ANALISIS SENTIMEN DAN PERINGKASAN OPINI PADA ULASAN PRODUK MENGGUNAKAN ALGORITMA RANDOM FOREST

SENTIMENT ANALYSIS AND SUMMARIZATION IN PRODUCT REVIEW USING RANDOM FOREST ALGORITHM

Asep Aprianto[1], Warih Maharani[2], Anisa Herdiani[3]

[1,2,3]Prodi S1 Teknik Informatika, Fakultas Informatika , Universitas Telkom
[1]asepaprianto26@gmail.com, [2]wmaharani@gmail.com, [3]anisaherdiani@gmail.com

Abstrak

Ulasan produk merupakan salah satu kriteria yang berguna bagi calon pembeli untuk mengambil keputusan pada pembelian suatu produk. Jumlah ulasan produk yang banyak membuat isi ulasan produk tidak dapat disimpulkan dengan cepat sehingga akan menyulitkan konsumen dalam penarikan kesimpulan pembelian sebuah produk. Untuk mengatasi masalah tersebut diperlukan suatu sistem yang secara otomatis dapat mengidentifikasi fitur - fitur produk dalam ulasan produk, mengklasifikasikannya kedalam polaritas positif negatif dan pembangkitan ringkasan ulasan produk untuk dapat membantu proses pembacaan suatu ulasan produk. Terdapat dua tahapan semelum memasuki pembangkitan ringkasan, pertama adalah ekstraksi fitur produk yang dilakukan dengna menggunakan metode *association mining* untuk mendapatkan *frequent itemset* dengan dua skema pemilihan kata yaitu *noun filtering* dan *noun phrase filtering.* Tahap kedua dilakukan proses klasifikasi terhadap fitur produk terekstrak terhadap orientasi postif dan negatifnya menggunakan pendekatan *supervised learning* dengan algoritma random forest. Satu kalimat ulasan dapat memiliki lebih dari satu fitur produk, sehingga dilakukan pemilihan level aspek pada penentuan sentimen. Peringkasan ulasan produk pada setiap fiturnya dilakukan secara ekstraktif dengan menampilkan fitur produk dengan orientasi yang dipisahkan antar positif dan negatif.

Kata kunci : ulasan produk, ekstraksi fitur produk, *association mining,* klasifikasi, peringkasan opini, *supervised learning.*

Abstract

Product review is one of the criteria that are useful for prospective buyers to make a decision on the purchase of a product. Numbers of the review for a product make buyers hard to draw conclusion for the product, so it will be difficult for the costumer to decide to buy or not to buy the product. To overcome this problem we need a system that can automatically identify product features, classify them as positive or negative, and generate summary of the product review to help the process of reading of a product review. There are two process before generation of summary, the first is product feature extraction done by association mining method to get frequent item set with two schemes, noun filtering and noun phrase filtering. The second process is classification of the extracted product features to positive or negative orientation using supervised learning with random forest algorithm . A review sentence can have more than one product features, so it need to chose aspect level in determining sentimen. Summarization of product review on each features done extractively by displaying separated product features by orientation, positive or negative.

Key Word : product review, product feature extraction, association mining, classification, opinion summarization, supervised learning.

1. Pendahuluan

Ulasan suatu produk sangat berguna untuk membantu konsumen dalam menentukan keputusan pembelian suatu produk dan juga membantu produsen dalam melihat tanggapan konsumen terhadap produk yang dihasilkannya. Konsumen dan produsen yang membaca sekumpulan ulasan suatu produk tentunya mencari apakah produk tersebut mempunyai opini yang positif atau negatif. Pang dan Lee [2008] menunjukkan pentingnya akan ulasan pelanggan terhadap suatu produk dan menunjukkan bahwa

sekitar 73% - 83% dari pembaca ulasan produk *online* untuk produk restoran, hotel dan jasa wisata terpengaruh terhadap keputusan dalam pembelian suatu produk tersebut [1].
Kebebasan dalam memberikan ulasan mengakibatkan jumlah ulasan yang ada sangat banyak dan tata bahasa yang digunakanpun banyak yang tidak sesuai dengan tata bahasa yang benar. Konsumen sebagai pembaca ulasan seringkali merasa kesulitan untuk memahami ulasan dan berakhir dengan tidak dapat menarik kesimpulan dari ulasan produk yang ada. Oleh karena itu ringkasan opini terhadap fitur produk diharapkan dapat membantu konsumen untuk memahami dan meningkatkan ketepatan penarikan kesimpulan dari ulasan produk.
Analisis sentimen dan peringkasan suatu ulasan produk dilakukan pada level aspek, dilakukan dengan mengekstrak fitur produk yang ada pada ulasan tersebut. Analisis sentimen dan peringkasan suatu produk dilakukan dengan tiga tahapan, diataranya adalah ekstraksi fitur produk, klasifikasi terhadap fitur produk tersebut, kemudian melakukan peringkasan dengan cara ekstraktif. Sekitar 80% fitur produk merupakan kata benda, oleh karena itu dilakukan proses seleksi kata benda dan frasa kata benda untuk mendapatkan kandidat fitur produk. Untuk memastikan bahwa kata benda tersebut merupakan kandidat fitur maka dilakukannya proses *association mining* untuk pencarian frequent itemset dengan parameter *minimum support.*

2. Landasan Teori

2.1 Level Aspek dan Entitas

Analisis sentiment pada level aspek dan entitas ini menunjukkan hal atau performansi yang baik antara analisis sentiment pada level dokumen dan kalimat. Level aspek ini awalnya disebut sebagai *feature level (feature based opinion mining* and summarization) [2]. Sentimen analisis pada level aspek dan entitas ini ranahnya lebih kecil dari pada level dokumen dan kalimat. Tujuan dari level aspek ini adalah untuk menemukan sentimen pada entitas dan pada aspek-aspeknya yang berbeda. Berbeda dari level kalimat yang hanya melihat kalimat tersebut berorientasi sentimen positif atau negatif, level aspek melihat dari sesuatu yang menjadi sorotan dalam kalimat. Jadi bisa saja dalam satu kalimat tersebut terdapat 2 atau lebih aspek atau entitas yang menjadi sorotan, maka aspek atau entitas tersebut yang harus di lihat orientasi sentimennya.

2.2 Lemmatization

lemmatization adalah sebuah proses untuk menemukan bentuk dasar dari sebuah kata [3]. Proses *lemmatization* bertujuan untuk melakukan normalisasi pada teks atau kata dengan berdasarkan pada bentuk dasar yang merupakan bentuk lemmanya. Normalisasi disini adalah proses mengidentifikasikan dan menghapus prefiks dan sufix dari sebuah kata. Lemma adalah bentuk dasar dari sebuah kata yang memiliki arti tertentu berdasarkan pada kamus, contoh dari proses lemma adalah, misalnya terdapat kalimat "*The boy's cars are different colors*" akan berubah menjadi kalimat "*The boy car be differ color*" dikarenakan adanya transformasi dari beberapa kata dalam kalimat tersebut.

2.3 Stopword Removal

Stop words adalah kata umum yang biasanya muncul dalam sebuah kalimat dengan jumlah yang sangat besar dan kata tersebut dianggap tidak memiliki makna, jumlah yang sangat besar disini maksudnya adalah tinggat kemunculan dari kata umum ini sangat sering tetapi kata tersebut dianggap tidak memiliki makna atau bisa dibilang tidak bisa dijadikan ciri dari sebuah kalimat atau teks. Terdapat 80% kata dari dokumen yang ada merupakan kata yang tidak berguna untuk proses ekstraksi [4].
Penghapusan *stop words* atau *stop words removal* berarti menghilangkan kata yang dianggap tidak memiliki makna dalam sebuah kalimat sehingga proses penggapusan *stop words* dalam *text mining* sangat berguna untuk mengurangi noise pada suatu kalimat. Adapun contoh *stop words* dalam bahasa inggris adalah "of", "the", "is", "i", "am" dll.

2.4 Association Mining

Association mining adalah salah satu teknik data data mining untuk menemukan hubungan yang menarik dalam sekumpulan data yang banyak. Data untuk masukan dalam *association mining* berupa sekumpulan data transaksi yang terdiri dari itemset pada setiap transaksi. Kasus yang umum dilakukan menggunakan *association mining* salah satunya adalah menemukan hubungan antara barang yang dibeli oleh pelanggan melalui serangkaian transaksi pembelian. Proses ini dilakukan dengan melalui dua tahapan utama yaitu [5] :

1. *Frequent itemset generation*

Tahapan ini bertugas untuk menemukan itemset yang memenuhi *minimum support threshold.* Itemset yang kemudian lolos pada *threshold* yang sudah ditentukan ini disebut *frequent itemset.* Kombinasi *frequent itemset* yang dihasilkan berbeda beda sesuai dengan data yang diprosesnya.

2. *Rule generation*

Tahapan ini bertugas untuk mengekstrak rule yang memiliki nilai *Confidence* diatas nilai tertentu. Rule yang dihasilkan merupakan keluaran terakhir dari *association mining* yang nantinya dianggap sebagai hubungan antar itemnya.

2.5 *Supervised Learning*

Suppervised Learning merupakan suatu pembelajaran yang terawasi dimana jika output yang diharapkan telah diketahui sebelumnya. Biasanya pembelajaran ini dilakukan dengan menggunakan data yang telah ada. *Supervised learning* adalah metode yang digunakan untuk menemukan hubungan antara input atribut (bisa disebut sebagai variable independen) dan atribut target (bisa disebut sebagai variable dependen). Hubungan tersebut ditemukan sebagai representasi dari struktur yang disebut sebagai model. Dalam *supervised learning* biasanya sudah mempunyai atribut dan label. Dari atribut dan label yang diketahui dari suatu data, kita dapat membuat suatu model. Model tersebut kemudian dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi pada data testing selanjutnya. Dalam analisis sentimen, *supervised learning* digunakan pada proses klasifikasi untuk menentukan polaritas dari suatu kalimat opini apakah kalimat tersebut berorientasi positif atau berorientasi negatif [6].

2.6 Evaluasi

Perhitungan evaluasi dapat dilakukan pada level kalimat dan dokumen. Perhitungan hasil ekstraksi fitur produk dilakukan menggunakan evaluasi berbasis dokumen, sedangkan evaluasi klasifikasi dilakukan menggunakan evaluasi berbasis kalimat. Berikut penjelasan untuk setiap pendekatan evaluasi.

1. Evaluasi berbasis dokumen

   Hasil ekstraksi produk dikelompokkan kedalam satu dokumen sebelum dilakukan perhitungan evaluasi. Dalam kasus ekstraksi fitur produk yang dilakukan, fitur produk yang terekstrak dikumpulkan dan dibandingkan dengan daftar fitur yang seharusnya terekstrak (*expert judgement).* Berikut contoh perhitungan evaluasi berdasarkan dokumen.

Tabel 1 Contoh Evaluasi Berbasis Dokumen

Fitur Terekstrak	Fitur Expert Judgement
1. camera	1. camera
2. picture	2. picture
3. macro	3. macro
4. day	4. size
5. feature	5. weight
6. manual	6. feature
7. battery	7. manual
8. scene	8. auto focus
9. mode	
10. situation	

Fitur yang terdaftar dalam tabel diatas merupakan daftar fitur produk dalam seluruh kalimat pada dataset *review*. Dari perbandingan antara fitur produk terekstrak dan fitur produk *expert judgement*, ditemukan 5 fitur produk benar dari 10 fitur produk terekstrak. Jumlah fitur produk terekstrak melebihi jumlah fitur produk seharusnya yang berjumlah 8. Sehingga dapat ditentukan nilai dari precision dan recall untuk data diatas. Nilai precision sebesar 0.5, dan recallnya sebesar 0.625.

2. Evaluasi berbasis kalimat

Evaluasi yang dilakukan pada klasifikasi bertujuan untuk mengetahui performansi sejauh mana metode random forest pada *Supervised learning* dilakukan dengan cara menghitung jumlah data uji yang kelasnya di prediksi benar oleh sistem. Perhitungan evauasi dilakukan menggunakan akurasi. Akurasi ini menunjukkan jnilai hasil pengukuran dengan nilai sebenarnya. Akurasi ini di definisikan dengan persamaan,

$$\text{Akurasi} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \qquad (2,1)$$

Tabel 2 Contoh Evaluasi Akurasi pada Klasifikasi

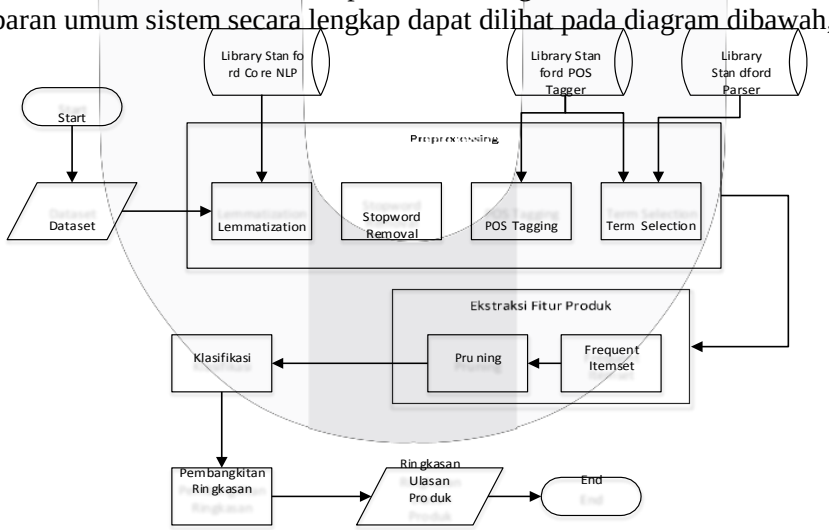
No.	Polaritas Fitur Hasil Ekstraksi	Polaritasi Fitur Prediksi	Akurasi
1.	battery life [+]	battery life [+]	1.0
2.	-	-	1.0
3.	battery life [-]	battery life [-]	1.0
4.	battery life [+]	battery life [-]	0.0
5.	battery life [+] camera [-]	battery life [+]	1.0
6	battery life [+]	battery life [+] battery life [-]	0.5
Rata-rata			4.5/6 = 75%

Tabel diatas menjelaskan contoh perhitungan evaluasi pada hasil klasifikasi dimana menghitung akurasi pada setiap kalimat atau perbaris yang kemudian dirata-ratakan dengan total kalimat yang memiliki fitur produk yang sesuai dengan label fitur hasil ekstraksi. Proses klasifikasi melibatkan pasangan fitur produk dan opini yang terekstrak dan benar sesuai dengan label pada setiap fitur produk,

3. Pembahasan

3.1 Gambaran Sistem Umum

Sistem yang dibangun dalam penelitian tugas akhir ini adalah sistem yang dapat menentukan orientasi positif atau negatif dari opini terhadap suatu fitur produk tertentu berdasarkan data komentar yang ada, kemudian pada akhirnya akan dihasilkan ringkasan untuk memudahkan pembacaan data komentar/review tersebut. Sistem ini mempunyai tiga tahapan utama diantaranya adalah: ekstraksi fitur produk dari data komentar yang telah dilakukan preprocessing, klasifikasi dengan menggunakan beberapa atribut untuk menentukan orientasi positif atau negatif dari fitur tersebut, dan pembangkitan ringkasan. Gambaran umum sistem secara lengkap dapat dilihat pada diagram dibawah,



Gambar 1 Gambaran Sistem Umum.

3.2 Analisis Seleksi Kata Benda

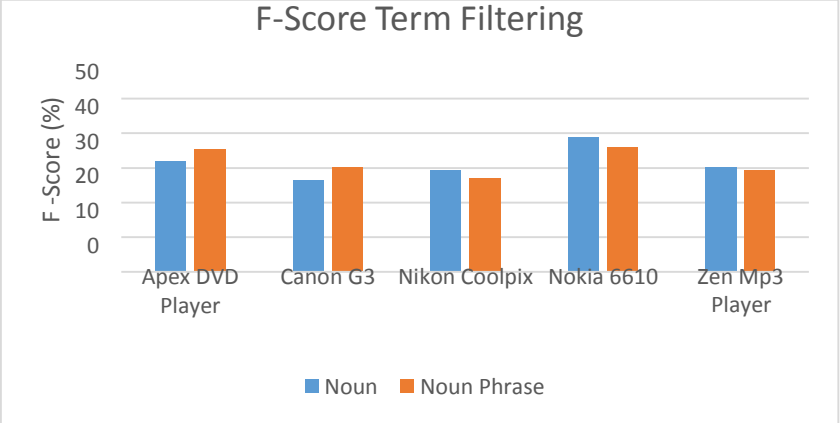
Proses awal yang dilakukan oleh sistem adalah pembacaan data, kemudian dilakukan preprocessing untuk mendapatkan data yang bersih dan diolah kedalam proses selanjutnya. Tahapan preprocessing yang dilalui adalah *lemmatization*, *stopword removal* dan pos tagging. Untuk kemudian data yang sudah dilakukan preprocessing akan dilakukan proses seleksi kata atau *term selection*. Pada penelitian ini dilakukan dua proses pemilihan kata yaitu kata benda dan frasa kata benda. Pemilihan seleksi kata benda dikarenakan sekitar kurang lebih 80% fitur produk merupakan kata benda, jadi proses pemilihan kata benda ini bertujuan untuk proses selanjutnya yaitu melakukan pengambilan kandidat fitur produk

menggunakan *frequent itemset*. Selain kata benda, fitur produk yang ada bisa berupa gabungan kata benda dan kata lain atau berarti bukan hanya kata benda saja oleh karena itu dilakukan pula pemilihan frasa kata benda. Berikut adalah tabel perbandingan evaluasi pada dua skema pengujian,

Tabel 1 Perbandingan Akurasi Seleksi Kata

Dataset	Noun			Noun phrase		
	Prec(%)	Rec (%)	F-sc(%)	Prec(%)	Rec (%)	F-sc(%)
Apex DVD Player	33,71	30,30	31,91	37,93	33,33	35,48
Canon G3	25,23	27,72	26,42	27,97	32,67	30,14
Nikon Coolpix	23,42	38,81	29,21	20,45	40,30	27,14
Nokia 6610	41,11	37,00	38,95	39,29	33,00	35,87
Zen Mp3 Player	43,62	23,16	30,26	43,33	22,03	29,21

Nilai dari precision dan recall yang didapat dari kedua skema pengujian seleksi kata benda dan frasa kata benda pada masing-masing dataset dengan minimum support 1% berada pada rentang 20% sampai dengan 40%, dimana nilai evaluasi yang dihasilkan relatif kecil. Hal tersebut dapat terjadi dikarenakan variansi data di dalam dokumen tersebut masih banyak yang tidak sesuai dengan struktur bahasa inggris yang baik dan benar serta masih banyak komentar yang diberikan oleh *customer* tidak secara langsung mengomentari fitur produknya atau dalam artian fitur produk yang dikomentari adalah bersifat implisit. Nilai evaluasi yang relatif kecil juga di pengaruhi oleh kesalahan pelabelan dalam dataset yang dibuat secara manual oleh *expert judjement* sehingga pada saat perhitungan evaluasi kandidat fitur yang terekstrak dari proses ini tidak ada dalam label dataset tersebut dan saat perhitungan fitur yang terekstrak dianggap salah.



Gambar 2 F-score Term Filtering pada setiap dataset

3.3 Analisis Ekstraksi Fitur Produk

Ekstraksi fitur dilakukan dengan menggunakan algoritma apriori dengan bantuan library SMPF pada bahasa pemrograman java. Pengujian pada tahap ekstraksi fitur produk ini dilakukan dengan menerapkan nilai *minimum support* yang berbeda dalam rentang 0,3% - 1,9%. Nilai *minimum support* ini dapat mempengaruhi jumlah kandidat fitur produk yang terekstrak pada setiap dataset. Jika nilai *minimun support* yang semakin kecil maka jumlah kandidat fitur produk yang terekstrak akan semakin banyak. Jumlah kandidat fitur produk yang terekstrak pula akan mempengaruhi nilai dari *precision*. Jika jumlah kandidat fitur produk yang terekstrak melebihi jumlah fitur produk yang terdapat dalam corpus dataset maka nilai dari *precision* akan lebih kecil dari pada nilai *recallnya*. Berikut adalah tabel jumlah fitur terekstrak pada dataset Apex DVD player dengan selesksi pengambilan kata benda dan degan rentang minimum suport 0,3% - 1.9%.

Tabel 4 Evaluasi Seleksi Kata benda dengan Perbedaan Minimun Support pada Apex DVD Player

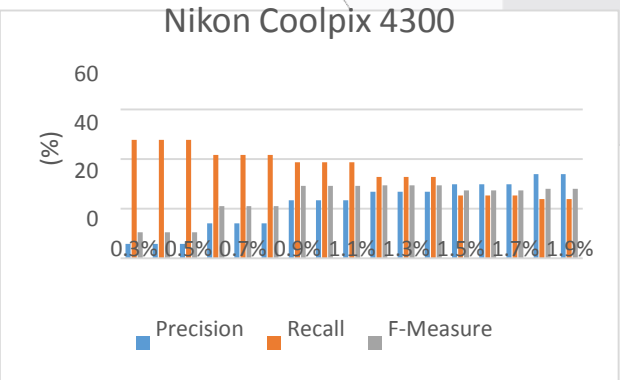
Min Support	Jumlah Terekstrak	Jumlah Match	Precision	Recall	F-Score
0,003	385	49	12,73%	49,49%	20,25%
0,004	385	49	12,73%	49,49%	20,25%

0,005	224	41	18,30%	41,41%	25,38%
0,006	151	36	23,84%	36,36%	28,80%
0,007	151	36	23,84%	36,36%	28,80%
0,008	118	31	26,27%	31,31%	28,57%
0,009	89	30	33,71%	30,30%	31,91%
0,01	89	30	33,71%	30,30%	31,91%
0,011	79	28	35,44%	28,28%	31,46%
0,012	67	26	38,81%	26,26%	31,32%
0,013	67	26	38,81%	26,26%	31,32%
0,014	59	24	40,68%	24,24%	30,38%
0,015	52	22	42,31%	22,22%	29,14%
0,016	52	22	42,31%	22,22%	29,14%
0,017	47	21	44,68%	21,21%	28,76%
0,018	39	19	48,72%	19,19%	27,53%
0,019	39	19	48,72%	19,19%	27,53%

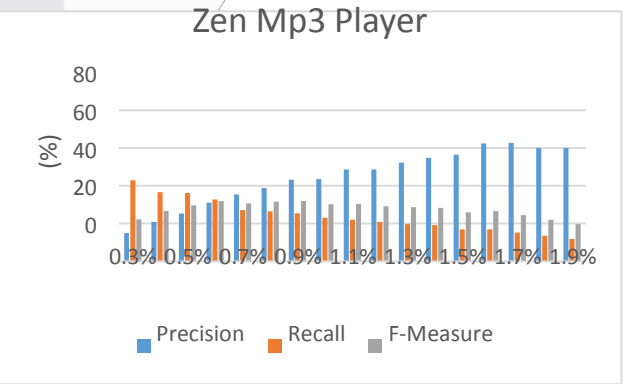
Pada tabel diatas dapat dilihat hasil f-score tertinggi stabil pada *minimum support* 09% dan 1% dengan nilai 31,91%. *Minimum support* yang semakin kecil menunjukan jumlah fitur yang terekstrak semakin banyak sehingga akan mempengaruhi menurunnya nilai *precision* dan tentunya akan menaikan *recall*. Sebaliknya ketika minimun support yang semakin besar akan menunjukan jumlah fitur yang terekstrak semakin sedikit sehingga akan mempengaruhi terhadap kenaikan *precision* dan juga penurunan pada *recall*. Jadi *minimum support* menjadi variable yang sangat penting untuk mengetahui jumlah fitur yang akan terekstrak.

Jumlah kalimat dalam dataset juga dapat mempengaruhi penentuan *minimum support* untuk mendapatkan hasil dari ekstraksi fitur produk yang sesuai. jumlah dari kandidat fitur yang terekstrak. Semakin besar jumlah kalimat dalam dataset, minimum support yang sesuai maka akan semakin besar dan begitu pula sebaliknya. Kenapa demikian, karena jika dalam suatu dataset jumlah kalimat semakin banyak maka akan semakin banyak pula jumlah kemunculan kata dalam dataset tersebut. Dalam proses ekstraksi fitur produk menggunakan algoritma apriori penentuan *minimum support* sangat penting untuk menentukan kandidat fitur produk yang terekstrak sesiau dengan *frequent itemsetnya*.

Berikut ini adalah contoh gambar yang menunjukan hasil dari *precision*, recall, dan F-Score pada dataset terkecil yaitu Nikon Coolpix dengan jumlah kalimat 346 dan dataset terbesar yaitu Zen Mp3 Player dengan jumlah kalimat 1716.



Gambar 3 Ektraksi Fitur Produk Dataset Nikon Coolpix



Gambar 4 Ekstraksi Fitur Produk Dataset Zen Mp3 Player

3.4 Analisis Klasifikasi

Setiap skema pengujian akan dibandingkan dengan hasil akurasi yang didapat dari perhitungan setiap baris kalimat ulasan dan dihitung rata - rata dalam setiap dokumennya. Berikut akan ditampilkan

perhitungan evaluasi dengan akurasi pada setiap skema inputan kombinasi sebagai data latih dan data uji,

Tabel 5 Perhitungan Evaluasi Akurasi pada Proses Klasifikasi Atribut Fitur Produk

	Fitur Produk				
	Apex DVD Player	Canon G3	Nikon Coolpix	Nokia 6610	Zen Mp3 Player
Apex DVD Player	77,94%	60,05%	59,54%	51,65%	66,89%
Canon G3	59,12%	87,56%	82,66%	63,39%	66,80%
Nikon Coolpix 4300	59,73%	81,91%	85,16%	63,49%	66,56%
Nokia 6610	60,81%	71,98%	69,22%	86,05%	66,39%
Zen Mp3 Player	63,67%	71,02%	66,33%	66,56%	81,31%

Pada Tabel 5 dapat dilihat nilai akurasi pada atribut fitur produk dengan skema inputan kombinasi kelima dokumen. Nilai akurasi terbesar didapat pada data latih dan data uji yang sama, sedangkan jika data latih dan data uji berbeda nilai akurasinya relatif lebih kecil. Hal tersebut dapat terjadi karena ketika dilakukan pembangunan model dari data latih, ketika kemudian data uji yang diujikan kepada model yang relatif sama maka nilai akurasi akan relatif besar.

Tabel 6 Perhitungan Evaluasi Akurasi pada Proses Klasifikasi Atribut Fitur Produk dalam Kalimat

	Fitur Produk dalam Kalimat				
	Apex DVD Player	Canon G3	Nikon Coolpix	Nokia 6610	Zen Mp3 Player
Apex DVD Player	54,05%	59,97%	53,76%	51,28%	58,10%
Canon G3	53,65%	60,30%	53,76%	51,28%	58,10%
Nikon Coolpix 4300	53,65%	60,13%	53,76%	51,28%	58,10%
Nokia 6610	53,51%	59,97%	53,76%	52,20%	57,99%
Zen Mp3 Player	53,65%	59,97%	53,76%	51,28%	58,22%

Pada Tabel 6 dapat dilihat nilai akurasi pada atribut fitur produk dalam kalimat ini memiliki nilai akurasi yang tidak terlalu besar dengan atribut sebelumnya. Berbeda dengan hasil akurasi sebelumnya, pada pengujian ini nilai akurasi tertinggi dapat terjadi pada data latih dan data uji yang berbeda. Dikarenakan pengaruh atribut yang merupakan fitur produk dalam kalimat. Pada data latih Apex DVD player nilai akurasi tertinggi berada pada data uji Canon G3 yaitu sebesar 59,97%, hal tersebut dapat terjadi karena kesalahan classifer dalam penentuan polaritas untuk data uji dari model yang dibangun.

Tabel 7 Perhitungan Evaluasi Akurasi pada Proses Klasifikasi Atribut Fitur Produk dan Fitur Produk dalam Kalimat

	Fitur Produk + Fitur Produk dalam Kalimat				
	Apex DVD Player	Canon G3	Nikon Coolpix	Nokia 6610	Zen Mp3 Player
Apex DVD Player	83,65%	64,50%	58,53%	60,12%	66,84%
Canon G3	59,26%	89,23%	82,80%	63,45%	58,10%
Nikon Coolpix 4300	59,66%	81,32%	88,63%	63,49%	66,49%
Nokia 6610	60,79%	73,20%	71,68%	88,83%	65,97%

Zen Mp3 Player	64,26%	70,81%	67,73%	66,94%	87,33%

Pada tabel 7 dapat dilihat nilai akurasi yang terbesar berada pada data latih dan data uji yang sama, sedangkan data latih dan data uji yang berbeda mempunyai akurasi yang relatif lebih kecil. Jika dibandingkan dengan akurasi pada atribut fitur produk, pengujian pada atribut fitur produk dan kombinasi fitur produk dan fitur produk dalam kalimat relatif lebih tinggi.

4. Kesimpulan

Setelah dilakukan pengujian dan analisis hasil uji pada sistem yang dibangun, maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut :

1. Seleksi kata benda dan frasa kata benda dapat dilakukan untuk melakukan ekstraksi fitur produk, karena sekitar 80% fitur produk yang ada merupakan kata benda. Namun untuk kasus dengan dataset yang memiliki mayoritas kalimat yang kompleks seleksi kata benda dan frasa kata benda ini kurang sesuai karena hanya memperoleh nilai evaluasi sekitar 20%-40%.
2. Pada ekstaksi fitur produk mengguanakan *Association mining,* penenentuan minimum support yang tepat dapat meningkatkan hasil evaluasi yang didapatkan dan minimum support dapat ditentukan dengan menyesuaikan jumah kalimat pada setiap dataset.
3. Ekstraksi dengan prunning dapat meningkatkan nilai F-score dengan menggunakan parameter yang sesuai. Penentuan nilai parameter yang salah dapat mengurangi hasil evaluasi yang didapatkan.
4. Penentuan inputan klasfikasi mengguankan data latih dan data uji yang berbeda dapat digunakan ketika data tersebut masih berada dalam satu topik, misalnya dokumen elektronik. Kerena informasi yang dilatih untuk membangun model pembelajaran dari data latih elektronik masih mengenal informasi dan dapat memberikan orientasi opini pada tiap dataset elektronik lainnya.

5. Saran

Saran yang diperlukan dari tugas akhir ini untuk pembangunan sistem selanjutnya adalah :

1. Mampu menangani *missplelling* dan singkatan.
2. Dapat mengidenfikasi fitur produk pada kalimat yang bersifat implisit dengan menggunakan beberapa metode seperti coreference resolution, co-accurence association, LDA (Linier Discriminant Analysis) untuk meningkatkan jumlah fitur yang dapat terekstrak, karena sering kali ulasan yang diberikan bersifat implisit.

6. Daftar Pustaka

[1] A. Weichselbraun, S. Gindl and A. Scharl, "A Context-Dependent Supervised Learning Approach to Sentiment Detection in Large Textual Database," *Journal of Information and Data Managemment*, vol. 1, no. 3, pp. 329-341, 2010.

[2] M. Hu and B. Liu, "Mining and Summarizing Customer Review," 2004.

[3] A. K. Ingason, S. Helgadottir, H. Loftsson and E. Rognvaldsson, "A Mixed Method Lemmatization Algorithm Using a Hierarchy of Linguistic Identities (HOLI).," in *Advances in Natural Language Processing*, 2008.

[4] N. P.Katariya and Chaudari, "Text Preprocessing For Text Mining Using Side Information," *International Journal of Computer Science and Mobile Applications*, vol. 3, no. 1, pp. 01-05, 2015.

[5] P.-N. Tan, M. Steinbach and V. Kumar, Introduction to Data Mining, Boston: Addison-Wesley Longman Publishing, 2005.

[6] O. Maimon and L. Rokach, Data Mining and Knowledge Discovery Handbook, New York: Springer, 2010.