

Algoritma Iterative Dichotomizer 3 (ID3) Pengambilan Keputusan

Decision Making Using Iterative Dichotomizer 3 Algorithm

Arief Kelik Nugroho^{*1}, Dadang Iskandar^{*2}
ariefkeliknugroho@gmail.com
dadangiskandar83@gmail.com
Universitas Jenderal Soedirman

Abstrak— Tujuan makalah ini adalah menerapkan metode yang dapat digunakan dalam proses klasifikasi untuk memberikan keputusan. Model klasifikasi dapat digambarkan dalam berbagai bentuk, salah satunya adalah dengan menggunakan konsep pohon (*tree*). Pohon (*tree*) merupakan salah satu konsep teori graf yang paling penting. Pemanfaatan pohon dalam kehidupan sehari-hari adalah untuk menggambarkan hierarki dan memodelkan persoalan. *Iterative dichotomizer 3 (ID3)* merupakan suatu metode dalam learning yang akan membangun sebuah pohon keputusan untuk mencari solusi dari persoalan. Pohon keputusan yang dihasilkan dengan menggunakan proses pencarian nilai terbaik (*the best classifier*) akan dijadikan sebagai akar (*root*). Dalam penelitian ini akan dibahas model klasifikasi menggunakan Decision Tree dengan algoritma *Interactive Dichotomizer 3 (ID3)* berdasarkan pada kasus

Kata kunci— Pohon keputusan, *Interactive Dichotomizer 3*, Kasus

Abstract— The aim of this paper is applying method that can used in a classification process for the decision making. A classification model can be describes in various form, one of which is using tree concept. Tree is one of the graph concept which is most important. Tree utilization in life is to describe and model the hierarchy problems. *Iterative Dichotomizer 3 (ID3)* a method of learning that will build a decision tree to find solutions of the problems. The resulting decision tree by using the process is finding the best value (*the best classifier*) will serve as the root (*root*). In this paper discussed classification model a Decision Tree by using *Dichotomizer Interactive 3 (ID3)* algorithm based on case

Keyword— Decision Tree, *Interactive Dichotomizer 3*, Case

PENDAHULUAN

Mahasiswa merupakan aset perguruan tinggi yang sangat penting. Dalam proses pengajaran, mahasiswa dituntut mampu berprestasi secara akademik maupun non akademik. Prestasi merupakan unsur penting dalam merupakan unsur penting dalam akademik. Kriteria yang dapat digunakan dalam penilaian dalam menentukan mahasiswa berprestasi dapat dilakukan dengan menentukan atribut-atribut, atribut tersebut diantaranya adalah nilai indeks prestasi, psikologi atau kepribadian dan kemampuan mahasiswa dalam menganalisa, menjelaskan kajian teori dalam perkuliahan.

TEORI

Penalaran berbasis kasus (*Case-Base Reasoning*) merupakan sebuah sistem yang menggunakan pengalaman lama untuk dapat mengerti dan menyelesaikan masalah baru. (Sankar dan Simon, 2004). Salah satu metode yang dapat digunakan adalah algoritma *ID3*. Algoritma *ID3* dapat diimplementasikan

menggunakan fungsi *rekursif* (fungsi yang memanggil dirinya sendiri). Algoritma *ID3* berusaha membangun *decision tree* (pohon keputusan) secara *top-down* (dari atas ke bawah), dimulai dengan atribut mana yang pertama kali harus dicek dan diletakkan sebagai *root*. Caranya adalah dengan mengevaluasi semua atribut yang ada dengan menggunakan suatu ukuran statistic (yang banyak digunakan adalah *information gain*) untuk mengukur efektivitas suatu atribut dalam mengklasifikasikan kumpulan sampel data. (Bhardwaj dan Sonia, 2013)

Entropy dan Information Gain

Sebuah obyek yang diklasifikasikan dalam pohon harus dites nilai entropinya. *Entropy* adalah ukuran dari teori informasi yang dapat mengetahui karakteristik dari *impurity*, dan *homogeneity* dari kumpulan data. Dari nilai entropy tersebut kemudian dihitung nilai *information gain* (IG) masing-masing atribut.

$$\text{Entropy}(S) = - p+ \log_2 p + - p - \log_2 p \quad (1)$$

dimana :

- S adalah ruang (data) sample yang digunakan untuk training.
- p+ adalah jumlah yang bersolusi positif (mendukung) pada data sample untuk kriteria tertentu.
- p- adalah jumlah yang bersolusi negatif (tidak mendukung) pada data sample untuk criteria tertentu.

Dari rumus *entropy* diatas dapat disimpulkan bahwa definisi entropy (S) adalah jumlah bit yang diperkirakan dibutuhkan untuk dapat mengekstrak suatu kelas (+ atau -) dari sejumlah data acak pada suatu ruang sampel S. Entropy bisa dikatakan sebagai kebutuhan bit untuk menyatakan suatu kelas. Semakin kecil nilai entropy maka semakin baik digunakan dalam mengekstraksi suatu kelas.

Panjang kode untuk menyatakan informasi secara optimal adalah $-\log_2 p$ bits untuk messages yang mempunyai probabilitas p. Sehingga jumlah bit yang diperkirakan untuk mengekstraksi dalam kelas adalah : $- p+\log_2 p+ - p- \log_2 p-$

Untuk suatu kumpulan data, maka dapat mengukur efektivitas suatu atribut dalam mengklasifikasikan data. Ukuran efektifitas ini disebut information gain, Secara matematis, infomation gain dari suatu atribut A, dituliskan sebagai berikut :

Information Gain (Slocum,2012):

$$\sum_{v \in \text{value}} \frac{|S_v|}{|S|} \quad (2)$$

$$\text{Gain}(S,A) = \text{Entropy}(S) - \text{Entropy}(S_v), \quad (3)$$

dimana :

- A : atribut
- V : suatu nilai yang mungkin untuk atribut A
- Values (A) : himp yang mungkin untuk atribut A
- |Sv| : jum sampel untuk nilai v
- |S| : jum seluruh sampel data
- Entropy(Sv) : entropy untuk sampel-sampel yang memiliki nilai v

HASIL DAN PEMBAHASAN

Data uji 15 sampel kasus yang terdiri atas 3 atribut penilaian. Tiga atribut tersebut adalah :

Tabel 1. Parameter (Atribut) dari Setiap Kasus

No	Parameter / Atribut	Kategori
1	IPK	Bagus, Cukup, Kurang

2	Psikologi/Kepribadian	Tinggi, Sedang, Rendah
3	Wawancara	Baik, Cukup

Kasus-kasus tersaji dalam tabel 2 di bawah ini :
Tabel 2. Tabel Kasus

Mhs	Ipk	Psikologi/Kepribadian	Wawancara	Diterima
P1	Bagus	Tinggi	Baik	Ya
P2	Bagus	Sedang	Baik	Ya
P3	Bagus	Sedang	Cukup	Ya
P4	Bagus	Rendah	Cukup	Tidak
P5	Cukup	Tinggi	Baik	Ya
P6	Cukup	Sedang	Baik	Ya
P7	Cukup	Sedang	Cukup	Ya
P8	Cukup	Rendah	Cukup	Tidak
P9	Kurang	Tinggi	Baik	Ya
P10	Kurang	Sedang	Cukup	Tidak
P11	Kurang	Rendah	Baik	Ya
P12	Bagus	Rendah	Baik	Tidak
P13	Bagus	Rendah	Cukup	Tidak
P14	Cukup	Rendah	Baik	Tidak
P15	Cukup	Rendah	Cukup	Tidak

Analisis Information Gain

Pada data tabel 2, jumlah kelas adalah 2, yaitu : 'ya' dan 'tidak' . Jumlah sampel C1 ('ya') adalah 8 dan jumlah sampel C2 ('tidak') adalah 7 .

$$C1 = \text{Ya} (p+)$$

$$C2 = \text{Tidak} (p-)$$

Jumlah sampel C1 = 8

Jumlah sampel C2 = 7

Nilai entropy untuk kumpulan sampel data S adalah :

$$\text{Entropy}(S) = - (8/15) \log_2 (8/15) - (7/15) \log_2 (7/15) = 0.99679163198$$

Nilai Entropy pada masing-masing atribut adalah :

a. Atribut IPK

Tabel 3 Atribut IPK

IPK	Diterima	Jumlah
Bagus	Ya	3+
Bagus	Tidak	3-
Cukup	Ya	3+
Cukup	Tidak	3-

Kurang	Ya	2+
Kurang	Tidak	1-

Nilai entropy dan *Information Gain* Untuk IPK adalah :

Entropy (S_{Bagus}) = - (3/6) log₂ (3/6) – (3/6) log₂ (3/6)= 1

Entropy (S_{Cukup}) = - (3/6) log₂ (3/6) – (3/6) log₂ (3/6)= 1

Entropy (S_{Kurang})= - (2/3) log₂ (2/3) – (1/3) log₂ (1/3)

= 0.91829583405

Entropy IPK = 6/15 * Entropy (S_{Banyak}) + 6/15 * Entropy (S_{Cukup}) + 3/15 * Entropy (S_{Kurang})

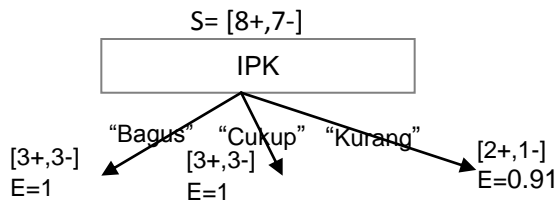
= 6/15*1+ 6/15 *1+ 3/15* 0.91829583405

= 0.98365916681

IG (S,IPK) = Entropy(S) – Entropy IPK

= 0.99679163198– 0.98365916681

= 0.01313246517



Gambar 1. Information gain untuk IPK

b. Atribut Psikologi/Kepribadian

Tabel 4 Atribut Psikologi/Kepribadian

Psikologi/Kepribadian	Diterima	Jumlah
Tinggi	Ya	3+
Tinggi	Tidak	0-
Sedang	Ya	4+
Sedang	Tidak	1-
Rendah	Ya	1+
Rendah	Tidak	6-

Maka nilai entropy dan *Information Gain* untuk Psikologi/Kepribadian adalah :

Entropy (S_{tinggi}) = - (3/3) log₂ (3/3) – (0/3) log₂ (0/3) = 0

Entropy (S_{sedang}) = - (4/5) log₂ (4/5) – (1/5) log₂ (1/5) = 0.72192809488

Entropy (S_{rendah}) = - (1/7) log₂ (1/7) – (6/7) log₂ (6/7) = 0.59167277858

Entropy Psikologi/Kepribadian

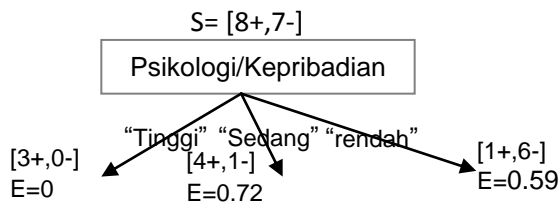
= 3/15 * Entropy (S_{tinggi}) + 5/15 * Entropy (S_{sedang}) + 5/15 * Entropy (S_{rendah})

= 5/15*0+5/15*0.72192809488+ 7/15*0.59167277858 = 0.51675666163

IG (S, Psikologi/Kepribadian) = Entropy(S) – Entropy Psikologi/Kepribadian

= 0.99679163198– 0.51675666163

= 0.48003497035



Gambar 2. Information gain Psikologi/Kepribadian

c. Atribut wawancara

Tabel 5. wawancara

Wawancara	Diterima	Jumlah
Baik	Ya	6+
Baik	Tidak	2-
Cukup	Ya	2+
Cukup	Tidak	5-

Maka nilai entropy dan *Information Gain* Untuk wawancara adalah :

Entropy (S_{Baik}) = - (6/8) log₂ (6/8) – (2/8) log₂ (2/8)

= 0.811

Entropy (S_{cukup}) = - (2/7) log₂ (2/7) – (5/7) log₂ (5/7)

= 0.86312056856

Entropy Wawancara

= 8/15*Entropy (S_{Baik})+ 7/15 * Entropy (S_{Cukup})

= 8/15*0.30272419562+7/15* 0.86312056856

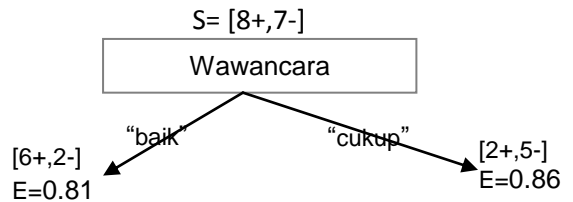
= 0.56424250299

IG (S,wawancara) = Entropy(S) – Entropy wawancara

=0.99679163198– 0.56424250299

=0.43254912899

Berdasarkan hasil *Information Gain*, maka nilai IG (S, Psikologi/Kepribadian) adalah atribut yang memiliki IG terbesar dan menjadi node awal (root) yakni sebesar 0.48003497035



Gambar 4. Information gain Wawancara

Rekursi Level 0 iterasi ke-1

Memanggil sampel [8+,7-] dengan atribut target adalah =”Ya”. Hasil penghitungan nilai terbesar *information gain* (IG) yang akan dijadikan root adalah atribut psikologi/kepribadian dengan nilai IG= 0.48003497035, jumlah sampel adalah [8+,7-].

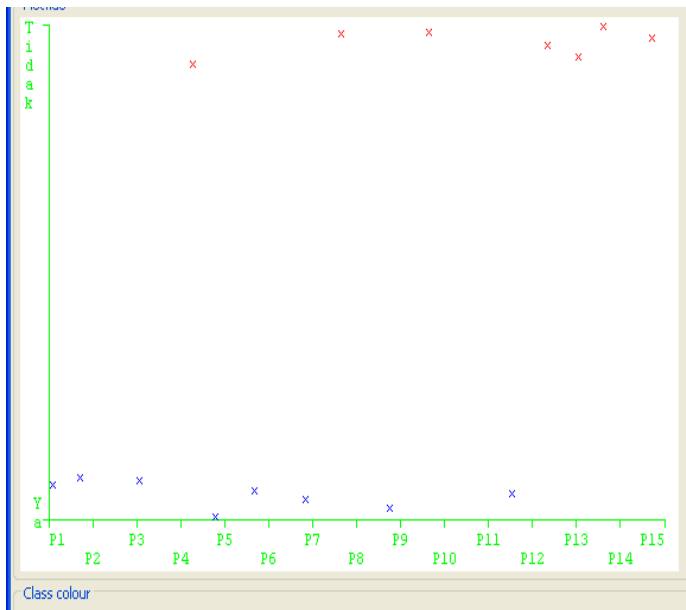
Rekursi Level 1 iterasi ke-1

Memanggil fungsi ID3 dengan kumpulan sampel berupa sampel baik [8+, 7-] atribut target = ‘Ya’ dan kumpulan

atribut (wawancara,Psikologi/kepribadian). Semua sampel baik termasuk dalam kelas “ya” maka fungsi ini akan berhenti dan mengembalikan satu simpul tunggal Root dengan label ‘ya’.

Rekursi level 0 , Iterasi ke 2

Pada proses rekursi level 0 iterasi ke 1, sudah dilakukan pengecekan untuk atribut ‘Psikotest’ dengan Wawancara ‘baik’. Untuk wawancara ‘cukup’, terdapat 7 sampel, berarti Sampel buruk tidak kosong. Sehingga, perlu memanggil fungsi ID3 dengan kumpulan sampel berupa Sampel buruk = [8+, 7-]. AtributTarget =‘Ya’, dan Kumpulan Atribut = { wawancara, IPK }. Proses itersai selesai samapai dengan pengecekan semua atribut dalam kasus



Gambar 5. Jumlah data dengan keputusan diterima “ya” atau “tidak”

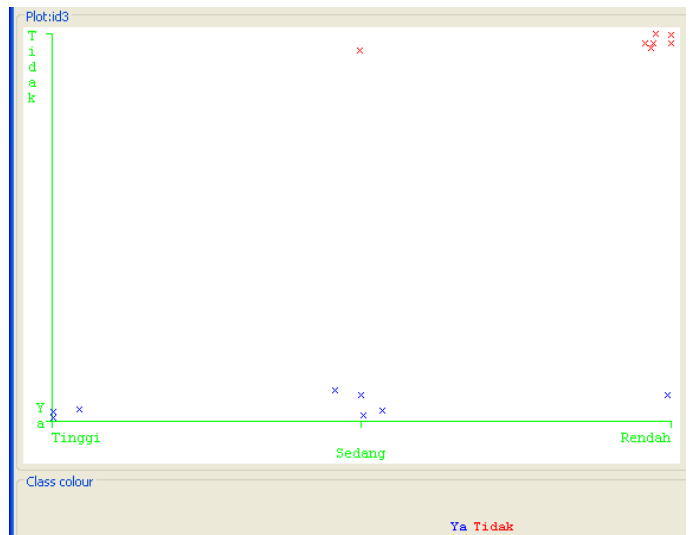
Klasifikasi jumlah data berdasarkan ke 3 atribut di atas dengan melihat keputusan diterima “Ya” dan keputusan “Tidak” dengan jumlah sampel data adalah 15

Klasifikasi data berdasarkan atribut IPK dengan keputusan diterima “ya” dan “tidak” dengan data 15.



Gambar 6. Plot atribut ipk dengan keputusan diterima “ya” atau “tidak”

Klasifikasi jumlah data dengan atribut psikologi/kepribadian adalah sebagai berikut : atribut psikologi/kepribadian (tinggi) dengan keputusan diterima “ya” dan “tidak”, psikologi/kepribadian (sedang) “ya” dan “tidak”, psikologi/kepribadian (rendah) “ya” dan “tidak” sesuai dengan gambar 7.



Gambar 7. Plot atribut Psikologi/kepribadian dengan keputusan diterima “ya” atau “tidak”

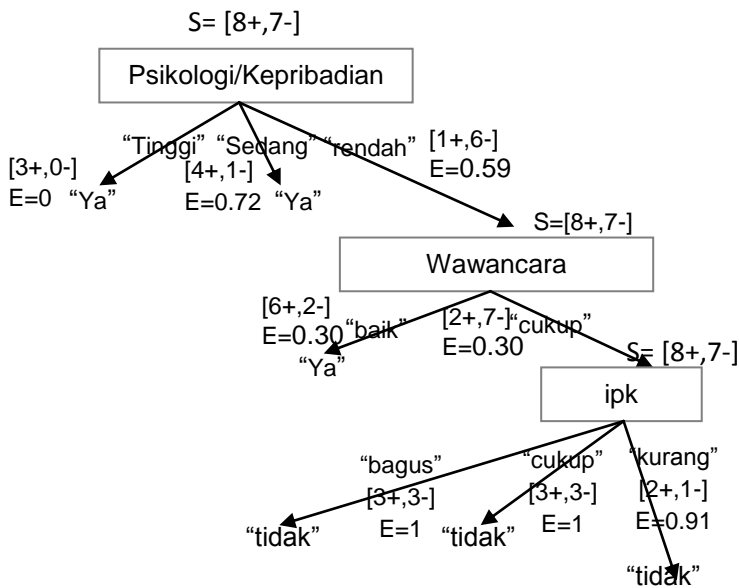
Klasifikasi data dengan atribut wawancara (baik) dengan keputusan “ya” dan “tidak” dan wawancara (cukup) “ya” dan “tidak” dijelaskan pada gambar 8.



Gambar 8. Plot wawancara dengan keputusan diterima “ya” atau “tidak”

Pohon Keputusan

Penelusuran mulai dari simpul Root menuju ketiga leaf node tersebut. Lakukan operasi *conjunction* (^) pada setiap simpul yang dikunjungi sampai ditemukan leaf node ‘Ya’. Kemudian, lakukan operasi disjunction (v) pada penelusuran tersebut



KESIMPILAN

Penerapan algoritma ID3 terdapat konsep pada penanganan kasus yaitu Entropy (*measurement of*

uncertainty) dan Information Gain (*measurement of purity*). Pengambilan keputusan dapat dilakukan dengan berbagai cara, salah satunya adalah penerapan Algoritma ID3. Dari kasus-kasus yang penelitian ini diperoleh kesimpulan :

- Merujuk pada hasil penghitungan, nilai *Information Gain* yang menjadi root kasus dalam tabel 2 adalah psikologi/kepribadian.
- Dengan adanya pohon keputusan, dapat dirunut untuk kasus baru di luar kasus (15 data yang disajikan)

DAFTAR PUSTAKA

- Bhardwaj, R.,Vatta,S.,2013, Implementation of ID3 Algorithm, International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering, Issue 6,Volume 3.
- Kwon,B,O.,Sadeh,N.,2003,Applying Case-Based Reasoning And Multi-Agent Intelligent, School of Computer Science, Carnegie Mellon University
- Slocum,M.,2012, Decision Making Using Id3 Algorithm, InSight: Rivier Academic Journal, Volume 8, Number 2
- Sankar,K,PAL.,Simon,C,K,S., 2004, Foundation of Soft Case Base Reasoning.,New York: John Wiley&son,Inc
- Tyasti,A,E.,Ispriyanti,D.,Hoyyi,A., 2015, Algoritma Iterative Dichotomiser 3 (Id3) Untuk Mengidentifikasi Data Rekam Medis (Studi Kasus Penyakit Diabetes Mellitus Di Balai Kesehatan Kementerian Perindustrian, Jakarta), JURNAL GAUSSIAN, Volume 4, Nomor 2
- Watson,I.,1997,Applying Case-Based Reasoning:Techniques For Enterprise System,Morgan Kaufmann Publisher,U.K
- Peng, W., Chen, J., Zhou, H. An Implementation of ID3 - Decision Tree Learning Algorithm. Retrieved May 26, 2014, from <http://cis.k.hosei.ac.jp/~rhuang/Miccl/AI-2/L10-src/DecisionTree2.pdf>

