CONDITIONAL RANDOM FIELDS UNTUK PENGENALAN ENTITAS BERNAMA PADA TEKS BAHASA INDONESIA

Narti Jaariyah[1], Ednawati Rainarli[2]

[1,2] Universitas Komputer Indonesia
Jalan Dipatiukur No. 112-114, Coblong, Bandung, Jawa Barat 40132, Indonesia
E-mail : nartijaariyah@gmail.com[1], ednawati.rainarli@email.unikom.ac.id[2]

ABSTRAK

Pengenalan entitas bernama merupakan suatu proses untuk mengklasifikasi entitas nama seperti nama orang, lokasi, organisasi, waktu, dan kuantitas pada suatu teks. Untuk teks berbahasa Indonesia, pengenalan entitas bernama sudah pernah dilakukan menggunakan metode *Hidden Markov Model* (HMM) [1]. Pada perkembangannya, muncul metode *Conditional Random Fields* (CRF) yang merupakan perbaikan dari HMM. CRF sendiri memiliki banyak kelebihan dibandingkan metode *Hidden Markov Model* dan *Maximum Entropy Markov Model.* Hal ini terbukti pada penerapan pengenalan entitas bernama menggunakan metode CRF pada berbagai bahasa yang menghasilkan nilai akurasi yang tinggi. Untuk itu dalam penelitian ini akan digunakan CRF untuk mendeteksi entitas bernama pada teks bahasa Indonesia. Aplikasi pengenalan entitas bernama dibuat untuk menguji seberapa baik CRF dalam mengenali entitas bernama. Fitur yang digunakan adalah kelas kata sekarang, kelas kata sekarang dan kelas kata sebelumnya, dan kelas kata sekarang, kelas sebelumnya, dan kelas kata setelahnya. Pengujian menggunakan data latih dan data uji yang sama hasil akurasi terbaik yang diperoleh sebesar 90.53% dengan *recall* 63.09% dan *precision* 31.55%. Hasil pengujian terhadap data latih dan data uji yang berbeda menunjukkan nilai akurasi terbaik adalah 90.06% dengan *recall* dan *precision* adalah 68.38% dan 41.35%.

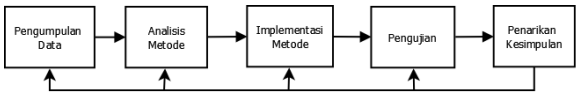
Kata kunci : ekstraksi informasi, pengenalan entitas bernama, *conditional random fields*, kelas kata

1. PENDAHULUAN

Pengenalan entitas bernama banyak digunakan dalam pemprosesan bahasa alami seperti ekstraksi informasi, mesin penjawab otomatis, peringkasan, temu-kembali informasi, mesin penerjemah, anotasi video, biofarmatik dan sebagainya. Sistem pengenalan entitas bernama untuk teks bahasa Indonesia sudah dilakukan menggunakan metode *Hidden Markov Model* [1]. Namun pada penelitian ekstraksi kalimat pertanyaan yang menggunakan sistem pengenalan entitas masih terdapat kegagalan yang disebabkan sistem pengenalan entitas masih belum akurat mengenali entitas bernama pada teks [2]. Selain metode HMM terdapat metode lain yang dapat digunakan untuk melakukan pengenalan entitas bernama yakni *Conditional Random Fields* (CRF). Metode CRF untuk kasus pengenalan entitas bernama berhasil diimplementasikan pada berbagai bahasa di dunia dan menghasilkan nilai akurasi yang tinggi seperti pada bahasa Inggris dengan akurasi 92,29% dan bahasa Bengali nilai akurasi mencapai 90,7% [3], [4]. Dari penelitian-penelitian yang telah dilakukan terlihat bahwa pengenalan entitas bernama menggunakan CRF memiliki nilai akurasi yang cukup tinggi. Namun, penelitian tersebut masih belum diaplikasikan pada bahasa Indonesia sedangkan setiap bahasa memiliki aturan-aturan penulisan bahasa tersendiri. Oleh karena itu masih diperlukan suatu penelitian untuk mengetahui keakuratan metode CRF dalam mengenali entitas bernama khususnya pada teks bahasa Indonesia.

2. ISI PENELITIAN

Metodologi yang digunakan dalam penelitian ini yaitu pengumpulan data, analisis metode, implementasi metode, pengujian, dan penarikan kesimpulan yang dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahap Penelitian

Dari Gambar 1 tahapan-tahapan penelitian yang digunakan adalah sebagai berikut.

1. Pengumpulan Data

Metode pengumpulan data yang digunakan dalam penelitian ini yakni studi literatur. Tahap ini dilakukan dengan cara mempelajari literatur-literatur seperti buku, jurnal, artikel ilmiah, dan website yang berhubungan dengan pengenalan entitas bernama dan *Conditional Random Field*. Tujuan dari studi literatur ini adalah sebagai dasar teori pembangunan aplikasi pengenalan entitas bernama.

2. Analisis Metode

Pada tahapan ini dilakukan analisis kebutuhan dan proses-proses metode *Conditional Random*

Fields untuk mengenali entitas bernama. Setelah kebutuhan metode dan kebutuhan aplikasi terkumpul maka dibuat perancangan aplikasi yang akan dibangun.

3. Implementasi Metode

Proses yang dilakukan dalam tahapan ini adalah membangun aplikasi pengenalan entitas berdasarkan analisis metode yang telah dilakukan. Aplikasi dibangun menggunakan bahasa pemograman Java dan teks editor sebagai tempat menyimpan data pelatihan dan pengujian.

4. Pengujian

Setelah aplikasi dibangun tahap maka selanjutnya adalah melakukan pengujian hasil implementasi *Conditional Random Fields* untuk mengenali entitas bernama pada teks bahasa Indonesia. Pengujian ini dilakukan dengan berfokus pada pengujian akurasi data.

5. Penarikan kesimpulan

Kesimpulan didapatkan dari hasil implementasi metode *Conditional Random Fields* dalam mengenali entitas bernama. Selain itu, dibahas pula masalah-masalah yang muncul pada saat pengujian dan diduga dapat mempengaruhi hasil pengujian.

2.1 Data Masukan

Data masukan adalah teks bahasa Indonesia yang sesuai dengan aturan baku bahasa Indonesia. Teks terbagi atas 2 yaitu teks sebagai data pelatihan dan data pengujian. Data pelatihan terdiri 2.231 kalimat yang terdiri dari 43.301 kata dengan 1.756 kata nama orang, 1.546 kata nama lokasi, 1.417 kata termasuk dalam entitas organisasi, dan sisanya 38.582 kata termasuk dalam entitas other.¬ Data pengujian terdiri dari 614 kalimat dengan 747 kata nama orang, 226 nama lokasi, 444 nama organisasi dan bukan entitas sebanyak 9.669 kata.

2.2 Praproses

Praproses merupakan tahap awal untuk melakukan pengenalan entitas bernama pada teks. Tahapan dalam praproses terdiri dari :

a. Pemisahan kalimat

Pemisahan kalimat dilakukan menggunakan aturan-aturan pada bahasa Indonesia seperti diakhiri dengan tanda titik(.), tanda seru (!) dan tanda tanya (?), serta di dalamnya bisa terdapat beberapa baca yaitu tanda koma (,), tanda titik koma (;), tanda hubung (-), tanda pisah (—), tanda elipsis (…), tanda kurung ((…)), tanda kurung siku ([…]), tanda petik ("..."), tanda petik tunggal ('…') tanda garis miring (/) dan tanda penyingkat atau apostrof. Dalam proses ini akan dilakukan menggunakan regular expression dan diberi tag <START> untuk awal kalimat dan <END> untuk akhir kalimat.

b. Tokenisasi

Tokenisasi merupakan proses pemisahan kalimat-kalimat menjadi kumpulan kata-kata yang sesuai dengan urutannya. Tanda baca dalam teks dianggap sebagai sebuah kata.

c. Pengenalan Kelas Kata

Setelah ditokenisasi, setiap kata dilakukan proses pengenalan kelas kata menggunakan POS Tagging untuk membantu pelabelan jenis kata. POS Tagging yang digunakan adalah IPOSTagger hasil penelitian Alfan Wicaksono untuk kategori teks bahasa Indonesia menggunakan Hidden Markov Model [5].

2.3 Ekstraksi Fitur

Pada tahap ini dibuat fungsi fitur sejumlah fitur-fitur yang akan digunakan. Fungsi fitur adalah kombinasi fitur yang digunakan dengan semua label yang mungkin. Fitur yang digunakan mengikuti fitur yang digunakan pada penelitian pengenalan entitas bernama menggunakan HMM yakni fitur kelas kata sekarang (fitur 1), fitur kelas kata sekarang dan sebelumnya (fitur 2), dan fitur kelas kata sekarang, sebelumnya, dan sesudahnya (fitur 3) [1].

Jumlah fungsi fitur kelas kata sekarang adalah L*N dimana L adalah jumlah label yakni 4 (other, person, location, organization) dan N adalah jumlah nilai yang mungkin keluar dari fitur yang digunakan yaitu fitur kelas kata yang berjumlah 37 sehingga jumlah fitur 1 berjumlah 148. Sedangkan jumlah fungsi fitur 2 adalah L*N*N sehingga berjumlah 5.476 fungsi fitur. Untuk fitur 3 berjumlah 202.612 fungsi fitur. Persamaan (1) adalah contoh salah satu fungsi fitur menggunakan fitur kelas kata OP adalah sebagai berikut:

$$f_k(y_t, x, t) = \begin{cases} 1, \text{If } p_t = OP \text{ and } y_t = OTHER \\ 0, \ otherwise \end{cases} \quad (1)$$

Dapat dikatakan bahwa fungsi fitur ke-k (f_k) akan bernilai 1, ketika kelas kata (p_t) dari kata yang diberikan (x) untuk waktu t adalah OP (p_t=OP) dan memiliki label OTHER (y_t=OTHER).

Proses pengecekan fungsi fitur untuk setiap kata ini disebut sebagai ekstraksi fitur. Setiap kata dilakukan proses ekstraksi fitur dan menjadi masukan untuk proses penaksiran parameter. Contoh ekstraksi fungsi fitur 1 untuk kata ke-1 dari data pelatihan diberikan pada persamaan (2).

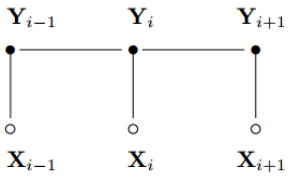
$$f_1(\text{PERSON}, Eka, 1) = \begin{cases} 1, \text{If } p_t = OP \text{ and } y_t = OTHER \\ 0, \ otherwise \end{cases} \quad (2)$$

Nilai fungsi fitur ke-1 untuk kata yang pertama adalah 0 karena kata ke-1 (Eka) memiliki kelas kata sekarang adalah NNP bukan OP dan label katanya adalah PERSON bukan OTHER. Tag NNP dan OP adalah kelas kata yang pelabelannya menyesuaikan tag yang digunakan pada penelitian Alfan Wicaksono [5].

2.4 Conditional Random Fields

CRF merupakan suatu model probabilistik untuk segmentasi dan pelabelan suatu sekuen data [6]. CRF memiliki banyak kelebihan dibandingkan model probabilitas lain seperti *Hidden Markov Model* (HMM) dan *Maximum Entropy Markov Model* (MEMM). CRF mengatasi permasalahan ketergantungan asumsi yang tinggi pada HMM. Hal ini karena CRF dapat menentukan sendiri seberapa

banyak fitur yang diinginkan untuk membangun sebuah model CRF tidak seperti HMM yang bersifat lokal dimana setiap kata hanya bergantung pada label saat ini dan setiap label sebelumnya. Selain itu CRF dapat mempunyai bobot yang bebas sedangkan HMM harus memenuhi bobot tertentu. CRF juga mengatasi permasalahan label bias pada MEMM karena CRF memformulasikan distribusi kondisional label untuk sekuens data secara kesuluruhan dibandingkan MEMM yang memformulasikan distribusi kondisional label untuk setiap elemen data [7]. CRF digunakan pada banyak aplikasi termasuk *Natural Language Processing*, *Computer Vision*, dan *bioinformatic*. Salah satu bentuk dari CRF adalah *linier-chain* CRF yang ditunjukkan oleh Gambar 2.



Gambar 2. *Linear Chain CRF*

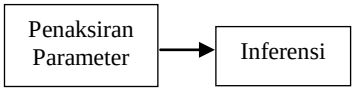
Diberikan dua peubah acak dimana $\bar{x} = (x_1, x_2, ..., x_n)$ adalah himpunan data observasi dan $\bar{y} = (y_1, y_2, ..., y_n)$ adalah himpunan label yang mungkin. Probabilitas kondisional dari *y* (kelas entitas bernama) terhadap *x* (kata) dapat dituliskan dalam persamaan (3).

$$p(y \mid x) = \frac{1}{Z(x)} \prod_C \psi_C(y_c, x) \quad (3)$$

Dimana ψc(yc,,x) adalah fungsi positif yang selanjutnya disebut fungsi potensial dan z(x) menunjukkan fungsi normalisasi dari distribusi probabilitas kondisional label untuk semua sekuens data x dan dinotasikan dengan persamaan (4)

$$Z(x) = \sum_C \prod_C \psi_C(y_c, x) \quad (4)$$

Fungsi potensial mengacu pada jumlah yang mengikat label data dengan fitur pada waktu yang sama. Fitur biasanya disebut juga sebagai data pattern pada beberapa literatur CRF. Dalam kasus yang sederhana fungsi potensial merupakan eksponensial dari jumlah bobot semua fungsi fitur. Secara umum proses CRF ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Tahapan proses CRF

2.4.1 Penaksiran Parameter

Penaksiran parameter adalah proses untuk mendapatkan nilai optimal parameter fungsi fitur yakni λ_k. Nilai λ_k dihitung mengunakan prosedur maksimum *likelihood*. Maksimum *likelihood* merupakan kuantitas yang menunjukkan berapa banyak parameter yang didukung oleh data pelatihan. Maksimum *likelihood* dapat memaksimalkan kemiripan ciri dari kumpulan data pelatihan yang telah dimodelkan dengan CRF dengan kumpulan data pelatihan. Metode ini membutuhkan dua perhitungan yaitu *log-likelihood* dan turunan pertamanya [7]. *Log-likelihood* secara matematis dapat dituliskan dalam persamaan (5) berikut.

$$L = \sum_{t\in[1,T]} \sum_k \lambda_k f_k(y_t', x, t) - \sum_{t\in[1,T-1]} \sum_k \lambda_k f_k(y_t', y_{t+1}', x, t) - \log Z(x) - \sum_k \frac{\lambda_k^2}{2\sigma^2} \quad (5)$$

Dari persamaan (5) maka didapatkan turunan dari *log-likelihood feature function* ke-*k* pada persamaan (6) dan (7).

$$G_k^x = \Sigma_{t\in[1,T]}(f_k(y_t', x, t) - \Sigma_{y_t} P_t(y_t \mid x) f_k(y_t, x, t)) - \frac{\lambda_k}{\sigma^2} \quad (6)$$

$$G_{k'}^x = \Sigma_{t\in[1,T-1]}(f_k(y_t', y_{t+1}', x, t) - \Sigma_{y_t} \Sigma_{y_{t+1}} P_t(y_t, y_{t+1} \mid x) f_k(y_t, y_{t+1}, x, t)) - \frac{\lambda_{k'}}{\sigma^2} \quad (7)$$

Keterangan :

G_k^x : nilai gradien ke-k untuk fungsi fitur node

$G_{k'}^x$: nilai gradien ke-k untuk fungsi fitur edge

k : bernilai 1 sampai banyaknya fitur node

k' : bernilai 1 sampai banyaknya fitur edge

T : banyaknya kata dalam 1 kalimat

$P_t(y_t \mid x)$: probabilitas lokal node ke-t

$P_t(y_t, y_{t+1} \mid x)$: probabilitas lokal edge ke-t

$f_k(y_t', x, t)$: fungsi fitur node ke-k dari data pelatihan yang telah diberi label

$f_k(y_t, x, t)$: fungsi fitur ke-k untuk semua label y_t yang mungkin

$f_k(y_t, y_{t+1} x, t)$: fungsi fitur ke-k untuk semua label y_t dan y_{t+1} yang mungkin

$f_k(y_t', y_{t+1}' x, t)$: fungsi fitur edge ke-k dari data pelatihan yang telah diberi label

σ : standar deviasi distribusi Gauss kisaran nilai 0.1 sampai 10 [8]

λ_k : nilai parameter fungsi fitur node ke-k

$\lambda_{k'}$: nilai parameter fungsi fitur edge ke-k

Untuk mendapatkan nilai parameter fungsi fitur λ_k yang optimal, persamaan (6) dan (7) digunakan pemrograman dinamis dengan memanfaatkan prosedur forward-backward pass untuk menelusuri sekuens data. Penelusuran dengan forward-backward pass bertujuan untuk mendapatkan nilai dari seluruh probabilitas lokal label pada sekuens data. Forward pass pada tiap data x_t secara matematis pada persamaan (8) dan (9).

Untuk t=1

$$\alpha_1[y_1] = 1/S \quad (8)$$

Untuk t=2 sampai T

$$\alpha_t[y_t] = \kappa_t \sum_{y_{t-1}} \alpha_{t-1}[y_{t-1}]\phi_t(y_t, x)\psi_t(y_t, y_{t+1}, x) \quad (9)$$

(9)

Keterangan :

S = jumlah label

κ_t = faktor penskalaan sehingga $\sum_{y_t} \alpha_t[y_t] = 1$, $\kappa_t > 0$

$\alpha_{t-1}[y_{t-1}]$ = nilai forward pass ke t-1

$\phi_t(y_t, x)$ = nilai node potensial ke-t

$\psi_t(y_t, y_{t+1}, x)$ = nilai edge potensial ke-t

B*ackward pass* pada tiap data x_t secara matematis dapat dituliskan dala persamaan (10) dan (11).

Untuk t=T

$$\alpha_1[y_1] = 1/S \quad (10)$$

Untuk t=2 sampai T-1

$$\beta_t[y_t] = \gamma_t \sum_{y_{t+1}} \beta_{t+1}[y_{t+1}]\phi_{t+1}(y_{t+1}, x)\psi_t(y_t, y_{t+1}, x) \quad (11)$$

Keterangan :

γ_t = faktor penskalaan sehingga $\sum_{x_t} \beta_t[x_t] = 1$, $\gamma_t > 0$

$\beta_{t+1}[y_{t+1}]$ = nilai backward pass ke-t+1

$\phi_{t+1}(y_t, x)$ = nilai node potensial ke-t+1

$\psi_t(y_t, y_{t+1}, x)$ = nilai edge potensial ke-t

Setelah semua *forward pass* dan *backward pass* untuk tiap *data* x telah memiliki nilai, maka perhitungan probabilitas lokal untuk setiap label yang mungkin pada data x_t dapat dituliskan dalam persamaan matematis (12) dan (13) sebagai berikut.

$$P_t(y_t|x) = w_t \alpha_t[y_t]\phi_t(y_t, x)\beta_t[y_t] \quad (12)$$

$$P_t(y_t, y_{t+1}|x) = \mathrm{W}_t \alpha_t[y_t]\phi_t(y_t, x)\psi_t(y_t, y_{t+1}, x)\phi_{t+1}(y_t, x)\beta_{t+1}[y_{t+1}] \quad (13)$$

Keterangan :

$P_t(y_t|x)$: probabilitas lokal untuk setiap label y_t yang mungkin

w_t : faktor normalisasi untuk memastikan bahwa $\sum_{y_t} P_t(y_t|x) = 1$.

$\alpha_t[y_t]$: nilai *forward pass* ke-t

$\phi_t(y_t, x)$: nilai node potensial ke-t

$\psi_t(y_t, y_{t+1}, x)$: nilai edge potensial ke-t

$\beta_t[y_t]$: nilai *backward pass* ke-t

$P_t(y_t, y_{t+1}|x)$: probabilitas lokal untuk setiap label y_t dan y_{t+1} yang mungkin

W_t : faktor normalisasi memastikan $\sum_{y_t}\sum_{y_{t+1}} P_t(y_t, y_{t+1}|x) = 1$

$\phi_{t+1}(y_t, x)$: nilai node potensial ke-t+1

$\beta_{t+1}[y_{t+1}]$: nilai *backward pass* ke-t+1

Setelah nilai probabilitas lokal tiap label yang mungkin untuk tiap data x_t pada sekuens *x* didapatkan, maka nilai turunan pertama *log-likelihood* akan didapatkan berdasarkan persamaan (6) dan (7). Kemudian nilai turunan pertama *log-likelihood* G_k^x akan digunakan untuk memperbaharui parameter fungsi fitur λ_k pada tiap iterasi berdasarkan persamaan (14) dan (15).

$$\lambda_k \leftarrow \lambda_k + \omega G_k^x \quad (14)$$

$$\lambda_k \leftarrow \lambda_k + \omega G_{k'}^x \quad (15)$$

Keterangan :

ω : *learning rate* dengan $\omega \in$ [0.001,0.1] [8].

G_k^x : nilai gradien node

$G_{k'}^x$: nilai gradien edge

2.4.2 Inferen

Proses berikutnya setelah mendapatkan nilai parameter fitur dari proses pelatihan yakni mengimplementasikan nilai parameter tersebut pada data pengujian. Himpunan parameter fungsi fitur yang didapatkan dari proses pelatihan akan digunakan untuk melakukan inferen terhadap sekumpulan data uji yang akan diprediksi semua labelnya dengan menemukan sekuens label yang paling optimal secara keseluruhan. Ada tiga tahap untuk melakukan *decoding* yaitu menghitung fungsi potensial, *maximal forward pass*, dan *backtracking*.

Pada awal iterasi, $\alpha_1^{max}[x_1]$ diinisialisasi dengan nilai $1/S$ untuk tiap label dengan *S* adalah jumlah label yang mungkin diberikan pada sekuens data uji. Selanjutnya, penelusuran *maximal forward pass* dilakukan terhadap sekuens data secara matematis dapat dituliskan dalam persamaan (16) dan (17):

Untuk t=T

$$\alpha_1[y_1] = 1/S \quad (16)$$

Untuk t=2 sampai T-1

$$\alpha_t^{max}[y_t] = \kappa_t max_{yt-1}(\alpha_{t-1}[y_{t-1}^{max}]\phi_t(y_t, x)\psi_t(y_t, y_{t+1}, x)) \quad (17)$$

Keterangan :

S : jumlah label

κ_t : faktor normalisasi

$\alpha_{t-1}[y_{t-1}^{max}]$: nilai maksimal *forward pass* t-1

$\phi_t(y_t, x)$: nilai node potensial ke-t

$\psi_t(y_t, y_{t+1}, x)$: nilai edge potensial ke-t

Pada tahap selanjutnya yaitu *backtracking*, bertujuan untuk menelusuri kembali dan meninjau label optimal pada tiap data berdasarkan nilai dari maximal forward pass yang dilakukan sebelumnya. Perhitungan *backtracking* secara matematis dapat ditulis dalam persamaan (18).

$$y_t^* = arg\ max_{y_t}(a_t^{max}[y_t]\ \phi_t(y_t, z)) \quad (18)$$

sehingga sekuens label optimal adalah $\{y_1^*, y_2^*, \dots, y_T^*\}$ untuk sekuens data pengujian sejumlah *T*.

Dimana :

$a_t^{max}[y_t]$ = nilai maksimal forward pass ke-t

$\phi_t(y_t, z)$ = nilai node potensial ke-t

2.5 Pengujian

Penelitian ini menggunakan metode pengujian *precision*, *recall*, dan *f-measure*. Persamaan precision, recall, dan *f-measure* diberikan pada persamaan (19), (20) dan (21) [9].

$$\text{Precision} = \frac{\text{True Positif}}{\text{True Positif + False Positif}} \quad (19)$$

$$\text{Recall} = \frac{\text{True Positif}}{\text{True Positif + False Negatif}} \quad (20)$$

$$\text{F-Measure} = \frac{\text{TruePositif+TrueNegatif}}{\text{TruePositif+FalsePositif+TrueNegatif+FalseNegatif}} \quad (21)$$

Untuk entitas *person*, *location*, dan *oganization* yang diidentifikasi secara benar dihitung sebagai *true positif*, sedangkan yang salah dihitung sebagai *false positif*. Sedangkan untuk entitas *other* yang diidentifikasikan secara benar dihitung sebagai *true negatif*, sedangkan yang salah dihitung sebagai *false negatif*.

2.6 Skenario Pengujian

Pengujian dilakukan dengan cara mencari nilai parameter yang optimal dengan mengganti-ganti kombinasi parameter yang dimasukkan. Rencana pengujian yang dilakukan adalah sebagai berikut :

a. Meneliti pengaruh nilai standar deviasi dan *learning rate* menggunakan data latih dan data berbeda yang sama terhadap fitur kelas kata sekarang (fitur 1) , fitur kelas kata sekarang dan kelas kata sebelumnya (fitur 2), dan fitur kelas kata sekarang, kelas kata sebelumnya, dan kelas kata setelahnya (fitur 3)
b. Meneliti pengaruh nilai standar deviasi dan *learning rate* menggunakan data latih dan data uji yang berbeda terhadap fitur 1, 2, dan

2.7 Evaluasi Pengujian

Pengujian menggunakan standar deviasi pada rentang nilai 0.1 sampai dengan 10 dan *learning rate* berada pada rentang nilai 0.001 sampai dengan 0.1 [8]. Nilai standar deviasi Gauss diujikan dari nilai 0.1 dengan perubahan nilai kelipatan 3. Sedangkan untuk parameter *learning rate* pengujian diberikan nilai *learning rate* 0,1 terlebih dahulu. Setelah itu, dilakukan percobaan dengan kelipatan 10^{-1} untuk melihat nilai *learning rate* yang akan menghasilkan nilai yang paling baik. Hasil pengujian menggunakan data latih dan data uji yang berbeda terhadap fitur 1, fitur 2, dan fitur 3 dapat dilihat pada Tabel 1,2,dan 3.

Implementasi metode *conditional random fields* dalam mengenali entitas bernama pada teks bahasa Indonesia didapatkan hasil akurasi terbaik menggunakan data pelatihan dan data pengujian yang sama pada fitur 1 dengan deviasi 12 dan *learning rate* 0.1 adalah 90.53% yang dapat mengenali entitas nama orang, lokasi, dan organisasi sebanyak 1.489 kata dari 4.719 kata , untuk fitur 2 entitas yang dapat dikenali sebanyak 137 kata dari 4.582 kata entitas dengan akurasi sebesar 89.71% dengan deviasi 0.1 dan *learning rate* 0.0001, dan fitur 3 akurasi yang diperoleh mencapai 89.13% dengan entitas yang dapat dikenali sebanyak 103 kata dari 4.616 kata deviasi 0.1 dan *learning rate* 0.0001. Dari hasil ini dapat dilihat pada fitur 2 dan 3 memiliki nilai akurasi terbaik meskipun hanya mengenali sedikit kata entitas dibandingkan fitur 1. Hal ini karena fitur 2 dan 3 mengenali kata bukan entitas yang salah diprediksi masing-masing adalah 108 kata dan 91 kata dengan pemilihan deviasi dan *learning rate* yang sama yakni 0.1 dan 0.0001.

Tabel 1. Hasil Pengujian Akurasi Fitur 1

σ	ω	P	R	F
0.1	0.0001	0	0	87.04
	0.001	0.35	19.23	87.07
	0.01	0	0	84.92
	0.1	0	0	0
3	0.0001	42.7	61.86	89.31
	0.001	58.86	21.21	66.8
	0.01	24.28	10	62.39
	0.1	12.7	40	86.41
6	0.0001	42.7	61.86	89.31
	0.001	58.86	21.21	66.8
	0.01	58.86	21.32	66.99
	0.1	6.77	26.23	85.65
9	0.0001	42.7	61.86	89.31
	0.001	58.86	21.21	66.8
	0.01	58.86	21.32	66.99
	0.1	6.77	26.23	85.65
12	0.0001	42.7	61.86	89.31
	0.001	58.86	21.21	66.8
	0.01	58.86	21.32	66.99
	0.1	41.35	68.38	90.06

Tabel 2 Hasil Pengujian Akurasi Fitur 2

σ	ω	P	R	F
0.1	0.0001	0.35	18.52	87.06
	0.001	0.35	14.71	87
	0.01	0	0	82.71
	0.1	0	0	0
3	0.0001	4.59	30.66	86.48
	0.001	32.46	26.65	79.95
	0.01	32.46	26.65	79.95
	0.1	21.74	19.36	78.42
6	0.0001	4.59	30.66	86.48
	0.001	32.46	26.65	79.95
	0.01	43.9	32.55	81.2
	0.1	32.46	26.54	79.88
9	0.0001	4.59	30.66	86.48
	0.001	32.46	26.65	79.95
	0.01	43.9	32.55	81.2
	0.1	32.46	26.45	79.83
12	0.0001	4.59	30.66	86.48
	0.001	32.46	26.65	79.95
	0.01	43.9	32.55	81.2
	0.1	43.9	32.33	81.08

Hasil akurasi terbaik fitur 1 menggunakan data pelatihan dan pengujian yang berbeda diperoleh 90.06% dengan deviasi 12 dan *learning rate* 0.1 sehingga dapat dikenali 586 kata entitas dari 1.417 kata entitas. Untuk fitur 2 dikenali 5 kata entitas dan 9.647 kata bukan entitas sehingga akurasi terbaik yang diperoleh adalah 87.06% dengan deviasi dan learning rate yang dipilih adalah 0.1 dan 0.0001. Fitur 3 memiliki nilai akurasi terbaik saat nilai deviasi 6 ,9, 12 dan *learing rate* 0.01 sebesar 87.05% dengan entitas kata yang dikenali sebesar 116 dari 1.241 kata entitas.

Tabel 3. Hasil Pengujian Akurasi Fitur 3

σ	ω	P	R	F
0.1	0.0001	1.55	30.56	86.97
	0.001	0.21	1.47	85.43
	0.01	0	0	82.55
	0.1	0	0	0
3	0.0001	4.52	29.91	86.44
	0.001	4.59	29.95	86.43
	0.01	4.59	29.55	86.41
	0.1	7.55	24.94	85.28
6	0.0001	4.52	29.91	86.44
	0.001	4.59	29.95	86.43
	0.01	12.42	47.44	87.05
	0.1	3.46	17.56	85.59
9	0.0001	4.52	29.91	86.44
	0.001	4.52	29.63	86.42
	0.01	12.42	47.44	87.05
	0.1	4.59	19.82	85.43
12	0.0001	4.52	29.91	86.44
	0.001	4.52	29.63	86.42
	0.01	12.42	47.44	87.05
	0.1	8.26	29.32	85.73

σ = Deviasi, ω = Learning Rate, P = Precision, R=Recall, F = Akurasi, TN = True Negative, FN= False Negative, TP=True Positive, FP=False Positive

3 PENUTUP

Dari penelitian yang telah dilakukan dapat disimpulkan aplikasi pengenalan entitas bernama pada teks bahasa Indonesia menggunakan metode *conditional random fields* dapat dilakukan menggunakan fitur kelas kata. Nilai akurasi terbaik untuk setiap difitur menggunakan data latih dan data uji yang sama maupun yang berbeda yaitu:

a. Nilai akurasi terbaik menggunakan data latih dan data uji yang sama untuk fitur kelas kata sekarang adalah 90.53%, fitur kelas kata sekarang dan kelas kata sebelumnya adalah 89.17%, dan fitur kelas kata sekarang, kelas kata sebelumnya dan kelas kata setelahnya adalah 89.13% .
b. Nilai akurasi terbaik menggunakan data latih dan data uji yang berbeda untuk fitur kelas kata sekarang adalah 90.06%, fitur kelas kata sekarang dan kelas kata sebelumnya adalah 87.06%, dan fitur kelas kata sekarang, kelas kata sebelumnya dan kelas kata setelahnya 87.05% .

Saran untuk penelitian berikutnya adalah sebagai berikut.

a. Penelitian berikutnya dapat menggunakan fitur bentuk kata (*word shape*), n-gram, morfologi, nonmorfologi, atau menggunakan fitur yang lain untuk meningkatkan nilai akurasi.
b. Penelitian berikutnya dapat menggunakan algoritma *Baum-Weltch* untuk mengatur model yang didapatkan dari proses pelatihan menjadi maksimal.

DAFTAR PUSTAKA

[1] Y9. Syaifudin, "Identifikasi Kalimat Kutipan dari Teks Berita Online Berbahasa Indonesia," UGM, Yogyakarta, 2016.

[2] A. F. Wicaksono dan A. Purwarianti, "HMM Based Part-of-Speech Tagger for Bahasa Indonesia," dalam *4th International MALINDO Workshop*, Jakarta, 2010.

[3] A. Ekbal, R. Haque dan S. Bandyopadhyay, "Named entity recognition in Bengali: A conditional random field approach," dalam *Third International Joint Conference on Natural Language Processing*, 2008.

[4] C. Sutton dan A. McCallum, "An introduction to conditional random fields," *Foundations and Trends® in Machine Learning*, vol. 4, no. 4, pp. 267-373, 2012.

[5] H. M. Wallach, "Conditional random fields: An introduction," 2004.

[6] J. R. Finkel, T. Grenager dan C. D. Manning, "Incorporating Non-local Information into Information Extraction Systems by Gibbs Sampling," dalam *the 43rd Annual Meeting on Association for Computational Linguistics*, 2005.

[7] M. Fachri, "Pengenalan Entitas Bernama Pada Teks Bahasa Indonesia Menggunakan Hidden Markov Model," UGM, Yogyakarta, 2014.

[8] T. T. Truyen dan P. Dinh, "A Practitioner Guide to Conditional Random Fields for Sequential Labelling," Curtion University of Technology,, 2008.

[9] E. Prasetyo, Mengolah Data Menjadi Informasi Menggunakan Matlab, Yogyakarta: ANDI: ANDI, 2014.