

## Klasifikasi Penyimpangan Tumbuh Kembang Anak Menggunakan Algoritme C5.0

Dyah Ayu Wahyuning Dewi<sup>1</sup>, Imam Cholissodin<sup>2</sup>, Sutrisno<sup>3</sup>

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya  
Email: <sup>1</sup>dyah\_ayu1638@yahoo.com, <sup>2</sup>imamcs@ub.ac.id, <sup>3</sup>trsino@ub.ac.id

### Abstrak

Penyimpangan tumbuh kembang anak adalah terganggunya proses pertumbuhan dan perkembangan sehingga mengakibatkan sang anak mengalami fase yang terhambat dibandingkan anak normal lainnya. Jika tidak segera melakukan perawatan dikhawatirkan penyimpangan tumbuh kembang sang anak akan semakin sulit untuk tangani. Untuk itu perlu kesadaran para orangtua untuk segera memeriksakan kondisi sang anak pada dokter, agar dapat meringankan penyimpangan tumbuh kembang yang dialami. Akan tetapi, banyaknya pasien tidak sebanding dengan jumlah dokter yang tersedia. Kurangnya jumlah dokter dapat mengakibatkan lambatnya penanganan pada pasien. Untuk menangani hal tersebut maka dibuatlah sistem kalsifikasi penyimpangan tumbuh kembang anak dengan menggunakan metode algoritme C5.0. Dalam penelitian ini akan diklasifikasikan menjadi tiga jenis penyimpangan tumbuh kembang anak yaitu autisme, down syndrome, dan ADHD (Attention Deficit Hyperactivity Disorder). Algoritme C5.0 merupakan salah satu algoritme decision tree dan merupakan perkembangan dari algoritme C4.5. Perbedaan pada C4.5 dan C5.0 adalah pada algoritme C5.0 terdapat tahap boosting, sehingga dapat memberikan nilai akurasi yang lebih baik dibanding algoritme C4.5. Dari penelitian yang telah dilakukan, dihasilkan nilai rata-rata akurasi pada pengujian jumlah data training sebesar 95,9%, rata-rata akurasi pada pengujian jumlah trial sebesar 97,3%, dan pada pengujian perbandingan C4.5 Dan C5.0 dihasilkan akurasi pada C5.0 sebesar 93,33% sedangkan akurasi pada C4.5 sebesar 87,61%. Hal-hal yang memengaruhi nilai akurasi adalah banyaknya jumlah data, dan jumlah trial yang digunakan.

**Kata kunci:** *decision tree, algoritme C5.0, penyimpangan tumbuh kembang*

### Abstract

Developmental deviation of the child's development is a disruption of the process of growth and development resulting in the child experiencing a phase that is inhibited compared to other normal children. If it is not immediately treated, it is feared that the developmental deviation of the child's growth will be increasingly difficult to handle. For that we need the awareness of parents to immediately check the condition of the child at the doctor, in order to alleviate these irregularities. However, the number of patients is not proportional to the number of doctors available. Lack of doctors can result in slow handling of patients. To deal with this, a system of diversification of child growth and development was made using the C5.0 algorithm. In this study will be classified into three types of developmental deviations of children, namely autism, down syndrome, and ADHD (Attention Deficit Hyperactivity Disorder). C5.0 algorithm is one of the decision tree algorithms and is a development of C4.5. The difference in C4.5 and C5.0 is that in the C5.0 algorithm there is a boosting process, so that it can provide better accuracy than the C4.5 algorithm. From the research that has been done, the average value of accuracy in testing the amount of training data is 95.9%, the average accuracy in testing the number of trials is 97.3%, and the comparison testing of C4.5 and C5.0 results in accuracy at C5.0 is 93.33% while the accuracy at C4.5 is 87.61%. The things that affect the accuracy value are the large amount of data, and the number of trials used.

**Keywords:** *decision tree, C5.0 algorithm, classification, growth deviation*

### 1. PENDAHULUAN

Penyimpangan tumbuh kembang anak adalah terhambatnya proses tumbuh kembang

yang mengakibatkan sang anak mengalami gangguan atau keterlambatan pada proses tumbuh kembangnya, sehingga memiliki fase yang berbeda dengan anak normal lainnya.

Penyimpangan tumbuh kembang pada anak dapat terjadi karena faktor genetik, lingkungan, gizi kurang, usia saat ibu mengandung dsb. Beberapa gejala anak mengalami penyimpangan adalah, sang anak mengalami keterlambatan dalam berbicara pada usianya, sang anak mengalami kesulitan beradaptasi dengan lingkungan, memiliki wajah yang berbeda dengan anak normal lainnya dan lain sebagainya. Berdasarkan gejala tersebut, penyimpangan yang dialami dapat dikategorikan dalam beberapa jenis yaitu, Autisme, Down syndrome, dan ADHD.

Menurut penelitian yang dilakukan di Amerika Serikat, ditemukan 15% dari anak yang berusia 3-17 tahun mengalami penyimpangan tumbuh kembang pada tahun 2006–2008. (Boyle, et al., 2011). Di Indonesia sendiri tepatnya di Jakarta ditemukan sebanyak 57 anak dari 500 anak atau sebesar 11,9% anak yang mengalami kelainan tumbuh kembang (Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, 2010). Menurut (Gunawan, 2018), prevalensi autisme di Indonesia diprediksi mencapai 2,4 juta orang dari total penduduk Indonesia 237,5 juta orang dengan penambahan 500 orang pertahun, atau 2 kasus per 1000 atau 10 kasus per 1000 penduduk. Pada kasus down syndrome di Indonesia, terdapat sebanyak 1.107 anak yang mengalami down syndrome pada tahun 2016 (Mulya, 2019). Kemudian, untuk kasus ADHD di Indonesia sendiri belum memiliki jumlah statistik yang pasti, akan tetapi untuk daerah Jakarta ditemukan sebesar 26,2% jumlah kasus anak yang mengalami ADHD (Saputro, 2009).

Berdasarkan data tersebut, banyaknya jumlah pasien yang menderita penyimpangan ini ternyata tidak sebanding dengan jumlah dokter yang tersedia, sehingga mengakibatkan para dokter mengalami kesulitan karena membutuhkan waktu yang lama dalam mendiagnosis pasien, hal ini tentunya dapat menjadi masalah untuk para dokter. Rawannya kesalahan dalam mendiagnosis juga dapat menjadi masalah karena akan memengaruhi gangguan perkembangan pada pasien. Kemudian, subjektivitas yang dimiliki para dokter dalam proses pengambilan keputusan dapat mengakibatkan kerancuan. Berdasarkan hal tersebut dibutuhkan suatu sistem yang dapat mempermudah dokter dalam melakukan diagnosis. Sehingga dibuatlah sistem “Klasifikasi Penyimpangan Tumbuh Kembang pada anak” agar mempermudah dokter dan mempercepat proses diagnosis pada pasien.

Untuk melengkapi penelitian ini, digunakan algoritme C5.0 untuk proses perhitungannya.

Pada penelitian sebelumnya yang dengan menggunakan algoritme C5.0 didapatkan hasil akurasi sebesar 84,49% untuk akurasi buy dan 83,69% untuk akurasi sell pada peramalan pasar forex (Wirdhaningsih, 2013). Dan pada penelitian lain mengenai kredit evaluasi individu di Bank menggunakan algoritme C5.0 diperoleh akurasi sebesar 85,36% (Lin & Zhang, 2009).

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Penyimpangan Tumbuh Kembang Anak

Penyimpangan tumbuh kembang merupakan suatu proses atau tahapan pertumbuhan dan perkembangan yang tidak sesuai dengan standar normal atau fase-fase pada usianya. Standar seorang anak dikatakan normal adalah ketika anak mengalami fase normal pada usianya. Untuk menentukan apakah seorang anak mengalami penyimpangan tumbuh kembang bisa diukur menggunakan kriteria seperti usia. Dengan usia, anak tersebut akan diketahui fungsi kognitif, motorik, sosial dan emosinya apakah sesuai dengan fase-fase perkembangannya. Contoh, terdapat anak yang mengalami keterlambatan dalam berbicara, ada juga anak yang mengalami masalah sukar berinteraksi dengan orang lain, dan ada anak yang lebih suka menyendiri dll. Penyimpangan tumbuh kembang anak terbagi menjadi beberapa jenis, yaitu:

#### 2.1.1 Autisme

*Autisme* merupakan gangguan yang disebabkan oleh kelainan pada perkembangan saraf (otak) sehingga perkembangannya terganggu dan tidak optimal. Autisme adalah gejala menutup diri sendiri dari lingkungan secara total, dan tidak mau berhubungan dengan dunia luar karena memiliki keasyikan ekstrim dengan fikiran dan fantasi (Kartini, Kartono, & Dali, 2000). Umumnya penderita *autisme* sulit untuk berkomunikasi dan berinteraksi sosial. Penderita autisme cenderung lebih memilih menyendiri dan asik akan dunianya, hal ini dikarenakan sang anak memiliki rasa tidak mampu aktif terhadap keadaan sosialnya (berinteraksi). Ciri-ciri umum dari penderita autisme adalah senang menyendiri, bersikap dingin sejak kecil seperti tidak memberikan respon seperti tersenyum, tidak menaruh perhatian terhadap lingkungan sekitar, tidak mau

atau sangat sedikit berbicara, hanya mau mengatakan ya atau tidak, atau ucapan-ucapan lain yang tidak jelas, memukul-mukul kepala atau gerakan-gerakan aneh lain, kadang-kadang terampil memanipulasikan obyek, namun sulit menangkap (Supratiknya, 1995).

### 2.1.2 Down Syndrome

*Down Syndrome* merupakan salah satu jenis penyimpangan tumbuh kembang yang mengakibatkan kondisi sang pasien mengalami keterlambatan pada perkembangannya. Para ahli menyebutkan faktor paling umum yang menyebabkan terjadinya penyimpangan tumbuh kembang ini adalah faktor genetik atau keturunan. Adanya kelainan gen pada susunan kromosom menyebabkan hal tersebut dapat terjadi, umumnya jumlah kromosom adalah 46 pada setiap sel yaitu 23 pasang yang diwarisi dari ibu dan ayah. Namun penderita *down syndrome* memiliki 47 kromosom, karena terjadinya penambahan kromosom 21 yang berjumlah 3 buah. Penyebab terjadinya penyimpangan kromosom ini kemungkinan berhubungan dengan usia orangtua, semakin tua usia seseorang maka kemungkinan terjadi penyimpangan semakin besar. Usia yang beresiko terjadi penyimpangan kromosom adalah wanita 45 tahun dan pria 50 tahun (Abroms & Jossey, 1981).

### 2.1.3 ADHD (*Attention Deficit Hyperactivity Disorder*)

ADHD (*Attention Deficit Hyperactivity Disorder*) merupakan gangguan tumbuh kembang anak yang mengakibatkan sang anak mengalami kesulitan dalam berkonsentrasi sehingga membuat sang anak terlihat lebih aktif dibandingkan anak lainnya. Gangguan ini juga menyebabkan kesulitan dalam memusatkan perhatian, hiperaktif dan impulsif yang mana akan mengganggu kehidupan pada cakupan yang luas pada anak. Penderita adhd biasanya cenderung lebih aktif atau mengalami perilaku yang berlebihan sehingga biasa disebut anak yang tidak bisa diam (*hyperactivity*). Penyebab ADHD adalah faktor genetik, Ibu perokok aktif dan mengkonsumsi alkohol mempunyai kesempatan yang lebih besar dalam melahirkan anak ADHD.

### 2.1.4 Algoritme C5.0

Algoritma C5.0 merupakan salah satu algoritma data mining yang khususnya

diterapkan pada decision tree. C5.0 merupakan penyempurnaan dari metode sebelumnya yaitu ID3 dan C4.5 yang dibentuk oleh Ross Quinlan pada tahun 1987. Algoritma ini nantinya akan memilih atribut berdasarkan *gain ratio* tertinggi. Atribut yang memiliki *gain ratio* tertinggi akan dipilih sebagai *parent* pada node selanjutnya (Ernawati, 2008). Untuk mendapatkan *gain ratio*, langkah-langkah yang harus dilakukan adalah menghitung nilai *entropy*, *information gain* kemudian *gain ratio*. Rumus *entropy* keseluruhan sample dapat dilihat pada persamaan 1 dibawah ini.

$$I(s_1, s_2, \dots, s_m) = -\sum_{i=1}^m p_i \log_2(p_i) \quad (1)$$

Keterangan:

$S$  = himpunan kasus  
 $m$  = jumlah sample  
 $P_i$  = proporsi kelas

Kemudian perhitungan nilai *entropy* per-atribut dapat dilihat pada persamaan 2 berikut.

$$E(A) = \sum_{j=i}^y \frac{s_{1j} + \dots + s_{mj}}{s} I(S_{1j}, \dots, S_{mj}) \quad (2)$$

Keterangan:

$\frac{s_{1j} + \dots + s_{mj}}{s}$  = jumlah subset  $j$  yang dibagi dengan jumlah sample  $S$ .

Rumus menghitung *information gain* terdapat pada persamaan 3 dibawah ini.

$$Gain(A) = I(S_1, S_2, \dots, S_m) - E(A) \quad (3)$$

Keterangan:

$A$  = atribut  
 $S$  = himpunan kasus

Perhitungan dari *entropy* hingga *information gain* merupakan bagian dari C4.5, yang berbeda dari C5.0 adalah terdapat proses *boosting*, dan *voting* yang nantinya akan digunakan untuk menentukan kelas berdasarkan hasil perhitungan kombinasi dari beberapa *tree*. Perhitungan berikut dilakukan setelah mencari nilai *entropy*, dan *information gain*. Berikut langkah-langkahnya:

1. Menetapkan jumlah *trial* ( $T$ )
2. Menghitung nilai bobot awal ( $W$ ), dengan persamaan 4:

$$\omega_i^t = \frac{1}{n} \quad (4)$$

Keterangan:

$\omega_i^t$  :Bobot *sample* *i* pada *trial* *t*

*n* :Jumlah seluruh *sample*

- Menghitung nilai normalisasi bobot pada setiap *sample* dengan persamaan sebagai berikut:

$$P_i^t = \frac{\omega_i^t}{\sum_{i=0}^n (\omega_i^t)} \quad (5)$$

Keterangan:

$P_i^t$  :Bobot *sample* ke-*i* pada *trial* *t* yang sudah ternormalisasi

$\omega_i^t$  :Bobot *sample* ke-*i* pada *trial* *t*

*n* :Jumlah seluruh *sample*

- Menentukan  $P_i^t$  yang dihasilkan pada *tree* ( $C^*$ ) untuk disesuaikan pada nilai bobot pada setiap *sample*.
- Menghitung nilai *error rate*, pada persamaan sebagai berikut:

$$\epsilon^t = \sum_{i=0}^n (P_i^t \theta_i^t) \quad (6)$$

Keterangan:

$\epsilon^t$  :*Error rate decision tree* pada *trial* ke-*t*

*n* :Jumlah seluruh *sample*

$P_i^t$  :Bobot *sample* ke-*i* pada *trial* ke-*t* yang sudah ternormalisasi

$\theta_i^t$  :Fungsi indikator *sample* ke-*i* pada *trial* ke-*t*

- Jika  $\epsilon^t > 0,5$ , percobaan diakhiri dan  $\epsilon^t = 0$ , percobaan dihentikan; jika  $0 < \epsilon^t < 0,5$ , lanjutkan ke langkah 7.
- Menghitung nilai beta ( $\beta^t$ ) dengan rumus:

$$\beta^t = \frac{\epsilon^t}{(1-\epsilon^t)} \quad (7)$$

Keterangan:

$\beta^t$  :Faktor yang mempengaruhi nilai bobot

$\epsilon^t$  :*Error rate decision tree* pada *trial* ke-*t*

- Sesuaikan bobot sesuai dengan tingkat kesalahan, yaitu

$$\omega_{i,t+1} \begin{cases} \omega_i^t \beta^t, & \text{hasil klasifikasi benar} \\ \omega_i^t, & \text{hasil klasifikasi salah} \end{cases}$$

- Jika  $t = T$ , percobaan diakhiri. Jika tidak, atur  $t = T + 1$  dan lanjutkan ke langkah 2 untuk memulai percobaan berikutnya.

Setelah dari proses perhitungan dilakukan, langkah selanjutnya mendapatkan nilai

$C(1,2,3,..T)$  pada setiap *tree*. Kemudian melakukan pemvotingan dengan cara menghitung kombinasi dari nilai  $C(1,2,3,..T)$  untuk mendapatkan nilai  $C^*$ . Hasil dari voting inilah yang nantinya akan digunakan untuk menentukan *final class* pada setiap *sample* dengan memilih kelas yang memiliki nilai  $C^*$  tertinggi. Berikut persamaannya:

$$C^* = \sum_{t=1}^T (1/\beta^t) C^t \quad (8)$$

Keterangan:

$C^*$  = voting final kelas

$\beta^t$  :Faktor yang mempengaruhi nilai bobot

### 3. METODOLOGI

Sistem yang akan dibangun nantinya akan mengklasifikasikan jenis penyimpangan tumbuh kembang berdasarkan gejala yang dialami pasien. Berdasarkan jenis penyimpangan yang telah disebutkan sebelumnya, jenis yang akan diklasifikasikan pada sistem berupa autisme, down syndrome dan ADHD.

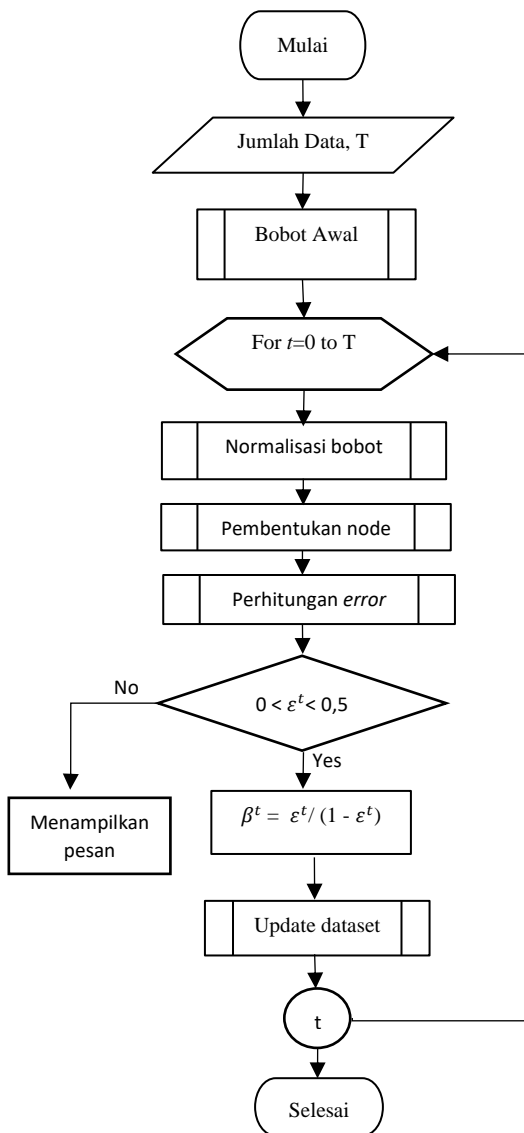
#### 3.1 Pengumpulan Data

Data yang digunakan pada penelitian ini diperoleh dari seorang pakar yaitu Bapak Suyanto, S.Psi., M.Psi., dari House of Fatima, Sekolah Luar Biasa (SLB) dan Taman Kanak-Kanak Luar Biasa (TK-LB). Data pasien sebanyak 90 data yang terdiri dari 23 data pasien autisme, 36 down syndrome, dan 31 data pasien ADHD. Kemudian jumlah data training yang digunakan sebanyak 72 data dan 18 data uji, hal ini berdasarkan perbandingan 80:20. Pada jumlah data training yang digunakan terbagi menjadi 18 data autisme, 25 data down syndrome, dan 29 data adhd, sedangkan untuk data uji terbagi menjadi 5 data autisme, 6 data down syndrome dan 7 data adhd. Gejala yang digunakan dalam penelitian ini sebanyak 38 gejala, gejala kemudian dikonversikan menjadi biner 0 untuk No dan 1 untuk Yes apabila pasien mengalami gejala penyimpangan tersebut.

#### 3.2 Proses Decision Tree C5.0

Pada proses Decision Tree, langkah pertama yang dilakukan adalah mengambil dataset. Kemudian dilakukan proses boosting yang didalamnya terdapat proses pembentukan tree sebanyak nilai T yang telah dimasukkan sebelumnya. Gambar 1 menjelaskan tahapan

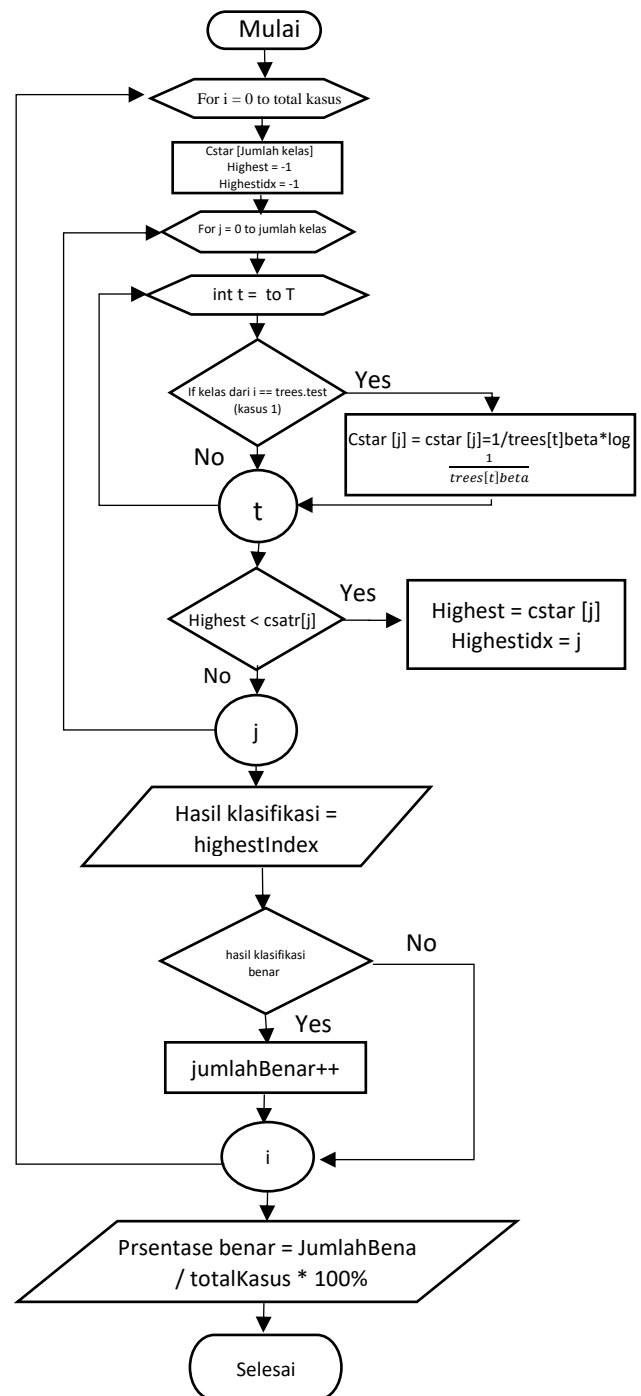
proses Decision Tree C5.0.



Gambar 1. Diagram alir algoritme C5.0

### 3.3 Proses Voting dan Pengujian

Pengujian dilakukan untuk memastikan apakah hasil yang didapatkan sesuai dengan perhitungan manual yang telah dilakukan sebelumnya. Pengujian juga dilakukan untuk melihat seberapa tinggi tingkat akurasi yang diperoleh. Langkah yang dilakukan untuk melakukan pengujian adalah mencari nilai  $c^*$  pada setiap tree kemudian dibandingkan dengan data testing yang telah ada, apakah hasilnya sesuai atau tidak. Kemudian dilakukan proses perhitungan nilai akurasi untuk mendapatkan presentase dari jumlah data yang sesuai tersebut.



Gambar 2. Diagram alir proses voting dan pengujian

## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

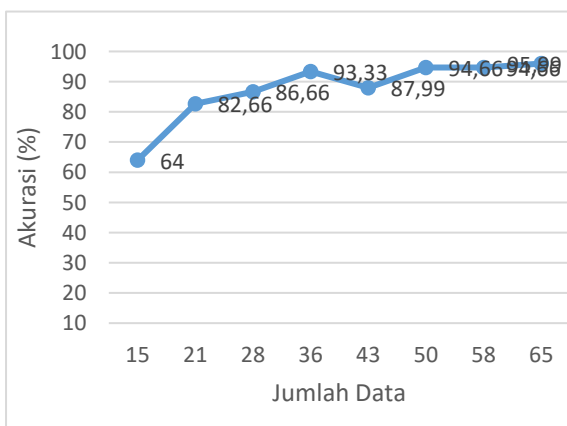
### 4.1 Pengujian Jumlah Data Training

Berdasarkan hasil pengujian jumlah data training yang telah dilakukan, dapat diketahui bahwa pada percobaan pertama yaitu sebanyak 15 data diketahui memiliki tingkat akurasi yang cukup rendah dibandingkan dengan percobaan

yang lain yaitu sebesar 64%, sedangkan tingkat akurasi tertinggi pada pengujian jumlah data memiliki nilai 95,99% dengan jumlah data sebanyak 65 data. Nilai akurasi rata-rata mengalami kenaikan, walaupun pada data ke-5 dapat kita lihat sedang mengalami penurunan. Nilai rata-rata akurasi juga terbilang tidak stabil, hal ini disebabkan karena pengujian data training akan melakukan pengacakan terhadap datasetnya sehingga nilai akan terus berubah-ubah. Pengacakan dilakukan untuk mencari nilai dataset yang menghasilkan nilai akurasi yang optimal. Berikut hasil pengujian jumlah data training dapat kita lihat pada Tabel 1 dan Gambar 3.

**Tabel 1. Hasil Pengujian Jumlah Data Training**

No	Jumlah data	Percobaan ke-i					Rata-rata nilai akurasi(%)
		1	2	3	4	5	
1	15	33,33%	66,67%	86,67%	73,33%	60%	64%
2	21	73,33%	86,67%	100%	93,33%	60%	82,66%
3	28	100%	100%	93,33%	66,67%	73,33%	86,66%
4	36	93,33%	73,33%	100%	100%	100%	93,33%
5	43	93,33%	93,33%	100%	93,33%	100%	95,99%
6	50	100%	86,67%	86,67%	100%	100%	94,66%
7	58	80%	100%	100%	93,33%	100%	94,66%
8	65	93,33%	93,33%	100%	93,33%	100%	95,99%



**Gambar 3. Pengujian Jumlah data training**

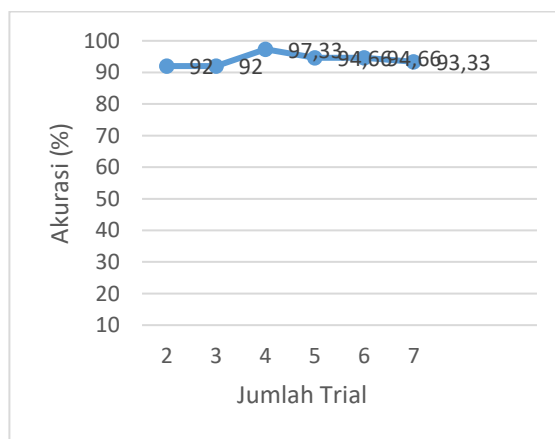
**4.2 Pengujian Jumlah Trial**

Pada pengujian jumlah *trial* dapat dilihat bahwa tidak terjadi perubahan signifikan pada tingkat akurasi. Tingkat akurasi tertinggi terletak pada *trial* 4, yaitu sebesar 97,33%. Hasil yang di dapatkan dari pengujian jumlah *trial* cenderung memiliki nilai yang lebih besar dibandingkan dengan pengujian jumlah data. Hal ini dikarenakan *trial* membuat peluang *tree* untuk mendapatkan nilai yang optimal lebih

banyak dibanding pengujian jumlah data yang hanya memerlukan 1 kali perhitungan *tree*. Berikut hasil pengujian jumlah *trial* pada Tabel 2 dan Gambar 4.

**Tabel 2. Hasil Pengujian Jumlah Trial**

No	Jumlah data	Percobaan ke-i					Rata-rata nilai akurasi(%)
		1	2	3	4	5	
1	2	93,33%	86,67%	93,33%	100%	86,67%	92%
2	3	93,33%	86,67%	100%	93,33%	86,67%	92%
3	4	100%	100%	93,33%	100%	93,33%	97,33%
4	5	100%	93,33%	100%	93,33%	86,67%	94,66%
5	6	93,33%	93,33%	100%	100%	86,67%	94,66%
6	7	100%	100%	86,67%	93,33%	86,67%	93,33%
7	2	93,33%	86,67%	93,33%	100%	86,67%	92%
8	3	93,33%	86,67%	100%	93,33%	86,67%	92%



**Gambar 4. Pengujian Jumlah trial**

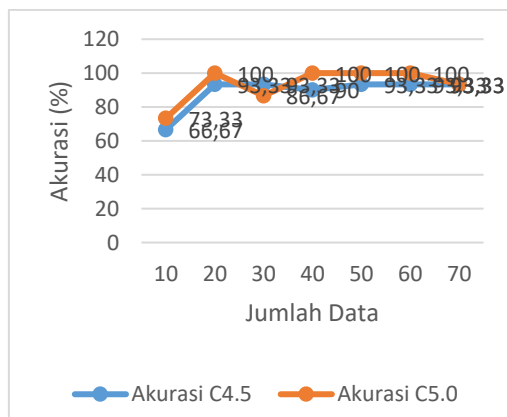
**4.3 Pengujian Perbandingan algoritme C4.5 dan C5.0**

Pada pengujian kali ini dilakukan perbandingan antara algoritme C4.5 dan C5.0. Yang dimaksud dengan perbandingan algoritme C4.5 dan C5.0 adalah perbandingan dengan menggunakan *boosting* dan tanpa *boosting* dengan jumlah data yang sama. Perhitungan *boosting* akan dilakukan ketika pengguna memasukan jumlah *trial* pada program. Seperti yang diketahui pada gambar di atas algoritme C5.0 memiliki rata-rata tingkat akurasi yang lebih tinggi dari C4.5 yaitu sebesar 93,33% berbeda dengan algoritme C4.5 yang hanya sebesar 87,61%. Hal ini dikarenakan *boosting* melakukan iterasi sebanyak jumlah *trial* yang dimasukkan sehingga akan memiliki beberapa kombinasi *tree*. Kombinasi dari beberapa *tree* tersebut berpeluang untuk mendapatkan hasil akurasi yang optimal. Sedangkan, algoritme C4.5 hanya melakukan satu kali proses pembentukan *tree*, sehingga nilai akurasi yang dihasilkan lebih rendah dari algoritme C5.0.

Sehingga dapat disimpulkan bahwa pengujian yang dilakukan dengan menggunakan *boosting* lebih tinggi dibanding dengan tidak menggunakan *boosting*. Berikut hasil pengujian perbandingan algoritma C4.5 dan C5.0 pada Tabel 3 dan Gambar 5.

**Tabel 3.** Hasil Pengujian Perbandingan Algoritma C4.5 dan C5.0

No	Jumlah data	C4.5	C5.0
1	10	66,67%	73,33%
2	20	93,33%	100%
3	30	93,33%	86,67%
4	40	80%	100%
5	50	93,33%	100%
6	60	93,33%	100%
7	70	93,33%	93,33%
Rata-rata akurasi		87,61%	93,33%



**Gambar 4.** Pengujian Perbandingan Algoritma C4.5 dan C5.0

### 5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan yang telah dilakukan pada penelitian ini, maka dapat disimpulkan bahwa implementasi algoritma C5.0 pada klasifikasi penyimpangan tumbuh kembang anak dapat diterapkan sebagai berikut; data yang digunakan sebanyak 90 data pasien yang terdiri dari 23 pasien autisme, 36 pasien down syndrome dan 31 pasien ADHD. Jumlah gejala yang digunakan sebanyak 38 gejala yang dikonversi menjadi biner, 0 untuk No dan 1 untuk Yes apabila pasien mengalami gejala tersebut atau tidak. Kemudian jumlah data yang digunakan sebagai data training sebanyak 72 data dan 18 untuk data uji, pembagian ini berdasarkan 80:20 data. Setelah itu dilakukan perhitungan, meliputi; perhitungan nilai *entropy*, *information gain*, *boosting*, dan *voting*. Pengujian tingkat akurasi yang digunakan adalah pengujian jumlah data, jumlah trial dan

perbandingan C4.5 dan C5.0. Dari hasil penelitian, parameter yang berpengaruh pada nilai akurasi adalah penggunaan *boosting*, dan banyaknya jumlah data. Hasil akhir dari penelitian ini berupa klasifikasi jenis penyimpangan tumbuh kembang pasien, yang meliputi autisme, down syndrome, dan adhd.

Pada tahap pengujian dihasilkan akurasi tertinggi sebesar 100%, dan berdasarkan rata-rata nilai akurasi dari setiap pengujian dihasilkan akurasi sebesar 95,99% pada pengujian jumlah data training, 97,33% pada pengujian jumlah trial, dan perbandingan algoritma C4.5 dan C5.0 menghasilkan 93,33% untuk C5.0, sedangkan C4.5 menghasilkan 87,61%. Hal ini membuktikan bahwa C5.0 menghasilkan akurasi lebih baik dibanding C4.5. Beberapa faktor yang memengaruhi tingkat akurasi adalah penggunaan *boosting* pada C5.0 dapat memberikan nilai akurasi yang lebih baik, dan semakin banyak jumlah data training yang digunakan maka semakin baik nilai akurasi yang diperoleh.

### 6. DAFTAR PUSTAKA

Abroms, & Jossey, B. (1981). Genetics and Exceptional Children.

Boyle, C. A., Boulet, S., Schieve, L. A., Cohen, R. A., Blumberg, S. J., Yeargin-Allsopp, M., . . . Kogan, M. D. (2011). Trends in the Prevalence of Developmental Disabilities in US Children, 1997-2008. *Pediatrics*, 127;1034.

Ernawati, I. (2008). Algoritma C5.0 Dan K-Nearest Neighbor. *Skripsi. Bogor : Institut Pertanian Bogor.* .

Gunawan, I. (2018). *Tren Penderita Autisme Meningkat*. Jakarta: Harian Nasional.

Kartini, Kartono, & Dali, G. (2000). "Kamus Psikologi". *Bandung: Pionir Jaya*.

Kementerian Kesehatan Republik Indonesia. (2010, 07 19). *11,9% Anak yang Mengikuti SDIDTK Mengalami Kelainan Tumbuh Kembang*. Retrieved from Kementerian Kesehatan Republik Indonesia: <https://www.depkes.go.id/development/site/jkn/index.php?view=print&cid=1141&id=119%-anak-yang-mengikuti-sdidtk-mengalami-kelainan-tumbuh-kembang>

Lin, P. S., & Zhang, G. J. (2009). C5.0 Classification Algorithm and Application on Individual Credit

- Evaluation of Banks. *Systems Engineering - Theory & Practice*, 29(12).
- Mulya, D. (2019, 5 8). *Antara Fakta dan harapan Sindrom Down Edisi 2019*. Retrieved from Kementerian Kesehatan Republik Indonesia: <https://www.kemkes.go.id/folder/view/01/structure-publikasi-data-pusat-data-dan-informasi.html>
- Saputro, D. (2009). *ADHD (Attention Deficit/Hyperactivity Disoreder)*. Jakarta: Sagung Seto.
- Supratiknya, A. (1995). *Tinjauan Psikologi Komunikasi Antar Pribadi*. Yogyakarta: Kanisius.
- Wirdhaningsih, K. P. (2013). Penerapan Algoritma Decision tree C5.0 untuk Peramalan Forex. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 2, 8.