

Peringkasan Sentimen pada Ulasan Produk Elektronik dengan Metode Conditional Random Fields

Fadhil Hadi¹, Dr. Warih Maharani, S.T,M.T²

^{1,2}Fakultas Informatika, Universitas Telkom, Bandung

¹fadhilhadi@students.telkomuniversity.ac.id, ²warihmararani@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Perkembangan *web* di seluruh dunia seperti sosial media, forum, blog telah mempermudah orang untuk mengungkapkan pendapat terhadap produk elektronik. Namun sulit untuk mendapatkan gambaran umum atau spesifik dari ulasan-ulasan tersebut karena masyarakat tidak memiliki waktu untuk membaca banyak ulasan satu per satu. Penelitian ini menghadirkan sebuah pendekatan yang meringkas sentimen dari ulasan-ulasan tersebut untuk menghasilkan ringkasan dari suatu produk. Penelitian ini menggunakan studi kasus pada produk elektronik yaitu laptop. Metode yang diterapkan menggunakan *Conditional Random Fields* (CRFs) untuk membuat model yang akan mendapatkan ringkasan sentimen yang ada pada ulasan tersebut. Sistem akan meringkas sentimen dari ulasan produk elektronik. Hasil pengujian menghasilkan akurasi ringkasan pada sentimen yaitu 76% menggunakan parameter gaussian prior dan maksimum iterasi pada model.

Kata Kunci : Peringkasan sentimen, ulasan produk elektronik, *Conditional Random Fields*.

Abstract

The development of the web around the world such as social media, forums, blogs has made it easier for people to express their opinions on electronic products. But it is difficult to get a general picture of the reviews because the public does not have time to read many reviews one at a time. This research presents an approach that summarizes the sentiments of these reviews to produce a summary of a product. This research will use case studies on electronic products, namely laptops. The method applied uses *Conditional Random Fields* (CRFs) to create a model that will get a summary of the sentiments in the review. The system will summarize sentiment from electronic product reviews. The test results produce a summary accuracy on the sentiment that is 76% using the gaussian prior and maximum iteration parameters in the model.

Keywords: Summarization of sentiments, reviews of electronic products, *Conditional Random Fields*.

1. Pendahuluan

Latar Belakang

Ulasan di media *online* dapat membantu para pengguna mendapatkan informasi dari suatu produk. Menurut sumber dari *ReviewPro*, sebuah penelitian yang dilakukan oleh *Dimensional Research* menyatakan bahwa 90% konsumen *online* percaya bahwa pilihan pembelian mereka dipengaruhi oleh ulasan [1]. Ulasan yang berada di internet dapat berasal dari beberapa sumber seperti blog, media sosial, situs jual beli, dan lain-lain. Ulasan yang ribuan jumlahnya membuat masyarakat kesulitan untuk mendapatkan gambaran umum dari ulasan-ulasan tersebut karena tidak memiliki waktu untuk membaca, sehingga dibutuhkan peringkasan secara otomatis. Peringkasan sentimen bertujuan untuk melakukan penulisan kembali sentimen dalam format yang lebih pendek tanpa kehilangan informasi penting yang tersedia dalam sentimen asli [2]. Sentimen sendiri adalah pendapat atau pandangan yang didasarkan pada perasaan yang terhadap sesuatu. Peringkasan akan melakukan ekstraksi aspek dan sentimen kedalam emosi yang diekspresikan / polaritas positif, negatif dari suatu ulasan [3]. Peringkasan sentimen memerlukan suatu metode pemodelan. Metode pemodelan sendiri berdasarkan pembelajarannya dibagi menjadi tiga yaitu *supervised*, *unsupervised*, dan *semi-supervised* [4]. Sistem peringkasan ini akan menggunakan pembelajaran *supervised*. Metode *supervised* dilakukan karena permasalahannya bagaimana memetakan objek ke dalam kelas yang sudah dilabeli, sementara itu *unsupervised* hanya memisah objek ke grup-grup dan *semi-supervised* akan menyebabkan penambahan kelas yang tidak perlu [5]. Metode pemodelan yang diterapkan pada penelitian ini adalah *Conditional Random Fields* (CRF) yang mana bagian dari pembelajaran *supervised*. Peneliti memilih dan menerapkan metode pemodelan CRF untuk mengidentifikasi dan mengekstrak aspek, serta memetakan sentimen dari dataset ulasan produk elektronik [6]. Metode CRF dipilih karena keuntungan utama CRF adalah fleksibilitasnya yang besar untuk memasukkan beragam aspek yang tidak independen [7]. CRF juga mengatasi kekurangan pada model generatif seperti permasalahan ketergantungan terhadap asumsi terdahulu pada Hidden Markov Model (HMM) [8]. Berdasarkan permasalahan tersebut, rumusan masalah pada penelitian ini adalah bagaimana cara meringkas sentimen pada ulasan produk elektronik dengan metode pemodelan *Conditional*

Random Fields dan bagaimana kinerja *Conditional Random Fields* terhadap hasil peringkasan dari ulasan produk elektronik.

Topik dan Batasannya

Terdapat beberapa batasan yang ada pada tugas akhir ini, yaitu penentuan polaritas hanya sebatas positif dan negatif saja. Fitur yang dipakai hanya Basic Feature dan untuk parameter pengujian hanya menguji standar deviasi dan maksimum iterasi. Semantik tidak di perhitungkan pada penelitian ini.

Tujuan

Penelitian ini bertujuan untuk meringkas sentimen dari ulasan produk elektronik dengan menerapkan metode pemodelan *Conditional Random Fields* untuk membangun sistem peringkasan sentimen serta mengetahui kinerja *Conditional Random Fields* dalam menghasilkan sistem peringkasan.

Organisasi Tulisan

Bagian-bagian selanjutnya pada penelitian ini akan memaparkan mengenai studi terkait peringkasan sentimen yang akan dibangun pada bagian 2. Pembahasan mengenai perancangan dan pembangunan sistem pada bab 3. Bagian 4 menunjukkan hasil dan evaluasi sistem. Terakhir bab 5 membahas kesimpulan dan saran untuk penelitian ini.

2. Studi Terkait

2.1. Peringkasan Sentimen

Ringkasan teks adalah kumpulan kalimat penting dari suatu teks yang menggambarkan inti teks tersebut dan mempunyai informasi teks aslinya. Menurut Jian dkk. dalam penelitiannya [7], peringkasan sentimen adalah suatu proses dalam *text mining* untuk pencarian pola yang menarik dari sekumpulan data teks lalu menuliskan kembali suatu teks dalam format yang lebih pendek tanpa kehilangan poin utama dalam teks asli. Seiring munculnya teks yang bersifat subjektif membuat adanya bentuk baru dari peringkasan teks yaitu peringkasan sentimen. Liu pada penelitian [9] menyatakan bahwa sentimen analisis dapat diidentifikasi pada tiga level yaitu level dokumen, level aspek, dan level kata. Penelitian ini menggunakan analisis sentimen pada level kata. Turney pada penelitian [10] tentang penambangan pendapat dilakukan yang bertujuan untuk menemukan orientasi positif dan negatif pada ulasan. Pang dan Lee [11] mempelajari efektivitas klasifikasi sentimen menggunakan teknik pembelajaran mesin dengan data ulasan film.

2.2. Conditional Random Field

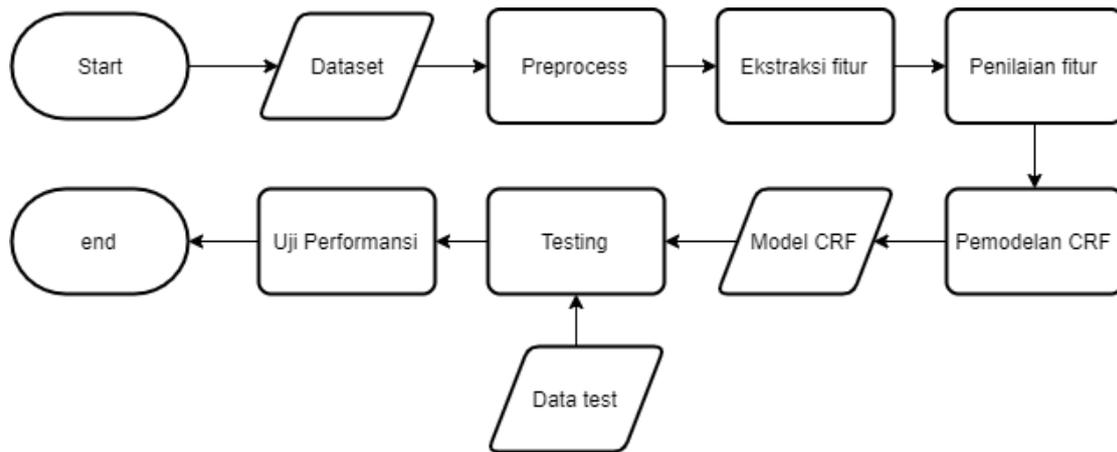
Conditional Random Field adalah model grafik yang digunakan untuk menghitung probabilitas nilai bersyarat pada node output yang dihasilkan untuk digunakan sebagai input untuk node lain. Conditional Random Field adalah metode campuran antara Hidden Markov Model (HMM) dan Maximum Entropy Markov Model (MEMM) [6]. Ada 3 tahapan pemodelan Conditional Random Field, yaitu : pembentukan model, inferensi, dan decoding [7].

2.3. Penelitian Sebelumnya

Penelitian [12] menggunakan algoritma SVM untuk membuat peringkasan, mengasumsikan bahwa kalimat-kalimat pada ringkasan itu independen dan mengklasifikasikan setiap kalimat secara terpisah tanpa mengetahui hubungan di antara kalimat-kalimat tersebut. Jin, Ho dan Srihari telah mempertimbangkan penambangan sentimen sebagai masalah pelabelan urutan dengan pemodelan HMM (berbasis leksikon) menggunakan fitur linguistik [13]. Model HMM mengasumsikan bahwa setiap fitur dihasilkan mandiri dan juga mengabaikan hubungan antar kata atau kalimat [14]. CRF mengatasi keterbatasan pendekatan model HMM karena dapat memodelkan fitur dan memprediksi label urutan yang saling berkaitan [15]. CRF juga telah diimplementasikan dalam berbagai bahasa, penelitian Xu [16] dan Kruengkrai [17] mengimplementasikan CRF pada bahasa China dan Thailand dengan performansi sekitar 70-80%. Penelitian ini membuat sistem peringkasan dengan pemodelan CRF yang bertujuan untuk memecahkan masalah diatas dan menghasilkan peringkasan sentimen.

3. Sistem yang dibangun

Sistem yang dibangun dapat melakukan peringkasan pada ulasan dimana kata-kata dalam ulasan tersebut akan diberi label yang merupakan polaritas. CRF berperan dalam memetakan distribusi probabilitas kondisional dari label yang mungkin diberikan pada sekumpulan data yang menjadi input dari sistem. Sistem dibangun dengan menggunakan bahasa pemrograman python 3 dan pemodelan memakai library pycrfsuite.



Gambar 1. Flowchart Proses Sistem Peringkasan

3.1. Preprocessing

Text preprocessing merupakan tahapan untuk membersihkan teks agar dapat di gunakan untuk melakukan text mining. Data yang bersih dapat digunakan lebih optimal untuk pengolahannya. Penelitian ini menggunakan teknik text preprocessing antara lain yaitu segmentasi kalimat, stopwords removal dan POS tagging.

Pemotongan kalimat adalah suatu proses untuk memisahkan tiap-tiap kalimat dalam ulasan [18]. Pemotongan kalimat disini dapat di kenal juga sebagai segmentasi kalimat atau tokenisasi. Proses ini dilakukan untuk memisahkan ulasan menjadi kalimat satu per satu. Stopwords removal adalah proses menghilangkan kata-kata yang frekuensi kemunculannya besar. Kata-kata tersebut disebut juga stopword list. Stopword list adalah kata-kata yang ada pada teks namun tidak memiliki arti yang dianggap tidak penting [18]. Proses ini dilakukan untuk menghapus kata-kata yang dianggap tidak penting. Kata-kata ini dihilangkan agar mengefektifkan proses pemilihan aspek dan sentiment pada review produk. Part-Of-Speech Tagger atau biasa disebut POS Tagger adalah aturan pembacaan text pada bahasa tertentu untuk menentukan label [19]. POS Tagger yang digunakan adalah Stanford POS Tagger yaitu untuk penggunaan text dalam bahasa inggris. Label ini menandakan jenis kata seperti apakah kata tersebut merupakan kata sifat, kata kerja atau kata benda. POS tagging dilakukan menggunakan library dari Stanford NLP. Tabel dibawah merupakan contoh proses preprocessing.

Tabel 1. Proses Preprocessing data

Input	Output		
	tokenisasi	Stopwords removal	POS Tagger
This laptop Was the worst Laptop I've ever bought	This laptop Was the worst Laptop I've ever bought	Worst Laptop bought	worst_RBR laptop_NN bought_VBD

3.2. Ekstraksi dan Penilaian Fitur

Ekstraksi fitur adalah proses yang dilakukan untuk menentukan suatu fitur pada ulasan. Ekstraksi fitur diperlukan untuk menentukan fitur apa saja yang akan digunakan dalam pemodelan. Fitur yang digunakan antara lain fitur position, length, dan log likelihood [7]. Penilaian fitur berfungsi untuk memberikan bobot/nilai dari suatu kalimat ulasan. Fitur yang diberikan di penelitian ini yaitu basic feature. Basic feature merupakan fitur-fitur yang didasarkan pada informasi statistiknya [7]. Basic features yang digunakan dalam penelitian ini adalah :

- Position : posisi kata pada dokumen, bila terletak pada awal kalimat maka "position" bernilai 1, bila pada akhir dokumen bernilai 2, dan pada tengah dokumen bernilai 3.
- Length : nilai untuk fitur ini berupa integer. Fitur ini menghitung jumlah term yang setelah menghilangkan stopword.
- Log likelihood : nilai log dari distribusi probabilitas gabungan dari data yang berkaitan diamati dan dinyatakan sebagai fungsi dari parameter. Rumus dari persamaan log-likelihood adalah :

$$\log P(x_i|D) = \sum_{w_k} N(w_k, x_i) \log \left(\frac{N(w_k, D)}{\sum_j N(w_j, D)} \right) \tag{3.1}$$

Berikut ini contoh penilaian fitur pada kalimat hasil *preprocess*:

Tabel 2. Penilaian fitur kalimat hasil preprocess

Input	Position	Length	Log-Likelihood
<i>worst laptop bought</i>	Worst = 1 Laptop = 3 Bought = 2	3	$\log P(x_i D) = (1 \cdot \log \frac{1}{5}) + (1 \cdot \log \frac{1}{5}) + (1 \cdot \log \frac{2}{5}) = -1,77$

3.3. Pemodelan CRF

Conditional Random Fields (CRF) adalah model probabilitas yang digunakan untuk melakukan pelabelan pada data yang berurutan [6]. Input dari CRF berasal dari data *training* yang dinotasikan dengan $\bar{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ dan outputnya adalah probabilitas dari label dengan notasi $\bar{y} = (y_1, y_2, \dots, y_n)$. Peringkasan sentimen menggunakan CRF ada tiga proses yaitu proses pembentukan model, inferensi, dan *decoding* [20].

3.3.1 Pembentukan Model

Pada tahap ini yang dilakukan adalah menentukan nilai optimal dari fungsi fitur parameter. Estimasi Parameter menggunakan yaitu tahap yang bertujuan untuk menemukan himpunan nilai optimal untuk parameter λ pada tiap sentimen yang telah diekstrak sebelumnya, digunakan sebagai model CRF untuk proses *decoding* nantinya [7]. Jumlah λ yang dihasilkan pada proses ini sesuai dengan jumlah sentimen yang dihasilkan pada proses ekstraksi. Nilai optimal λ didapatkan dari hasil akhir dengan melakukan iterasi [7]. Parameter yang digunakan adalah Node ($f(y_t, x, t)$) dan Edge ($f(y_t, y_{t+1}, x, t)$) serta variabel backward dan forward value. Definisi persamaan dari parameter-parameter model adalah :

Node Potensial $\varphi_t(y_t, x) = \exp(\sum_k \lambda_k f_k(y_t, x, t))$ (3.2)

Edge Potensial $\gamma_t(y_t, y_{t+1}, x, t) = \exp(\sum_k \lambda_k f_k(y_t, y_{t+1}, x, t))$ (3.3)

Forward value $a_i(y|X) = a_{i-1}(y|X) \exp(\sum \lambda_k f_k)$ (3.4)

Backward value $\beta_i(y|X) = \beta_{i+1}(y|X) \exp(\sum \lambda_k f_k)$ (3.5)

3.3.2 Inferensi

Pada tahap ini, probabilitas pelabelan urutan data dihitung dan mencari gradient agar didapatkan nilai λ . Adapapun persamaan-persamaan yang digunakan sebagai berikut :

Persamaan probabilitas CRF y terhadap x : $P(y|x) = \frac{1}{Z(x)} \prod_{t=1}^T \exp \{ \sum_{k=1}^K \theta_k f_k(y_t, y_{t-1}, x_t) \}$ (3.6)

Gradien Edge $G_k^x = \sum_t (f_k(y_t, y_{t+1}, x, t) - \sum_{y_t} P_t(y_t, y_{t+1}|x) f_k(y_t, y_{t+1}, x, t)) - \frac{\lambda'_k}{\sigma^2}$ (3.7)

Nilai λ $\lambda_k = \lambda_{k_0} + \omega G_k^x$ (3.8)

3.3.3 Decoding

Hasil dari proses training adalah model yang berisi nilai bobot untuk parameter pendukung fitur. Hasil proses training dapat diterapkan kepada sebuah data uji dengan proses *decoding*. Proses *decoding* akan memberikan nilai probabilitas setiap kalimat merupakan kalimat ringkasan sesuai dengan fitur-fitur pada setiap kalimat tersebut [7]. Pada algoritma ini perhitungan nilai probabilitas menggunakan prosedur *backtrack* [20]. Untuk persamaan *backtrack* sebagai berikut :

$$y_t^* = \arg \max_{y_t} P(y|x) \tag{3.9}$$

3.4. Pengujian akurasi

Metode pengukuran yang digunakan dalam penelitian ini di antaranya adalah *Precision*, *Recall*, dan *F-Score*.

Precision adalah presentase dari nilai aspek yang terbukti benar dengan nilai aspek yang terdeteksi. Nilai *precision* digunakan untuk mengukur seberapa tepat sistem melakukan prediksi [21]. Nilai *precision* menunjukkan akurasi sistem dalam mengambil kata ringkasan.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3.10)$$

Recall adalah presentasi dari nilai aspek yang terbukti benar dengan nilai aspek yang sebenarnya. *Recall* digunakan untuk mengukur seberapa banyak aspek yang diprediksi benar [21]. Nilai *recall* menunjukkan kemampuan sistem untuk mengambil kata.

$$Recall = \frac{T}{TP+FN} \quad (3.11)$$

F-score adalah pengukuran yang digunakan untuk mengukur nilai akurasi *f-measure* yang mana kombinasi nilai *precision* dan *recall* [21].

$$F\ score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (3.12)$$

4. Evaluasi

4.1. Dataset

Data yang digunakan berupa *dataset* yang berisi ulasan pelanggan terhadap produk elektronik yaitu laptop yang bersumber dari SemEval-2015 Task 12 [22]. Dataset ini terdiri dari lebih dari 3000 kalimat bahasa Inggris yang diekstraksi dari ulasan pelanggan laptop. Dataset ini disimpan dalam format .xml. Contoh isi dari dataset ulasan berupa berikut :

```
<sentence id="54:0">
  <text> This laptop Was the worst Laptops I've ever bought text. I am not recommend it>
  <Opinions>
    <Opinion category="LAPTOP#GENERAL"polarity="negative"/>
  </Opinions>
</sentence>
```

Berikut ini keterangan dari format ulasan yang terdapat dalam dataset review produk elektronik laptop :

Tabel 3. Tabel contoh format dataset produk laptop

Contoh	Keterangan
<sentence id="54:0"></sentence>	ID dari kalimat ulasan
<text>This laptop Was the worst Laptop I've ever bought. I am not recommend it.</text>	Kalimat ulasan dari produk
<Opinions><Opinion category="LAPTOP#GENERAL" polarity="negative"/></Opinions>	Pemilahan aspek dan polaritas sentimen dari produk. Contoh disini kategorinya adalah LAPTOP dengan aspek GENERAL mempunyai polaritas negative.

4.2. Skenario Pengujian

Skenario pengujian pada penelitian ini adalah meringkas ulasan menjadi 2 kategori yaitu ulasan positif dan negatif serta menganalisa dampak parameter terhadap akurasi yang didapatkan. Parameter yang digunakan adalah nilai variansi gaussian prior dan maksimum iterasi.

4.3. Hasil Pengujian

Proses yang dilakukan menggunakan metode *conditional random field* untuk meringkas sentimen review produk elektronik dari dataset kemudian di labelkan dengan polaritas lalu dilakukan pengurutan berdasarkan nilai polaritasnya. Nilai polaritas didapatkan dari hasil probabilitas pembodelan. Setelah itu di lakukan uji performansi dari ringkasan.

Tabel 4. Ringkasan ulasan polaritas positif dan nilai polaritasnya

Polaritas Positif		
Rank	Ringkasan	Nilai Polaritas
1	Very pleased toshiba satellite, like extra features, love windows 7	0,94
2	high quality, extremely stable, highly expandable, very good applications, easy use, absolutely gorgeous.	0,94
3	good battery life	0,92
4	got bonus of monitor, really helps screen keep eyes fresh	0,92
5	great handling problem. Looking forward purchasing products.	0,91
6	best price newer features	0,90
7	easier to navigate operating system, it runs faster	0,89
8	10 hour battery life web browsing and word editing, perfect for classroom or office	0,89
9	Computer last, amazing life span	0,88
10	the computer light weight, less expensive than average laptop	0,87
...		

Tabel 5. Ringkasan ulasan polaritas negatif dan nilai polaritasnya

Polaritas Negatif		
Rank	Ringkasan	Nilai Polaritas
1	Laptop worst bought. Not recommend.	0,91
2	rarely works and incredibly slow.	0,90
3	it heated up very quickly, and took way too long do simple things	0,88
4	can barely use usb devices, not stay connected properly.	0,88
5	machine slow boot up, occasionally crashes	0,87
6	problem with hard disc not be able to find any drivers	0,87
7	hardware screwed up, not able to connect	0,86
8	Poorly put together, plastic pieces come off	0,86
9	I hated the screen, no cd drive	0,86
10	keys in weird places and too large designed	0,85
...		

Penelitian mengidentifikasi 2 kategori sentimen dari polaritas sebagai positif, negatif. Uji performansi dilakukan dengan melihat hasil dari precision, recall, f-measure serta akurasinya disediakan dalam tabel sebagai berikut :

Tabel 6. Nilai precision, recall, f-measure, dan akurasi

Polaritas Sentimen	Precision	Recall	F-Measure	Akurasi
Positif	0,77	0,83	0,78	76%
Negatif	0,76	0,67	0,72	

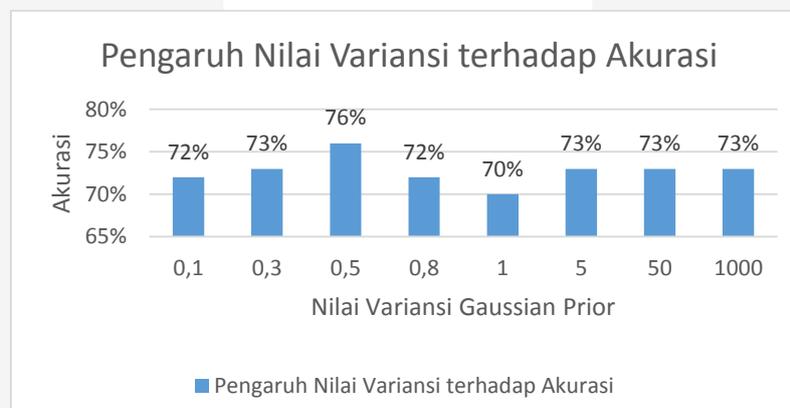
4.4. Analisis Hasil Pengujian

Penelitian ini membandingkan klasifikasi yang terkenal digunakan untuk klasifikasi kalimat ulasan dalam kategori yang sesuai. Hasilnya dibandingkan dengan pengklasifikasian yang lain dengan dataset yang sama dan perbandingan keakuratannya. Peneliti membandingkan hasil akurasi dari pengujian dengan akurasi dari penelitian yang dilakukan oleh Kirange [23] menggunakan *Support Vector Machine* (SVM) dan *K-Nearest Neighbor* (KNN) yang memiliki data dan tujuan sesuai mencari polaritas suatu ulasan.

Tabel 7. Perbandingan nilai akurasi klasifikasi SVM, KNN, dan CRF

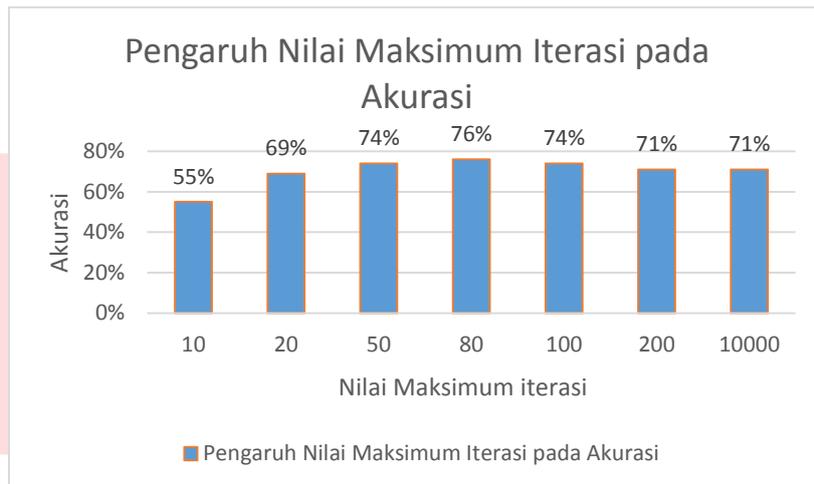
Klasifikasi	Akurasi
SVM	63%
KNN	55%
CRF	76%

Pada proses pembentukan model oleh CRF, model juga dipengaruhi oleh nilai parameter yang menjaga agar model yang dibentuk tidak *overfit*. *Overfit* terjadi saat model mengolah semua data training, tanpa menganalisis pola trend dari data dimana pada model yang *overfit* akan berpengaruh pada nilai akurasi. Salah satu yang berpengaruh adalah nilai variansi dari *Gaussian Prior* dan iterasinya. Maka dari itu, nilai standar deviasi yang tepat untuk suatu data dapat diuji cobakan. Nilai deviasi tersebut akan dicobakan pada data, dan penentuan standar deviasi tersebut secara trial dan error dan melihat nilai akurasinya.



Gambar 2. Pengaruh nilai variansi *gaussian prior* terhadap akurasi peringkasan

Berdasarkan Gambar 2, dapat diketahui bahwa dari nilai variansi 0,5 memiliki akurasi yang paling baik dari pada nilai variansi yang lain. Terdapat anomali hasil akurasi yang terjadi. Anomali ini terjadi karena kombinasi parameter *Gaussian prior* yang terlalu kecil yaitu 0.1 dan nilai *learning rate* yang diset dengan nilai 0.1 [7]. Hal ini disebabkan karena nilai kombinasi *Gaussian prior* yang terlalu kecil dan nilai *learning rate* yang diset terlalu besar. Kombinasi nilai kedua parameter ini akan mengakibatkan nilai turunan *log-likelihood* menjadi sangat besar. Parameter *Gaussian prior* adalah parameter yang digunakan untuk menangani parameter λ yang besar. Nilai yang kecil berarti akan memberikan penalti yang besar pada nilai *log-likelihood* dan turunannya yang mana akan berpengaruh pada saat pembaruan parameter dan iterasi training yang dilakukan. Berdasarkan gambar 2, dapat dilihat bahwa pada saat nilai σ adalah 0,5 s/d 1 maka akurasi yang dihasilkan akan menurun. Hal ini disebabkan karena nilai σ yang kecil akan menyebabkan nilai *log-likelihood* dan turunannya akan semakin kecil sehingga berpotensi untuk menghasilkan model yang *overfit* terhadap data training. Pada saat nilai $\sigma \geq 5$ menghasilkan akurasi yang relatif sama. Hal ini disebabkan karena *penalty* yang didapatkan sudah dapat menghasilkan model yang tidak *overfit* pada data training.



Gambar 3. Pengaruh nilai maksimum iterasi terhadap akurasi peringkasan

Berdasarkan Gambar 3, pengaruh nilai maksimum iterasi paling baik berasal dari iterasi 80 kali terhadap akurasi. Nilai akurasi yang kecil pada iterasi ke 10 dikarenakan kurangnya pelatihan, Namun nilai yang kecil berarti akan memberikan penalti yang besar pada nilai log-likelihood dan turunannya yang mana akan berpengaruh pada saat iterasi training yang dilakukan. Pada saat iterasi ke-200 dan seterusnya, akurasi tidak berubah dikarenakan model yang dihasilkan sudah tidak *overfit*.

5. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian dan analisis yang telah dilakukan, maka bisa ditarik kesimpulan yaitu: Metode CRF mampu untuk melakukan peringkasan sentimen dengan akurasi klasifikasi sebesar 76%. Peneliti juga menganalisis 2 parameter yang mempengaruhi model dari Conditional Random Field yaitu nilai variansi gaussian prior dan maksimum iterasi. Parameter nilai variansi yang efektif di penelitian ini sebesar 0,1 sementara itu nilai maksimum iterasi terbaik adalah iterasi dengan jumlah 80 kali.

Beberapa hal yang dapat dijadikan saran dalam penelitian ini untuk penelitian yang akan datang yaitu mencoba untuk menggunakan nilai parameter yang lain, menambah fitur penelitian, serta mengembangkan penentuan polaritas selain positif dan negatif.

Daftar Pustaka

- [1] ReviewPro, "Survey: 90% say positive reviews impact purchase decisions." [Online]. Available: <https://www.reviewpro.com/blog/survey-zendesk-mashable-dimensional-research-90-say-positive-reviews-impact-purchase-decisions/>. [Accessed: 05-Apr-2019].
- [2] M. S. Binwahlan, N. Salim, and L. Suanmali, "Fuzzy Swarm Based Text Summarization," *J. Comput. Sci.*, vol. 5, no. 5, pp. 338–346, 2009.
- [3] J. Steinberger and K. Jezek, "Automatic Text Summarization (The state of the art 2007 and new challenges)," *Proc. Znalosti*, no. February, pp. 1–12, 2008.
- [4] J. Han, M. Kamber, J. Pei, J. Han, M. Kamber, and J. Pei, "Getting to Know Your Data," *Data Min. Concepts Tech.*, pp. 39–82, Jan. 2012.
- [5] E. G. Learned-miller, "Introduction to Supervised Learning," pp. 92–103, 2010.
- [6] J. Lafferty and A. McCallum, "Conditional Random Fields : Probabilistic Models for Segmenting and Labeling Sequence Data Conditional Random Fields : Probabilistic Models for Segmenting and," vol. 2001, no. June, pp. 282–289, 2001.
- [7] D. Shen, J. T. Sun, H. Li, Q. Yang, and Z. Chen, "Document summarization using conditional random fields," *IJCAI Int. Jt. Conf. Artif. Intell.*, pp. 2862–2867, 2007.
- [8] C. Sutton and A. McCallum, "An Introduction to Conditional Random Fields," *Found. Trends® Mach. Learn.*, vol. 4, no. 4, pp. 267–373, 2012.
- [9] B. Liu, "Sentiment Analysis and Opinion Mining," *Lang. Arts Discip.*, no. May, p. 167, 2012.
- [10] P. D. Turney, "Thumbs up or thumbs down?," 2001, p. 417.
- [11] B. Pang and L. Lee, "Opinion mining and sentiment analysis," vol. 2, no. 1, 2008.
- [12] J. Y. Yeh, H. R. Ke, W. P. Yang, and I. H. Meng, "Text summarization using a trainable summarizer and latent semantic analysis," *Inf. Process. Manag.*, vol. 41, no. 1, pp. 75–95, 2005.
- [13] W. Jin, H. H. Ho, and R. K. Srihari, "OpinionMiner: A novel machine learning system for web opinion mining and extraction," in *Proceedings of the ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 2009, pp. 1195–1203.
- [14] L. Qi and L. Chen, "A linear-chain CRF-based learning approach for web opinion mining," in *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 2010, vol. 6488 LNCS, pp. 128–141.
- [15] F. Peng and A. McCallum, "Information extraction from research papers using conditional random fields," *Inf. Process. Manag.*, vol. 42, no. 4, pp. 963–979, 2006.
- [16] B. Xu, T. J. Zhao, D. Q. Zheng, and S. Y. Wang, "Product features mining based on Conditional Random Fields model," in *2010 International Conference on Machine Learning and Cybernetics, ICMLC 2010*, 2010, vol. 6, pp. 3353–3357.
- [17] C. Kruengkrai, V. Sornlertlamvanich, and H. Isahara, "A conditional random field framework for Thai morphological analysis," in *Proceedings of the 5th International Conference on Language Resources and Evaluation, LREC 2006*, 2006, pp. 2419–2424.
- [18] T. Y. Prahudaya and A. Harjoko, "A Study of Stemming Effect on Information Retrieval in Bahasa Indonesia," *J. Teknosains*, vol. 6, no. 2, p. 113, 2017.
- [19] The Stanford Natural Language Processing Group, "Stanford Log-linear Part-Of-Speech Tagger." [Online]. Available: <https://nlp.stanford.edu/software/tagger.shtml>. [Accessed: 09-Apr-2019].
- [20] T. T. Truyen and D. Phung, "A Practitioner Guide to Conditional Random Fields for Sequential Labelling," *Training*, pp. 1–12, 2008.
- [21] C. Goutte and E. Gaussier, "A Probabilistic Interpretation of Precision, Recall and F-Score, with Implication for Evaluation," vol. 3408, pp. 345–359, 2010.
- [22] M. Pontiki, D. Galanis, H. Papageorgiou, M. Suresh, and I. Androutsopoulos, "SemEval-2015 Task 12: Aspect Based Sentiment Analysis. In Proceedings of the 9th International Workshop on Semantic Evaluation (SemEval 2015)," 2015. [Online]. Available: <http://alt.qcri.org/semeval2016/task5/index.php?id=data-and-tools>. [Accessed: 12-Apr-2019].
- [23] D. K. Kirange and R. R. Deshmukh, "Emotion Classification of Restaurant and Laptop Review Dataset: Semeval 2014 Task 4," *Int. J. Comput. Appl.*, vol. 113, no. 6, pp. 17–20, 2015.