

Deteksi Autisme pada Anak Menggunakan Metode *Modified K-Nearest Neighbor* (MKNN)

Zahra Swastika Putri¹, Rekyan Regasari Mardi Putri², Indriati³

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya
Email: ¹zahrara0502@gmail.com, ²rekyan.rmp@ub.ac.id, ³indriati.tif@ub.ac.id

Abstrak

Autisme merupakan gangguan tumbuh kembang anak terkait gangguan komunikasi, kognisi, aktivitas imajinasi dan interaksi sosial. Gangguan tersebut banyak yang tidak menyadarinya hingga anak berusia 3-7 tahun. Keterlambatan, kesalahan akibat kemiripan gejala dalam mendeteksi, dan kurangnya pengetahuan serta pengalaman mengenai autisme menyebabkan ketidaktepatan penanganan dan memicu peningkatan jumlah penderita autisme. Identifikasi autisme dibedakan ke dalam autisme berat, autisme sedang, autisme ringan, dan tidak terdeteksi autisme. Metode *Modified K-Nearest Neighbor* (MKNN) merupakan pengembangan metode konvensional KNN. Proses modifikasi pada MKNN dilakukan dengan menambahkan proses validitas data latih dan proses *weight voting* agar dapat menguatkan ketetanggaan data training dan menguatkan hasil kinerja metode. Berdasarkan hasil pengujian pengaruh nilai k didapatkan akurasi tertinggi sebesar 83.33% menggunakan *dissimilarity measure*. Pada pengujian komposisi keseimbangan data latih didapatkan akurasi tertinggi sebesar 90% menggunakan *euclidean distance*. Pada pengujian jumlah data latih rata-rata akurasi tertinggi sebesar 79.17%. Pada pengujian variasi data latih didapatkan akurasi tertinggi sebesar 83.33% menggunakan *dissimilarity measure*. Berdasarkan hasil akurasi pengujian tersebut, menunjukkan bahwa deteksi autisme pada anak menggunakan metode MKNN memiliki tingkat akurasi yang cukup baik dan mampu melakukan klasifikasi deteksi gejala autisme berdasarkan masukan gejala yang dirasakan pengguna.

Kata kunci: *klasifikasi, deteksi autisme, metode MKNN.*

Abstract

Autism is a childhood and developmental disorder that characterized by lack of communication, cognition, imagination and social interaction activities. Many people didn't recognize the symptoms of autism disorder until the first three or seven years of life. Delay, similarities of symptoms and lack of knowledge about autism cause imprecision treatment handling, and increased number of sufferers. Identification of autism differentiated into severe autism, moderate autism, mild autism and non-autism. Modified K-Nearest Neighbor (MKNN) method is a method that enhancing performance of conventional K-Nearest Neighbor method. There're validity of the train data process and weight voting process to robust neighbors of training dataset and strengthen the performance results. Based on variant value of k testing obtained 83.33% accuracy at dissimilarity measure. Based on composition of balance training data testing obtained 90% accuracy at euclidean distance. Based on amount of training data testing obtained 79.17% average accuracy. Based on variation of training data testing obtained 83.33% accuracy at dissimilarity measure. Based on results of such testing accuracy, pointed out that the detection of children's autism using MKNN method have a pretty good degree of accuracy and capable to classify and detection the autism symptoms based on perceived symptoms user input.

Keywords: *classification, autism detection, MKNN method.*

1. PENDAHULUAN

Autisme merupakan gangguan pada anak

berkebutuhan khusus yang mengalami masalah perkembangan mental, gangguan komunikasi, kognisi, aktivitas imajinasi dan interaksi sosial..

Gangguan autisme biasanya tampak pada anak sebelum usia 3 tahun. Namun, banyak orang tua yang tidak menyadari kemunculan gejala tersebut hingga anak berusia kira-kira 4-7 tahun.

Autisme merupakan salah satu gangguan perkembangan yang sering salah teridentifikasi atau tertukar dengan gangguan perkembangan lainnya. Autisme sering tertukar dengan gangguan perkembangan lain seperti *Attention Deficit Hyperactivity Disorder* (ADHD), tunagrahita berat atau bahkan gangguan pendengaran (YPAC, 2010). Kecepatan dan ketepatan sangat dibutuhkan agar dampak yang kurang baik bagi sang anak, dapat terkontrol. Kurangnya pengetahuan dan pengalaman mengakibatkan peningkatan jumlah penderita.

Pengetahuan dan pengalaman diperlukan untuk melakukan identifikasi dan *asesmen* secara tepat. Identifikasi tersebut perlu dilakukan secara kontinyu untuk mengetahui bagaimana perilaku sang anak ketika dihadapan seorang psikolog, dan dihadapan orang terdekatnya dalam kehidupan sehari-hari. Ketika seorang anak dibawa ke psikolog, tidak sedikit penderita yang cenderung menangis, berontak, dan menyembunyikan perilaku yang selama ini ia lakukan setiap hari yang berkaitan dengan kemungkinan gejala autisme. Kemiripan gejala autisme dengan gangguan tumbuh kembang anak yang lain menambah tingkat kekompleksan dalam pendeteksian. Tidak menutup kemungkinan bahwa gejala tersebut muncul akibat dari kesalahan pola asuh anak, dan kesalahan interpretasi orang tua memaknai gejala yang ditimbulkan sang anak.

Untuk mengurangi kesalahan deteksi, mengurangi tingkat keterlambatan dalam diagnosis, membantu memberikan rekomendasi, dan untuk mempermudah model diagnosis yang mampu mengevaluasi keseluruhan hambatan dan kesulitan yang dialami seorang anak, maka dibutuhkan adanya sebuah sistem yang mampu mengadopsi pengetahuan pakar dalam mendeteksi autisme dengan lebih sederhana dan tepat. Untuk penerapannya, dapat dilakukan dengan berdasarkan metode Sistem Pakar. Dalam perkembangannya, metode sistem pakar juga dapat diselesaikan menggunakan penerapan teknik data mining metode klasifikasi. Metode klasifikasi dapat melakukan pembelajaran dengan memetakan suatu item data ke dalam kelas berdasarkan kelas data yang telah didefinisikan sebelumnya (Agarwal, 2013).

Sebagai pendukung proses olah data pada sistem, penulis memutuskan menggunakan metode *Modified K-Nearest Neighbor* (MKNN). Metode MKNN merupakan pengembangan metode konvensional KNN. Proses modifikasi pada MKNN dilakukan dengan menambahkan proses validitas data latih dan proses *weight voting*. Dengan adanya proses validitas dan *weight voting* dapat menguatkan ketetapan yang ada pada data training serta menguatkan hasil kinerja metode tersebut (Parvin, et al., 2009). Proses MKNN diharapkan mampu menghasilkan akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan menggunakan metode konvensional KNN.

Berdasarkan paparan di atas, penulis tertarik untuk mengimplementasikan deteksi dini autisme melalui penelitian dengan judul "*Deteksi Autisme Pada Anak Menggunakan Metode Modified K-Nearest Neighbor*" berdasarkan kemunculan gejala autisme yang berkaitan dengan gangguan sosial, komunikasi, sensorik, perilaku dan pola bermain. Jawaban dari setiap pertanyaan gejala kemudian dijadikan sebagai masukan sistem untuk mendeteksi autisme (autisme ringan, autisme sedang, autisme berat atau tidak terdeteksi autisme). Penggunaan metode MKNN diharapkan dapat menghasilkan nilai akurasi yang tinggi sebagai tanda bahwa sistem layak untuk digunakan.

2. PERSAMAAN MATEMATIKA

2.1. Autisme

Autisme berasal dari kata "*auto*" yang berarti sendiri. Istilah ini dipakai karena penderita autis umumnya lebih memilih untuk menyingkir dari segala bentuk interaksi sosial sehingga membuat mereka seolah hidup sendirian.

Autisme pada anak bukanlah gangguan motorik biasa. Autisme pada anak sangat mempengaruhi pola pikir dan tindakan, sehingga memberikan pengaruh pada masa depan anak dan tidak menutup kemungkinan menjadi abnormal selamanya jika dibiarkan tanpa mendapatkan terapi khusus (Qur'ania, et al., 2014).

2.2. Klasifikasi

Klasifikasi adalah proses penemuan model fungsi yang menggambarkan dan membedakan kelas data atau konsep yang bertujuan untuk

memprediksi kelas dari objek data yang tidak diketahui label/kelasnya dengan berdasarkan analisis terhadap sekumpulan data training yang diketahui label/kelasnya. (Han & Kamber, 2006).

2.3. K-Nearest Neighbor (KNN)

KNN merupakan metode yang digunakan untuk melakukan klasifikasi terhadap objek berdasarkan data pembelajaran yang jaraknya paling dekat (Han & Kamber, 2006). Untuk data dengan tipe *Interval-Scales Variables* jarak antar variabel data dapat dihitung dengan menggunakan persamaan *Manhattan Distance*, *Euclidean Distance*, atau *Minkowski Distance*. Namun, yang paling sering digunakan adalah *euclidean distance*. Rumus yang digunakan untuk menghitung *euclidean distance* ditunjukkan pada Persamaan (1) (Han & Kamber, 2006) (McCune & J.B. Grace, 2002).

$$d(i, j) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{in} - x_{jn})^2} \quad (1)$$

Dimana :

x_{in} = Fitur ke-n pada data ke-i dari data uji/testing.

x_{jn} = Fitur ke-n pada data ke-j dari data latihan/training.

$d(i, j)$ = Jarak antar data ke-i dan ke-j.

Variabel tipe data kategori dapat dihitung jarak antar variabel datanya dengan memperhitungkan rasio ketidaksamaannya dengan berdasarkan Persamaan (2) (Han & Kamber, 2006).

$$d(i, j) = \frac{p-m}{p} \quad (2)$$

Dimana :

p = total jumlah variabel kategori yang digunakan.

m = total jumlah variabel dengan jenis kategori yang sama antar dua data.

$d(i, j)$ = Jarak antar data ke-i dan ke-j.

2.4. Modified K-Nearest Neighbor (MKNN)

Pada metode ini, terdapat dua langkah modifikasi yang menjadikannya berbeda dengan metode KNN diantaranya yaitu (Parvin, et al., 2009):

1. Proses Validitas Data Latih

Pada ini diperlukan untuk mengetahui seberapa dekat dan seberapa besar ia berpengaruh terhadap data latih yang lain berdasarkan Persamaan (3) dan Persamaan (4). Sehingga diharapkan data latih yang akan

dibandingkan dengan data uji pada proses *weight voting* merupakan data latih yang memiliki kedekatan dengan data yang sedang diuji.

$$Validity(x) = \frac{1}{H} \sum_{i=1}^H S (lbl(x), lbl(N_i(x))) \quad (3)$$

Dimana :

H = Jumlah k titik terdekat

$lbl(x)$ = label / kelas data x

$lbl(N_i(x))$ = label kelas titik ke-i terdekat data x

$S(a, b)$ = hasil perhitungan kesamaan label kelas data x dengan data lain k-terdekatnya.

$$S(a, b) = \begin{cases} 1 & a = b \\ 0 & a \neq b \end{cases} \quad (4)$$

Dimana :

S = Similarity (kesamaan titik x dengan titik tetangga terdekatnya ke-i

a = kelas pada data latih (x_1)

b = kelas data selain data a

2. Proses *Weight Voting*

Hasil dari tahap *weight voting* digunakan untuk mengetahui label kelas data yang sedang diuji. Bila terdapat lebih dari satu kelas dalam dataset ketetapan i, maka nilai *weight voting* dalam satu label kelas yang sama dijumlahkan dan dibandingkan dengan *weight voting* label kelas yang berbeda. Kemudian label kelas dengan nilai *weight voting* terbesar digunakan sebagai hasil akhir label kelas data yang sedang diuji. Proses *weight voting* dihitung berdasarkan Persamaan (5)

$$W(i) = Validity(i) \frac{1}{d_e + 0.5} \quad (5)$$

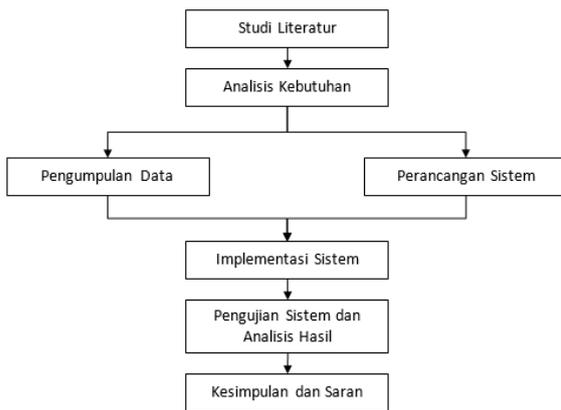
Dimana :

$Validity(i)$ = Hasil proses Validity data latih

d_e = jarak euclidean antar data latih dengan data uji

3. METODOLOGI

Pada bab ini berisi uraian dan penjelasan mengenai tahapan, teknik dan langkah-langkah yang akan dilakukan dalam penyusunan tugas akhir ini. Alur penelitian tugas akhir tersebut seperti tertera pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Metodologi Penelitian

4. PERANCANGAN

Pada tahap ini membahas mengenai perancangan sistem “Deteksi Autisme Pada Anak Menggunakan Metode *Modified K-Nearest Neighbor*”. Dalam merancang sistem dibutuhkan beberapa informasi pendukung diantaranya yaitu informasi mengenai data gejala, data pilihan jawaban dan proses deteksi sistem.

a. Data Gejala

Data gejala diperoleh dari hasil wawancara dengan pakar terkait gejala yang digunakan untuk pendeteksian. Pertanyaan gejala terdiri dari 38 pertanyaan terkait gangguan hambatan keterampilan sosial, hambatan keterampilan komunikasi/bahasa, hambatan perilaku, hambatan sensoris, dan hambatan pola bermain.

b. Data Pilihan Jawaban

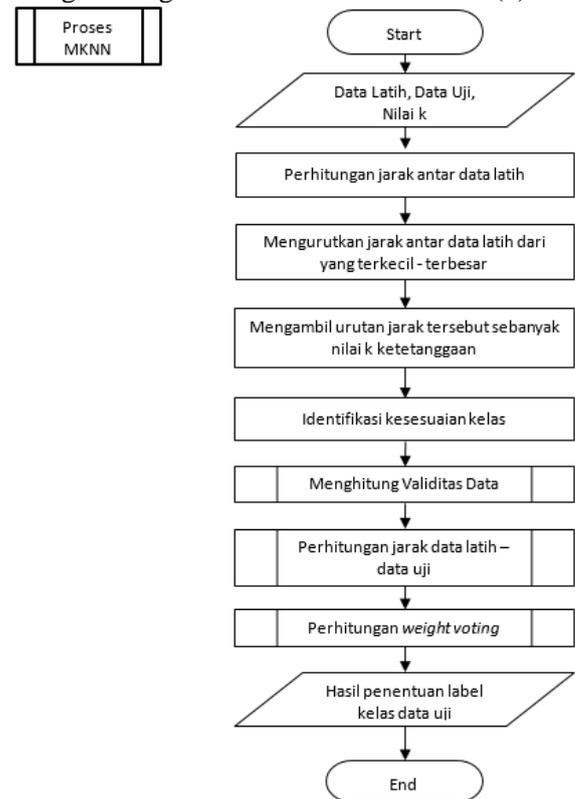
Nilai bobot didapatkan atas hasil konsultasi dengan pakar Bapak Suyanto. Perubahan/pemberian nilai dilakukan secara fleksibel, asalkan urutan intensitasnya dimulai dari sering, kadang-kadang, dan tidak pernah. Karena pada dasarnya selama ini pakar tidak menggunakan nilai tersebut untuk melakukan pendeteksian, Nilai tersebut untuk mempermudah sistem dalam melakukan pendeteksian dengan menggunakan persamaan *euclidean distance*. Untuk menghindari hasil proses dengan nilai yang terlalu kecil, maka dari ketiga pilihan jawaban tersebut dianggap memiliki total bobot 100 sehingga menghasilkan pertimbangan penilaian pilihan jawaban sebagai berikut :

- “**Sering**” dengan poin 50 terjadi ketika gejala tersebut selalu muncul ketika pengamatan secara dominan di setiap kegiatan anak dengan intensitas tinggi.

- “**Kadang-Kadang**” dengan poin 30 terjadi ketika gejala tersebut muncul di waktu-waktu tertentu saat pengamatan dengan intensitas yang tidak terlalu tinggi.
- “**Tidak Pernah**” dengan poin 20 terjadi ketika gejala tersebut tidak tampak, tidak teramati, dan tidak muncul selama pengamatan diakibatkan intensitas kemunculan yang sangat rendah.

c. Proses Deteksi Sistem

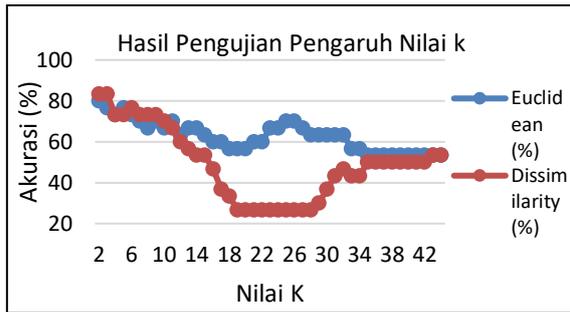
Seluruh data diberi dua pilihan akan diproses berdasarkan persamaan *euclidean distance* atau *dissimilarity measure*. Persamaan *euclidean distance* akan memproses data pilihan jawaban yang berupa data kategori menjadi data numerik dengan pemberian bobot dengan berdasarkan Persamaan (1). Persamaan *dissimilarity measure* akan memproses secara langsung data pilihan jawaban yang berupa data kategori dengan berdasarkan Persamaan (2).



Gambar 2. Diagram Proses MKNN

Tahapan dalam sistem meliputi :

- a. Menentukan nilai k
- b. Menghitung jarak antar data latih
- c. Mengurutkan jarak antar data latih dari yang terkecil hingga terbesar
- d. Mengambil urutan jarak antar data latih sebanyak nilai k
- e. Menghitung nilai kesamaan label kelas data x dengan data lain k-terdekatnya S(a,b).
- f. Menghitung nilai validitas data latih



Gambar 10. Hasil Pengujian Pengaruh Nilai K

Akurasi terbesar pada nilai $k=2$ sebesar 83.33% pada persamaan *dissimilarity measure*. Perubahan nilai k membuat nilai akurasi mengalami naik, turun dan pada rentang tertentu nilai akurasinya konstan dan semakin bernilai konstan ketika nilai $k \geq \frac{1}{2}$ data latih. Hal tersebut disebabkan oleh penambahan nilai k akan memengaruhi kesesuaian antar data latih, validitas data latih akan semakin rendah, dan akan semakin banyak perbandingan data pada penentuan kelas *weight voting*.

6.2. Pengujian Pengaruh Komposisi Keseimbangan Data Latih

Pengujian ini dilakukan terhadap data latih seimbang dan tidak seimbang untuk mengetahui pengaruhnya dengan menggunakan 40 data latih dan nilai $k=2$ pada setiap pengujian. Data uji yang digunakan merupakan data uji yang juga digunakan pada pengujian 6.1. Pada data latih seimbang jumlah masing-masing kelas autisme dibuat sama. Pada data latih tidak seimbang data latih dikondisikan dengan kondisi yang pertama jumlah data pada salah satu kelas autisme lebih banyak dari yang lain, kondisi kedua jumlah data kedua kelas autisme jumlahnya sama dan lebih tinggi dari yang lain. Hasil pengujian dan komposisi skenario seperti tertera pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Pengujian Pengaruh Komposisi Keseimbangan Data Latih

Komposisi	Uji Coba Ke-	Komposisi Tiap Kelas				Akurasi	
		k1	k2	k3	k4	E (%)	D (%)
Seimbang	1	10	10	10	10	90	80
	2	14	7	9	10	80	73.33
Tidak Seimbang	3	10	14	7	9	83.33	76.67
	4	9	10	14	7	80	83.33
	5	7	9	10	14	86.67	76.67
	6	13	13	7	7	76.67	80

	7	7	7	13	13	76.67	76.67
	8	13	7	13	7	73.33	73.33
	9	7	13	7	13	80	80
	10	7	13	13	7	83.33	80
	11	13	7	7	13	66.67	73.33

Akurasi tertinggi sebesar 90% pada persamaan *euclidean distance* data latih komposisi seimbang. Komposisi tidak seimbang akurasinya lebih rendah karena terdapat sebaran data latih yang tidak merata dari tiap masing-masing kelas. Sehingga membuat suatu kelas data latih lebih dominan dibanding kelas data latih yang lain dan dominasi tersebut dapat mengakibatkan kesalahan sistem dalam menentukan suatu kelas data uji sebagai kelas dengan data yang lebih banyak dan lebih dominan.

6.3. Pengujian Pengaruh Jumlah Data Latih

Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui pengaruh data latih dalam penentuan deteksi autisme. Pengujian dilakukan dengan menggunakan data latih sebanyak 20, 40, dan 56 dengan nilai $k=2$ dan data uji yang digunakan pada pengujian 6.1 dan 6.2. Setiap terjadi kenaikan jumlah data yang digunakan, kenaikan penggunaan data tersebut dilakukan dengan hanya menambahkan jumlah data yang dibutuhkan berdasarkan data terendah sebelumnya. Pada uji coba ke-1, ke-3 dan ke-5 menggunakan jumlah data yang sama tiap kelas autismenya. Dan pada uji coba ke-2, ke-4 dan ke-6 menggunakan jumlah data dengan rasio perbandingan 3:2:4:1. Hasil pengujian dan skenario pengujian jumlah data latih seperti tertera pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Pengujian Pengaruh Jumlah Data Latih

Uji Coba Ke-	Jumlah Data Latih				Total Data	Akurasi	
	k1	k2	k3	k4		E (%)	D (%)
1	5	5	5	5	20	70	73.33
2	6	4	8	2		60	63.33
3	10	10	10	10	40	83.33	80
4	12	8	16	4		73.33	76.67
5	14	14	14	14	56	80	83.33
6	17	12	21	6		73.33	80

Nilai akurasi tertinggi sebesar 83.33% pada 56 data latih dan 30 data uji persamaan *dissimilarity* seimbang. Baik pada komposisi

seimbang maupun tidak seimbang, menunjukkan peningkatan hasil akurasi ketika data latih yang digunakan lebih banyak dibandingkan pengujian sebelumnya. Hal tersebut disebabkan karena semakin banyak data latih yang digunakan maka akan semakin banyak rentang dan variasi data yang dilatihkan ke sistem, sehingga sistem dapat mengenali lebih banyak jenis pola data.

6.4. Pengujian Variasi Data Latih

Pengujian ini untuk mengetahui pengaruh penggunaan data latih yang berbeda beda dalam penentuan deteksi autisme. Data latih yang digunakan sebanyak 40, dan dikondisikan agar dari setiap pengujian menggunakan data yang beragam dan acak dari setiap kelasnya dengan nilai $k=2$, dan data uji yang digunakan pada pengujian 6.1, 6.2 dan 6.3. Hasil pengujian seperti tertera pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Pengujian Pengaruh Variasi Data Latih

Nilai K	Variasi Ke-	Akurasi	
		Euclidean (%)	Dissimilarity (%)
2	1	73.33	80
	2	76.67	80
	3	80	83.33
	4	76.67	80
	5	80	76.67

Akurasi tertinggi pada uji coba variasi ke-3 sebesar 83.33% pada persamaan *dissimilarity measure*. Perbedaan hasil akurasi disebabkan penggunaan data latih yang berbeda-beda sehingga kesesuaian hasil yang dihasilkan berbeda-beda pula. Ada kalanya dalam uji coba menggunakan data yang tepat dan mirip dengan data yang sedang diuji sehingga dapat menghasilkan nilai akurasi yang lebih tinggi dibanding pengujian yang lain dan sebaliknya.

7. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian ini, metode *Modified K-Nearest Neighbor (MKNN)* telah mampu mendeteksi autisme dengan berdasarkan 38 pertanyaan gejala dan 3 pilihan jawaban (sering, kadang-kadang, dan tidak pernah). Dengan menggunakan bahasa pemrograman PHP dan penerapan basis data MySQL. Sistem dapat mendeteksi autisme berat, autisme sedang, autisme ringan, dan tidak terdeteksi autisme. Perubahan variabel pengujian memberikan pengaruh terhadap hasil

akurasi penentuan kelas data uji dengan hasil sebagai berikut: Pengujian nilai k menghasilkan nilai akurasi sebesar 83.33% menggunakan *Dissimilarity Measure* ketika nilai $k=2$. Pengujian komposisi keseimbangan data latih menghasilkan akurasi sebesar 90% menggunakan *Euclidean Distance* ketika komposisi seimbang. Pengujian jumlah data latih menghasilkan rata-rata akurasi tertinggi sebesar 79.17% pada 56 data latih. Pengujian variasi data latih menghasilkan akurasi tertinggi ketika variasi ke-3 dengan akurasi sebesar 83.33% menggunakan *Dissimilarity Measure*. Dari keseluruhan pengujian didominasi oleh persamaan *Dissimilarity Measure* lebih tinggi akurasinya dibandingkan persamaan *Euclidean Distance*.

Pada penelitian ini masih terdapat beberapa keterbatasan dari segi jumlah data, dan belum dapat melakukan penambahan jumlah gejala penyakit. Saran yang dapat diberikan untuk penelitian selanjutnya yaitu dapat dilakukan pengembangan dengan penambahan jumlah data atau penambahan parameter gejala penyakit. Serta perlu adanya pengembangan atau kombinasi metode *Modified K-Nearest Neighbor* dengan metode lain untuk mendapatkan hasil yang lebih optimal.

8. DAFTAR PUSTAKA

Agarwal, S., 2013. *Data Mining : Data Mining Concepts and Techniques. International Conference on Machine Intelligence Research and Advancement*, pp. 203-207.

Ardhiatma, I., Soebroto, A. A. & Putri, R. R. M., 2014. *Aplikasi Sistem Pakar untuk Mendiagnosa dan Penanganan Dini Gangguan Autisme pada Anak dengan Metode Certainty Factor Berbasis Web*, Universitas Brawijaya: S1. (Skripsi).

Han, J. & Kamber, M., 2006. *Data Mining : Concepts and Techniques*. 2nd penyunt. San Francisco: Morgan Kaufmann.

Maslim, R., 2013. *Diagnosis Gangguan Jiwa Rujukan Ringkas dari PPDGJ-III dan DSM-5*. 2nd penyunt. Jakarta: Nuh Jaya.

McCune, B. & J.B. Grace, 2002. *Analysis of Ecological Communities*. Oregon: MjM Software Design.

Mutrofin, S., Kurniawardhani, A., Izzah, A. & Masrur, M., 2014. *Optimasi Teknik*

- Klasifikasi Modified K Nearest Neighbor Menggunakan Algoritma Genetika. Jurnal Gamma*, 10(1), pp. 1-5.
- Parvin, H., Alizadeh, H. & Minaei, B., 2009. *Validation Based Modified K-Nearest Neighbor. AIP Conference Proceedings*, 1127(1), pp. 153-161.
- Purnomo, S. H. & Haryana, 2016. *Modul Guru Pembelajar Autis Kelompok Kompetensi A*. 1st penyunt. Bandung: PPPPTK TK dan PLB Bandung.
- Putri, D. N., Putri, R. R. M. & Marji, 2015. *Sistem Pakar Diagnosa Autisme pada Anak Menggunakan Metode Fuzzy Tsukamoto*, Universitas Brawijaya: S1. (Skripsi).
- Qur'ania, A., Dhyani, P., Suriansyah, I. & Novianti, S., 2014. *Deteksi Dini Autisme Menggunakan Fuzzy Tsukamoto. Prosiding SNaPP2014 Sains, Teknologi, dan Kesehatan*, 4(1), pp. 329-334.
- Rahayu, S. M., 2014. *Deteksi dan Intervensi Dini Pada Anak Autis. Jurnal Pendidikan Anak*, III(1), pp. 420-428.
- YPAC, 2010. *Buku Pedoman Penanganan dan Pendidikan Autisme*. YPAC: YPAC Press.