Pemodelan Data Mining Decision Tree Dengan Classification Error Untuk Seleksi Calon Anggota Tim Paduan Suara

Patmi Kasih

1Universitas Nusantara PGRI Kediri, Jl. KH.Ahmad Dahlan 76 Mojoroto, Kediri, Jawa Timur, Indonesia

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Informasi Artikel |  | **ABSTRAK** |
| *Sejarah Artikel:*Diterima Redaksi: 00 Februari 00Revisi Akhir: 00 Maret 00Diterbitkan *Online*: 00 April 00 | Proses penerimaan anggota baru dalam suatu tim membutuhkan kejelasan kriteria penilaian dan ketepatan proses dalam penilaiannya. Demikian juga yang diinginkan oleh Pembina Tim Paduan Suara Harmoni Nusantara di Universitas Nusantara PGRI Kediri. Selama ini proses seleksi penerimaan anggota tim dilakukan secara konvensional dengan wawancara dan tes suara secara langsung. Untuk memutuskan seorang peserta seleksi diterima atau tidak, tim pembina harus melakukan diskusi yang tidak jarang terjadi membawa perselisihan antar pembina saat peserta yang satu mempunyai hasil yang sama atau berimbang dengan peserta seleksi yang lain. Oleh karena itu diperlukan suatu sistem (aplikasi) dengan implementasi algoritma tertentu yang dapat membantu dalam melakukan proses seleksi anggota baru. Untuk mewujudkan sistem yang direncanakan dilakukan pemodelan algoritma *decision tree* dengan konsep *classification error* untuk menganalisa algoritma yang cocok untuk dijadikan algoritma bantu dalam pengambilan keputusan. Pemodelan decision tree dengan konsep classification error dilakukan dengan data trainng sejumlah 60 record dengan atribut input *gender*, interprestasi, teknik, penampilan, komitmen, oktaf. Kelas target yang ditentukan adalah diterima atau tidak diterima. Berdasarkan pemodelan yang dilakukan diperoleh pohon keputusan yang menghasilkan 5 (lima) rule’s base yang mengcover semua record pada data training. Sehingga dapat disimpulkan bahwa decision tree dengan konsep classification error dapat digunakan sebagai algoritma bantu yang akan diimplementasikan dalam sistem (aplikasi) bantu seleksi anggota baru Tim Paduan Suara Harmoni Nusantara pada Univeritas Nusantara PGRI Kediri yang direncanakan.  |
| Kata Kunci |
| Decision Tree,Classification Error,Pemodelan,Seleksi,Rule’s Base |
| Korespondensi |
| Telepon: E-mail: fatkasih@gmail.com  |

# PENDAHULUAN

# 1.1 Latar Belakang

Unit Kegiatan Mahasiswa (UKM) Paduan Suara Harmoni Nusantara berdiri di bawah naungan BEM Universitas Nusantara PGRI Kediri dan merupakan kegiatan mahasiswa di bidang seni suara atau vocal. Setiap tahun tim paduan suara mengadakan seleksi penerimaan anggota baru dari mahasiswa baru yang ingin bergabung dalam UKM Paduan Suara Harmoni Nusantara. Tim seleksi adalah tim Pembina dan pengurus UKM Paduan suara.

Seperti umumnya pada tim paduan suara, dalam tim paduan suara Harmoni Nusantara terdapat 4 (empat) jenis suara yang dibutuhkan dari anggota tim yaitu *sopran* dan *alto* untuk suara perempuan, *tenor* dan *bass* untuk suara laki-laki. Kebutuhan jenis suara untuk tim ditentukan oleh tim Pembina paduan suara kampus. Proses penerimaan anggota baru dilakukan dengan cara konvensional, tes suara dan wawancara langsung oleh Pembina tim. Penentuan diterima atau tidak juga masih bersifat subjektif dan memakan waktu yang lama karena tim pembina harus melakukan diskusi untuk memberikan hasil peserta audisi/ seleksi di terima atau tidak.

Berdasarkan alasan tersebut maka terpikir untuk mencari sebuh solusi agar proses seleksi dan pengambilan keputusan penerimaan anggota baru dapat dilakukan dengan lebih cepat dan fair. Solusi yang direncanakan adalah pembuatan suatu sistem (aplikasi) yang dapat digunakan sebagai sistem bantu dalam proses seleksi dan pengambilan keputusan penerimaan anggota baru dalam tim paduan suara Harmoni Nusantara. Sebagai langkah awal mewujudkan solusi sistem bantu bagi permasalahan tim Pembina paduan suara, dibuatlah suatu penelitian pemodelan data mining *Decision Tree* dengan *Classification Error* sebagai model analisa untuk melakukan klasifikasi peserta seleksi/ audisi diterima atau tidak berdasarkan kriteria penilaian yang telah ditetapkan oleh tim seleksi.

**1.2 Tujuan**

Berdasarkan paparan latar belakang dan permasalahan, penelitian pemodelan ini dilakukan sebagai langkah awal perwujudan sistem bantu seleksi anggota baru tim paduan suara Harmoni Nusantara, dengan tujuan agar seleksi dapat dilakukan dengan lebih adil dan terbuka, lebih cepat dan tepat. Pemodelan data mining dengan *Decision Tree* menggunakan konsep *Classification Error* ini dilakukan guna analisa algoritma yang tepat yang dapat digunakan sebagai algoritma bantu dalam sistem yang akan di rencanakan.

Dalam pemodelan untuk sistem yang direncanakan terdapat kriteria-kriteria penilaian yang telah ditentukan oleh tim Pembina, yaitu *gender* (jenis kelamin), interprestasi, teknik, penampilan, oktaf suara dan komitmen. Yang menjadi target dari penilaian ini adalah calon anggota diterima atau tidak. Berdasarkan hasil penilaian dari kriteria-kriteria yang telah ditentukan diharapkan akan diperoleh anggota-anggota baru yang tepat sesuai dengan kebutuhan tim paduan suara. Dari kriteria-kriteria akan diperoleh nilai-nilai dari uji langsung calon anggota tim paduan suara. Nilai-nilai tersebut akan diproses dengan Algoritma *Decision Tree* teknik *Classification Error.*

# METODE PENELITIAN

* 1. **Perencanaan Pemodelan Kasus dengan Decision Tree dengan Classification Error.**

Perencanaan pemodelan ini digunakan sebagai pedoman peneliti dalam pelaksanaan penelitian agar hasil yang dicapai tetap mengarah ke tujuan awal. Pemodelan decision tree dengan implementasi *Clasification Error* (selanjutnya disingkat C. Error*)* untuk seleksi anggota baru dalam tim paduan suara ini, dilakukan dengan tahap awal sebagai berkut:

1. Mencari informasi mengenai cara seleksi anggota baru dalam tim paduan suara Harmoni Nusantara, apa saja yang menjadi kriteria penilaian, dan bagaimana pengambilan keputusan yang dilakukan.
2. Melakukan kajian literatur dan kajian artikel dari penelitian terdahulu dengan kasus serupa, serta mempelajari dan menganalisa kemungkinan algoritma yang tepat untuk digunakan.
3. Melakukan analisa algoritma klasifikasi data mining yang cocok untuk dijadikan algoritma bantu dalam melakukan pengambilan keputusan akhir seleksi anggota baru tim paduan suara.
4. Menentukan kriteria penilaian dari tim pembina Paduan Suara Harmoni Nusantara (gender, teknik, interprestasi, penampilan, komitmen, oktaf) sebagai atribut dalam dataset, dengan target atribut “diterima” dan “tidak diterima”. Jumlah data yang akan digunakan data pembelajaran (training) adalah 60 data peserta.
5. Melakukan proses pemodelan dengan *Decision Tree* menggunakan konsep nilai *C.Error* denganatribut yang telah ditentukan.
6. Melakukan analisa hasil pemodelan dan membuat kesimpulan akhir untuk langkah selanjutnya dalam mewujudkan sistem bantu bagi permasalahan dalam proses seleksi penerimaan anggota baru tim paduan suara.
	1. **Decision Tree dengan Clasification Error**
		1. **Data Mining**

Data Mining adalah serangkaian proses untuk menggali nlai tambah dari suatu kumpulan data berupa pengetahuan yang selama ini tidak diketahui secara manual. (Pramudiono, 2006)

Data Mining merupakan bidang dari beberapa bidang keilmuan yang menyatukan teknik dari pembelajaran mesin, pengenalan pola, statistik, database, dan visualisasi untuk penanganan permasalahan pengambilan informasi dari database yang besar. (Larose, 20**0**5).

Data mining mengolah data mentah yang tersimpan di dalam basis data sehingga menghasilkan informasi yang berguna. Data mentah merupakan data yang disimpan hanya sebagai dokumentasi. Pengolahan data mentah dapat dimanfaatkan untuk pembuatan laporan, mengontrol kebutuhan, menemukan informasi dan pengetahuan baru. Data mining menelusuri data pada database untuk membangun model dan menggunakannya untuk mengenali pola data lain yang tidak tersimpan dalam basis data.

# Klasifikasi

Suatu teknik dengan melihat pada kelakuan dan atribut dari kelompok yang telah didefinisikan. Teknik ini dapat memberikan klasifikasi pada data baru dengan memanipulasi data yang ada yang telah diklasifikasi dan menggunakan hasilnya untuk memberikan sejumlah aturan. Salah satu contoh yang popular adalah dengan Decision tree yaitu salah satu metode klasifikasi yang paling populer karena mudah untuk diinterpretasi oleh manusia. Decision tree adalah model prediksi menggunakan struktur pohon atau struktur berhirarki.

# Decision Tree

Decision tree adalah struktur flowchart yang menyerupai tree (pohon), dimana setiap simpul internal menandakan suatu tes pada atribut, setiap cabang merepresentasikan hasil tes, dan simpul daun merepresentasikan kelas atau distribusi kelas. Alur pada decision tree di telusuri dari simpul akar ke simpul daun yang memegang prediksi. (Han. J., & Kamber, M., 2006).



Gambar 1. Bentuk Decition Tree Secara Umum

Decision tree adalah sebuah diagram alir yang berbentuk seperti struktur pohon yang mana setiap internal node menyatakan pengujian terhadap suatu atribut, setiap cabang menyatakan output dari pegujian tersebut dan leaf node menyatakan kelas-kelas/ distribusi kelas. Node yang paling atas disebut sebagai *root node* atau node akar, memiliki beberapa edge keluar tetapi tidak memiliki edge masuk. Internal node akan memiliki satu edge masuk dan beberapa edge keluar, sedangkan leaf node hanya akan memiliki satu edge masuk tanpa memiliki edge keluar. Leaf node adalah hasil akhir yang meakili label kelas dari kombinasi atribut yang terbentuk menjadi rule.

Dalam membangun sebuah decision tree secara top-down (dari atas ke bawah), tahap awal yang dilakukan adalah mengevaluasi semua atribut yang ada menggunakan suatu ukuran statistik (yang biasa digunakan adalah *information gain*) untuk mengukur efektifitas suatu atribut dalam mengklasifikasikan suatu kumpulan sampel data. Atribut yang diletakkan pada *root\_node* adalah atribut yang memiliki information gain terbesar. Semua atribut adalah bersifat kategori yang bernilai diskrit. Atribut dengan nilai continuous harus didiskritkan. (Zalilia, 2007).

Nilai Gain adalah *Information Gain* yang digunakan untuk mencari satu variable/ atribut dari dataset (S) untuk dijadikan *root/ node* dan *branch node*, yaitu satu atribut yang mempunyai nilai gain tertinggi. Untuk pencarian nilai gain *(information Gain)* dapat dilakukan dengan konsep ***Entrophy***, ***Gini Index*** dan ***Clasification Error***. Nilai gain terbesar yang di dapat dari atribut pada dataset (data pembelajaran) pertama kali digunakan untuk mencari atribut yang layak menjadi root (akar) pohon keputusan (decision tree). Selanjut proses akan diulang untuk mencari atribut yang menjadi cabang hingga menemukan leaf yang merupakan label kelas.

* Information Gain dengan Nilai Entrophy

Entrophy adalah formula untuk menghitung homogenitas atribut (A) dari sebuah sample data (S). Dengan formula:

$$Entrophy\left(S\right)=- \sum\_{i=1}^{n}p\_{i}log\_{2}p\_{i} (1)$$

S = Himpunan Kasus dalam dataset

A = Fitur (atribut)

n = jumlah partisi atribut S

Pi = proposi dari Si terhadap S

maka:

$$Entrophy\left(S\right)=-\sum\_{i=1}^{n}p(i|s)log\_{2}p(i|s)$$

**Maka** Gain(S,A) adalah Information Gain dari attribute A pada koleksi contoh S.

$$Gain\left(S,A\right)=Entrophy\left(S\right)-\sum\_{i=1}^{n}\frac{\left|S\_{i}\right|}{\left|S\right|}\*$$

$Entrophy\left(S\_{i}\right)$ (2)

* Information Gain dengan Nilai Gini Index

$$Gini\left(t\right)=1-\sum\_{i=1}^{n}\left[p\left(s\right)\right]^{2} (3)$$

$$Gain\left(S,A\right)=Gini\left(S\right)-\sum\_{i=1}^{n}\frac{\left|S\_{i}\right|}{\left|S\right|}\*Gini\left(S\_{i}\right) (4)$$

* Information Gain dengan Classification Error

Nilai C. Error diperoleh dari nilai value atribut yang terkecil dari terhadap class label.

$$C.Error\left(S\right)=1-max\_{i}\left[p\left(s\right)\right] (5)$$

$$Gain\left(S,A\right)=Error\left(S\right)-\sum\_{i=1}^{n}\frac{\left|S\_{i}\right|}{\left|S\right|}\*Error\left(S\_{i}\right) (6)$$

Layaknya sebuah pohon, decision tree mempunyai akar (root/ node), batang/cabang (branch node), dan daun (leaf). Strategi yang dapat digunakan untuk pembentukan pohon keputusan dengan decision tree adalah:

* + Pohon dimulai sebagai node tunggal (akar/ root) yang merepresentasikan semua data.
	+ Sesudah node root dibentuk, maka data pada node akar akan diukur dengan information gain untuk dipilih atribut mana yang akan dijadikan atribut pembaginya.
	+ Sebuah cabang dibentuk dari atribut yang dipilih menjadi pembagi dan data akan didistribusikan ke cabang masing-masing.
	+ Algoritma ini akan terus menggunakan proses yang sama (rekursif) untuk dapat membentuk sebuah Decision Tree. Ketika sebuah atribut telah dipilih menjadi node pembagi/ cabang, maka atribut tersebut tidak diikutkan lagi dalam penghitungan nilai information gain.
	+ Proses pembagian rekursif akan berhenti jika salah satu dari kondisi dibawah ini terpenuhi:
1. Semua data dari anak cabang telah termasuk dalam kelas yang sama.
2. Semua atribut telah dipakai, tetapi masih tersisa data dalam kelas yang berbeda. Dalam kasus ini, diambil data yang mewakili kelas yang terbanyak untuk menjadi label kelas pada node daun.
3. Tidak terdapat data pada anak cabang yang baru. Dalam kasus ini, node daun akan dipilih pada cabang sebelumnya dan diambil data yang mewakili kelas terbanyak untuk dijadikan label kelas.

**3. PEMBAHASAN**

Pemodelan Decision Tree untuk mencari algoritma bantu dalam seleksi anggota baru tim paduan Suara Harmoni Nusantara Universitas Nusantara PGRI Kediri menggunakan data training (data pembelajaran) yang telah disiapkan oleh Tim Pembina Paduan Suara harmoni Nusantara. Data training yang digunakan sejumlah 60 record, yang merupakan data pembelajaran dari hasil seleksi (audisi) yang dilakukan oleh tim pembina paduan suara pada tahun 2018. Data pembelajaran mempunyai 6 (enam) atribut input yang merupakan kriteria penilaian yaitu Gender (G), Teknik (T), Interprestasi (Ip), Penampilan (P), Komitmen (K), Oktaf (Ot) dan 1 (satu) atribut target yaitu Hasil dengan class target adalah ”L” untuk lulus (diterima) dan ”TL” untuk tidak lulus (tidak diterima).

Vulue\_Atribut untuk masing-masing atribut adalah:

Gender (G) = Perempuan (P), Laki-laki (Lk)

Teknik (T) = Baik (B), Cukup (C), Kurang (K)

Interprestasi (Ip) = Baik (B), Cukup (C)

Penampilan (P) = Baik (B), Cukup (C), Kurang (K)

Komitmen (K) = Ya (Y), Tidak (T)

Oktaf (Ot) = Rendah (R), Sedang (S), Tinggi(T)

Tabel 1. Data Pembelajaran

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **No** | **Nama** | **G** | **T** | **Ip** | **P** | **K** | **Ot** | **Hasil** |
| 1 | Wahyu | Lk | B | B | B | Y | S | L |
| 2 | Agustia | P | C | B | C | T | T | TL |
| 3 | Nadila | P | B | B | B | Y | T | L |
| 4 | Daniel | Lk | C | C | C | T | T | TL |
| 5 | Arum | P | B | B | B | T | R | TL |
| 6 | Anita | P | B | B | B | Y | S | L |
| 7 | Christin | P | B | B | B | Y | T | L |
| 8 | Sukma | P | B | B | B | Y | T | L |
| 9 | Heni | P | B | B | B | Y | T | L |
| 10 | Galih | Lk | B | B | B | Y | S | L |
| 11 | Rudi | Lk | C | C | B | Y | S | L |
| 12 | Calvin | Lk | B | B | B | Y | T | L |
| 13 | Hardo | Lk | B | B | B | Y | S | L |
| 14 | Nantha | Lk | C | B | C | T | S | TL |
| 15 | Riandika | Lk | B | C | B | T | R | TL |
| 16 | Youanda | Lk | B | B | B | Y | T | L |
| 17 | Monic | P | B | B | B | Y | S | L |
| 18 | Alliffah | P | B | B | B | Y | T | L |
| 19 | Adi | Lk | C | B | B | Y | R | L |
| 20 | Eko | Lk | C | B | C | Y | R | L |
| 21 | Renova | P | C | C | C | T | T | TL |
| 22 | Diana | P | C | C | B | T | R | TL |
| 23 | Rinda | P | C | C | C | T | R | TL |
| 24 | Chyntia | P | B | C | C | T | T | TL |
| 25 | Cici | P | B | B | B | Y | S | L |
| 26 | Bintang | P | B | B | C | Y | R | L |
| 27 | Irma | P | C | B | B | Y | S | L |
| 28 | Ira | P | B | C | B | Y | R | L |
| 29 | Bella | P | C | C | C | T | R | TL |
| 30 | Arif | Lk | B | B | C | Y | S | L |
| 31 | Djoni | Lk | B | B | B | Y | S | L |
| 32 | Galang | Lk | C | B | B | Y | S | L |
| 33 | Danny | Lk | C | B | C | Y | S | L |
| 34 | Aming | Lk | B | B | C | T | T | TL |
| 35 | Ari | Lk | C | B | B | T | T | TL |
| 36 | Prima | P | C | B | B | Y | T | L |
| 37 | Devi | P | B | B | B | Y | S | L |
| 38 | Cindy | P | B | C | B | Y | T | L |
| 39 | Rizka | P | K | C | K | Y | R | TL |
| 40 | Elya | P | K | C | C | Y | R | TL |
| 41 | Dita | P | C | B | C | Y | R | L |
| 42 | Nanda | P | K | K | C | Y | R | TL |
| 43 | Ilma | P | C | K | K | T | R | TL |
| 44 | Iis | P | B | C | B | Y | T | L |
| 45 | Wiji | P | B | B | B | T | S | TL |
| 46 | Dias | P | B | B | B | T | S | TL |
| 47 | Yohanes | Lk | B | B | B | T | T | TL |
| 48 | Agung | Lk | B | B | B | Y | T | L |
| 49 | Sugeng | Lk | B | C | B | Y | T | L |
| 50 | Mada | P | B | B | B | Y | T | L |
| 51 | Sandra | P | B | B | C | T | T | TL |
| 52 | Gista | P | B | C | B | T | T | TL |
| 53 | Wulan | P | B | B | C | Y | S | L |
| 54 | Gunawan | Lk | B | C | B | Y | S | L |
| 55 | Haris | Lk | B | B | C | T | S | TL |
| 56 | Dimas | Lk | C | B | K | T | T | TL |
| 57 | Soleh | Lk | C | B | K | T | R | TL |
| 58 | Priska | P | B | B | C | T | T | TL |
| 59 | Nuri | P | C | K | C | Y | R | TL |
| 60 | Villa | P | K | C | K | Y | S | TL |

Sumber: Tim Pembina Paduan Suara Harmoni Nusantara, 2018.

Untuk memperjelas dan mempermudah dalam perhitungan, maka data pembelajaran dapat direkap seperti tabel 2, berikut:

Tabel 2. Rekap Data Pembelajaran

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Atribut** | **Jumlah** | **L** | **TL** |
| **Gender** |
| Lk | 24 | 15 | 9 |
| P | 36 | 18 | 18 |
| **Teknik** |   |   |   |
| B | 36 | 25 | 11 |
| C | 20 | 8 | 12 |
| K | 4 | 0 | 4 |
| **Interprestasi** |   |   |   |
| B | 40 | 27 | 13 |
| C | 17 | 6 | 11 |
| K | 3 | 0 | 3 |
| **Penampilan** |   |   |   |
| B | 35 | 27 | 8 |
| C | 20 | 6 | 14 |
| K | 5 | 0 | 4 |
| **Komitmen** |   |   |   |
| Y | 38 | 33 | 5 |
| T | 22 | 0 | 22 |
| **Oktaf** |   |   |   |
| R | 16 | 5 | 11 |
| S | 20 | 15 | 5 |
| T | 24 | 13 | 11 |
| **Hasil** | **60** | **33** | **27** |

Untuk memulai langkah perhitungan algoritma Deision Tree, kita harus mengingat bahwa konstruksi decision tree dilakukan secara *top-down* untuk solusinya. Pada proses mengklasifikasi data yang tidak diketahui, nilai atribut akan diuji dengan cara melacak jalur dari node akar *(root)* sampai leaf (daun) dan kemudian akan diprediksi kelas yang dimiliki oleh suatu data baru tertentu.

Langkah terpenting diawali dengan pertanyaan: *"Attribute mana yang harus diperiksa pada root dari decision tree?".* [Mitchell97].

Dalam penelitian ini formula yang digunakan adalah formula (5) dan (6). Berikut penyelesaian *Decision Tree* menggunakan konsep *C. Error* untuk sistem seleksi penerimaan anggota baru tim paduan suara Harmoni Nusantara UN PGRI Kediri.

* Examples (S), adalah training examples/ data pembelajaran yang ditunjukkan oleh tabel 1.
* *Target atribut* adalah Hasil dengan value L (lulus) atau TL (tidak\_lulus) bagi peserta seleksi.
* Atribut input adalah gender, teknik, interprestasi, penampilan, komitmen, oktaf.

Penentuan atribut sebagai root dalam tree dilakukan dengan mencari nilai *Gain* dari seluruh atribut pada data pembelajaran, denganterlebih dahulu harus mencari nilai *c. error* dari data pembelajaran dan seluruh atribut. Dengan bantuan tabel 1 diketahui dari 60 data pembelajaran, diketahui clas hasil untuk L= 33 (+), TL = 27 (-), maka nilai c. error untuk data pembelajaran adalah:

 *C. Error (t) = 1 – max[(33/60), (27/60)*

 *= 1 – 33/60*

 *= 27/60*

*= 0.45*

Untuk selanjutnya dapat dilakukan pencarian nilai *Gain* dari semua atribut input. Sebagai contoh adalah pencarian nilai *gain* untuk atribut gender:

**Value Gender = (Lk, P)**

S (Lk) = (15+,9-)

C. Error (Lk) = 1 – max((15/24), (9/24))

= 1 – (15/24)

**= 0.375**

S (P)             = (18+,18)

C.Error (P) = 1– max((18/36),(18/36))

= 1– (18/36)

**= 0.5**

**Maka nilai *Gain* dari atribut Gender adalah:**

Gain(S, Gender) = Error(S) – 24/60. Error(Lk) –

 36/60.Error(P)

                        = 0.45 – 0.4\*0.375 – 0.6\*0.5

 = 0.45 – 0.15 – 0.3

 **= 0**

Dengan cara yang sama dilakukan pencarian nilai C.error dan nilai *Gain* untuk seluruh atribut input, dengan hasil seperti pada tabel 3.

Table 3. Hasil Pencarian Nilai Gain untuk Root

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Atribut | Value Atribut | Jum. Kasus | L | TL | C. Error | **Gain** |
| **60** | **33** | **27** | **0,450** |
| Gender |   |   |   |   |   |   |
|   | Lk | 24 | 15 | 9 | 0,375 | 0,000 |
|   | P | 36 | 18 | 18 | 0,500 |
| Teknik |   |   |   |   |   |   |
|   | B | 36 | 25 | 11 | 0,306 | 0,133 |
|   | C | 20 | 8 | 12 | 0,400 |
|   | K | 4 | 0 | 4 | 0,000 |
| Interprestrasi |   |   |   |   |   |   |
| B | 40 | 27 | 13 | 0,325 | 0,133 |
|   | C | 17 | 6 | 11 | 0,353 |
|   | K | 3 | 0 | 3 | 0,000 |
| Penampilan |   |   |   |   |   |   |
|   | B | 35 | 27 | 8 | 0,229 | 0,200 |
|   | C | 20 | 6 | 14 | 0,300 |
|   | K | 5 | 0 | 4 | 0,200 |
| **Komitmen** |   |   |   |   |   |   |
|   | Y | 38 | 33 | 5 | 0,132 | **0,367** |
|   | T | 22 | 0 | 22 | 0,000 |
| Oktaf |   |   |   |   |   |   |
|   | R | 16 | 5 | 11 | 0,313 | 0,100 |
|   | S | 20 | 15 | 5 | 0,250 |
|   | T | 24 | 13 | 11 | 0,458 |

Dari tabel 3 diketahui nilai gain tertinggi didapat dari atribut Komitmen, maka dapat diputuskan bahwa atribut komitmen terpilih sebagai root dari tree yang dibentuk. Selanjutnya mencari atribut yang akan menjadi cabang, dengan cara memilih nilai c.error terbesar dari atribut komitmen, yaitu komitmen dengan value=Y, dengan jumlah 38 data dari 60 data awal, seperti pada tabel 4. Maka data pada tabel 4 menjadi data pembelajaran baru.

Table 4. Data Hasil untuk Branch Node Komitmen=Y

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **No** | **Nama** | **G** | **T** | **Ip** | **P** | **K** | **Ot** | **Hasil** |
| 1 | Wahyu | Lk | B | B | B | Y | S | L |
| 3 | Nadila | P | B | B | B | Y | T | L |
| 6 | Anita | P | B | B | B | Y | S | L |
| 7 | Christin | P | B | B | B | Y | T | L |
| 8 | Sukma | P | B | B | B | Y | T | L |
| 9 | Heni | P | B | B | B | Y | T | L |
| 10 | Galih | Lk | B | B | B | Y | S | L |
| 11 | Rudi | Lk | C | C | B | Y | S | L |
| 12 | Calvin | Lk | B | B | B | Y | T | L |
| 13 | Hardo | Lk | B | B | B | Y | S | L |
| 16 | Youanda | Lk | B | B | B | Y | T | L |
| 17 | Monic | P | B | B | B | Y | S | L |
| 18 | Alliffah | P | B | B | B | Y | T | L |
| 19 | Adi | Lk | C | B | B | Y | R | L |
| 20 | Eko | Lk | C | B | C | Y | R | L |
| 25 | Cici | P | B | B | B | Y | S | L |
| 26 | Bintang | P | B | B | C | Y | R | L |
| 27 | Irma | P | C | B | B | Y | S | L |
| 28 | Ira | P | B | C | B | Y | R | L |
| 30 | Arif | Lk | B | B | C | Y | S | L |
| 31 | Djoni | Lk | B | B | B | Y | S | L |
| 32 | Galang | Lk | C | B | B | Y | S | L |
| 33 | Danny | Lk | C | B | C | Y | S | L |
| 36 | Prima | P | C | B | B | Y | T | L |
| 37 | Devi | P | B | B | B | Y | S | L |
| 38 | Cindy | P | B | C | B | Y | T | L |
| 39 | Rizka | P | K | C | K | Y | R | TL |
| 40 | Elya | P | K | C | C | Y | R | TL |
| 41 | Dita | P | C | B | C | Y | R | L |
| 42 | Nanda | P | K | K | C | Y | R | TL |
| 44 | Iis | P | B | C | B | Y | T | L |
| 48 | Agung | Lk | B | B | B | Y | T | L |
| 49 | Sugeng | Lk | B | C | B | Y | T | L |
| 50 | Mada | P | B | B | B | Y | T | L |
| 53 | Wulan | P | B | B | C | Y | S | L |
| 54 | Gunawan | Lk | B | C | B | Y | S | L |
| 59 | Nuri | P | C | K | C | Y | R | TL |
| 60 | Villa | P | K | C | K | Y | S | TL |

Tabel 5. Pencarian Gain untuk Branch Node Komitmen=Y

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Atribut | Value Atribut | J.Kasus | L | TL | Error | **Gain** |
| Komitmen  | Y | **38** | **33** | **5** | **0,132** |  |
| Gender |   |   |   |   |   |   |
|   | Lk | 15 | 15 | 0 | 0,000 | 0,000 |
|   | P | 23 | 18 | 5 | 0,217 |
| Teknik |   |   |   |   |   |   |
|   | B | 25 | 25 | 0 | 0,000 | 0,105 |
|   | C | 9 | 8 | 1 | 0,111 |
|   | K | 4 | 0 | 4 | 0,000 |
| Interprestrasi |   |   |   |   |   |   |
| B | 27 | 27 | 0 | 0,000 | 0,053 |
|   | C | 9 | 6 | 3 | 0,333 |
|   | K | 2 | 0 | 2 | 0,000 |
| Penampilan |   |   |   |   |   |   |
| B | 27 | 27 | 0 | 0,229 | 0,053 |
|   | C | 9 | 6 | 3 | 0,333 |
|   | K | 2 | 0 | 2 | 0,000 |
| Oktaf  | R | 9 | 5 | 4 | 0,444 | -2,77 |
|   | S | 16 | 15 | 1 | 0,063 |
|   | T | 13 | 13 | 0 | 0,000 |

Dari tabel 5 diketahui nilai gain tertinggi didapat dari atribut Teknik=C, maka dapat diputuskan bahwa atribut Teknik=C terpilih sebagai branch node (cabang) dari batang komitmen=Y. Untuk branch node komitmen=T tidak perlu diproses lanjut, karena dari dataset sudah diketahui bahwa Komitmen=T tidak akan lulus seleksi.

Langkah selanjutnya adalah pencarian branch node untuk Komitmen=Y and Teknik=C.

Dari seleksi data diperoleh dataset baru sejumlah 8 record seperti tabel 6.

Table 6. Data Branch Node Komitmen=Y and Teknik=C

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **No** | **Nama** | **G** | **T** | **Ip** | **P** | **K** | **Ot** | **Hasil** |
| 11 | Rudi | Lk | C | C | B | Y | S | L |
| 19 | Adi | Lk | C | B | B | Y | R | L |
| 20 | Eko | Lk | C | B | C | Y | R | L |
| 27 | Irma | P | C | B | B | Y | S | L |
| 32 | Galang | Lk | C | B | B | Y | S | L |
| 33 | Danny | Lk | C | B | C | Y | S | L |
| 36 | Prima | P | C | B | B | Y | T | L |
| 41 | Dita | P | C | B | C | Y | R | L |
| 59 | Nuri | P | C | K | C | Y | R | TL |

Tabel 7. Pencarian Gain untuk Branch Node

Komitmen=Y and Teknik=C

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Atribut | Value Atribut | J.Kasus | L | TL | Error | **Gain** |
|  |  |  |  |
| Teknik | C | **9** | **8** | **1** | **0,111** |  |
| Gender |   |   |   |   |   |   |
|   | Lk | 5 | 5 | 0 | 0,000 | 0,000 |
|   | P | 4 | 3 | 1 | 0,250 |
| **Interpres****trasi** |   |   |   |   |   |   |
| B | 7 | 7 | 0 | 0,000 | **0,111** |
|  | C | 1 | 1 | 0 | 0,000 |
|   | K | 1 | 0 | 1 | 0,000 |
| Penampilan |   |   |   |   |   |   |
| B | 5 | 5 | 0 | 0,229 | -5,55 |
|   | C | 4 | 3 | 1 | 0,333 |
|   | K | 0 | 0 | 0 | 0,000 |
| Oktaf  | R | 4 | 3 | 1 | 0,250 | -5,55 |
|   | S | 4 | 4 | 0 | 0,000 |
|   | T | 1 | 1 | 0 | 0,000 |

Dari tabel 7 diketahui nilai gain tertinggi didapat dari atribut Interprestasi=C, maka dapat diputuskan bahwa atribut Interprestasi=C terpilih sebagai branch node (cabang) dari batang komitmen=Y and Teknik=C.

Dari rangkaian proses perhitungan yang dilakukan, dapat dibentuk suatu pohon keputusan seperti yang terlihat pada gambar 2.



Gambar 2. Pohon Keputusan Pemodelan Decision Tree Untuk Seleksi Anggota Baru Tim Paduan Suara Harmoni Nusantara

Hasil akhir yang diperoleh dari proses pembentukan pohon keputusan ini adalah rule base yang dapat dibaca dari alur pohon keputusan mulai dari root sampai leaf yang merupakan label kelas dari kondisi yang disusun oleh atribut-atribut diatas leaf.

Rule base yang didapatkan adalah:

* + 1. If Komitmen=Y and Teknik=K then Hasil=TL
		2. If Komitmen=Y and Teknik=B then Hasil=L
		3. If Komitmen=Y and Teknik=C and Interprestasi=B or Interprestasi=C then Hasil=L
		4. If Komitmen=Y and Teknik=C and Interprestasi=K or Interprestasi=C then Hasil=TL
		5. If Komitmen=T then Hasil=TL

Dari penelusuran rule base yang diperoleh dari pohon keputusan, dapat diketahui bahwa keseluruhan record data training (60 record) tercover oleh rule yang terbentuk, yaitu:

1. *If Komitmen=Y and Teknik=K then Hasil=TL*,

mengcover 4 record, yaitu : 39,40,42,60.

1. *If Komitmen=Y and Teknik=B then Hasil=L*

Mengcover 25 record, yaitu no: yaitu recor no: 1, 3, 6, 7, 8, 9, 10, 12, 13, 16, 17, 18, 25, 26, 28, 30, 31, 37, 38, 44, 48, 49, 50, 53, 54.

1. *If Komitmen=Y and Teknik=C and Interprestasi=B or Interprestasi=C then Hasil=L*, mengcover 8 record, yaitu: 11, 19, 20, 17, 32, 33, 36, 41.
2. *If Komitmen=Y and Teknik=C and Interprestasi=K or Interprestasi=C then Hasil=TL*, mengcover satu record, no: 59.
3. *If Komitmen=T then Hasil=TL*, mengcover 22 rocord: 2 , 4, 5, 14, 15, 21, 22, 23, 24, 29, 34, 35, 43, 45, 46, 47, 51, 52, 55, 56, 57, 58.

Dilihat dari pohon keputusan yang terbentuk, tidak semua atribut input dalam data training digunakan. Hal ini bisa terjadi karena hasil seleksi dari nilai gain selama proses perhitungan, sehingga atribut tercover oleh atribut yang lain. Selain itu atribut-atribut tersebut telah mempunyai kejelasan alur dan kejelasan hasil jika dilihat secara langsung pada data training, sehingga dapat membentuk rule base yang sudah jelas.

1. **KESIMPULAN**

Dari hasil pemodelan dan proses perhitungan decision tree dengan konsep Classification Error untuk algoritma bantu dalam seleksi anggota baru untuk tim paduan suara Harmoni Nusantara, diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Pemodelan Decision Tree menggunakan konsep classification error dilakukan dengan 60 record data training dengan 6 atribut input (Gender, Teknik, Interprestasi, Penampilan, Komitmen, Oktaf) telah berhasil membentuk sebuah *decision tree* (pohon keputusan).
2. Dari pohon keputusan yang terbentuk diperoleh 5 rule base yang mengcover keseluruhan record data training, dan memberikan hasil yang sangat baik berdasarkan kondisi value atribut.
3. Berdasarkan rangkaian proses dan hasil pemodelan yang telah dilakukan dapat disimpulkan bahwa decision tree dengan konsep classification error dapat digunakan sebagai algoritma bantu yang akan diimplementasikan dalam sistem bantu (aplikasi bantu) dalam seleksi anggota baru Tim Paduan Suara Harmoni Nusantara pada Univeritas Nusantara PGRI Kediri yang direncanakan.

DAFTAR PUSTAKA

1. Han, J dan Kamber, M., “Data Mining Concept and Technique”, Morgan Kaufmann, 2001.
2. Zalilia, L. (2007). Penerapan data Mining untuk IDS. Tugas Akhir Mata Kuliah EC7010 Program Studi Teknik Elektro Insitut Teknologi Bandung.
3. Pramudiono,I, 2006, Apa itu Data Mining ? dalam http://datamining.japati.net/cgibin/ indodm.cgi?bacaarsip%115552761&arti kel, diakses tanggal Juli 2019.
4. Niswatin, Ratih Kumalasri (2017). Penerapan Algoritma Decision Tree Pada Penentuan Keberhasilan Akademik Mahasiswa, Semnas Teknomedia, AMIKON, Yogyakarta, 2017.
5. **Defiyanti, Sofi and Pardede, D. L. Crispina.** *Perbandingan Kinerja Algoritma ID3 dan C4.5 Dalam Klasifikasi Spam-Mail.* Depok: Universitas Gunadarma, 2010.
6. Basuki, A. dan Syarif, I., 2003, Decision Tree, http://lecturer.eepisits.edu/~basuki/lecture/DecisionTree.pdf, Diakses: 12 Agustus 2019.

BIODATA PENULIS

Patmi Kasih, M.Kom

Lahir di Kota Nganjuk, tinggal di Kota Kediri.

Menempuh pendidikan S2 di Sekolah Tinggi Teknik Surabaya, 2014.

Dosen Tetap pada Universitas Nusantara PGRI Kediri pada Program Studi Teknik Informatika.