**Sistem Klasifikasi Jamur Dengan Algoritma**

ISSN: 2528-4061

**Iterative Dichotomiser 3**

**Nesi Syafitri1 , Junita Eka Sari2**

1,2Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Islam Riau

e-mail: 1nesisyafitri@eng.uir.ac.id, 2junita.eka.sari@gmail.com,

***Abstract***

*Data mining is a process that is critical to discover patterns from a set of large data. One method of classification in data mining is a process to find a model that can distinguish an object whose class is unknown. There are several methods to perform classification is one of them by using a decision tree.By implementing a data classification in mushroom it is expected will be able to generate a specific pattern that can classify the type of mushroom which mushroom get into the type of mushroom that edible or types of poisonous mushrooms using Iterative Dichotomiser 3 (ID3). The type of mushroom used in this case is derived from Agarica and Lepiota. This system development using Microsoft Visual Basic 6.0 application with a MySQL database. The results of this final task is that the system can classify mushroom in the form of a decision tree model so as to generate a rule. The system can also determine the class of the data new mushroom of unknown class. In testing this system, the resulting level of accuracy is 100% the number of training data which tested 2,000 data so concluded mushroom classification system by using the ID3 algorithm is fit for use as a system for predicting unknown fungal species.*

***Keywords :*** *data mining, decision tree, Iterative Dichotomiser 3, mushroom*

**Abstrak**

*Data mining* merupakan suatu proses untuk menemukan pola yang penting dari sekumpulan data dengan jumlah yang sangat banyak. Salah satu metode dalam *data mining* adalah klasifikasi yaitu sebuah proses untuk menemukan model yang dapat membedakan sebuah objek yang kelasnya belum diketahui sebelumnya. Ada beberapa metode untuk melakukan klasifikasi yaitu salah satunya dengan menggunakan pohon keputusan (*decision tree*). Dengan menerapkan klasifikasi pada data jamur maka diharapkan nantinya dapat menghasilkan suatu pola tertentu yang dapat mengklasifikasikan jenis jamur dimana jamur tersebut masuk ke dalam jenis jamur yang dapat dikonsumsi atau jenis jamur yang beracun dengan menggunakan algoritma *Iterative Dichotomiser 3* (ID3). Jenis jamur yang digunakan dalam penelitian ini adalah jamur yang berasal dari famili *Agarica* dan *Lepiota.* Pembangunan sistem ini menggunakan aplikasi Microsoft Visual Basic 6.0 dengan *database* MySQL. Hasil dari tugas akhir ini adalah sistem yang dapat mengklasifikasikan jamur dalam bentuk model pohon keputusan sehingga dapat menghasilkan suatu aturan. Sistem ini juga dapat menentukan kelas dari data jamur baru yang belum diketahui kelasnya. Pada pengujian sistem ini, tingkat keakuratan yang dihasilkan adalah 100% dengan jumlah data *training* yang diuji sebanyak 2000 data sehingga disimpulkan sistem klasifikasi jamur dengan menggunakan algoritma ID3 ini layak digunakan sebagai sistem untuk memprediksi jamur yang belum diketa hui jenisnya.

***Kata kunci:*** *Iterative Dichotomiser 3,* jamur, pengolahan data, pohon keputusan

1. PENDAHULUAN

* 1. *Latar Belakang*

*Data mining* merupakan suatu proses untuk menemukan pola yang penting dari sekumpulan data dengan jumlah yang sangat banyak. Salah satu metode dalam *data mining* adalah klasifikasi. Klasifikasi merupakan sebuah proses untuk menemukan model yang dapat membedakan sebuah objek yang kelasnya belum diketahui sebelumnya. Melalui penggunaan klasifikasi, pengguna komputer dapat mengelompokkan pola atau jenis suatu benda berdasarkan persamaan sifat dan bentuk.

Salah satu implementasi yang dapat diterapkan dengan menggunakan metode klasifikasi adalah dalam bidang pertanian salah satunya yaitu pengklasifikasian jamur. Jamur merupakan tumbuhan yang termasuk kedalam kingdom *Fungi*. Pada umumnya, jamur terbagi dua yaitu jamur yang dapat dikonsumsi serta jamur yang beracun. Jamur yang dapat dikonsumsi menjadi bahan baku pembuatan makanan di Indonesia. Contohnya pada proses pembuatan tempe dan kecap. Namun, untuk membedakan antara jenis jamur yang dapat dikonsumsi dengan yang beracun merupakan hal yang cukup rumit karena bentuk yang hampir sama dari beragam spesies jamur tersebut. Bila salah sedikit saja dalam menginterpretasikan jamur mana yang layak dikonsumsi, maka akan berpengaruh juga terhadap kesehatan konsumen yang mengkonsumsi jamur tersebut. Berdasarkan latar belakang diatas, maka penulis tertarik mengangkat permasalahan tersebut untuk dilakukan penelitian dengan judul **“Sistem Klasifikasi Jamur Dengan Algoritma Iterative Dichotomiser 3“**.

* 1. *Tujuan Penelitian*

Adapun tujuan penelitian ini adalah menerapkan metode ID.3 dalam pengklasifikasin Jamur untuk mendapatkan hasil klasifikasi yang lebih baik

* 1. *Penelitian yang relevan*

Dalam penelitian Bayu Mahardhika Putra (2008), menjelaskan tentang pengklasifikasian jamur dengan menggunakan algoritma *Voting Feature Intervals* 5 (VFI5) yang menghasilkan tingkat keakuratan tertinggi sebesar 94.85%.

2. METODE PENELITIAN

## Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan untuk memperoleh informasi yang dibutuhkan dalam rangka mencapai tujuan penelitian. Metode pengumpulan data yang digunakan dalam penelitian ini adalah :

* + 1. *Wawancara*

Proses wawancara dilakukan secara langsung kepada dosen Fakultas Pertanian Universitas Islam Riau tentang faktor-faktor yang dapat membedakan jamur yang beracun dan jamur yang dapat dikonsumsi. Selama proses wawancara, penulis mengajukan pertanyaan, meminta penjelasan dan jawaban dari pertanyaan yang diberikan dan membuat catatan mengenai hal-hal yang berkaitan dengan penelitian yang dilakukan oleh penulis.

* + 1. *Dokumentasi*

Metode dokumentasi yaitu melakukan pengumpulan data dengan menghimpun dan menganalisis dokumen yang didapatkan dari buku maupun artikel yang berkaitan dengan jamur. Selain itu, penulis juga melakukan jelajah internet untuk mempelajari materi-materi yang berkaitan dengan *data mining* khususnya tentang algoritma *Iterative Dichotomiser 3* (ID3).

## Konsep Teori

## 2. 2.1 Kecerdasan Buatan

Kecerdasan buatan berasal dari bahasa Inggris “*Artificial Intelligence*” atau disingkat AI, yaitu *intelligence* adalah kata sifat yang berarti cerdas, sedangkan *artificial* artinya buatan. Kecerdasan buatan yang dimaksud disini merujuk pada mesin yang mampu berpikir, menimbang tindakan yang akan diambil dan mampu mengambil keputusan seperti yang dilakukan oleh manusia. Berikut adalah beberapa defenisi kecerdasan buatan yang telah didefenisikan oleh beberapa ahli. [1]

1. Alan Turing, ahli matematika berkebangsaan Inggris yang dijuluki bapak komputer modern dan pembongkar sandi Nazi dalam Perang Dunia II 1950, menetapkan defenisi *Artificial Intelligent* : “Jika komputer tidak dapat dibedakan dengan manusia saat berbincang melalui terminal komputer, maka bisa dikatakan komputer itu cerdas, mempunyai kecerdasan” .
2. John McCarthy dari Stanford mendefenisikan kecerdasan sebagai “Kemampuan untuk mencapai sukses dalam menyelesaikan suatu permasalahan”.
3. Herbert Alexander Simon dalam bukunya yang berjudul “*The Arts of the Natural: Herbert Simon and Artificial Intelligence*” mendefenisikan bahwa “Kecerdasan buatan *(artificial intelligence*) merupakan kawasan penelitian, aplikasi dan instruksi yang terkait dengan pemrograman komputer untuk melakukan sesuatu yang dalam pandangan manusia adalah cerdas”.
4. Rich and Knight menjelaskan bahwa “Kecerdasan buatan (AI) merupakan sebuah studi tentang bagaimana membuat komputer melakukan hal-hal yang pada saat ini dapat dilakukan lebih baik oleh manusia”.
5. Encyclopedia Britannica :

“Kecerdasan buatan (AI) merupakan cabang dari ilmu komputer yang dalam merepresentasi pengetahuan lebih banyak menggunakan simbol-simbol daripada bilangan dan memproses informasi berdasarkan metode heuristis atau dengan berdasarkan sejumlah aturan”.

Berdasarkan defenisi ini, maka kecerdasan buatan menawarkan media maupun uji teori tentang kecerdasan. Teori–teori ini nantinya dapat dinyatakan dalam bahasa pemrograman dan eksekusinya dapat dibuktikan pada komputer nyata.

Program konvensional hanya dapat menyelesaikan persoalan yang diprogram secara spesifik. Jika ada informasi baru, sebuah program konvensional harus diubah untuk menyesuaikan diri dengan informasi baru tersebut. Hal ini tidak hanya menyebabkan boros waktu, namun juga dapat menyebabkan terjadinya *error*. Sebaliknya, kecerdasan buatan memungkinkan komputer untuk berpikir atau menalar dan menirukan proses belajar manusia sehingga informasi baru dapat diserap sebagai pengetahuan, pengalaman dan proses pembelajaran serta dapat digunakan sebagai acuan di masa yang akan datang.

*2.2.2 Data Mining*

*Data mining* adalah serangkaian proses untuk menggali nilai tambah berupa informasi yang selama ini tidak diketahui secara manual dari suatu basis data. Informasi yang dihasilkan diperoleh dengan cara mengekstraksi dan mengenali pola yang penting atau menarik dari data yang terdapat dalam basis data. [2]

*Data mining* adalah proses yang menggunakan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan *machine learning* untuk mengekstraksi dan mengidentifikasi informasi yang bermanfaat dan pengetahuan yang terkait dari berbagai *database* besar.

Menurut Gartner Group, *data mining* adalah suatu proses menemukan hubungan yang berarti, pola, dan kecenderungan dengan memeriksa dalam sekumpulan besar data yang tersimpan dalam penyimpanan dengan menggunakan teknik pengenalan pola seperti teknik statistik dan matematika.

*Data mining* bukanlah suatu bidang yang sama sekali baru. Salah satu kesulitan untuk mendefinisikan *data mining* adalah kenyataan bahwa *data mining* mewarisi banyak aspek dan teknik dari bidang-bidang ilmu yang sudah mapan terlebih dulu. Berawal dari beberapa disiplin ilmu, *data mining* bertujuan untuk memperbaiki teknik tradisional sehingga bisa menangani:

* 1. Jumlah data yang sangat besar
	2. Dimensi data yang tinggi
	3. Data yang heterogen dan berbeda sifat

Menurut para ahli, *data mining* merupakan sebuah analisa dari observasi data dalam jumlah besar untuk menemukan hubungan yang tidak diketahui sebelumnya dan metode baru untuk meringkas data agar mudah dipahami serta kegunaannya untuk pemilik data.

Data-data yang ada, tidak dapat langsung diolah dengan menggunakan sistem *data mining*. Data-data tersebut harus dipersiapkan terlebih dahulu agar hasil yang diperoleh dapat lebih maksimal dan waktu komputasinya lebih minimal. Proses persiapan data ini sendiri dapat mencapai 60% dari keseluruhan proses dalam *data mining*. Adapun tahapan-tahapan yang harus dilalui dalam proses *data mining* antara lain:

1.Pembersihan data *(data cleaning)*

Pembersihan data merupakan proses menghilangkan *noise* dan data yang tidak konsisten atau data tidak relevan. Pada umumnya data yang diperoleh, baik dari *database* suatu perusahaan maupun hasil eksperimen memiliki isian-isian yang tidak sempurna seperti data yang hilang, data yang tidak valid atau juga hanya sekedar salah ketik. Selain itu, ada juga atribut-atribut data yang tidak relevan dengan hipotesa *data mining* yang dimiliki. Data-data yang tidak relevan itu juga lebih baik dibuang. Pembersihan data juga akan mempengaruhi performasi dari teknik *data mining* karena data yang ditangani akan berkurang jumlah dan kompleksitasnya.

2. Integrasi data *(data integration)*

Integrasi data merupakan penggabungan data dari berbagai *database* ke dalam satu *database* baru. Tidak jarang data yang diperlukan untuk *data mining* tidak hanya berasal dari satu *database* tetapi juga berasal dari beberapa *database* atau file teks. Integrasi data dilakukan pada atribut-aribut yang mengidentifikasikan entitas-entitas yang unik seperti atribut nama, jenis produk, nomor pelanggan dan lainnya. Integrasi data perlu dilakukan secara cermat karena kesalahan pada integrasi data bisa menghasilkan hasil yang menyimpang dan bahkan menyesatkan pengambilan aksi nantinya. Sebagai contoh bila integrasi data berdasarkan jenis produk ternyata menggabungkan produk dari kategori yang berbeda maka akan didapatkan korelasi antar produk yang sebenarnya tidak ada.

3.Seleksi Data *(Data Selection)*

Data yang ada pada *database* sering kali tidak semuanya dipakai. Oleh karena itu, hanya data yang sesuai untuk dianalisis yang akan diambil dari *database*.

4.Transformasi Data *(Data Transformation)*

Data diubah atau digabung ke dalam format yang sesuai untuk diproses ke dalam *data mining*. Beberapa metode *data mining* membutuhkan format data yang khusus sebelum dapat diaplikasikan. Sebagai contoh beberapa metode standar seperti analisis

asosiasi dan *clustering* hanya bisa menerima input data kategorikal. Karenanya data berupa angka numerik yang berlanjut perlu dibagi-bagi menjadi beberapa interval. Proses ini sering disebut transformasi data.

5.Proses *Mining*

Merupakan suatu proses utama saat metode diterapkan untuk menemukan pengetahuan berharga dan tersembunyi dari data.

6.Evaluasi Pola *(Pattern Evaluation)*

Untuk mengidentifikasi pola-pola menarik ke dalam knowledge based yang ditemukan. Dalam tahap ini hasil dari teknik data mining berupa pola-pola yang khas maupun model prediksi dievaluasi untuk menilai apakah hipotesa yang ada memang tercapai. Bila ternyata hasil yang diperoleh tidak sesuai hipotesa ada beberapa alternatif yang dapat diambil seperti menjadikannya umpan balik untuk memperbaiki proses data mining, mencoba metode data mining lain yang lebih sesuai atau menerima hasil ini sebagai suatu hasil yang di luar dugaan yang mungkin bermanfaat.

7.Presentasi Pengetahuan *(Knowledge Presentation,*

Merupakan visualisasi dan penyajian pengetahuan mengenai metode yang digunakan untuk memperoleh pengetahuan yang diperoleh pengguna. Tahap terakhir dari proses *data mining* adalah bagaimana memformulasikan keputusan atau aksi dari hasil analisis yang didapat. Ada kalanya hal ini harus melibatkan orang-orang yang tidak memahami *data mining*. Karenanya presentasi hasil *data mining* dalam bentuk pengetahuan yang bisa dipahami semua orang adalah satu tahapan yang diperlukan dalam proses *data mining*. Dalam presentasi ini, visualisasi juga bisa membantu mengkomunikasikan hasil *data mining*.

*2.2.3 Pohon Keputusan*

Salah satu metode *data mining* yang umum digunakan adalah pohon keputusan. Metode pohon keputusan mengubah fakta yang sangat besar menjadi pohon keputusan yang merepresentasikan *rule*. Pohon keputusan adalah salah satu metode klasifikasi yang paling popular karena mudah untuk diinterpretasi oleh manusia. Konsep dari pohon keputusan adalah mengubah data menjadi pohon keputusan dan aturan-aturan keputusan.[3]

Data dalam pohon keputusan biasanya dinyatakan dalam bentuk tabel dengan atribut dan *record*. Atribut menyatakan suatu parameter yang dibuat sebagai kriteria dalam pembentukan *tree*. Salah satu atribut merupakan atribut yang menyatakan data solusi per-item data yang disebut dengan target atribut. Atribut memiliki nilai-nilai yang dinamakan dengan *instance*.

Proses pada pohon keputusan adalah mengubah bentuk data (tabel) menjadi model pohon, mengubah model pohon menjadi *rule*, dan menyederhanakan *rule*. Manfaat utama dari penggunaan pohon keputusan adalah kemampuannya untuk melakukan *breakdown* proses pengambilan keputusan yang kompleks menjadi lebih simpel sehingga pengambil keputusan akan lebih menginterpretasikan solusi dari permasalahan. Pohon keputusan juga berguna untuk mengeksplorasi data, menemukan hubungan tersembunyi antara sejumlah calon variabel input dengan sebuah variabel target.

*2.2.4 Iterative Dichotomiser 3*

Algoritma ID3 atau *Iterative Dichotomiser* 3 (ID3) merupakan sebuah metode yang digunakan untuk membuat pohon keputusan yang telah dikembangkan oleh J. Ross Quinlan sejak tahun 1986. Algoritma pada metode ini menggunakan konsep dari *entropy* informasi. Algoritma ini melakukan pencarian secara menyeluruh pada semua kemungkinan pohon keputusan. Secara ringkas, langkah kerja algoritma ID3 dapat diGambarkan sebagai berikut : [3]

1. Hitung *Entropy* dari setiap nilai atribut dengan menggunakan persamaan (1.1).

Entropy(S) = −P+ log2 P+ − P− log2 P−  (1.1)

Keterangan pada persamaan (1.1) terdiri dari :

S = ruang (data) sample yang digunakan untuk training.

P+ = jumlah yang bersolusi positif (mendukung) pada data sample untuk kriteria tertentu.

P- = jumlah yang bersolusi negatif (tidak mendukung) pada data sample untuk kriteria tertentu.

2. Hitung nilai information gain untuk setiap atribut dengan persamaan (1.2)

Gain(S,A) = Entropy(S) − ⅀ | Sv | Entropy(Sv)

(1.2)

| S |

$$v\in nilai(A)$$

Dimana:

S = ruang (data) sample yang digunakan untuk training.

A = atribut.

V = suatu nilai yang mungkin untuk atribut A.

Nilai(A) = himpunan yang mungkin untuk atribut A.

|Sv| = jumlah sample untuk nilai V.

|S| = jumlah seluruh sample data.

*Entropy*(Sv) = *entropy* untuk sample-sample yang memiliki nilai V.

Tujuan dari pengukuran nilai *information gain* adalah untuk memilih atribut yang akan dijadikan cabang pada pembentukan pohon keputusan. Pilih atribut yang memiliki nilai *information gain* terbesar.

3. Bentuk simpul yang berisi atribut tersebut.

4. Ulangi proses perhitungan *information gain* yang akan terus dilaksanakan sampai semua data telah termasuk dalam kelas yang sama. Atribut yang telah dipilih tidak diikutkan lagi dalam perhitungan nilai *information gain.* ID3 berhenti jika atribut sempurna mengklasifikasikan *training sets*. Atau secara rekursif mengoperasikan nilai n, dimana n adalah banyaknya nilai kemungkinan dari suatu untuk mendapatkan atribut terbaik.

Adapun sample data yang digunakan oleh ID3 memiliki beberapa syarat, yaitu :

1. Deskripsi atribut-nilai. Atribut yang sama harus mendeskripsikan tiap contoh dan memiliki jumlah nilai yang sudah ditentukan.
2. Kelas yang sudah didefinisikan sebelumnya. Suatu atribut contoh harus sudah didefinisikan, karena mereka tidak dipelajari oleh ID3.
3. Kelas-kelas yang diskrit. Kelas harus diGambarkan dengan jelas. Kelas yang kontinu dipecah-pecah menjadi kategori-kategori yang relatif, misalnya saja metal dikategorikan menjadi “hard, quite hard, flexible, soft, quite soft”.
4. Jumlah contoh (example) yang cukup. Karena pembangkitan induktif digunakan, maka dibutuhkan *test case* yang cukup untuk membedakan pola yang valid dari peluang suatu kejadian.

## Perancangan Sistem

*2.3.1 Desain Konteks Diagram*

Diagram konteks adalah diagram yang terdiri dari suatu proses dan mengGambarkan ruang lingkup suatu sistem. Diagram konteks merupakan level tertinggi dari DFD yang mengGambarkan seluruh *input* ke sistem atau *output* dari sistem. Diagram konteks akan memberi Gambaran tentang keseluruhan sistem.



Gambar 1. Diagram Konteks Sistem Klasifikasi Jamur

Diagram konteks pada Gambar 1, pengguna menginputkan data jamur dalam bentuk data uji kedalam sistem untuk mengetahui kelas yang dihasilkan oleh proses klasifikasi. Data jamur tersebut kemudian diproses dan kemudian akan sistem memberikan hasil klasifikasi berupa kelas data jamur tersebut.

*2.3.2 Desain Data Flow Diagram (DFD)*

*2.3.2.1 Desain DFD Level 0*

Berdasarkan diagram konteks pada Gambar 1, kemudian dapat dijelaskan DFD Level 0.



Gambar 2. DFD Level 0 Sistem Klasifikasi Jamur

Pada Gambar 2, proses pada DFD Level 0 terdiri dari tiga proses yaitu proses klasifikasi data dengan algoritma *Iterative Dichotomiser 3*, proses rekam data uji dan proses laporan.

Pada proses klasifikasi data dengan algoritma *Iterative Dichotomiser Three*, data jamur yang digunakan sebagai data *training* akan diproses sehingga menghasilkan struktur aturan yang dihasilkan dari pohon keputusan dan dapat digunakan untuk memprediksi kelas data uji jamur yang belum memiliki kelas pada proses *testing*.

Pada proses rekam data uji, pengguna akan menginputkan data uji untuk mengetahui kelas dari data uji tersebut yang dihasilkan dari proses klasifikasi.

Pada proses laporan, pengguna dapat melihat laporan yang merupakan sekumpulan hasil data uji yang telah diklasifikasi.

*2.3.2.2 Desain DFD Level 1 Proses 1*

**

Gambar 3. *Data Flow Diagram* Level 1 Proses 1

Gambar 3 merupakan penurunan dari proses klasifikasipada *Data Flow Diagram* Level 0 Proses 1 yang terdiri dari tiga proses. Pada proses pertama, data *training* yang telah diimport oleh pengguna kemudian dilakukan proses perhitungan sehingga menghasilkan nilai *entropy.* Nilai *entropy* tersebut kemudian digunakan kembali dalam proses perhitungan nilai *information gain* dimana proses tersebut akan menentukan atribut mana yang menjadi node *root* atau node awal dari sebuah pohon keputusan. Setelah didapatkan atribut yang menjadi node *root,* proses perhitungan dilakukan kembali untuk menentukan atribut cabang. Atribut yang telah dipilih tidak diikutkan kembali dalam proses perhitungan.

Proses perhitungan tersebut akan dilakukan secara berulang-ulang hingga semua data atribut mendapatkan kelas. Dari proses perhitungan tersebut kemudian terbentuk pohon keputusan yang dapat menentukan data jamur baru yang belum diketahui kelasnya.

*2.3.3 Desain Antarmuka*

Antarmuka merupakan mekanisme komunikasi antara pengguna dengan sistem. Antarmuka dapat menerima informasi dari pengguna dan memberikan informasi kepada pengguna. Rancangan antarmuka pada sistem klasifikasi jamur ini dijelaskan pada diagram pada Gambar 4.

Menu Utama

Laporan

Proses

Training

Pohon

Keputusan

Uji Data Training

Uji Data

Baru

Gambar 4. Struktur Menu Program

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

* 1. *Pengujian Pada Tahap Training*

Tahap *training* digunakan untuk menghasilkan pola atau model pohon keputusan dari data *training* yang telah memiliki kelas untuk dapat menentukan kelas pada data uji jamur yang belum memiliki kelas. Pilih tombol proses *training* untuk memulai proses klasifikasi untuk menghasilkan pohon keputusan.



Gambar 5. Proses *Training*

* 1. *Pengujian Pada Tahap Testing Dengan Data Training*

Tahap *testing* pada data *training* digunakan untuk menghitung keakuratan pada sekumpulan data *training* dengan membandingkan data *training* jamur dengan data jamur yang dihasilkan dari proses *testing*. Untuk melakukan proses *testing* pada data *training*, pengguna harus memasukkan jumlah inputan data *training* yang akan diuji seperti yang ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Proses *Testing* Dengan Data *Training*

Dari hasil proses *testing* dengan menggunakan jumlah data *training* 2000 membutuhkan waktu proses selama 13 detik. Dari hasil proses tersebut menampilkan jumlah data jamur yang dapat dikonsumsi, jumlah data jamur yang beracun, jumlah data jamur yang tidak terklasifikasi, jumlah hasil data yang sesuai, jumlah hasil data yang tidak sesuai, persentase akurasi dan persentase kesalahan. Dari proses *training* dengan data *testing* yang diproses sebelumnya menghasilkan tingkat keakuratan sebesar 100% seperti yang ditunjukkan pada Gambar 6.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil yang telah dibuat dari tahap analisis, perancangan dan implementasi pada Sistem Klasifikasi Jamur Dengan Algoritma *Iterative Dichotomiser 3* (ID3), maka kesimpulan yang didapatkan adalah sebagai berikut :

1. Sistem ini dapat mengklasifikasikan data jamur yang menghasilkan keputusan apakah jamur tersebut termasuk ke dalam kategori jamur yang dapat dikonsumsi atau termasuk ke dalam kategori jamur yang beracun.
2. Tingkat keakuratan pohon keputusan sangat dipengaruhi oleh data *training* yang digunakan untuk membangun model pohon keputusan tersebut.
3. Hasil tingkat akurasi pada proses *testing* dengan data *training* adalah sebagai berikut :
4. Pada jumlah data *training* yang digunakan dengan jumlah 500 data menghasilkan tingkat akurasi sebesar 100%.
5. Pada jumlah data *training* yang digunakan dengan jumlah 2000 data menghasilkan tingkat akurasi sebesar 100%.
6. Waktu proses pengujian dengan data *training* berbeda-beda tergantung banyaknya jumlah data *training* yang diproses. Waktu proses tercepat adalah pengujian dengan data *training* sebanyak 100 data dengan waktu 3 detik sedangkan waktu proses terlama adalah pengujian dengan data *training* sebanyak 2543 data dengan waktu 34 detik.

5. SARAN

Sistem yang dibangun ini masih memiliki kekurangan, baik dari segi fungsionalitas maupun data yang dimiliki. Oleh karena itu, penulis mengharapkan penyempurnaan yang lebih baik, seperti :

1. Diharapkan pada pengembangan selanjutnya dapat dikembangkan sistem klasifikasi berbasis mobile sehingga pengguna dapat menguji data sebuah jamur dengan lebih mudah.
2. Penelitian ini juga dapat dilakukan dengan menggunakan metode klasifikasi lain untuk menjadi perbandingan dalam menghasilkan hasil yang lebih efektif terhadap kasus ini.

DAFTAR PUSTAKA

[1] Sutojo, T., Edi Mulyanto dan Vincent Suhartono., 2011, *Kecerdasan Buatan,* Andi Offset, Yogyakarta

[2] Kusrini., dan Luthfi, E. T.., 2009, *Algoritma Data Mining*, Andi Offset, Yogyakarta

[3] Wibowo, Moh. Nugroho., 2012, Perbandingan Kinerja Pohon Keputusan ID3 dan C4.5 dalam Identifikasi Kelayakan Kredit , *Skripsi,* Program Sarjana Teknik Informatika, Universitas Trunojoyo Madura, Surabaya.