan *stopword* atau bukan. Fitur ini penulis gunakan dalam penelitian ini untuk membantu sistem dalam menghindari kesalahan pelabelan suatu kata yang bukan entitas namun dilabeli sebagai entitas.

   Ketika melakukan eksperimen, hasil yang penulis dapatkan ternyata lebih bagus apabila men

4. Fitur 4: Kamus kesehatan
   Fitur kamus kata merupakan fitur yang berisi informasi suatu kata terdapat di dalam kamus kesehatan atau tidak. Pada penelitian ini, kamus kesehatan yang dipakai merupakan kamus *disease*, kamus *symptom*, kamus *drug* dan kamus *treatment*.

   ALASAN?

5. Fitur 5: Frasa kata benda
   Menurut Hs (2005), frasa kata benda sendiri merupakan kelompok kata benda yang dibentuk dengan memperluas kata benda ke sekelilingnya. Fitur frasa kata benda yang penulis gunakan dalam penelitian merupakan fitur yang berisi informasi suatu kata atau kumpulan kata merupakan frasa kata benda atau bukan. Dalam menentukan suatu kata merupakan frasa atau bukan, penulis menggunakan aturan pembentukan frasa yang digunakan pada bahasa Indonesia, yaitu:

   - NP : NN
   - NP : NNP
   - NP : PR
   - NP : PRP
   - NP : NN + NN
   - NP : NN + NNP
   - NP : NN + PR
   - NP : NN + PRP
   - NP : NN + JJ
   - NP : DT + NN
   - NP : RB + NN
   - NP : CD + NN
   - NP : NND + NN

6. Fitur 6: Frasa verbal
   Menurut Hs (2005), frasa verbal merupakan kelompok kata benda yang dibentuk dengan mkata kerja. Fitur frasa verbal yang penulis gunakan dalam penelitian merupakan fitur yang berisi informasi suatu kata atau kumpulan kata merupakan frasa verbal atau bukan. Dalam menentukan suatu kata

merupakan frasa atau bukan, penulis menggunakan aturan pembentukan frasa yang digunakan pada bahasa Indonesia, yaitu:

- VP : VB
- VP : VB + NP

7. Fitur 7: 1 kata sebelum
   Fitur ini merupakan fitur yang berisi informasi kata sebelum kata saat ini yang direpresentasikan dalam bentuk vektor untuk masing-masing kata.

   Kata sebelum dapat membantu evidence kata setelahnya. Misalnya kata "kepala", sebelumnya "sakit".

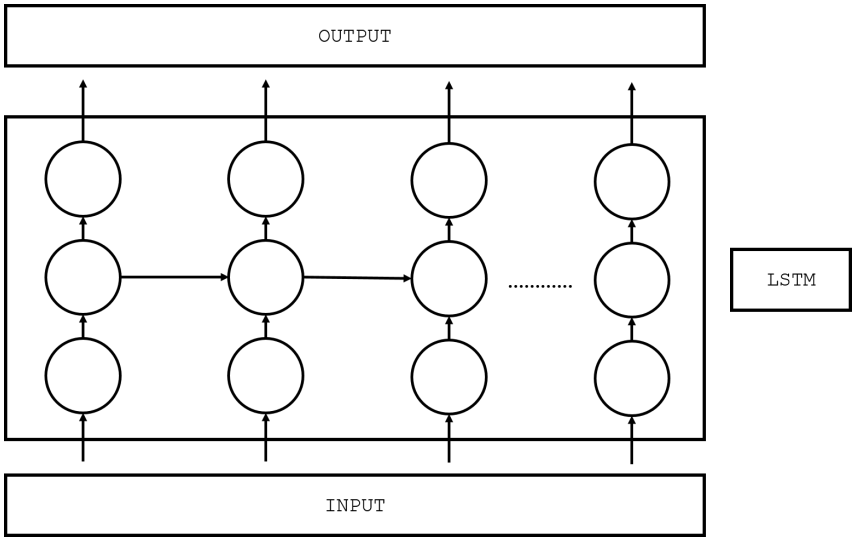
8. Fitur 8: 1 kata sesudah
   Fitur ini merupakan fitur yang berisi informasi kata sesudah kata saat ini yang direpresentasikan dalam bentuk vektor untuk masing-masing kata.

9. Fitur 9: 2 kata sebelum
   Fitur ini merupakan fitur yang berisi informasi 2 kata sebelum kata saat ini yang direpresentasikan dalam bentuk vektor untuk masing-masing kata.

3.5.2 Pengusulan Arsitektur RNNs

Pada tahap ini penulis mengusulkan arsitektur RNNs yang akan digunakan pada tahap eksperimen. Ada dua arsitektur yang penulis gunakan dalam penelitian ini, yaitu

1. LSTM 1 layer
   Pada LSTM 1 layer, semua fitur yang menjadi input digabung menjadi satu. Misalnya .... Berikut merupakan ilustrasi LSTM 1 layer yang penulis gunakan dalam penelitian ini.



Gambar 3.2: LSTM 1 layer

2. LSTM layer bertingkat Pada LSTM 2 layer, penulis mendefinisikan 2 layer, dimana layer terbawah merupakan layer dengan jumlah LSTM sebanyak n kelompok fitur. Pertama-tama fitur dikelompokkan terlebih dahulu, kemudian dijadikan input untuk LSTM layer pertama. Setelah itu, hasil dari layer pertama tersebut akan digabung menjadi satu, dengan menggunakan layer penggabung. *Output* dari layer penggabung kemudian dimasukkan ke dalam LSTM layer kedua, yang *output*-nya merupakan hasil klasifikasi label. Berikut merupakan ilustrasi dari LSTM layer bertingkat yang penulis gunakan.

   Gambar LSTM 2(Belum)

3.6 Eksperimen

Dalam melakukan eksperimen, arsitektur *deep learning* yang penulis gunakan ada;ah *Recurrent Neural Networks*, dalam hal ini penulis menggunakan LSTM. Hal ini penulis lakukan karena pada penelitian Mujiono et al. (2016), LSTM memberikan *output* terbaik dalam MER yang dirancang. Selain itu, LSTM juga sangat baik dalam masalah *sequence labelling* seperti yang dilakukan oleh Graves et al. (2013) dan merupakan *state-of-the-art* dalam bidang ini. Masih banyak penelitian lain yang membuktikan bahwa LSTM merupakan arsitektur *deep learning* yang sangat baik dalam masalah *sequence labelling* seperti *Offline Hadwriting Recognition* (Graves dan Schmidhuber, 2009), *sequence tagging* (Huang et al., 2015), *Sequence to Sequence Learning* (Sutskever et al., 2014) dan lain lain.

Eksperimen yang penulis lakukan menggunakan 10-*cross fold validation*, karena keterbatasan data *training* yang penulis miliki. Sebelum melakukan eksperimen, penulis membagi data *training* menjadi 10 bagian, kemudian melakukan iterasi sebanyak 10 kali dimana pada masing-masing iterasi ke-i, bagian data ke-i menjadi data *testing* dan yang lainnya digabung menjadi data *training*.

Setelah melakukan pembagian dan pengelompokan data berdasarkan nomor iterasi, penulis membuat model dari data *training* tersebut. Setelah penulis mendapatkan model, penulis melakukan testing terhadap masing-masing model dengan data *testing* yang telah disediakan sebelumnya. Hasil dari pelabelan data *testing* ini akan penulis evaluasi di tahap selanjutnya. Setelah itu penulis kembali melakukan pembuatan model dengan fitur yang berbeda, atau dengan tambahan fitur lain. Dalam perjalanan melakukan pengujian, apabila fitur yang diuji memberikan hasil yang bagus atau menambah akurasi, penulis menggabungkan fitur ini ke percobaan selanjutnya. Namun apabila fitur pada saat ini memberikan akurasi yang lebih jelek, penulis tidak menggunakan fitur tersebut di percobaan selanjutnya.

3.6.1 Evaluasi

Pada tahap ini, penulis melakukan serangkaian evaluasi dari data *testing* yang telah dilabeli dengan model yang dihasilkan pada tahap eksperimen. Penulis melakukan evaluasi dengan menggunakan metode *partial evaluation* di mana sebuah token yang diprediksi entitas oleh model dihitung benar apabila terdapat fragmen yang menyusun entitas bernama tersebut (Seki dan Mostafa, 2003). Aturan yang penulis gunakan dalam melakukan evaluasi adalah sebagai berikut:

1. Perhitungan nilai *True Positive* (TP)
   Untuk masing-masing kata yang mendapat label entitas benar, nilai TP bertambah sejumlah kata yang diprediksi benar.
   Misal:

Contoh 1
True: Bu Ani <Disease>**sakit kepala** sebelah</Disease>
Predicted: Bu Ani <Disease>**sakit kepala**</Disease> sebelah

   Dari contoh di atas, nilai $TP = 2$, karena ada 2 kata yang mendapatkan label entitas yang benar.

Contoh 2
True : <Disease>Masuk angin</Disease> dan <Sympton>**suhu badan tinggi**</Symptom>
Predicted : <Sympton>Masuk angin</Sympton> dan <Sympton>**suhu badan tinggi**</Symptom>

Dari contoh di atas, nilai $TP = 3$, karena ada 3 kata yang mendapatkan label entitas yang benar

2. Perhitungan nilai *False Positive* (FP)
   Untuk masing-masing kata yang mendapat label entitas namun seharusnya tidak berentitas, nilai FP bertambah sejumlah kata yang diprediksi salah.
   Misal:

   Contoh 1
   True : <Disease>Sakit kepala</Disease> sudah **beberapa hari istirahat**
   Predicted : <Disease>Sakit kepala</Disease> sudah <Treatment>**beberapa hari istirahat**</Treatment>

   Dari contoh di atas, nilai $FP = 3$, karena ada 3 kata yang mendapat label entitas yang seharusnya tidak berlabel, yaitu "beberapa hari istirahat".

3. Perhitungan nilai *False Negative* (FN)
   Untuk masing-masing kata yang mendapat label entitas salah, nilai FP bertambah sejumlah kata yang diprediksi salah.
   Misal:

   Contoh 1
   True : Bu Ani <Disease>sakit kepala sebelah</Disease>
   Predicted : Bu Ani <Disease>sakit kepala</Disease> sebelah

   Dari contoh di atas, nilai $FN = 0$, karena tidak ada kata yang mendapat label entitas salah (kata "sebelah" tidak mendapat label).

   Contoh 2
   True : <Symptom>Badan terasa pegal</Symptom>, sepertinya akan <Disease>**demam**</Disease>.
   Predicted : <Symptom>Badan terasa pegal</Symptom>, sepertinya akan <Symptom>**demam**</Symptom>.

   Dari contoh di atas, nilai $FN = 1$, karena ada 1 kata yang mendapat label entitas salah, yaitu kata "demam".

Setelah mendapatkan angka TP, FP dan FN, penulis menghitung *f-measure*,

precission dan *recall* untuk masing-masing entitas dengan menggunakan formula:

$$Precission = \frac{TP}{TP + FP} \tag{3.1}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \tag{3.2}$$

$$F - Measeure = 2 \cdot \frac{Precission \cdot Recall}{Precission + Recall} \tag{3.3}$$

Angka-angka hasil evaluasi ini akan menjadi pertimbangan untuk penggunaan fitur pada saat ini di eksperimen selanjutnya. Apabila akurasi dari penggunaan fitur saat ini lebih baik atau meningkat dari eksperimen sebelumnya, penulis menggunakan fitur ini pada eksperimen selanjutnya. Selain itu, penulis juga mengevaluasi arsitektur RNNs yang penulis gunakan.

BAB 4
IMPLEMENTASI

Bab ini akan membahas mengenai implementasi pada penelitian yang terdiri atas tahap pengumpulan data, pra-pemrosesan, pengembangan model, eksperimen dan evaluasi. Setiap fitur yang penulis usulkan pada Bab 3 juga akan dijelaskan langkah pengimplementasian pada bab ini.

4.1 Pengumpulan Data

Penulis melakukan pengumpulan data dengan menggunakan ide implementasi dari Herwando (2016) yang kemudian penulis modifikasi sesuai dengan kebutuhan. Bahasa program yang penulis gunakan untuk melakukan pengumpulan data ini adalah Java, dengan menggunakan library JSoup untuk mengunduh isi forum sebuah situs. Hasil dari pengumpulan data ini penulis gabungkan dengan data penelitian milik Herwando (2016).

Kode 4.1: *Pseudocode* untuk melakukan pengumpulan data

```
1  Function downloadPage(link) is
       Input  : link of an online health forum
       Output: content of forum
2      sql = selectFromDB(link);
3      res = execOnDB(sql);
4      if res != empty then
5          insertToDB(sql);
6          doc = JSoup.connect(link);
7          writeToFile(doc.getJudulKeluhan());
8          writeToFile(doc.getIsiKeluhan());
9          writeToFile(doc.getJawaban);
```

Hasil dari pengumpulan data ini yaitu penulis mendapatkan 2065 *post* dari forum kesehatan *online* pada situs *www.tanyadok.com*.

4.2 Pra-Pemrosesan

Tahap selanjutnya yaitu tahap pra-pemrosesan. Seperti yang telah dijelaskan pada bab metodologi, penulis melakukan tiga buah pekerjaan di tahap ini, yaitu

melakukan pembersihan data, tokenisasi dan pemotongan kalimat. Berikut merupakan penjelasan dari masing-masing pekerjaan tersebut:

4.2.1 Pembersihan Data

Tahap pembersihan data bertujuan untuk menghilangkan karakter yang bukan merupakan ASCII. Hal ini penulis lakukan supaya dalam tahap ekstraksi fitur POS Tagging tidak memiliki masalah karena terdapat karakter bukan ASCII. Selain itu, di dalam dokumen terdapat banyak *email* dan *url* yang unik sehingga mengakibatkan sistem akan menganggap token-token tersebut merupakan token yang unik dan berbeda. Untuk menangani hal tersebut penulis melakukan normalisasi dengan mengubah semua token *email* dan *url* menjadi kata "email" dan "url" sehingga tetap mempertahankan keberadaan kedua token tersebut. Selain itu penulis juga mengganti beberapa karakter yang bukan alfanumerik menjadi beberapa token dalam representasi kata, seperti karakter "&" menjadi "dan", "<" dan ">" menjadi token "kurang dari" dan "lebih dari". Hal ini penulis lakukan karena korpus yang penulis gunakan dalam bentuk berkas *xml* yang tidak mengizinkan adanya ketiga karakter tersebut. Kemudian penulis juga mengubah karakter "/" menjadi "atau" supaya mudah dalam ekstraksi fitur kata itu sendiri dengan menggunakan *word embedding*. **??** merupakan *pseudocode* untuk melakukan pembersihan data yang penulis gunakan.

Kode 4.2: *Pseudocode* untuk melakukan pembersihan data

```
1 Function downloadPage(sentence) is
      Input  : sentence before cleaning
      Output: sentence which has cleaned
2     sentence.removeByRegex(non-ASCII regex);
3     sentence.replace(email-regex, "email");
4     sentence.replace(url-regex, "url");
5     sentence.replace(&, "dan");
6     sentence.replace(<, "kurang dari");
7     sentence.replace(>, "lebih dari");
8     sentence.replace(/, "atau");
9     return sentence;
```

4.2.2 Tokenisasi

Seperti yang dijelaskan pada 3, pada tahap tokenisasi penulis melakukan pemisahan antar kata dan antar token yang berbeda jenis, seperti token alfabet dengan

numerik, alfanumerik dengan non-alfanumerik dan menghilangkan karakter spasi yang berlebih. Dalam mengimplementasikan tahap ini, penulis menggunakan bahasa Ruby. Berikut merupakan *pseudocode* untuk melakukan tokenisasi.

Kode 4.3: *Pseudocode* untuk melakukan pembersihan data

```
1 Function tokenization(sentence) is
      Input  : sentence before tokenization
      Output: sentence which has tokenized
2     sentence.replaceByRegex([alfabet][numerik], [alfabet] [numerik]);
3     sentence.replaceByRegex([numerik][alfabet], [numerik] [alfabet]);
4     sentence.replaceByRegex([alfanumerik][non-alfanumerik], [alfanumerik]
        [non-alfanumerik]);
5     sentence.replaceByRegex([non-alfanumerik][alfanumerik],
        [non-alfanumerik] [alfanumerik]);
6     sentence.replaceByRegex([\s]+, " ");
7     return sentence;
```

4.2.3 Pemotongan Kalimat

Implementasi yang penulis lakukan tahap ini bertujuan untuk mendapatkan sebuah *instance* sebagai *input* dari program RNNs di tahap eksperimen. Pemotongan dilakukan pada masing-masing *post*. Pada pemotongan kalimat ini, penulis menerapkan aturan berbeda yang telah dijelaskan pada bab 3 karena jumlah kata pada sebuah kalimat yang dipisahkan dengan tanda baca ".", "!" dan "?" sangat jauh berbeda. Dengan implementasi pemotongan kalimat ini, penulis berupaya untuk menghindari kasus kalimat yang *sparse*, yaitu adanya kalimat yang memiliki jumlah token sangat renggang. Berikut merupakan implementasi dari tahap ini.

4.3 Pelabelan

Pada tahap ini penulis melakukan pelabelan pada data baru yang telah diunduh. Sebelumnya, Herwando (2016) telah melabeli 200 buah *post* dan pada penelitian ini penulis melakukan pelabelan terhadap 109 buah *post* yang penulis pilih dari hasil pengumpulan data. Penulis melakukan pemilihan berdasarkan banyaknya kalimat dalam sebuah *post*. Untuk aturan pelabelan, penulis mengikuti atuan pelabelan yang dilakukan oleh Herwando (2016) dalam penelitiannya. Pelabelan ini dilakukan selama 2 minggu.

Kode 4.4: *Pseudocode* untuk melakukan pembersihan data

```
1  Function sentenceSplitting(post, limit) is
       Input  : post, minimal limit number of word in a sentence
       Output: array of sentence
2      arrSentence = post.splitByRegex([?!,]);
3      temp = [];
4      arrResult = [];
5      foreach sentence in arrSentence do
6          if len(temp) > limit then
7              arrResult.append(temp);
8              temp = [];
9          else
10             temp += sentence
11     return arrResult;
```

4.4 Pengembangan Model

4.4.1 Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur dilakukan dengan menggunakan program yang diimplementasikan dalam bahasa Python. Keluaran dari ekstraksi fitur ini adalah vektor kata untuk masing-masing kalimat yang disimpan dalam format JSON. Masing-masing kalimat dalam sebuah *post* disimpan dalam sebuah *array* yang kemudian keseluruhan *post* disimpan dalam *hash* dengan indeks yang telah didefinisikan pada saat tahap pengumpulan data.

4.4.1.1 Fitur Kata Itu Sendiri

Dalam melakukan ekstraksi fitur kata itu sendiri, penulis menggunakan *library* gensim yang disediakan secara gratis. Gensim mengimplementasikan *word embedding* melalui *library* bernama word2vec. Sebelum melakukan ekstraksi fitur, penulis melakukan *training* model *word embedding* dengan data yang penulis unduh dari berbagai artikel kesehatan di beberapa situs. Setelah model didapatkan, penulis melakukan ekstraksi dari masing-masing kata pada korpus.

4.4.1.2 Ekstraksi Fitur Part of Speech Tag

Dalam mengimplementasikan ekstraksi fitur POS Tag, penulis menggunakan *tools* Stanford POS Tagger dan model POS *tagger* yang dikembangkan oleh Dinakaramani et al. (2014). Pertama-tama penulis melakukan pemberian tag pada

Kode 4.5: *Pseudocode* untuk melakukan ekstraksi fitur kata itu sendiri

```
1 Function wordToVector(model, arrWord) is
      Input  : model word embedding, array of word in a sentence
      Output: array of word vector
2     arrVector = [];
3     foreach word in arrWord do
4         arrVector.append(model.getVector(word))
5     return arrVector;
```

setiap kaliman di dalam korpus, kemudian mengubah hasil tag tersebut menjadi bentuk *one-hot-vetor*. Berikut merupakan *pseudocode* dalam melakukan ekstraksi fitur POS Tag untuk sebuah kalimat yang penulis lakukan.

Kode 4.6: *Pseudocode* untuk melakukan ekstraksi fitur kata itu sendiri

```
1 Function posTagExtract(model, sentence) is
      Input  : tagger of POS Tag,sentence
      Output: array of one hot vector
2     sentenceTagged = model.tagSentence(sentence);
3     tagOnly = getTagOnly(sentenceTagged);
4     posTagFeature = [];
5     foreach tag in tagOnly do
6         posTagFeature.append(tag.convertToOneHotVector())
7     return posTagFeature;
```

4.4.1.3 Ekstraksi Fitur Stop Word

Ekstraksi fitur *stop word* penulis lakukan dengan menggunakan kamus *stop word* yang digunakan oleh Taufik (2015) dalam melakukan pengenalan entitas bernama. Setiap kata yang merupakan *stop word* memiliki nilai fitur [0.0, 1.0] dan kata yang bukan merupakan *stop word* memiliki nilai fitur [1.0, 0.0]. Penulis menggunakan bahasa pemrograman Pyhton dalam mengimplementasikan ekstraksi fitur ini.

4.4.1.4 Ekstraksi Fitur Kamus Kesehatan

Pada dasarnya implementasi ekstraksi fitur kamus kesehatan mirip dengan implementasi ekstraksi fitur *stop word*. Perbedaanya yaitu pada penggunaan *resource*, yang mana ekstraksi fitur *stop words* penulis lakukan dengan menggunakan kamus *stop word*, sedangkan pada fitur ini penulis menggunakan kamus kesehatan. Kamus

Kode 4.7: *Pseudocode* untuk melakukan ekstraksi fitur *stop word*

```
1 Function stopWordExtract(dictionary, sentence) is
      Input  : dictionary of stop word,sentence
      Output: array of one hot vector
2     stopWordFeature = [];
3     foreach word in tagOnly do
4         posTagFeature.append(dictionary.isExist(word))
5     return stopWordFeature;
```

kesehatan yang saya gunakan sama dengan kamus pada penelitian Herwando (2016), yang mana terdapat 4 kamus, yaitu kamus *disease*, *symptom*, *treatment* dan *drug*. Setiap kata yang terdaftar di dalam kamus kesehatan memiliki nilai fitur [0.0, 1.0] dan kata yang bukan merupakan *stop word* memiliki nilai fitur [1.0, 0.0]. Penulis menggunakan bahasa pemrograman Pyhton dalam mengimplementasikan ekstraksi fitur ini.

Kode 4.8: *Pseudocode* untuk melakukan ekstraksi fitur kamus kesehatan

```
1  Function dictExtract(dictionary, sentence) is
       Input  : dictionary of stop word,sentence
       Output: array of one hot vector
2      dictFeature = [];
3      foreach word in sentence do
4          dictFeature.append(dictionary.isExist(word))
5      end
6      return dictFeature;
7  end
8  Function dictExtractAll(sentence) is
       Input  : dictionary of stop word,sentence
       Output: array of one hot vector
9      dictExtract(symptomDict, sentence);
10     dictExtract(diseaseDict, sentence);
11     dictExtract(treatmentDict, sentence);
12     dictExtract(drugDict, sentence);
13 end
```

4.4.1.5 Ekstraksi Frasa Kata Benda

Dalam mengimplementasikan ektraksi fitur kata benda, penulis menggunakan *library* NLTK yang mengimplementasikan *chunking*, yang merupakan proses

segmentasi dan pelabelan pada *multi-token sequences*. Untuk mengimplementasikannya, penulis menggunakan informasi POS-Tag yang didapatkan pada implementasi fitur POS Tag, kemudian menentukan *rule* pada proses *chunking* ini. *Rule* yang penulis gunakan sudah dijelaskan pada Bab 3. Keluaran dari ekstraksi fitur ini yaitu *array of one hot vector* dari masing-masing kata dalam 1 kalimat, dimana apabila suatu kata merupakan bagian dari frasa kata benda akan bernilai [0.0, 1.0], sedangkan yang bukan akan bernilai [1.0, 0.0]. Berikut merupakan *pseudocode* dari implementasi ekstraksi fitur frasa kata benda.

Kode 4.9: *Pseudocode* untuk melakukan ekstraksi fitur kamus kesehatan

```
1  Function npExtract(chunker, sentence, label) is
       Input  : chunker for a sentence, sentence, label of chunking
       Output: array of one hot vector
2      chunkedSentence = chunker.chunk(sentence);
3      chunkFeature = [];
4      foreach token in chunkedSentence do
5          if token.isLabel(label) then
6              chunkFeature.append([0.0, 1.0]);
7          end
8          else
9              chunkFeature.append([1.0, 0.0]);
10         end
11     end
12     return chunkFeature;
13 end
14 Function main() is
15     corpus = readFile("corpus");
16     rule = ruleOfNounPhrase;
17     chunker = nltk.RegexpParser(rule);
18     corpusChunked = [];
19     foreach sentence in corpus do
20         corpusChunked.append(npExtract(chunker, sentece));
21     end
22     writeToFile(corpusChunked)
23 end
```

4.4.1.6 Ekstraksi Frasa Kata Kerja

Sama seperti pada pengimplementasian ektraksi fitur kata benda, penulis menggunakan *library* NLTK yang mengimplementasikan *chunking*,

yang merupakan proses segmentasi dan pelabelan pada *multi-token sequences*. Untuk mengimplementasikannya, penulis menggunakan informasi POS-Tag yang didapatkan pada implementasi fitur POS Tag, kemudian menentukan *rule* pada proses *chunking* ini. *Rule* yang penulis gunakan sudah dijelaskan pada Bab 3. Keluaran dari ekstraksi fitur ini yaitu *array of one hot vector* dari masing-masing kata dalam 1 kalimat, dimana apabila suatu kata merupakan bagian dari frasa kata kerja akan bernilai [0.0, 1.0], sedangkan yang bukan akan bernilai [1.0, 0.0]. Berikut merupakan *pseudocode* dari implementasi ekstraksi fitur frasa kata benda.

Kode 4.10: *Pseudocode* untuk melakukan ekstraksi fitur kamus kesehatan

```
1  Function vpExtract(chunker, sentence, label) is
       Input  : chunker for a sentence, sentence, label of chunking
       Output: array of one hot vector
2      chunkedSentence = chunker.chunk(sentence);
3      chunkFeature = [];
4      foreach token in chunkedSentence do
5          if token.isLabel(label) then
6              chunkFeature.append([0.0, 1.0]);
7          end
8          else
9              chunkFeature.append([1.0, 0.0]);
10         end
11     end
12     return chunkFeature;
13 end
14 Function main() is
15     corpus = readFile("corpus");
16     rule = ruleOfVerbPhrase;
17     chunker = nltk.RegexpParser(rule);
18     corpusChunked = [];
19     foreach sentence in corpus do
20         corpusChunked.append(npExtract(chunker, sentece));
21     end
22     writeToFile(corpusChunked)
23 end
```

4.4.1.7 Ekstraksi Fitur 1 Kata Sebelum

Ekstraksi fitur ini penulis lakukan dengan menggunakan hasil dari ekstraksi fitur kata itu sendiri, yaitu mengambil vektor kata dengan indeks saat ini dikurangi satu.

Untuk awal kalimat, penulis memberikan vektor $\vec{0}$ dimana setiap elemen di dalam *array* merupakan bilangan nol. **??** merupakan implementasi dari ekstraksi fitur 1 kata sebelum.

4.4.1.8 Ekstraksi Fitur 1 Kata Sesudah

Ekstraksi fitur 1 kata sesudah yang penulis lakukan ini mirip dengan ekstraksi fitur 1 kata sebelum, perbedaannya pada indeks yang diambil dalam pada saat ekstraksi. Untuk masing-masing kata, penulis mengambil vektor kata dengan indeks 1 kata setelahnya. Untuk vektor kata di akhir kalimat, penulis memberikan vektor $\vec{0}$ dimana setiap elemen di dalam *array* merupakan bilangan nol. **??** merupakan implementasi dari ekstraksi fitur 1 kata sesudah.

Kode 4.11: *Pseudocode* untuk melakukan ekstraksi fitur 1 kata sebelum

```
1 Function oneWordBeforeExtract(sentenceVector) is
      Input  : array of vector in a sentence
      Output: array of vector
2     oneWordBeforeFeature = [];
3     oneWordBeforeFeature.append(zeroth);
4     for i in 1...sentenceVector.length do
5         oneWordBeforeFeature.append(sentenceVector[i-1]);
6     end
7     return oneWordBeforeFeature;
8 end
```

Kode 4.12: *Pseudocode* untuk melakukan ekstraksi fitur 1 kata sesudah

```
1 Function oneWordBeforeExtract(sentenceVector) is
      Input  : array of vector in a sentence
      Output: array of vector
2     oneWordAfterFeature = [];
3     for i in 0...sentenceVector.length - 1 do
4         oneWordAfterFeature.append(sentenceVector[i+1]);
5     end
6     oneWordAfterFeature.append(zeroth);
7     return oneWordAfterFeature;
8 end
```

4.4.1.9 Ekstraksi Fitur 2 Kata Sebelum

Ekstraksi fitur ini penulis lakukan dengan menggunakan hasil dari ekstraksi fitur kata itu sendiri, yaitu mengambil vektor kata dengan indeks saat ini dikurangi satu. Untuk dua kata pertama dalam kalimat, penulis memberikan vektor $\vec{0}$ dimana setiap elemen di dalam *array* merupakan bilangan nol. Berikut merupakan implementasi dari ekstraksi fitur 2 kata sebelum.

Kode 4.13: *Pseudocode* untuk melakukan ekstraksi fitur 2 kata sebelum

```
1 Function oneWordBeforeExtract(sentenceVector) is
      Input  : array of vector in a sentence
      Output: array of vector
2     oneWordBeforeFeature = [];
3     oneWordBeforeFeature.append(zeroth);
4     oneWordBeforeFeature.append(zeroth);
5     for i in 2...sentenceVector.length do
6         oneWordBeforeFeature.append(sentenceVector[i-1]);
7     end
8     return oneWordBeforeFeature;
9 end
```

4.4.2 Pengusulan Arsitektur RNNs

Sesuai dengan yang telah dijelaskan pada Bab 3, penulis mengusulkan dua arsitektur RNNs yang akan digunakan pada tahap eksperimen. Pada bagian ini penulis akan menjelaskan implementasi dari masing-masing arsitektur tersebut. Dalam melakukan implementasi RNNs, penulis menggunakan *library* Keras dalam bahasa Python. Keras sendiri dapat berjalan di atas dua *library deep learning* lain, yaitu Theano dan Tensorflow, namun dalam penelitian ini penulis menggunakan Theano. Penulis menggunakan *Sequential model* yang merupakan layer *linear stack* dalam mengembangkan model dan jenis RNNs yang penulis gunakan dalam penelitian ini adalah LSTM.

4.4.2.1 LSTM 1 layer

LSTM 1 layer yang dimaksud adalah model yang digunakan memiliki satu layer LSTM saja dan semua fitur yang menjadi input program digabung terlebih dahulu menjadi satu buah *array*. Seperti yang telah dijelaskan pada Bab 3, susunan layer yang penulis gunakan terdiri dari *Masking Layer*, LSTM Layer, dan *Time*

Distributed Layer yang masing-masing *timestep* berisi *Dense Layer*. Untuk *Masking Layer*, dimensi yang menjadi parameter tergantung dari *array* yang menjadi masukan, untuk LSTM Layer, dimensi masukan sama dengan dimensi *Masking Layer* dan dimensi keluaran untuk masing-masing *timesteps* adalah panjang input dalam satu *timestep* dibagi 2. Untuk masing-masing Dense Layer, dimensi masukan yang diminta sama dengan dimensi keluaran pada LSTM Layer dan dimensi keluaran sesuai dengan jumlah kelas yang telah didefinisikan.

Masukan yang diminta yaitu *array* yang masing-masing elemennya merupakan *array* dari vektor fitur dan sudah digabung menjadi satu. Keluaran yang diminta merupakan hasil dari pelabelan otomatis dari program ini. Berikut merupakan kode untuk mengimplementasikan model ini.

Kode 4.14: *Pseudocode* untuk arsitektur RNNs pertama

```
1 Function lstm1(arrTraining, arrTesting) is
      Input  : training data, testing data
      Output: predicted label
2     shape = arrTraning.shape();
3     model = Sequential();
4     model.add(Masking(input_shape:shape))];
5     model.add(LSTM(output = shape/2));
6     model.add(TimeDistributed(Dense(output = 9)));
7     model.input(arrTraining);
8     prediction = model.predict(arrTesting);
9     return prediction;
```

4.4.2.2 LSTM Layer Bertingkat

LSTM layer bertingkat yang dimaksud yaitu terdapat dua tingkat, tingkat pertama untuk menerima *input* yang setiap kelompok fitur menjadi input bagi LSTM masing-masing. Misalnya terdapat 3 kelompok fitur, masing-masing kelompok tadi akan menjadi input bagi layer LSTM masing-masing. Tingkat kedua sebagai penggabung hasil dari tingkat pertama.

Layer pada tingkat pertama terdiri dari *Masking Layer* dan sebuah Layer LSTM. Untuk dimensi *input* dan *output Masking Layer* secara otomatis mengikuti dimensi dari data masukan. Dimensi *output* dari Layer LSTM yaitu dimensi awal dibagi 2.Pada layer tingkat kedua, layer tersebut terdiri dari *Merge Layer*, *Time Distributed* dengan masing-masing *timestep* merupakan *Dense Layer* dan sebuah Layer LSTM. Keluaran dari *Merge Layer* sesuai dengan total dimensi *output* dari masing-masing

LSTM di tingkat 1. Dimensi keluaran dari masing-masing *Dense Layer* yaitu 32 dan sesuai jumlah kelas. Masukan yang diminta yaitu *array* yang masing-masing elemennya merupakan *array* dari vektor fitur dan sudah digabung menjadi satu. Keluaran yang diminta merupakan hasil dari pelabelan otomatis dari program ini. Berikut merupakan kode untuk mengimplementasikan model ini.

Kode 4.15: *Pseudocode* untuk arsitektur RNNs kedua

```
1  Function lstm2(groupOfArrTraining, groupOfArrTraining) is
       Input  : grop of training data, group of testing data
       Output: predicted label
2      modelArr = [];
3      foreach groupFeature in groupOfArrTraining do
4          shape = arrTraning.shape();
5          model = Sequential();
6          model.add(Masking(input_shape:shape))];
7          model.add(LSTM(output = shape/2));
8          modelArr.append(model);
9      mainModel = Sequential();
10     mainModel.add(Merge(mode='concat', modelArr))];
11     mainModel.add(TimeDistributed(Dense(output = 32)));
12     mainModel.add(LSTM(output = 32));
13     mainModel.add(TimeDistributed(Dense(output = 9)));
14     mainModel.input(groupOfArrTraining);
15     prediction = mainModel.predict(groupOfArrTraining);
16     return prediction;
```

4.5 Eksperimen

Pada tahap ini penulis melakukan eksperimen model yang dikembangkan pada tahap sebelumnya. Sebelum masuk ke tahap eksperimen, penulis melakukan beberapa tahap pra-eksperimen seperti melakukan pemecahan data sebagai implementasi *cross-fold validation*. Penulis memecah data menjadi 10 bagian dan disimpan dalam sebuah *array* untuk masing-masing fitur. Berikut merupakan *pseudocode* untuk melakukan pemecahan data

Setelah masing-masing fitur dipecah menjadi 10 bagian, penulis melakukan penggabungan antar fitur sebagai *input* untuk melakukan eksperimen. Seperti yang dijelaskan pada tahap sebelumnya, penulis menggunakan dua arsitektur RNNs. Hasil dari eksperimen tersebut ditulis dalam sebuah file dengan format JSON yang

Kode 4.16: *Pseudocode* untuk memecah *data* menjadi 10 bagian

```
1  Function splitting(featureArr) is
       Input  : array of feature
       Output: splitted array of feature
2      lenSplit = len(featureArr)/10;
3      arrSplitted = [];
4      for i=0; i<10;i++ do
5          start = i * lenSplit;
6          end = (i+1) * lenSplit;
7          arrSplitted.append[start:end];
8      return arrSplitted;
```

nantinya akan menjadi *input* pada tahap evaluasi. Berikut merupakan implementasi eksperimen dengan masing-masing arsitektur tersebut.

Kode 4.17: *Pseudocode* untuk melakukan eksperimen

```
1  arrAllFeature = [];
2  foreach feature in arrSplitted do
3      arrAllFeature.join(feature);
4  for i=0; i<10;i++ do
5      training = arrSplitted[0:i] + arrSplitted[i+1:10] testing = arrSplitted[i];
6      result1 = lstm1(training, testing);
7      result2 = lstm2(training, testing);
8      writeToJSON(result1);
9      writeToJSON(result2);
```

4.6 Evaluasi

Dalam melakukan implementasi pada tahap evaluasi, penulis menghitung nilai *prescission, recall* dan *F-Measures* untuk mengukur tingkat keakuratan model yang dikembangkan pada tahap sebelumnya. Penulis menggunakan aturan yang telah dijelaskan pada Bab 3. Berikut merupakan implementasi kode untuk melakukan evaluasi.

Kode 4.18: *Pseudocode* untuk melakukan evaluasi

```
resultTag = load(resultRNN);
originalTag = load(originalTag);
TP = newHash();
FP = newHash();
FN = newHash();
for i = 0; i < len(resultTag); i++ do
    sentenceResult = resultTag[i];
    sentenceOriginal = originalTag[i];
    for j = 0; j < len(sentenceOriginal); i++ do
        wordResult = sentenceResult[j];
        wordOri = sentenceOriginal[j];
        if wordOri != O then
            if wordResult != O then
                if wordOri == wordResult then
                    TP[wordOri] += 1;
                else
                    FN[wordOri] += 1;
            else
                FN[wordOri] += 1;
        else
            if wordResult != O then
                FP[wordOri] += 1;
prec = newHash();
rec = newHash();
fMeas = newHash();
foreach label in TP do
    prec[label] = TP[label] / (TP[label] + FP[label]);
    rec[label] = TP[label] / (TP[label] + FN[label]);
    fMeas[label] = 2 * (prec[label] * rec[label]) / (prec[label] + rec[label]);
foreach label in prec do
    print "Precission", label, prec[label];
    print "Recall", label, rec[label];
    print "F-Measure", label, fmeas[label];
```

BAB 5
EKSPERIMEN

Pada bab ini penulis akan menjelaskan mengenai skeanrio, hasil dan analisis dari eksperimen yang telah dilakukan.

5.1 Matriks Evaluasi

Pada eksperimen ini, untuk mendapatkan nilai akurasi dari masing-masing eksperimen penulis menggunakan *precission*, *recall* dan *f-measure*. Penulis menggunakan *10-cross fold validation* dalam menjalankan eksperimen. Terkait dengan penjelasan mengenai cara penghitungan dan evaluasi sudah dijelaskan pada Bab 3.

5.2 Skenario Eksperimen

Pada penelitian ini, penulis melakukan 2 buah skenario utama, yaitu skenario untuk menguji fitur yang memiliki kontribusi untuk meningkatkan akurasi dari setiap eksperimen dan skenario untuk menguji arsitektur RNNs yang penulis usulkan. Berikut merupakan skenario yang penulis rancang dalam penelitian ini:

1. Skenario untuk menguji fitur
   Skenario ini bertujuan untuk mendapatkan kombinasi fitur terbaik sehingga memberikan akurasi terbaik. Penulis mencoba masing-masing fitur dengan menggunakan model arsitektur LSTM biasa. Apabila penggunaan fitur memberikan hasil yang lebih dari pada hasil eksperimen sebelumnya, fitur tersebut akan dipertahankan untuk eksperimen yang selanjutnya. Skenario ini memiliki 9 sub-skenario, yaitu:

   (a) Sub-skenario menguji fitur kata itu sendiri

   (b) Sub-skenario menguji fitur terbaik sebelumnya ditambahkan fitur kamus

   (c) Sub-skenario menguji fitur terbaik sebelumnya ditambahkan fitur stop word

   (d) Sub-skenario menguji fitur terbaik sebelumnya ditambahkan fitur POS Tag

(e) Sub-skenario menguji fitur terbaik sebelumnya ditambahkan fitur Frasa kata

(f) Sub-skenario menguji fitur terbaik sebelumnya ditambahkan fitur kata sebelum

(g) Sub-skenario menguji fitur terbaik sebelumnya ditambahkan fitur kata sesudah

(h) Sub-skenario menguji fitur terbaik sebelumnya ditambahkan fitur 2 kata sebelum

(i) Sub-skenario menguji fitur terbaik sebelumnya ditambahkan fitur POS-Tag yang direpresentasikan dengan vektor dari *word embedding*

2. Skenario untuk menguji arsitektur RNNs
   Skenario ini bertujuan untuk melihat pengaruh arsitektur RNNs pada penelitian ini. Penulis mencoba kedua arsitektur RNNs yang telah diusulkan sebelumnya dengan menggunakan kombinasi fitur terbaik dari eksperimen di skenario pengujian fitur di atas. Pada skenario ini, terdapat 2 sub-skenario, yaitu:

   (a) Sub-skenario untuk menguji arsitektur 1 layer

   (b) Sub-skenario untuk menguji arsitektur 2 layer

5.3 Hasil Eksperimen dan Analisis

Pada bagian ini akan dilaporkan hasil dari ekperimen yang telah penulis rancang sesuai dengan skenario sebelumnya beserta analisisnya.

5.3.1 Hasil Ekperimen Pengujian Fitur Beserta Analisis

Hasil eksperimen ini adalah laporan dari pengujian kombinasi fitur kata itu sendiri, kamus, *stop word*, POS-Tag, frasa kata (frasa kata benda dan kata kerja), 1 kata sebelum,dan 1 kata sesudah.

5.3.1.1 Sub-Eksperimen Menguji Fitur Kata itu Sendiri

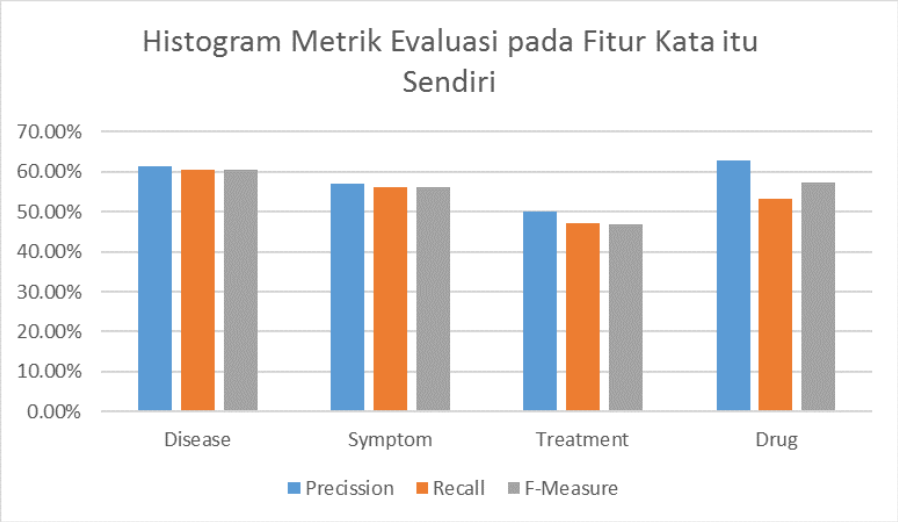
Merujuk pada penelitian Mujiono et al. (2016), penelitian tersebut bertujuan untuk mendapatkan *non-handcrafted feature*, yaitu fitur kata itu sendiri dengan menggunakan *tools Word Embedding*. Oleh karena itu, penulis menguji fitur ini untuk mengetahui pengaruhnya pada program MER di penelitian ini. Tabel 5.1

menampilkan hasil pelabelan otomatis dengan menggunakan fitur kata itu sendiri yang direpresentasikan dengan menggunakan vektor *word embedding*.

Tabel 5.1: Tabel Hasil Eksperimen dengan Fitur Kata Itu Sendiri

	Precission	*Recall*	*F-Measure*
Disease	61.38%	60.42%	60.37%
Symptom	57.05%	56.13%	56.19%
Treatment	49.92%	47.17%	46.96%
Drug	62.86%	53.32%	57.28%

Pada tabel tersebut, dengan menggunakan fitur kata itu sendiri terlihat bahwa entitas *Disease* memiliki *recall* dan *f-measure* tertinggi, yaitu 60.42%, dan 60.37%. Sedangkan entitas *drug* memiliki *precission* tertinggi, yaitu 62.86%. Grafik 5.1 menunjukkan perbandingan *precission*, *recall* dan *f-measure* untuk masing-masing entitas.



Gambar 5.1: Histogram Metrik Evaluasi dengan Fitur Kata Itu Sendiri

Pada eksperimen ini, hasil yang dicapai masih lebih kecil apabila dibandingkan dengan hasil yang dicapai Herwando (2016). Menurut penulis hal ini terjadi karena pada eksperimen ini hanya menggunakan fitur kata itu sendiri tanpa melibatkan informasi lain seperti pada penelitian yang dilakukan oleh Herwando (2016). Oleh karena itu perlu adanya informasi lain, misalnya seperti apakah suatu kata terdapat dalam sebuah kamus kesehatan, informasi POS-Tag atau informasi yang lain. Oleh karena itu, penulis mencoba menggunakan tambahan fitur lain untuk meningkatkan akurasi pada penelitian ini, yaitu pada sub-eksperimen 5.3.1.2.

5.3.1.2 Sub-Eksperimen Menguji Fitur Terbaik Sebelumnya Ditambahkan Fitur Kamus Kesehatan (*Disease, Symptom, Treatment* dan *Drug*)

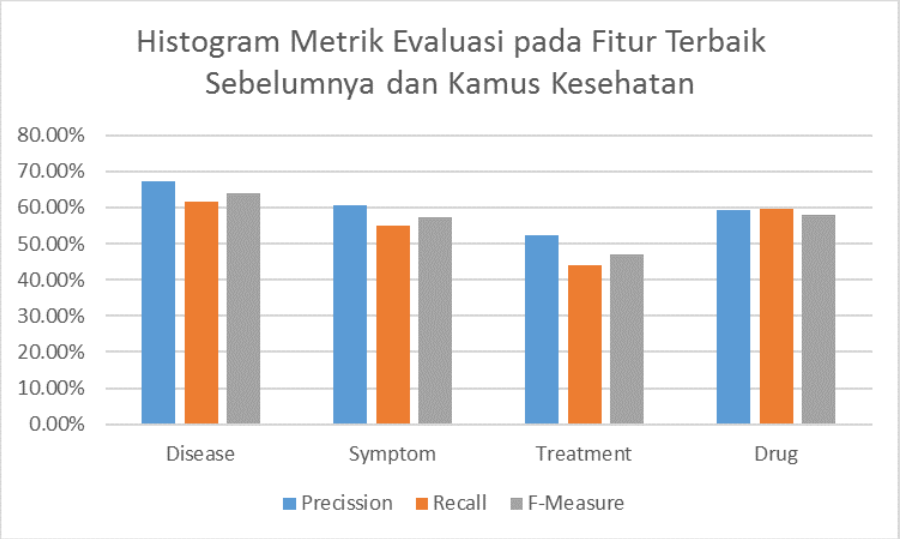
Pada sub-eksperimen ini, penulis menggunakan tambahan fitur Kamus Kesehatan karena berdasarkan penelitian Herwando (2016) fitur ini memiliki konribusi untuk menambah akurasi pada sistem MER. Selain itu, menurut penulis, informasi suatu kata terdapat dalam sebuah kamus kesehatan mungkin akan memberikan kontribusi untuk meningkatkan akurasi. Oleh karena itu, penulis mencoba untuk menambahkan fitur ini ke dalam model RNNs.

Tabel 5.2 merupkan tabel hasil eksperimen yang didapatkan dengan menggunakan fitur ini.

Tabel 5.2: Tabel Hasil Eksperimen dengan Fitur Terbaik Sebelumnya Ditambahkan Fitur Kamus Kesehatan

	Precission	*Recall*	*F-Measure*
Disease	67.32%	61.78%	64.10%
Symptom	60.55%	55.12%	57.41%
Treatment	52.21%	44.18%	47.02%
Drug	59.42%	59.71%	57.90%

Berikut merupakan grafik yang merepresentasikan Tabel 5.2 dalam bentuk histogram.



Gambar 5.2: Histogram Metrik Evaluasi dengan Fitur Terbaik Sebelumnya Ditambahkan Fitur Kamus Kesehatan

Dari tabel dan grafik tersebut, didapatkan informasi bahwa dengan menggunakan tambahan fitur kamus kesehatan terlihat bahwa entitas *Disease*

mengalami kenaikan nilai *precission*, *recall*, dan *f-measure*. Selain itu, entitas *Symptom* dan *tratment* mengalami kenaikan nilai *precission* dan *f-measure*. Entitas *drug* mengalami penurunan pada nilai *precission* namun mengalami kenaikan pada nilai *recall* dan *f-measure*-nya. Secara keseluruhan, Sedangkan entitas *drug* memiliki *precission* tertinggi, yaitu 62.86%. Grafik 5.2 menunjukkan perbandingan *precission*, *recall* dan *f-measure* untuk masing-masing entitas.

Dibandingkan dengan hasil eksperimen Herwando (2016), hasil yang dicapai pada eksperimen ini masih lebih rendah. Menurut penulis perlu ada informasi tambahan untuk meningkatkan akurasi. Seperti yang kita ketahui bahwa eksperimen Herwando (2016) tidak hanya menggunakan fitur kata itu sendiri dan kamus kesehatan saja. Oleh karena itu, penulis mencoba melakukan eksperimen kembali dengan menggunakan tambahan fitur lain pada sub-eksperimen 5.3.1.3;

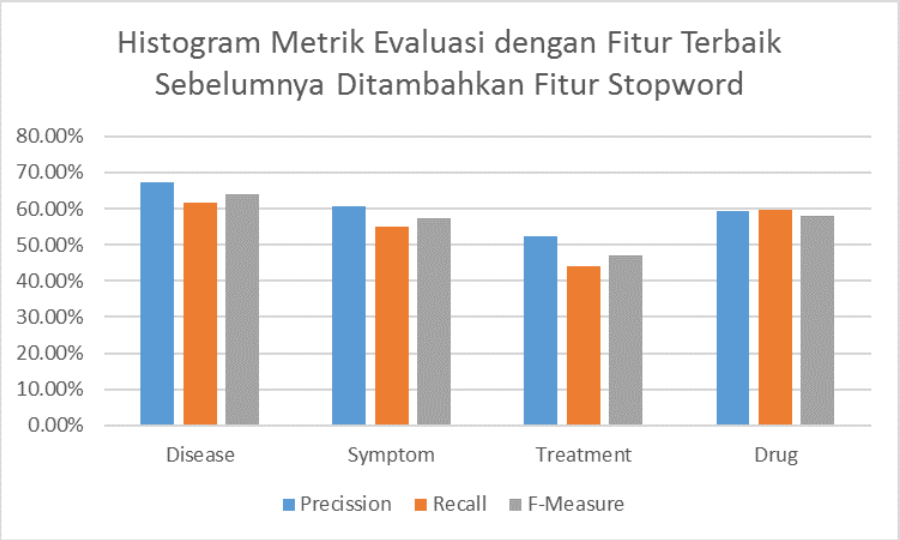
5.3.1.3 Sub-Eksperimen Menguji Fitur Terbaik Sebelumnya Ditambahkan Fitur Stopword

Pada sub-eksperimen ini. penulis mencoba menambahkan informasi lain berupa fitur yang berisi sebuah kata apakah terdapat di dalam kamus *stop word* atau tidak. Penulis berpendapat bahwa dengan adanya informasi *stop word*, adanya kesalahan suatu kata tidak berentitas yang dilabeli sebagai kata berentitas oleh model dapat dikurangi.

Rangkuman hasil sub-eksperimen ini dapat dilihat di Tabel 5.3 dan Gambar 5.3.

Tabel 5.3: Tabel Hasil Eksperimen dengan Fitur Terbaik Sebelumnya Ditambahkan Fitur Stopword

	Precission	*Recall*	*F-Measure*
Disease	65.97%	59.81%	62.28%
Symptom	63.08%	55.20%	58.68%
Treatment	54.73%	46.27%	49.69%
Drug	61.88%	58.99%	59.57%



Gambar 5.3: Histogram Metrik Evaluasi dengan Fitur Terbaik Sebelumnya Ditambahkan Fitur Stopword

Dari Tabel 5.3 dan Gambar 5.3 dapat diamati bahwa secara umum, penggunaan fitur Kamus *Stop Word* dapat meningkatkan *precission, recall,* dan *f-measure*. Untuk lebih detailnya, entitas *disease* mengalami penurunan nilai *precission* dan *f-measure* tetapi mengalami kenaikan nilai *recall*. Entitas *symptom* dan *treatment* mengalami kenaikan untuk nilai *precission, recall* dan *f-measure*. Sedangkan entitas *drug* mengalami kenaikan pada nilai *precission* dan *f-measure* teteapi mengalami penurunan pada nilai *recall*.

Menurut analisis penulis entitas *symptom* dan *treatment* mengalami kenaikan akurasi karena pada sebagian besar entitas tersebut memiliki susunan kata yang sama dengan kalimat pada umumnya. **KASIH CONTOH**

Pada sub-eksperimen ini, walaupun secara umum akurasi lebih baik dibandingkan dengan sub-eksperimen sebelumnya, hasil sub-eksperimen ini masih lebih rendah apabila dibandingkan dengan hasil eksperimen Herwando (2016). Oleh karena penulis mengusulkan fitur tambahan lain yaitu fitur POS-Tag yang akan dijelaskan pada sub-eksperimen 5.3.1.4.

5.3.1.4 Sub-Eksperimen Menguji Fitur Terbaik Sebelumnya Ditambahkan Fitur POS-Tag

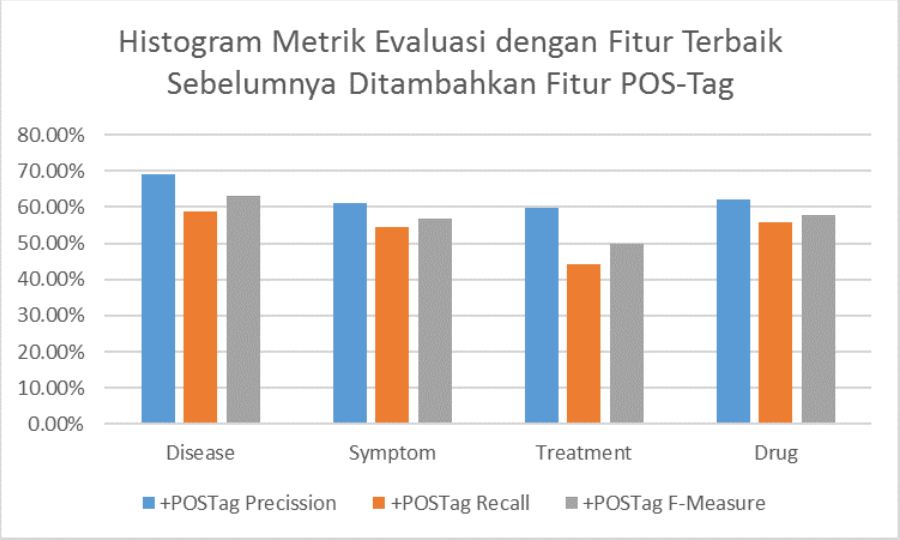
Pada sub-eksperimen ini, penulis menambahkan informasi baru pada *resource* yang akan digunakan untuk *training* model yang berupa fitur POS-Tag. Sebelumnya fitur ini telah digunakan pada penelitian Abacha dan Zweigenbaum (2011) pada dokumen berbahasa Inggris dan memberikan kontribusi meningkatkan akurasi dari model MER yang dibangun. Oleh karena itu pada eksperimen ini penulis mencoba

menggunakan fitur tersebut dan ingin mengetahui apakah fitur POS-Tag memiliki kontribusi untuk meningkatkan akurasi pada MER dengan dokumen berbahasa Indonesia.

Rangkuman hasil sub-eksperimen ini dapat dilihat pada Tabel 5.4 dan Gambar 5.4.

Tabel 5.4: Tabel Hasil Eksperimen dengan Fitur Terbaik Sebelumnya Ditambahkan Fitur POS-Tag

	Precission	*Recall*	*F-Measure*
Disease	69.10%	58.67%	63.22%
Symptom	61.09%	54.43%	57.00%
Treatment	59.73%	44.10%	49.87%
Drug	62.00%	55.74%	57.87%



Gambar 5.4: Histogram Metrik Evaluasi dengan Fitur Terbaik Sebelumnya Ditambahkan Fitur POS-Tag

Dari tabel dan grafik di atas, entitas *disease* dan *treatment* memiliki nilai *precission* dan *f-measure* yang meningkat, tetapi dengan nilai *recall* yang turun. Untuk entitas *symptom*, nilai *precission, recall*, dan *f-measure* mengalami penurunan. Sedangkan entitas *drug* mengalami kenaikan hanya pada *precission*-nya saja. Hal ini terjadi karena model POS-Tagger yang digunakan menghasilkan tag yang terkadang tidak konsisten. Sebagai contoh, **BERI CONTOH**. Selain itu, fitur POS-Tag juga tidak dapat membedakan entitas obat, nama penyakit dan nama orang. Sebagai contoh, **KASIH CONTOH**. Kemudian untuk POS-Tag pada entitas *treatment*juga tidak dapat dibedakan dengan POS-Tag pada kalimat yang lebih umum. Sebagai contoh **KASIH CONTOH**.

Oleh karena itu pada sub-eksperimen selanjutnya, penulis mencoba menambahkan fitur lain yang lebih spesifik dibandingkan dengan fitur POS-Tag, yaitu fitur Frasa Kata. Penjelasan lebih lanjut akan dibahas pada sub-eksperimen 5.3.1.5.

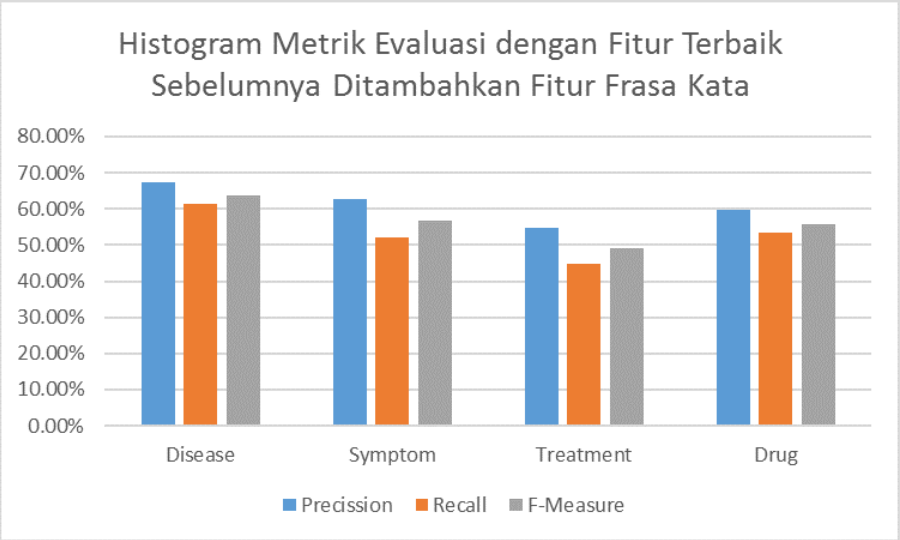
5.3.1.5 Sub-Eksperimen Menguji Fitur Terbaik Sebelumnya Ditambahkan Fitur Frasa Kata

Pada sub-eksperimen ini penulis menambahkan fitur baru yaitu fitur Frasa Kata. Seperti yang telah dijelaskan pada Bab 3, entitas *symptom* dan *treatment* diharapkan akan lebih mudah dikenali karena pada umumnya merupakan frasa kata kerja. Sedangkan entitas *disease* dan *drug* diharapkan juga akan lebih mudah dikenali karena pada umumnya merupakan frasa kata benda. Alasan lain yaitu karena pada umumnya entitas yang akan dikenali pada penelitian ini merupakan frasa kata, hal ini dibuktikan dengan **KASIH BUKTI**.

Rangkuman hasil sub-eksperimen ini dapat dilihat pada Tabel 5.4 dan Gambar 5.4.

Tabel 5.5: Rangkuman Hasil Eksperimen dengan Fitur Terbaik Sebelumnya Ditambahkan Fitur Frasa Kata

	Precission	*Recall*	*F-Measure*
Disease	67.49%	61.56%	63.81%
Symptom	62.89%	52.27%	56.72%
Treatment	54.87%	44.92%	49.06%
Drug	59.77%	53.37%	55.66%



Gambar 5.5: Histogram Metrik Evaluasi dengan Fitur Terbaik Sebelumnya Ditambahkan Fitur Frasa Kata

Dari tabel dan grafik di atas, entitas *drug* mengalami penurunan untuk nilai *precission, recall* dan *f-measure*. Selain itu, entitas *disease* mengalami penurunan pada nilai *precission* tetapi mengalami kenaikan pada nilai *recall* dan *f-measure*. Entitas *symptom* mengalami kenaikan pada nilai *precission* tetapi mengalami penurunan pada nilai *recall* dan *f-measure*. Sedangkan pada entitas *treatment*, terjadi kenaikan nilai *recall* tetapi nilai *precission* dan *f-measure* mengalami penurunan.

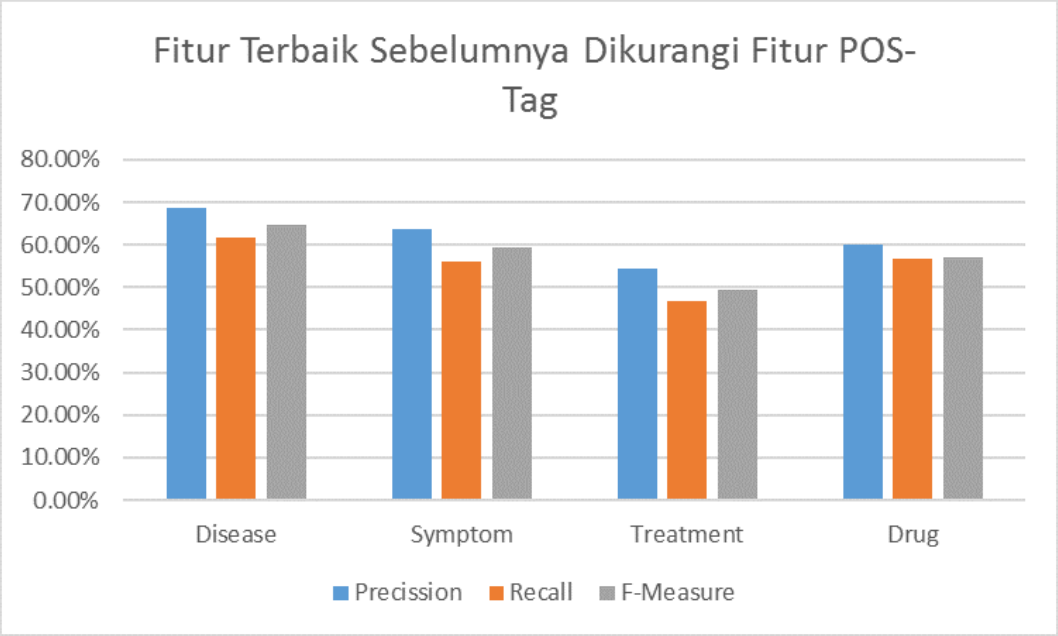
Dari hasil eksperimen ini, menurut penulis hal ini terjadi karena informasi frasa bersifat redundan apabila bergabung dengan fitur POS-Tag. Pada fitur POS-Tag, tidak ada perbedaan antara kata yang merupakan frasa maupun kata yang bukan frasa. Padahal, mayoritas entitas merupakan frasa. Oleh karena itu, pada sub-eksperimen 5.3.1.6, penulis menghilangkan fitur POS-Tag dan tetap mempertahankan fitur Frasa Kata untuk mengetahui hal tersebut.

5.3.1.6 Sub-Eksperimen Menguji Fitur Terbaik Sebelumnya Dikurangi Fitur POS-Tag

Pada sub-eksperimen ini penulis menghilangkan fitur POS-Tag berdasarkan hasil dan analisis pada sub-eksperimen **??**. Rangkuman hasil sub-eksperimen ini dapat dilihat pada Tabel 5.6 dan Gambar 5.6.

Tabel 5.6: Rangkuman Hasil Eksperimen dengan Fitur Terbaik Sebelumnya Dikurangi Fitur POS-Tag

	Precission	*Recall*	*F-Measure*
Disease	68.67%	61.80%	64.78%
Symptom	63.79%	56.10%	59.23%
Treatment	54.47%	46.72%	49.58%
Drug	60.08%	56.70%	57.00%



Gambar 5.6: Histogram Metrik Evaluasi dengan Fitur Terbaik Sebelumnya Dikurangi Fitur POS-Tag

Dari Tabel 5.6 dan Gambar 5.6, terlihat bahwa semua entitas (*disease, symptom, treatment,*) dan *drug* mengalami kenaikan pada nilai *precission, recall,* dan *f-measure*. Seperti yang telah dijelaskan pada sub-eksperimen 5.3.1.5, penggabunagn fitur POS-Tag dan Frasa akan memberikan hasil yang lebih rendah. Oleh karena itu, sebaiknya fitur POS-Tag tidak digabung dengan fitur Frasa. Selain itu, penulis lebih memilih fitur Frasa untuk dipertahankan karena fitur ini lebih diskriminatif dibandingkan dengan fitur POS-Tag, dengan melihat bahwa mayoritas kata berentitas merupakan frasa.

Walaupun pada sub-eksperimen ini hasil yang dicapai lebih baik dari sub-eksperimen sebelumnya, hasilnya tetap lebih rendah dari hasil eksperimen Herwando (2016). Oleh karena itu penulis mencoba fitur yang lain, yaitu fitur Kata Sebelum. Untuk penjelasan lebih lanjut akan dibahas pada sub-eksperimen 5.3.1.7.

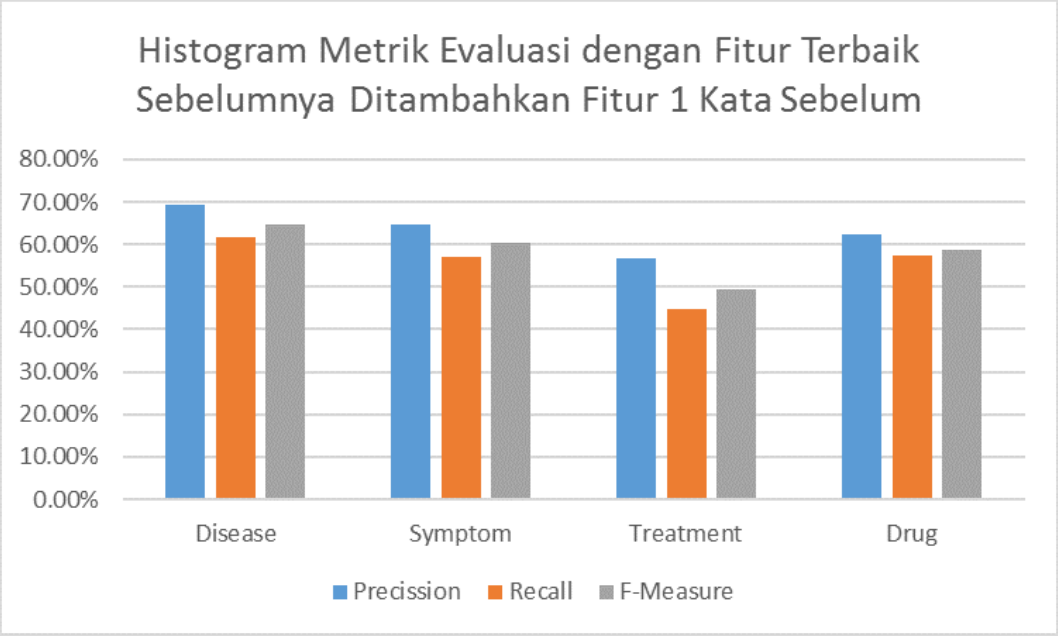
5.3.1.7 Sub-Eksperimen Menguji Fitur Terbaik Sebelumnya Ditambahkan Fitur 1 Kata Sebelum

Pada sub-eksperimen ini penulis menambahkan fitur baru yaitu fitur 1 Kata Sebelum. Fitur ini digunakan pada penelitian Abacha dan Zweigenbaum (2011) dan berkontribusi menaikkan akurasi serta pada penelitian Herwando (2016) yang juga berkontribusi memberikan hasil terbaik pada penelitiannya. Menurut penulis, ada beberapa entitas yang akan lebih mudah diketahui apabila diketahui kata sebelumnya. Misalnya kata "masuk angin", apabila hanya diberikan informasi kata "angin" tanpa kata "masuk", akan lebih sulit menentukan kata tersebut bagian dari suatu entitas *disease* atau bukan. Oleh karena itu, pada sub-eksperimen ini saya mencoba menambahkan fitur tersebut.

Rangkuman hasil sub-eksperimen ini dapat dilihat pada Tabel 5.7 dan Gambar 5.7.

Tabel 5.7: Rangkuman Hasil Eksperimen dengan Fitur Terbaik Sebelumnya Ditambahkan Fitur 1 Kata Sebelum

	Precission	*Recall*	*F-Measure*
Disease	69.49%	61.60%	64.68%
Symptom	64.78%	57.15%	60.23%
Treatment	56.58%	44.71%	49.54%
Drug	62.22%	57.28%	58.76%



Gambar 5.7: Histogram Metrik Evaluasi dengan Fitur Terbaik Sebelumnya Ditambahkan Fitur 1 Kata Sebelum

Melihat pada Tabel 5.7 dan Gambar 5.7, dapat diketahui bahwa entitas *disease* dan *treatment* mengalami kenaikan pada nilai *precission*, tetapi mengalami penurunan pada nilai *recall* dan *f-measure*. Sedangkan entitas *symptom* dan *drug* mengalami kenaikan pada nilai *precission, recall,* dan *f-measure*.

Hasil sub-eksperimen ini masih lebih rendah dibandingkan dengan hasil eksperimen Herwando (2016). Oleh karena itu, penulis mencoba menambahkan fitur yang lain yaitu fitur 1 Kata Sesudah, yang akan dibahas lebih lanjut pada sub-eksperimen 5.3.1.8.

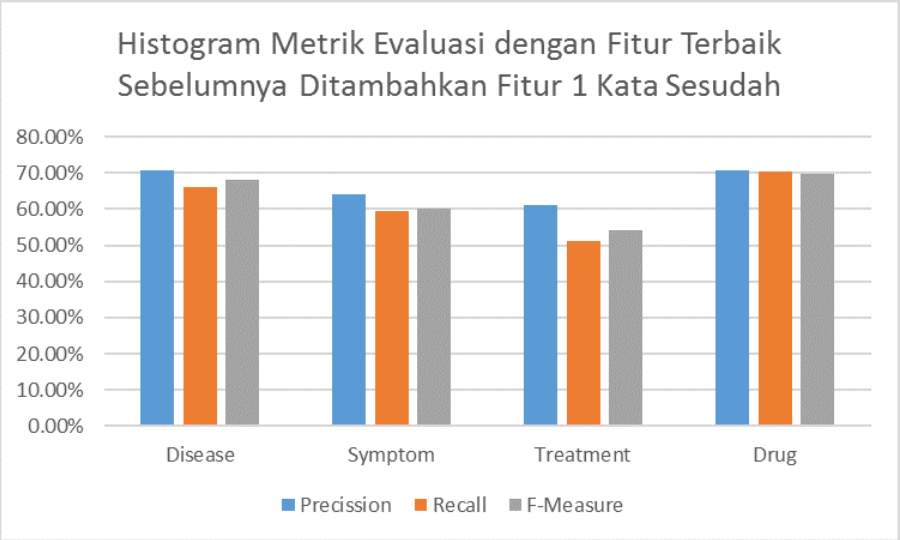
5.3.1.8 Sub-Eksperimen Menguji Fitur Terbaik Sebelumnya Ditambahkan Fitur 1 Kata Sesudah

Pada sub-eksperimen ini penulis menambahkan fitur lain yaitu fitur 1 Kata Setelah. Hal ini karena ada beberapa kasus yang mana apabila suatu kata merupakan sebuah entitas, akan lebih mudah dikenali apabila melihat kata atau konteks setelahnya. Sama seperti contoh pada Fitur 1 Kata Sebelum, misal diberikan kata "masuk angin", apabila hanya diberikan informasi "masuk" tanpa "angin", akan lebih sulit mengenali apakah kata tersebut termasuk entitas *disease* atau bukan. Selain itu, fitur ini juga dapat membedakan kata berentitas dengan kata yang bukan, misalnya kata "masuk angin" dengan "masuk rumah". Apabila informasi pada saat tersebut hanya diberikan kata "masuk" saja tanpa kata setelahnya, akan lebih sulit mengenali kata tersebut termasuk kata berentitas atau bukan.

Rangkuman hasil sub-eksperimen ini dapat dilihat pada Tabel 5.8 dan Gambar 5.8.

Tabel 5.8: Rangkuman Hasil Eksperimen dengan Fitur Terbaik Sebelumnya Ditambahkan Fitur 1 Kata Sesudah

	Precission	*Recall*	*F-Measure*
Disease	70.68%	66.18%	68.17%
Symptom	64.16%	59.55%	61.42%
Treatment	61.02%	51.13%	54.03%
Drug	70.85%	70.33%	69.82%



Gambar 5.8: Histogram Metrik Evaluasi dengan Fitur Terbaik Sebelumnya Ditambahkan Fitur 1 Kata Sesudah

Melihat pada Tabel 5.8 dan Gambar 5.8, dapat diketahui bahwa hanya entitas *symptom* yang mengalami penurunan tetapi nilai *recall* dan *f-measure*-nya naik. Sedangkan entitas lain mengalami kenaikan pada nilai *precission, recall* dan *f-measure*. Akan tetapi hasil sub-eksperimen ini masih lebih rendah dibandingkan dengan hasil eksperimen Herwando (2016). Oleh karena itu, setelah penulis mencoba kemungkinan fitur yang memberikan kontribusi dalam penelitian ini, Wahid Nur Rohman mencoba arsitektur untuk model RNNs yang lain. Penjelasan lebih lanjut akan dibahas pada eksperimen 5.3.2.

5.3.2 Hasil Ekperimen Pengujian Arsitektur RNNs

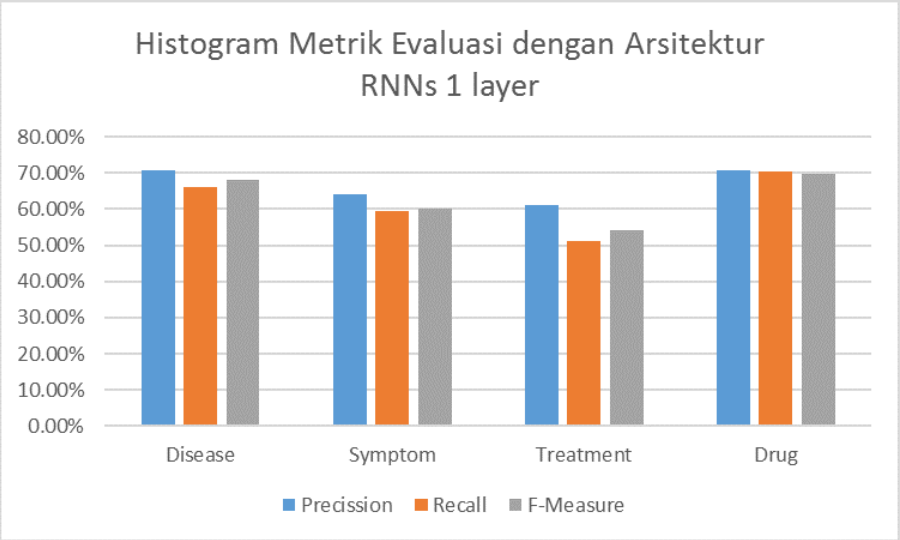
Pada eksperimen ini, penulis mencoba dua buah arsitektur RNNs yang telah penulis usulkan pada Bab3 yaitu RNNs dengan 1 layer dan RNNs dengan 2 layer. Fitur yang digunakan dalam pengujian ini yaitu kombinasi fitur yang menghasilkan akurasi terbaik pada eksperimen pertama, yaitu fitur Kata itu Sendiri, Kamus Kesehatan, *Stop Word*, Frasa Kata, 1 Kata Sebelum dan 1 Kata Sesudah.

5.3.2.1 Sub-Eksperimen Menguji Arsitektur RNNs 1 layer

Pada sub-eksperimen ini, penulis menggunakan struktur RNNs yang mana semua fitur digabung menjadi satu dalam sebuah *timestep*. Artinya fitur-fitur yang berbeda tersebut akan digabung atau di-*concat* menjadi sebuah vektor yang akan menjadi *input* bagi RNNs ini. RNNs inilah yang digunakan pada eksperimen pertama, sehingga hasilnya sama dengan sub-eksperimen 5.3.1.8.

Tabel 5.9: Rangkuman Hasil Eksperimen dengan Arsitektur RNNs 1 layer

	Precission	*Recall*	*F-Measure*
Disease	70.68%	66.18%	68.17%
Symptom	64.16%	59.55%	61.42%
Treatment	61.02%	51.13%	54.03%
Drug	70.85%	70.33%	69.82%



Gambar 5.9: Histogram Metrik Evaluasi dengan Arsitektur RNNs 1 layer

Pada eksperimen ini, hasil yang dicapai masih lebih kecil apabila dibandingkan dengan hasil yang dicapai Herwando (2016). Menurut penulis hal ini terjadi karena informasi fitur yang berbeda-beda dijadikan satu, sehingga ada kemungkinan hilangnya informasi dari masing-masing fitur tersebut. Oleh karena itu, untuk mengatasi permasalahan tersebut penulis mengusulkan arsitektur yang mana masing-masng kelompok fitur yang berbeda dipisahkan dan menjadi *input* bagi masing-masing LSTMs. Untuk penjelasan eksperimen ini akan dijelaskan pada sub-eksperimen 5.3.2.2

5.3.2.2 Sub-Eksperimen Menguji Arsitektur RNNs 2 layer

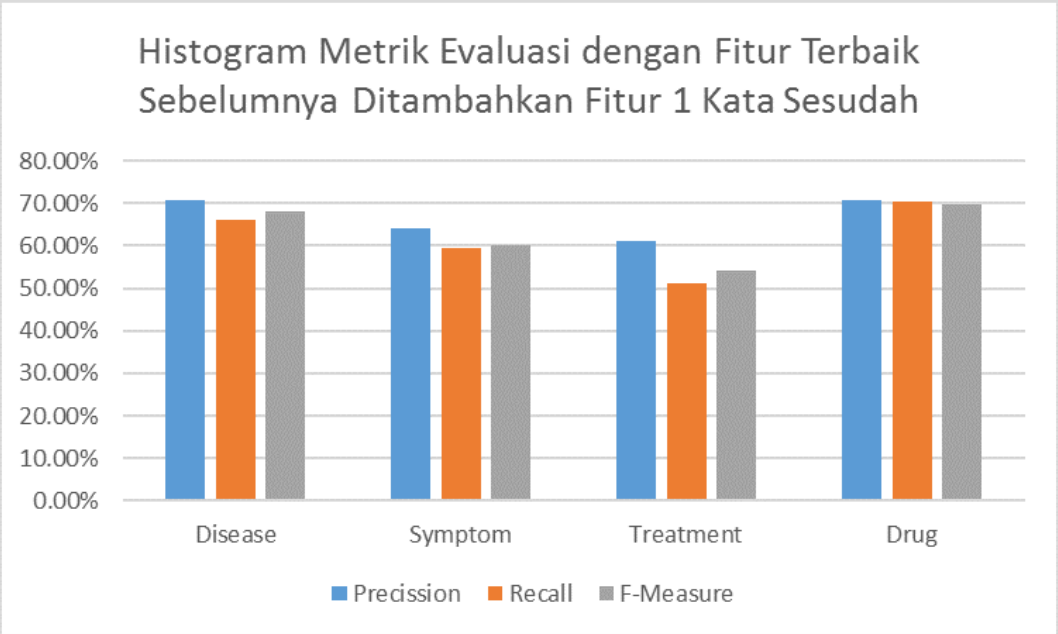
Pada sub-eksperimen sebelumnya, fitur-fitur yang berbeda digabung menjadi satu, sehingga ada kemungkinan hilangnya informasi dari fitur tersebut. Oleh karena itu, penulis mengusulkan adanya layer tambahan setelah masing-masing fitur tersebut masuk ke dalam model. Penulis mengusulkan bahwa masing-masing kelompok fitur menjadi *input* RNNs secara terpisah. Setelah masuk di RNNs, *output* dari masing-masing RNNs tersebut di-*merge* ke dalam sebuah layer, lalu masuk kembali

ke RNNs untuk melihat konteks fitur-fitur sebelumnya. Dengan diusulkannya arsitektur RNNs ini penulis berharap bahwa masing-masing fitur terjaga informasinya dan tidak terganggu dengan informasi lain.

Rangkuman hasil sub-eksperimen ini dapat dilihat pada Tabel 5.10 dan Gambar 5.10.

Tabel 5.10: Rangkuman Hasil Eksperimen dengan Fitur Terbaik Sebelumnya Ditambahkan Fitur 1 Kata Sesudah

	Precission	*Recall*	*F-Measure*
Disease	70.68%	66.18%	68.17%
Symptom	64.16%	59.55%	61.42%
Treatment	61.02%	51.13%	54.03%
Drug	70.85%	70.33%	69.82%



Gambar 5.10: Histogram Metrik Evaluasi dengan Fitur Terbaik Sebelumnya Ditambahkan Fitur 1 Kata Sesudah

Pada eksperimen ini, hasil yang dicapai masih lebih kecil apabila dibandingkan dengan hasil yang dicapai Herwando (2016). Menurut penulis hal ini terjadi karena informasi fitur yang berbeda-beda dijadikan satu, sehingga ada kemungkinan hilangnya informasi dari masing-masing fitur tersebut. Oleh karena itu, untuk mengatasi permasalahan tersebut penulis mengusulkan arsitektur yang mana masing-masng kelompok fitur yang berbeda dipisahkan dan menjadi *input* bagi masing-masing LSTMs. Untuk penjelasan eksperimen ini akan dijelaskan pada sub-eksperimen 5.3.2.2

BAB 6
KESIMPULAN DAN SARAN

6.1 Kesimpulan

Setelah mengimplementasikan rancangan arsitektur sistem, menjalankan eksperimen, serta menganalisis hasil eksperimen, diperoleh kesimpulan sebagai berikut.

1. Penggunaan fitur SDCC berpeluang lebih baik daripada fitur MFCC. Hal ini dapat diamati dari Gambar 5.17, Gambar 5.18, dan Gambar 5.19. Ketiga gambar tersebut menunjukkan hasil yang konsisten bahwa fitur SDCC lebih mendominasi dalam memberikan hasil yang lebih akurat daripada fitur MFCC.

2. Penggunaan metode klasifikasi GMM berpeluang lebih baik daripada metode klasifikasi SVM maupun metode gabungan SVM dengan GMM. Hal ini dapat diamati dari 5.15 dan Gambar 5.16. Kedua gambar tersebut menunjukkan bahwa metode klasifikasi GMM lebih mendominasi dalam memberikan hasil yang paling akurat dibandingkan metode klasifikasi lainnya.

3. Kombinasi pengambilan fitur SDCC dengan metode klasifikasi GMM adalah kombinasi yang memberikan hasil paling akurat secara rata-rata dalam penelitian ini. Hal ini dapat diamati dari nilai rata-rata akurasi pada Tabel **??**, Tabel **??**, Tabel 5.11, Tabel 5.13, Tabel 5.15, dan Tabel 5.17. Kombinasi fitur SDCC dengan metode klasifikasi GMM menghasilkan nilai rata-rata akurasi tertinggi, yaitu sebesar 83,4%.

4. Penggabungan dua metode klasifikasi yang sama-sama memiliki kinerja yang baik tidak menjamin akan menghasilkan metode klasifikasi baru yang lebih akurat secara rata-rata. Nilai rata-rata akurasi dari metode klasifikasi GMM turun setelah digabung dengan metode klasifikasi SVM, baik pada pengambilan fitur MFCC maupun pada pengambilan fitur SDCC.

5. Akurasi dari masing-masing ayat berbeda-beda. Ada beberapa ayat yang dapat diklasifikasikan dengan akurasi tinggi, dan ada juga beberapa ayat yang hanya diklasifikasikan dengan akurasi rendah.

6.2 Saran

Setelah melakukan eksperimen dan menganalisis hasilnya, ada beberapa saran untuk penelitian selanjutnya, antara lain sebagai berikut.

1. Fitur MFCC dan fitur SDCC memungkinkan untuk dikombinasikan. Kombinasi tersebut layak untuk dicoba dalam penelitian selanjutnya karena ada peluang akurasi dari sistem akan meningkat.

2. Sistem dalam penelitian ini dapat dikembangkan lebih lanjut dengan cara mensegmentasi ayat-ayat yang panjang, seperti yang ada dalam Surat Al-Baqarah. Dalam surat tersebut terdapat ayat sepanjang satu halaman Al-Qur'an. Dengan cara disegmentasi, ayat-ayat yang panjang dapat diperlakukan seperti ayat-ayat yang pendek di juz 30. Sehingga sistem yang dikembangkan dalam penelitian ini dapat digunakan untuk seluruh ayat dalam Al-Qur'an.

3. Banyaknya data sampel dapat ditingkatkan, tidak hanya 40 sampel qari. Data sampel yang semakin banyak diharapakan akan menghasilkan sistem yang semakin akurat dan presisi.

4. Masih ada metode-metode klasifikasi lain yang layak untuk dicoba dalam penelitian selanjutnya, seperti *deep learning*, *i-vector*, dan *Gaussian process*. Ada kemungkinan metode klasifikasi lain akan menghasilkan sistem yang lebih akurat dan presisi.

5. Metode klasifikasi yang dilakukan dalam penelitian ini masih menggunakan parameter yang konstan. Ada potensi untuk meningkatkan akurasi sistem dengan memilih parameter yang lebih tepat pada setiap metode klasifikasi.

6. Penelitian ini dapat dikembangkan untuk mencari tahu qari mana yang pelafalannya paling sering diidentifikasi dengan benar.

DAFTAR REFERENSI

Abacha, A. B. dan Zweigenbaum, P. (2011). Medical entity recognition: A comparison of semantic and statistical methods. In *Proceedings of BioNLP 2011 Workshop*, pages 56–64. Association for Computational Linguistics.

Dinakaramani, A., Rashel, F., Luthfi, A., dan Manurung, R. (2014). Designing an indonesian part of speech tagset and manually tagged indonesian corpus. In *IALP*, pages 66–69.

Elman, J. L. (1990). Finding structure in time. *Cognitive science*, 14(2):179–211.

Graves, A. (2012). Neural networks. In *Supervised Sequence Labelling with Recurrent Neural Networks*, pages 15–35. Springer.

Graves, A., Mohamed, A.-r., dan Hinton, G. (2013). Speech recognition with deep recurrent neural networks. In *2013 IEEE international conference on acoustics, speech and signal processing*, pages 6645–6649. IEEE.

Graves, A. dan Schmidhuber, J. (2009). Offline handwriting recognition with multidimensional recurrent neural networks. In *Advances in neural information processing systems*, pages 545–552.

Hachey, B., Radford, W., Nothman, J., Honnibal, M., dan Curran, J. R. (2013). Evaluating entity linking with wikipedia. *Artificial intelligence*, 194:130–150.

Haykin, S. S., Haykin, S. S., Haykin, S. S., dan Haykin, S. S. (2009). *Neural networks and learning machines*, volume 3. Pearson Upper Saddle River, NJ, USA:.

Herwando, R. (2016). Pengenalan entitas kesehatan pada forum kesehatan online berbahasa indonesia menggunakan algoritma conditional random fields. Master's thesis, Universitas Indonesia, Kampus UI Depok.

Hochreiter, S. dan Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural computation*, 9(8):1735–1780.

Hs, W. (2005). *Bahasa Indonesia: mata kuliah pengembangan kepribadian di perguruan tinggi*. Gramedia Widiasarana Indonesia.

Huang, Z., Xu, W., dan Yu, K. (2015). Bidirectional lstm-crf models for sequence tagging. *arXiv preprint arXiv:1508.01991*.

Jordan, M. I. (1986). Attractor dynamics and parallellism in a connectionist sequential machine.

Lang, K. J., Waibel, A. H., dan Hinton, G. E. (1990). A time-delay neural network architecture for isolated word recognition. *Neural networks*, 3(1):23–43.

Mikolov, T., Karafiát, M., Burget, L., Cernockỳ, J., dan Khudanpur, S. (2010). Recurrent neural network based language model. In *Interspeech*, volume 2, page 3.

Mujiono, S., Fanany, M. I., dan Basaruddin, C. (2016). A new data representation based on training data characteristics to extract drug named-entity in medical text. *arXiv preprint arXiv:1610.01891*.

Seki, K. dan Mostafa, J. (2003). A probabilistic model for identifying protein names and their name boundaries. In *Bioinformatics Conference, 2003. CSB 2003. Proceedings of the 2003 IEEE*, pages 251–258. IEEE.

Sutskever, I., Vinyals, O., dan Le, Q. V. (2014). Sequence to sequence learning with neural networks. In Ghahramani, Z., Welling, M., Cortes, C., Lawrence, N. D., dan Weinberger, K. Q., editors, *Advances in Neural Information Processing Systems 27*, pages 3104–3112. Curran Associates, Inc.

Suwarningsih, W., Supriana, I., dan Purwarianti, A. (2014). Imner indonesian medical named entity recognition. In *Technology, Informatics, Management, Engineering, and Environment (TIME-E), 2014 2nd International Conference on*, pages 184–188. IEEE.