

# INFORMASI INTERAKTIF

JURNAL INFORMATIKA DAN TEKNOLOGI INFORMASI

PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA – FAKULTAS TEKNIK - UNIVERSITAS JANABADRA

## REKOMENDASI SISTEM ALAT GYM PEMBENTUKAN *BODY STRUCTURE* DAN ASUPAN MAKANAN METODE *BACKWARD CHAINING*

Yumarlin MZ

## SELEKSI FITUR *FORWARD SELECTION* PADA ALGORITMA *NAIVE BAYES* UNTUK KLASIFIKASI BENIH GANDUM

Femi Dwi Astuti

## APLIKASI PENGAMAN WEB

Indra Yatini B, F. Wiwiek Nurwiyati, Ikhwan Dirga Pratama

## SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN UNTUK MENENTUKAN PEMILIHAN JURUSAN PADA UNIVERSITAS DENGAN MENGGUNAKAN METODE *NAÏVE BAYES*

Devina Ninosari, Kusriani, M. Rudiyanto Arief

## SENTIMEN ANALISIS REVIEW PENGGUNA *MARKETPLACE ONLINE* MENGGUNAKAN *NAÏVE BAYES* *CLASSIFIER*

Siti Rahayu, Kusriani, Heri Sismoro

## ANALISIS LAYANAN STRATEGIC YANG MEMPENGARUHI SIKAP PENGGUNA SISTEM INFORMASI UNIVERSITAS DEHASEN BENGKULU

Dwinda Etika Profesi, Kusriani, M. Rudyanto Arief

## ANALISIS KUALITAS LAYANAN E-COMMERCE MENGGUNAKAN METODE *ZONE OF TOLERANCE*

Siti Fatonah, Kusriani, Asro Nasiri

## PEMANFAATAN SENSOR ACCELEROMETER SEBAGAI APLIKASI PEDOMETER BERBASIS ANDROID

Danar Tri Pambudi, Fatsyahrina Fitriastuti, Jemmy Edwin Bororing



**DEWAN EDITORIAL**

- Penerbit** : Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Janabadra
- Ketua Penyunting  
(Editor in Chief)** : Fatsyahrina Fitriastuti, S.Si., M.T. (Universitas Janabadra)
- Penyunting (Editor)** : 1. Selo, S.T., M.T., M.Sc., Ph.D. (Universitas Gajah Mada)  
2. Dr. Kusriani, S.Kom., M.Kom. (Universitas Amikom Yogyakarta)  
3. Jemmy Edwin B, S.Kom., M.Eng. (Universitas Janabadra)  
4. Ryan Ari Setyawan, S.Kom., M.Eng. (Universitas Janabadra)  
5. Yumarlin MZ, S.Kom., M.Pd., M.Kom. (Universitas Janabadra)
- Alamat Redaksi** : Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknik  
Universitas Janabadra  
Jl. Tentara Rakyat Mataram No. 55-57  
Yogyakarta 55231  
Telp./Fax : (0274) 543676  
E-mail: [informasi.interaktif@janabadra.ac.id](mailto:informasi.interaktif@janabadra.ac.id)  
Website : <http://e-journal.janabadra.ac.id/>
- Frekuensi Terbit** : 3 kali setahun

**JURNAL INFORMASI INTERAKTIF** merupakan media komunikasi hasil penelitian, studi kasus, dan ulasan ilmiah bagi ilmuwan dan praktisi dibidang Teknik Informatika. Diterbitkan oleh Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Janabadra di Yogyakarta, tiga kali setahun pada bulan Januari, Mei dan September.

## DAFTAR ISI

	<i>halaman</i>
Rekomendasi Sistem Alat Gym Pembentukan Body Structure Dan Asupan Makanan Metode Backward Chaining <b>Yumarlin MZ</b>	155-160
Seleksi Fitur Forward Selection Pada Algoritma Naive Bayes Untuk Klasifikasi Benih Gandum <b>Femi Dwi Astuti</b>	161-166
Aplikasi Pengaman Web <b>Indra Yatini B, F. Wiwiek Nurwiyati, Ikhwan Dirga Pratama</b>	167-173
Sistem Pendukung Keputusan Untuk Menentukan Pemilihan Jurusan Pada Universitas Dengan Menggunakan Metode Naïve Bayes <b>Devina Ninosari, Kusrini, M. Rudiyanto Arief</b>	174-180
Sentimen Analisis Review Pengguna Marketplace Online Menggunakan <i>Naïve Bayes Classifier</i> <b>Siti Rahayu, Kusrini, Heri Sismoro</b>	181-186
Analisis Layanan Strategic Yang Mempengaruhi Sikap Pengguna Sistem Informasi Univeritas Dehasen Bengkulu <b>Dwinda Etika Profesi, Kusrini, M. Rudyanto Arief</b>	187-192
Analisis Kualitas Layanan E-Commerce Menggunakan Metode <i>Zone Of Tolerance</i> <b>Siti Fatonah, Kusrini, Asro Nasiri</b>	193-200
Pemanfaatan Sensor Accelerometer Sebagai Aplikasi Pedometer Berbasis Android <b>Danar Tri Pambudi, Fatsyahrina Fitriastuti, Jemmy Edwin Bororing</b>	200-209

## **PENGANTAR REDAKSI**

Puji syukur kami panjatkan kehadiran Allah Tuhan Yang Maha Kuasa atas terbitnya JURNAL INFORMASI INTERAKTIF Volume 3, Nomor 3, Edisi September 2018. Pada edisi kali ini memuat 8 (delapan) tulisan hasil penelitian dalam bidang teknik informatika.

Harapan kami semoga naskah yang tersaji dalam JURNAL INFORMASI INTERAKTIF edisi September tahun 2018 dapat menambah pengetahuan dan wawasan di bidangnya masing-masing dan bagi penulis, jurnal ini diharapkan menjadi salah satu wadah untuk berbagi hasil-hasil penelitian yang telah dilakukan kepada seluruh akademisi maupun masyarakat pada umumnya.

Redaksi

## SELEKSI FITUR *FORWARD SELECTION* PADA ALGORITMA *NAIVE BAYES* UNTUK KLASIFIKASI BENIH GANDUM

Femi Dwi Astuti<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Teknik Informatika, STMIK AKAKOM Yogyakarta

Email : <sup>1</sup>femi@akakom.ac.id

### ABSTRACT

*Abstract - Wheat (Triticum aestivum L) is one of the staple food ingredients besides rice. The demand for the wheat in the world until 2020 is estimated to increase by 1.6% per year. The data processing for wheat seeds has been done a lot, one of them is by using data mining classification techniques. The feature selection is used before the classification process to optimize the accuracy values from the classification results. The feature selection used in this research is forwarding the selection which is applied to the Naive Bayes algorithm to classify the wheat seeds.*

*The results of this study indicate that the value of the accuracy and the wheat classification after using the feature selection has a higher value of 93.81% compared to the condition before using the feature selection of 90.48%. The precision results also increased from 91.49% to 94.81%.*

**Keywords:** *Forward Selection, Naive Bayes, Classification, Gandum.*

## 1. PENDAHULUAN

Gandum (*Triticum aestivum L*) merupakan salah satu bahan makanan pokok manusia selain beras. Tanaman ini lebih diminati dibanding sesama sereal yang lain karena memiliki kandungan gizi yang cukup tinggi diantaranya Karbohidrat 60%-80%, protein 6%-17%, lemak 1,5%-2,0%, mineral 1,5%-2,0% dan sejumlah vitamin. Permintaan terhadap gandum dunia sampai tahun 2020 diperkirakan meningkat sebesar 1.6% per tahun. Di negara-negara berkembang peningkatan permintaan gandum diperkirakan mencapai sekitar 2% per tahun. Keragaman penggunaan, kandungan nutrisi dan kualitas penyimpanannya yang tinggi menjadikan gandum sebagai bahan makanan pokok lebih dari sepertiga populasi dunia.

Gandum sudah lama ada di Indonesia dan tumbuh di daerah dataran tinggi bersuhu sejuk [1]. Kebutuhan gandum di Indonesia relatif besar dan selama ini seluruhnya dipenuhi melalui impor. Data impor gandum dan olahan gandum dari Dinas perindustrian menunjukkan nilai impor yang terus meningkat dari tahun ke tahun pada tahun 2008 Indonesia mengimpor gandum sebesar 4.514.852 ton, tahun 2009 meningkat menjadi 4.666.418 ton pada 2010 mencapai 4.824.049 ton. Untuk periode Januari-Juni 2011, impor gandum sudah mencapai 2,8 juta ton[2]. Untuk memenuhi kebutuhan tersebut diperlukan peningkatan produksi gandum dua kali dari rata-rata produksi gandum

dunia saat ini. Laju peningkatan produksi gandum pada saat ini masih terlalu rendah untuk dapat memenuhi kebutuhan gandum di masa depan.

Pengolahan data benih gandum sudah banyak dilakukan salah satunya yaitu dengan menggunakan teknik klasifikasi data mining. Dengan menggunakan klasifikasi, data-data yang sebelumnya telah terkumpul dapat digunakan sebagai pengetahuan baru. Hasil klasifikasi dapat dinilai berdasarkan nilai *accuracy*, *recall* maupun *precision*nya. Klasifikasi benih gandum pernah dilakukan tetapi belum menggunakan seleksi fitur[3]. Dalam penelitian ini, sebelum menggunakan algoritma naive bayes untuk klasifikasi, akan diseleksi fitur-fiturnya sehingga hasil klasifikasi dari sisi *accuracy*, *recall* dan *precision* menjadi lebih baik.

## 2. ISI PENELITIAN

### 2.1 Tinjauan Pustaka

Dalam penelitian ini, digunakan beberapa referensi sumber pustaka yang berasal dari penelitian yang sudah dilakukan sebelumnya. Adapun beberapa penelitian mengenai penggunaan seleksi fitur *forward selection* maupun *naive bayes*, diantaranya :

*Forward selection* untuk prediksi tingkat kelancaran pembayaran kredit bank

menggunakan algoritma naive bayes [4]. Hasil penelitian tersebut menyatakan bahwa penggunaan *forward selection* dapat memprediksi kelancaran pembayaran kredit ke depannya. Hal ini terbukti dengan perolehan nilai akurasi naive bayes mencapai 71,97%.

Penelitian lain yang menggunakan *forward selection* yaitu untuk menentukan atribut yang berpengaruh pada klasifikasi kelulusan mahasiswa Universitas AKI Semarang pada algoritma *naive bayes* [5]. Metode *Forward selection* digunakan untuk mereduksi dimensi dataset yang besar dan dapat membantu meningkatkan hasil akurasi klasifikasi naive bayes. Hasil penelitian menunjukkan dengan seleksi fitur menaikkan nilai akurasi menjadi 99,17% dari nilai awal 95,83%.

*Forward selection* untuk mengetahui kelayakan kredit pada algoritma naive bayes juga pernah dilakukan. Dataset yang digunakan terdiri dari 15 atribut dan 45.212 record yang diambil dari UCI Repository. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penggunaan *forward selection* dapat menaikkan akurasi dari 86,87% menjadi 89,44% [6].

Fajri membandingkan tiga Algoritma untuk mencari algoritma terbaik pada klasifikasi benih gandum. Algoritma yang dibandingkan yaitu naive bayes, C4.5, K-NN. Fajri mencari algoritma terbaik dari ketiga metode dari sisi *accuracy*, *kappa statistic*, *recall* untuk klasifikasi gandum. Algoritma terbaik C4.5 dan K-NN dengan nilai *accuracy* 95,24%, *kappa statistic* 0.929 dan *recall* 95,24. Penelitiannya belum menggunakan seleksi fitur sebelum melakukan proses seleksi.

## 2.2 Metode Penelitian

### 2.2.1 Naive Bayes

Algoritma *Naive Bayes* merupakan salah satu algoritma yang terdapat pada teknik klasifikasi. *Bayesian classification* adalah pengklasifikasian statistik yang dapat digunakan untuk memprediksi probabilitas keanggotaan suatu class. *Bayesian classification* didasarkan pada teorema bayes yang memiliki kemampuan klasifikasi serupa dengan *decision tree* dan *neural network*. *Bayesian classification* terbukti memiliki akurasi dan kecepatan yang tinggi saat diaplikasikan ke dalam *database* dengan data yang besar. [7]

Teorema *Naive Bayes* memiliki bentuk umum sebagai berikut :

$$P(H|X) = \frac{P(X|H) \cdot P(H)}{P(X)} \quad (1)$$

Keterangan :

*X*: Data dengan *class* yang belum diketahui

*H*: Hipotesis data *X* merupakan suatu *class* spesifik

*P(H|X)*: Probabilitas hipotesis *H* berdasarkan kondisi *X* (*posteriori probability*)

*P(H)*: Probabilitas hipotesis *H* (*prior probability*)

*P(X|H)*: Probabilitas *X* berdasarkan kondisi pada hipotesis *H*

*P(X)*: Probabilitas *X*

### 2.2.2. Forward Selection

*Forward selection* adalah salah satu prosedur bertahap yang bertujuan untuk menambah variabel yang dikendalikan satu per satu ke dalam persamaan yang didasarkan pada Alpha tertentu untuk masukan. Alpha untuk masukan merupakan nilai yang menentukan apakah salah satu prediktor yang saat ini tidak dalam model, harus ditambahkan ke model. Nilai P dari masing-masing prediktor dalam model ini tidak dibandingkan dengan tingkat ini, jika nilai P dari prediktor kurang dari tingkat, sehingga prediktor merupakan kandidat untuk dimasukkan ke dalam model. Korelasi sederhana dapat ditentukan dengan menggunakan matriks tabel korelasi sederhana. Prosedur ini akan berakhir ketika semua variabel yang masuk ke dalam model dan memiliki nilai P kurang dari Alpha tertentu untuk masukan. *Forward Selection* menghilangkan atribut-atribut yang tidak relevan [8]. Algoritma *Forward Selection* didasarkan pada model regresi linear.

Untuk prosedur *Forward Selection* dapat di rumuskan sebagai berikut [4] :

- Menentukan model awal  $\hat{y} = b_0$
- Memasukan variabel respon dengan setiap variabel berprediktor, misalnya  $X_1, X_2, \dots, X_n$  yang terkait dengan  $\hat{y}$ . Misalkan  $X_1$  sehingga membentuk model  $\hat{y} = b_0 + b_1 X_1$ .
- Uji F terhadap peubah pertama yang terpilih. Jika  $F_{hitung} < F_{tabel}$  maka peubah terpilih dibuang dan proses dihentikan. Apa bila  $F_{hitung} > F_{tabel}$  maka peubah terpilih memiliki pengaruh nyata terhadap peubah terkait  $y$ , sehingga layak untuk di perhitungkan di dalam model.
- Masukan peubah bebas terpilih (yang paling signifikan) ke dalam model. Misalkan  $X_2$ ,

sehingga membentuk suatu model  $\hat{y} = b_0 + b_1X_1 + b_2X_2$

- e. Uji F, jika  $F_{hitung} < F_{tabel}$  maka proses dihentikan dan model terbaik adalah model sebelumnya. Namun jika  $F_{hitung} \geq F_{tabel}$ , variabel peubah bebas layak untuk dimasukan ke dalam model dan kembali ke langkah c. Proses akan berakhir jika tidak ada lagi peubah yang tersisa yang bisa dimasukan ke dalam model.

### 2.2.3. Dataset Gandum

Pada penelitian ini dataset yang digunakan adalah Data benih gandum publik yang diambil dari UCI repository yang terdiri dari 120 *record* dan 7 atribut. Sample data dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Dataset Benih Gandum

1	2	3	4	5	6	7	Kelas
15,26	14,84	0,871	5,763	3,321	2,221	5,22	1
14,88	14,57	0,881	5,554	3,333	1,018	4,956	1
14,29	14,09	0,905	5,291	3,337	2,699	4,825	1
15,57	15,15	0,853	5,92	3,232	2,64	5,879	2
15,6	15,11	0,858	5,832	3,286	2,725	5,752	2
16,23	15,18	0,885	5,872	3,472	3,769	5,922	2
13,07	13,92	0,848	5,472	2,994	5,304	5,395	3
:	:	:	:	:	:	:	:
13,34	13,95	0,862	5,389	3,074	5,995	5,307	3

Keterangan :

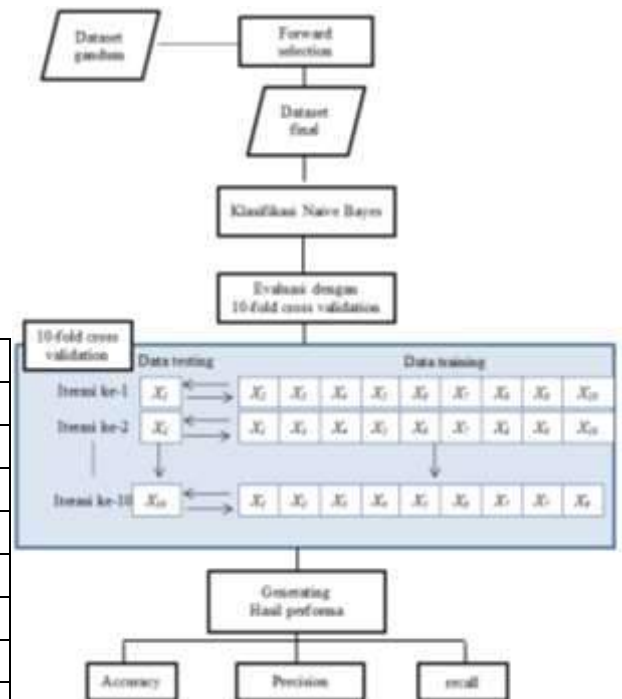
1. Area (A)
2. Perimeter (P)
3. Compactness (C) =  $4 \cdot \pi \cdot A / P^2$
4. Length of kernel
5. Width of kernel
6. Asymmetry coefficient
7. Length of kernel groove

Kolom kelas berisi data-data yang menunjukkan angka 1, 2 dan 3 yang berarti 1 jenis Kama, 2 jenis Rosa dan 3 adalah Canadian.

### 2.3 Gambaran Umum Penelitian

Gambaran umum penelitian dapat dilihat pada Gambar 1. Pada Gambar 1 dapat dilihat proses penelitian secara umum, dimulai dari pengumpulan data benih gandum kemudian dilanjutkan dengan penggunaan seleksi fitur *forward selection* untuk memilih fitur/atribut yang digunakan. Dataset final yang digunakan adalah dataset gandum yang sudah melalui proses *forward selection*. Klasifikasi dilakukan

dengan menggunakan algoritma *naive bayes* pada dataset final. Pada tahap pengujian, evaluasi dilakukan dengan *10-fold cross validation*. Hasil klasifikasi tanpa menggunakan *forward selection* dibandingkan dengan hasil klasifikasi dengan *forward selection* dan kemudian dilihat performanya dari sisi *accuracy*, *precision* dan *recall*.



Gambar 1. Gambaran umum penelitian

### 2.4 Hasil dan Pembahasan

Pada penelitian ini implementasi dilakukan dengan menggunakan *machine learning tool* Rapidminer 7.0.0 dengan *dataset* berupa data benih gandum. Jumlah *record* 120 dan jumlah atribut 7.

#### 2.4.1. Hasil Klasifikasi Naive Bayes

Hasil *accuracy*, *precision* dan *recall* untuk klasifikasi benih gandum menggunakan algoritma Naive Bayes dapat dilihat pada Tabel 2. Hasil tersebut adalah hasil sebelum menggunakan seleksi fitur *forward selection*.

Tabel 2. Hasil Performa Naive Bayes

Metode	Accuracy	Precision	Recall
Naive Bayes	90,48%	90,51%	90,48%

Berdasarkan Tabel 2 dapat dilihat bahwa dalam penelitian ini menggunakan

algoritma Naive Bayes untuk proses klasifikasinya. Pengujian performa dilakukan dengan menguji nilai *accuracy*, *precision* dan *recall*.

Nilai *accuracy* yang diperoleh sebesar 90,48%. Nilai *precision* yang diperoleh sebesar 91,49% dan nilai *recall* sebesar 90,48%.

#### 2.4.2. Hasil Klasifikasi Naive Bayes dengan Forward Selection

Hasil *accuracy*, *precision* dan *recall* untuk klasifikasi gandum dengan algoritma naive bayes menggunakan *forward selection* dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Naive Bayes dengan Forward Selection

Metode	Accuracy	Precision	Recall
Naive Bayes dan Forward Selection	93,81%	94,81%	93,81%

Berdasarkan Tabel 3 dapat dilihat bahwa dalam penelitian ini menggunakan algoritma Naive Bayes untuk proses klasifikasinya dan *forward selection* untuk seleksi fiturnya. Pengujian performa dilakukan cara yang sama seperti sebelumnya yaitu dengan menguji nilai *accuracy*, *precision* dan *recall*.

Nilai *accuracy* yang diperoleh sebesar 93,81%. Nilai *precision* yang diperoleh sebesar 94,81% dan nilai *recall* sebesar 93,81%.

#### 2.4.3. Hasil Perbandingan Accuracy

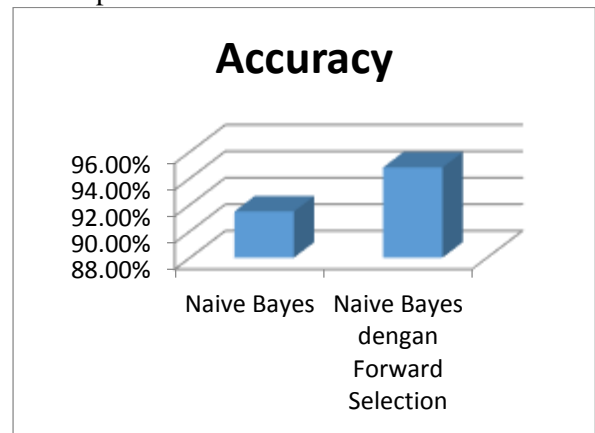
Hasil perbandingan nilai *accuracy* hasil klasifikasi menggunakan naive bayes tanpa *forward selection* dengan yang menggunakan *forward selection* dapat dilihat pada Tabel 4. Berdasarkan Tabel 4 tersebut, dapat dilihat nilai *accuracy* sebelum menggunakan *forward selection* jauh lebih rendah jika dibandingkan dengan hasil klasifikasi gandum yang sudah menggunakan seleksi fitur dengan *forward selection*.

Tabel 4. Hasil perbandingan Accuracy

Metode	Accuracy
Naive Bayes	90,48%
Naive Bayes dengan Forward Selection	93,81%

Selisih nilai dari penggunaan *forward selection* dan tanpa *forward selection* sebanyak 3,33% yang artinya penggunaan *forward selection* mampu menaikkan performa

klasifikasi gandum menjadi lebih akurat sebesar 3,33%. Grafik perbandingan nilai *accuracy* dengan menggunakan *forward selection* dan tanpa menggunakan *forward selection* dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Grafik perbandingan Accuracy

Berdasarkan gambar 2 dapat dilihat perbandingan nilai *accuracy* dengan lebih mudah. Dari gambar tersebut, dapat dilihat bahwa nilai *accuracy* dengan menggunakan *forwardselection* lebih tinggi dibandingkan tanpa menggunakan *forwardselection*.

#### 2.4.4. Hasil Perbandingan Precision

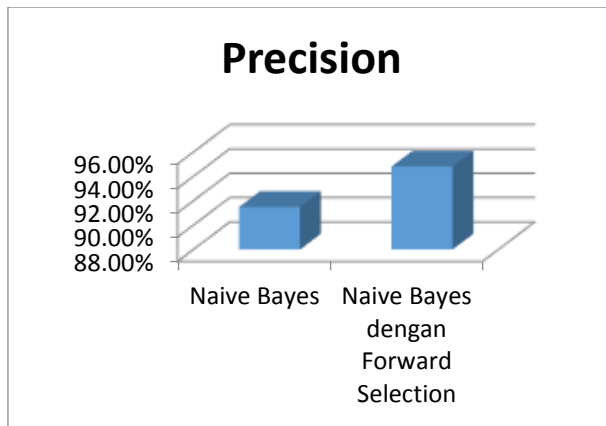
Hasil perbandingan nilai *Precision* hasil klasifikasi menggunakan naive bayes tanpa *forward selection* dengan yang menggunakan *forward selection* dapat dilihat pada tabel 5. Berdasarkan tabel 5 tersebut, dapat dilihat nilai *Precision* sebelum menggunakan *forward selection* jauh lebih rendah jika dibandingkan dengan hasil klasifikasi gandum yang sudah menggunakan seleksi fitur dengan *forward selection*.

Tabel 5. Hasil perbandingan Precision

Metode	Precision
Naive Bayes	91,49%
Naive Bayes dengan Forward Selection	94,81%

Selisih nilai *precision* dari penggunaan *forwardselection* dan tanpa *forward selection* sebanyak 3,32% yang artinya penggunaan *forward selection* mampu menaikkan performa klasifikasi gandum menjadi lebih presisi sebesar 3,32%. Grafik perbandingan nilai *precision* dengan menggunakan *forwardselection* dan tanpa menggunakan *forward selection* dapat dilihat pada Gambar 3



Gambar 3. Grafik perbandingan *Precision*

Berdasarkan gambar 3 dapat dilihat perbandingan nilai *precision* dengan lebih mudah. Dari gambar tersebut, dapat dilihat bahwa nilai *precision* dengan menggunakan *forwardselection* lebih tinggi dibandingkan tanpa menggunakan *forwardselection*.

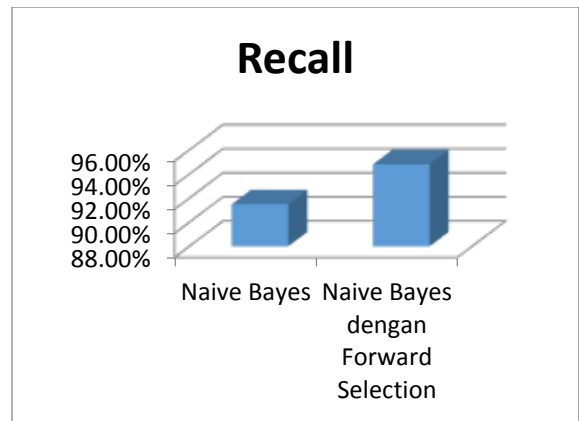
#### 2.4.5. Hasil Perbandingan Recall

Hasil perbandingan nilai *Recall* hasil klasifikasi menggunakan naive bayes tanpa *forward selection* dengan yang menggunakan *forward selection* dapat dilihat pada tabel 6. Berdasarkan tabel 6 tersebut, dapat dilihat nilai *Recall* sebelum menggunakan *forward selection* jauh lebih rendah jika dibandingkan dengan hasil klasifikasi gandum yang sudah menggunakan seleksi fitur dengan *forward selection*.

Tabel 6. Hasil Perbandingan Recall

Metode	Recall
Naive Bayes	90,48%
Naive Bayes dengan Forward Selection	93,81%

Selisih nilai recall dari penggunaan *forward selection* dan tanpa *forward selection* sebanyak 3,33% yang artinya penggunaan *forward selection* mampu menaikkan performa klasifikasi gandum menjadi lebih baik sebesar 3,33%. Grafik perbandingan nilai *recall* dengan menggunakan *forward selection* dan tanpa menggunakan *forward selection* dapat dilihat pada Gambar 4

Gambar 4. Grafik perbandingan *Recall*

Berdasarkan gambar 4 dapat dilihat perbandingan nilai *recall* dengan lebih mudah. Dari gambar tersebut, dapat dilihat bahwa nilai *recall* dengan menggunakan *forwardselection* lebih tinggi dibandingkan tanpa menggunakan *forwardselection*.

### 3. KESIMPULAN

Setelah melalui tahap analisis dan implementasi, serta berdasarkan hasil dan pembahasan pada bab-bab sebelumnya maka dapat diambil kesimpulan bahwa penggunaan seleksi fitur *forward selection* pada klasifikasi gandum dengan algoritma naive bayes dapat menaikkan nilai *accuracy* dari 90,48% menjadi 93,81%. Nilai *Recall* dari 90,48% menjadi 93,81% dan nilai *Precision* dari 91,49% menjadi 94,81%.

### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Soeranto H, 2012, *Riset dan Pengembangan Tanaman Sorghum dan Gandum untuk Ketahanan Pangan*, Badan Atom Nasional.
- [2] BPS, 2011, *Import Gandum*, Badan Pusat Statistik, Jakarta.
- [3] Fajri, I.N., 2017, Analisis Performa Algoritma Klasifikasi pada Pengelompokan Benih Gandum, *Jurnal Ilmiah DASI vol.18 No.3 September 2017, ISSN : 1411-3201*, hlm 11-15.
- [4] Hasan Maryam, 2017, Prediksi Tingkat Kelancaran Pembayaran Kredit Bank Menggunakan Algoritma Naive Bayes Berbasis Forward Selection, *ILKOM jurnal ilmiah, volume 9, nomor 3, Desember 2017*, hal.317-324.
- [5] Purnanditya, B.A, 2015, Penerapan Fitur Seleksi Forward Selection Menggunakan Algoritma Naive Bayes untuk Menentukan

- Atribut Yang Berpengaruh Pada Klasifikasi Kelulusan Mahasiswa Universitas AKI Semarang, *Tugas Akhir*, Program Studi Teknik Informatika, UDINUS.
- [6] Handayani, P, K, 2017, *Klasifikasi Penentuan Kelayakan Kredit dengan Naive Bayes Berbasis Forward Selection*, Sistem Informasi Fakultas Teknik UMK, Kudus.
- [7] Kusrini; Luthfi, Taufiq, 2009, *Algoritma Data Mining*, Penerbit Andi, Yogyakarta
- [8] Kamber, M., & Han, J., 2006, *Datamining: Concepts and Techniques Second Edition*, San Francisco, Morgan Kaufmann Publishers.