# BAB 3
# ALGORITMA C4.5

Algoritma C4.5 merupakan algoritma yang digunakan untuk membentuk pohon keputusan.

## A. Pohon Keputusan

Pohon keputusan merupakan metode klasifikasi dan prediksi yang sangat kuat dan terkenal. Metode pohon keputusan mengubah fakta yang sangat besar menjadi pohon keputusan yang merepresentasikan aturan. Aturan dapat dengan mudah dipahami dengan bahasa alami. Dan mereka juga dapat diekspresikan dalam bentuk bahasa basis data seperti *Structured Query Language* untuk mencari *record* pada kategori tertentu.

Pohon Keputusan juga berguna untuk mengeksplorasi data, menemukan hubungan tersembunyi antara sejumlah calon variabel input dengan sebuah variabel target.

Karena pohon keputusan memadukan antara eksplorasi data dan pemodelan, dia sangat bagus sebagai langkah awal dalam proses pemodelan bahkan ketika dijadikan sebagai model akhir dari beberapa teknik lain.

Sebuah pohon keputusan adalah sebuah struktur yang dapat digunakan untuk membagi kumpulan data yang besar menjadi himpunan-himpunan record yang lebih kecil dengan menerapkan serangkaian aturan keputusan. Dengan masing-masing rangkaian pembagian, anggota himpunan hasil menjadi mirip satu dengan yang lain (Berry & Linoff, 2004)

Sebuah model pohon keputusan terdiri dari sekumpulan aturan untuk membagi sejumlah populasi yang heterogen menjadi lebih kecil, lebih *homogen* dengan memperhatikan pada variabel tujuannya.

Sebuah pohon keputusan mungkin dibangun dengan seksama secara manual, atau dapat tumbuh secara otomatis dengan menerapkan salah satu atau beberapa algoritma pohon keputusan untuk memodelkan himpunan data yang belum terklasifikasi.

Variabel tujuan biasanya dikelompokkan dengan pasti dan model pohon keputusan lebih mengarah pada perhitungan probabilitas dari masing-masing record terhadap kategori-kategori tersebut, atau untuk mengklasifikasi record dengan mengelompokkannya dalam satu kelas.

Pohon keputusan juga dapat digunakan untuk mengestimasi nilai dari variabel *continue*, meskipun ada beberapa teknik yang lebih sesuai untuk kasus ini.

Banyak algotima yang dapat dipakai dalam pembentukan pohon keputusan antara lain ID3, CART dan C4.5 (Larose, 2005). Algoritma C4.5 merupakan pengembangan dari algoritma ID3 (Larose, 2005).

Data dalam pohon keputusan biasanya dinyatakan dalam bentuk tabel dengan atribut dan record. Atribut menyatakan suatu parameter yang dibuat sebagai kriteria dalam pembentukan pohon. Misalkan untuk menentukan main tenis, kriteria yang diperhatikan adalah cuaca, angin dan temperatur. 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. Misalkan atribut cuaca mempunyai instance berupa cerah, berawan dan hujan(Basuki & Syarif, 2003).

Proses pada pohon keputusan adalah: mengubah bentuk data (tabel) menjadi model pohon, mengubah model pohon menjadi rule dan menyederhanakan rule(Basuki & Syarif, 2003).

## B. Algoritma

Untuk memudahkan penjelasan mengenai algoritma C4.5 berikut ini disertakan contoh kasus yang dituangkan dalam Tabel 3.1.

Tabel 3.1. Keputusan Bermain Tenis

| NO | OUTLOOK | TEMPERATURE | HUMIDITY | WINDY | PLAY |
|---|---|---|---|---|---|
| 1 | Sunny | Hot | High | FALSE | No |
| 2 | Sunny | Hot | High | TRUE | No |
| 3 | Cloudy | Hot | High | FALSE | Yes |
| 4 | Rainy | Mild | High | FALSE | Yes |
| 5 | Rainy | Cool | Normal | FALSE | Yes |
| 6 | Rainy | Cool | Normal | TRUE | Yes |
| 7 | Cloudy | Cool | Normal | TRUE | Yes |
| 8 | Sunny | Mild | High | FALSE | No |
| 9 | Sunny | Cool | Normal | FALSE | Yes |
| 10 | Rainy | Mild | Normal | FALSE | Yes |
| 11 | Sunny | Mild | Normal | TRUE | Yes |
| 12 | Cloudy | Mild | High | TRUE | Yes |
| 13 | Cloudy | Hot | Normal | FALSE | Yes |
| 14 | Rainy | Mild | High | TRUE | No |

Dalam kasus yang tertera pada Tabel 3.1, akan dibuat pohon keputusan untuk menentukan main tenis atau tidak dengan melihat keadaan cuaca, temperatur, kelembaban dan keadaan angin.

Secara umum algoritma C4.5 untuk membangun pohon keputusan adalah sebagai berikut:

a. Pilih atribut sebagai akar
b. Buat cabang untuk masing-masing nilai
c. Bagi kasus dalam cabang
d. Ulangi proses untuk masing-masing cabang sampai semua kasus pada cabang memiliki kelas yang sama.

Untuk memilih atribut sebagai akar, didasarkan pada nilai gain tertinggi dari atribut-atribut yang ada. Untuk menghitung gain digunakan rumus seperti tertera dalam Rumus 1 (Craw, S., ---).

$$Gain(S, A) = Entropy(S) - \sum_{i=1}^{n} \frac{|S_i|}{|S|} * Entropy(Si) \quad (1)$$

Dengan :
S : Himpunan kasus
A : Atribut
n : Jumlah partisi atribut A
|Si| : Jumlah kasus pada partisi ke i
|S| : Jumlah kasus dalam S

Sedangkan penhitungan nilai entropy dapat dilihat pada rumus 2 berikut(Craw, S., ---):

$$Entropy(S) = \sum_{i=1}^{n} - pi * \log_2 pi \quad (2)$$

dengan :
S : Himpunan Kasus
A : Fitur
n : Jumlah partisi S
$p_i$ : Proporsi dari $S_i$ terhadap S

Berikut ini adalah penjelasan lebih rinci mengenai masing-masing langkah dalam pembentukan pohon keputusan dengan menggunakan algoritma C4.5 untuk menyelesaikan permasalahan pada Tabel 3.1.

a. Menghitung jumlah kasus, jumlah kasus untuk keputusan ***Yes***, jumlah kasus untuk keputusan ***No***, dan Entropy dari semua kasus dan kasus yang dibagi berdasarkan atribut ***OUTLOOK***, ***TEMPERATURE***, ***HUMIDITY*** dan ***WINDY***. Setelah itu lakukan penghitungan Gain untuk masing-

masing atribut. Hasil perhitungan ditunjukkan oleh Tabel 3.2.

Tabel 3.2. Perhitungan Node 1

| Node | | | Jml Kasus (S) | Tidak ($S_1$) | Ya ($S_2$) | Entropy | Gain |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | TOTAL | | 14 | 4 | 10 | 0.863120569 | |
| | OUTLOOK | | | | | | 0.258521037 |
| | | CLOUDY | 4 | 0 | 4 | | |
| | | RAINY | 5 | 1 | 4 | 0.721928095 | |
| | | SUNNY | 5 | 3 | 2 | 0.970950594 | |
| | TEMPERATURE | | | | | | 0.183850925 |
| | | COOL | 4 | 0 | 4 | 0 | |
| | | HOT | 4 | 2 | 2 | 1 | |
| | | MILD | 6 | 2 | 4 | 0.918295834 | |
| | HUMIDITY | | | | | | 0.370506501 |
| | | HIGH | 7 | 4 | 3 | 0.985228136 | |
| | | NORMAL | 7 | 0 | 7 | 0 | |
| | WINDY | | | | | | 0.005977711 |
| | | FALSE | 8 | 2 | 6 | 0.811278124 | |
| | | TRUE | 6 | 4 | 2 | 0.918295834 | |

Baris ***TOTAL*** kolom Entropy pada Tabel 3.2 dihitung dengan rumus 2, sebagai berikut:

$$Entropy(Total) = (-\frac{4}{14} * \log_2(\frac{4}{14})) + (-\frac{10}{14} * \log_2(\frac{10}{14}))$$

$$Entropy(Total) = 0.863120569$$

Sementara itu nilai Gain pada baris ***OUTLOOK*** dihitung dengan menggunakan rumus 1, sebagai berikut:

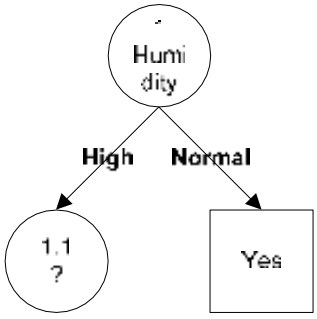
$$Gain(Total,Outlook) = Entropy(Total) - \sum_{i=1}^{n} \frac{|Outlook_i|}{|Total|} * Entropy(Outlook_i)$$

$$Gain(Total,Outlook) = 0.863120569 - ((\frac{4}{14} * 0) + (\frac{5}{14} * 0.723) + (\frac{5}{14} * 0.97))$$

$$Gain(Total,Outlook) = 0.23$$

Dari hasil pada Tabel 3.2 dapat diketahui bahwa atribut dengan Gain tertinggi adalah ***HUMIDITY*** yaitu sebesar 0.37. Dengan demikian ***HUMIDITY*** dapat menjadi node akar. Ada 2 nilai atribut dari ***HUMIDITY*** yaitu ***HIGH*** dan ***NORMAL***. Dari kedua nilai atribut tersebut, nilai atribut ***NORMAL*** sudah mengklasifikasikan kasus menjadi 1 yaitu keputusan-nya ***Yes***, sehingga tidak perlu dilakukan perhitungan lebih lanjut, tetapi untuk nilai atribut ***HIGH*** masih perlu dilakukan perhitungan lagi.

Dari hasil tersebut dapat digambarkan pohon keputusan sementara-nya tampak seperti Gambar 3.1




Gambar 3.1 Pohon Keputusan Hasil Perhitungan Node 1

b. Menghitung jumlah kasus, jumlah kasus untuk keputusan ***Yes***, jumlah kasus untuk keputusan ***No***, dan Entropy dari semua kasus dan kasus yang dibagi berdasarkan atribut ***OUTLOOK***,

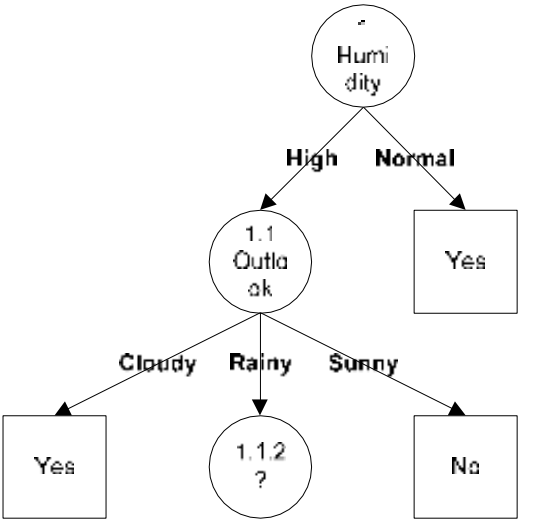
***TEMPERATURE*** dan ***WINDY*** yang dapat menjadi node akar dari nilai atribut HIGH. Setelah itu lakukan penghitungan Gain untuk masing-masing atribut. Hasil perhitungan ditunjukkan oleh Tabel 3.3.

Tabel 3.3. Perhitungan Node 1.1

| Node | | | Jml Kasus (S) | Tidak (S1) | Ya (S2) | Entropy | Gain |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1.1 | HUMIDITY-HIGH | | 7 | 4 | 3 | 0.985228136 | |
| | OUTLOOK | | | | | | 0.69951385 |
| | | CLOUDY | 2 | 0 | 2 | 0 | |
| | | RAINY | 2 | 1 | 1 | 1 | |
| | | SUNNY | 3 | 3 | 0 | 0 | |
| | TEMPERATURE | | | | | | 0.020244207 |
| | | COOL | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| | | HOT | 3 | 2 | 1 | 0.918295834 | |
| | | MILD | 4 | 2 | 2 | 1 | |
| | WINDY | | | | | | 0.020244207 |
| | | FALSE | 4 | 2 | 2 | 1 | |
| | | TRUE | 3 | 2 | 1 | 0.918295834 | |

Dari hasil pada Tabel 3.3 dapat diketahui bahwa atribut dengan Gain tertinggi adalah ***OUTLOOK*** yaitu sebesar 0.67. Dengan demikian ***OUTLOOK*** dapat menjadi node cabang dari nilai atribut ***HIGH***. Ada 3 nilai atribut dari ***OUTLOOK*** yaitu ***CLOUDY***, ***RAINY*** dan ***SUNNY***. Dari ketiga nilai atribut tersebut, nilai atribut CLOUDY sudah mengklasifikasikan kasus menjadi 1 yaitu keputusan-nya ***Yes*** dan nilai atribut ***SUNNY*** sudah mengklasifikasikan kasus menjadi satu dengan keputusan ***No***, sehingga tidak perlu dilakukan perhitungan lebih lanjut, tetapi untuk nilai atribut ***RAINY*** masih perlu dilakukan perhitungan lagi.

Pohon keputusan yang terbentuk sampai tahap ini ditunjukkan pada gambar 3.2 berikut:



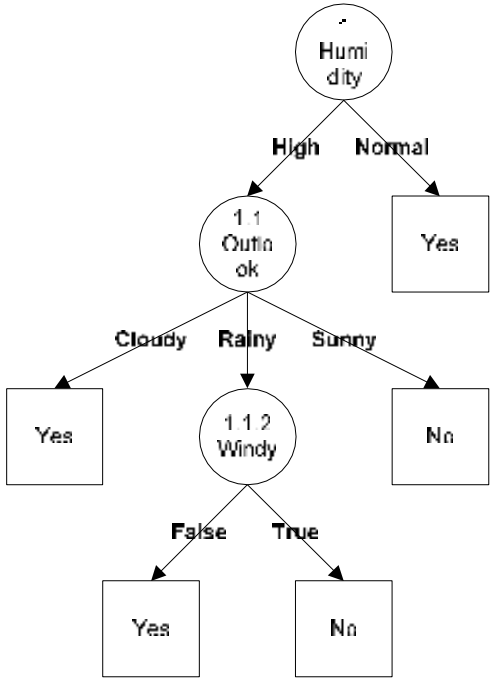

Gambar 3.2. Pohon Keputusan Hasil Perhitungan Node 1.1

c. Menghitung jumlah kasus, jumlah kasus untuk keputusan ***Yes***, jumlah kasus untuk keputusan ***No***, dan Entropy dari semua kasus dan kasus yang dibagi berdasarkan atribut ***TEMPERATURE*** dan ***WINDY*** yang dapat menjadi node cabang dari nilai atribut ***RAINY***. Setelah itu lakukan penghitungan Gain untuk masing-masing atribut. Hasil perhitungan ditunjukkan oleh Tabel 3.4.

   Dari hasil pada tabel 3.4 dapat diketahui bahwa atribut dengan Gain tertinggi adalah ***WINDY*** yaitu sebesar 1. Dengan demikian ***WINDY*** dapat menjadi node cabang dari nilai atribut ***RAINY***. Ada 2 nilai atribut dari ***WINDY*** yaitu ***FALSE*** dan ***TRUE***. Dari kedua nilai atribut tersebut, nilai atribut ***FALSE*** sudah mengklasifikasikan kasus menjadi 1 yaitu keputusan-nya ***Yes*** dan nilai atribut ***TRUE*** sudah mengklasifikasikan kasus menjadi satu dengan keputusan ***No***, sehingga tidak perlu dilakukan perhitungan lebih lanjut untuk nilai atribut ini.

Tabel 3.4. Perhitungan Node 1.1.2

| Node | | | Jml Kasus (S) | Tidak (S1) | Ya (S2) | Entropy | Gain |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1.1.2 | HUMIDITY-HIGH dan OUTLOOK-RAINY | | 2 | 1 | 1 | 1 | |
| | TEMPERATURE | | | | | | 0 |
| | | COOL | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| | | HOT | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| | | MILD | 2 | 1 | 1 | 1 | |
| | WINDY | | | | | | 1 |
| | | FALSE | 1 | 0 | 1 | 0 | |
| | | TRUE | 1 | 1 | 0 | 0 | |




Gambar 3.3. Pohon Keputusan Hasil Perhitungan Node 1.1.2

Pohon keputusan yang terbentuk sampai tahap ini ditunjukkan pada Gambar 3.3.

Dengan memperhatikan pohon keputusan pada Gambar 3.3, diketahui bahwa semua kasus sudah masuk dalam kelas. Dengan demikian, pohon keputusan pada Gambar 3.3 merupakan pohon keputusan terakhir yang terbentuk.