

## Optimasi Vektor Bobot Pada *Learning Vector Quantization* Menggunakan Algoritme Genetika Untuk Identifikasi Jenis *Attention Deficit Hyperactivity Disorder* Pada Anak

Raissa Arniantya<sup>1</sup>, Budi Darma Setiawan<sup>2</sup>, Putra Pandu Adikara<sup>3</sup>

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya  
Email: <sup>1</sup>rarniantya@gmail.com, <sup>2</sup>s.budidarma@ub.ac.id, <sup>3</sup>adikara.putra@ub.ac.id

### Abstrak

Salah satu jenis gangguan mental yang banyak dialami oleh anak usia dini (di bawah 7 tahun) adalah *Attention Deficit Hyperactivity Disorder* (ADHD). Anak ADHD ditandai dengan kurangnya kemampuan berkonsentrasi, munculnya perilaku yang berlebihan dan perilaku yang munculnya tiba-tiba diluar kendali. Jenis ADHD terdiri dari Inatentif (*Inattention*), Hiperaktif (*Hyperactive*), dan Impulsif (*Impulsive*). Apabila anak dengan ADHD tidak diketahui sejak dini akan menimbulkan masalah psikososial yang serius, namun tidak banyak masyarakat paham bahaya dari ADHD sehingga dibutuhkan sistem yang dapat mengidentifikasi jenis ADHD. Sistem menggunakan metode klasifikasi yaitu *Learning Vector Quantization* (LVQ). Pada beberapa kasus klasifikasi, LVQ memiliki kelemahan yaitu akurasi yang lemah sehingga dibutuhkan metode optimasi yaitu Algoritme Genetika (AG) yang mampu meningkatkan akurasi. Vektor bobot LVQ akan dioptimasi oleh AG melalui proses genetika hingga dihasilkan vektor bobot optimal yang akan digunakan LVQ untuk *training* dan *testing*. Pengujian dilakukan terhadap LVQ dan LVQ-AG, kemudian LVQ menghasilkan akurasi 77% sedangkan setelah dioptimasi oleh AG menjadi 92% dengan parameter terbaik antara lain ukuran populasi 75, *crossover rate* 0.6, *mutation rate* 0.4, jumlah generasi 80, *learning rate* 0.001, pengurang *learning rate* 0.1, iterasi maksimal 1000, dan minimal *learning rate*  $10^{-16}$ .

**Kata kunci:** klasifikasi, *attention deficit hyperactivity disorder*, *learning vector quantization*, optimasi, algoritme genetika.

### Abstract

One of mental disorder which common happened on children under 7 years old. Child with ADHD characterized by lack of ability to concentrate, excessive behavior, and behavior that spontaneously out of control. Type of ADHD are inattention, hyperactive and impulsive. If child with ADHD unidentified early, it will causes psychosocial problem but not many people are aware about ADHD so they need a system for identify the type of ADHD. System uses classification methods *Learning Vector Quantization*. Some cases classification, LVQ has weak accuracy so it needs optimization methods Genetic Algorithm (GA) for improve the accuracy. LVQ's weight vector will be optimized by GA through genetic process until generated optimum weight vector which LVQ uses for training and testing process. Testing against LVQ and LVQ-GA generate LVQ's accuracy 77% and LVQ-GA's accuracy 92% with best parameters are population size is 75, crossover rate is 0.6, mutation rate is 0.4, number of generation is 80, learning rate is 0.001, learning rate decrement is 0.1, maximum epoch is 1000 and learning rate minimum is  $10^{-16}$ .

**Keywords:** classification, *attention deficit hyperactivity disorder*, *learning vector quantization*, optimization, genetic algorithm.

### 1. PENDAHULUAN

Masa anak-anak merupakan masa saat anak memiliki rasa ingin tahu akan hal di sekitarnya, tumbuh, dan berkembang. Pertumbuhan dan perkembangan anak merupakan hal penting yang

harus diperhatikan sejak dini oleh orang tua, karena tidak semua anak dapat tumbuh dan berkembang secara normal seperti anak seusianya, karena adanya gangguan fisik atau mental (Hatiningsih, 2013).

Salah satu gangguan mental yang

kebanyakan dialami anak usia dini (di bawah 7 tahun) adalah *Attention Deficit Hyperactivity Disorder* (ADHD) atau Gangguan Pemusatan Perhatian dan Hiperaktif (GPPH). Beberapa penelitian menyebutkan prevalensi ADHD di Indonesia cukup tinggi seperti di Manado, prevalensi anak usia 6 tahun mengalami ADHD mencapai 27.1% (Ratnasari, et al., 2016).

Anak dengan ADHD ditandai dengan berkurangnya kemampuan konsentrasi terhadap hal yang sedang dikerjakan, mudah teralihkan perhatiannya dalam waktu singkat munculnya perilaku hiperaktif dan perilaku impulsif dalam batas yang tidak wajar (Roshinah, et al., 2014)

ADHD berbeda dengan *down syndrome* atau autisme yang dapat dikenali hanya melalui ciri fisik, sehingga perlu kesadaran dan pengetahuan bagi orang tua untuk mengenali gangguan tersebut sejak dini. Namun banyak masyarakat yang kurang memahami ADHD padahal identifikasi sejak dini dapat mencegah adanya gangguan psikososial yang lebih buruk di kemudian hari. Alasan ini yang mendorong dilakukannya beberapa penelitian untuk membangun sistem yang memudahkan identifikasi jenis ADHD pada anak.

Penelitian pertama dilakukan oleh Arifien (2016) menggunakan metode LVQ peneliti bertujuan membangun sistem untuk pendeteksi ADHD pada anak usia dini. Parameter terbaiknya hanya menghasilkan akurasi 70%. Pada studi kasus yang sama dilakukan penelitian dengan menerapkan metode yang berbeda yaitu *Fuzzy K-Nearest Neighbor* oleh Laxsmana (2016) diperoleh akurasi 90%, *Neighbor Weighted K-Nearest Neighbor* oleh Fadila (2016) diperoleh akurasi 90%, dan *Linear Discriminant Analysis* oleh Nurmawati (2016) diperoleh 90%. Dapat disimpulkan LVQ memiliki akurasi paling rendah karena bobot awal dipilih secara acak.

Pada studi kasus lain, dilakukan pengoptimasian LVQ dengan AG untuk meningkatkan akurasi penelitian sebelumnya oleh (Dwiatmoko, 2016). Penelitian dilakukan oleh (Rifqi, et al., 2016) pada kasus klasifikasi tingkat risiko stroke, menggunakan parameter terbaiknya dihasilkan akurasi sebesar 95% meningkat dari akurasi sebelumnya hanya 63.5%. Peneliti lain yang menggunakan AG untuk optimasi LVQ oleh (Sen, et al., 2002) dan (Wang & Wen, 2008), pengoptimasian vektor bobot LVQ dapat meningkatkan akurasi dan mempercepat waktu komputasi.

Berdasarkan kelebihan yang dihasilkan dari

LVQ-AG terhadap kenaikan akurasi penelitian sebelumnya, maka mendorong peneliti sekarang untuk menggunakan metode LVQ-AG pada studi kasus identifikasi jenis ADHD pada anak ini.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

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

*Attention Deficit Hyperactivity Disorder* diketahui bermula dari penelitian yang dilakukan Prof. George F. Still pada tahun 1902. Penelitian dilakukan pada sekelompok anak dengan perilaku yang kesulitan berkonsentrasi disertai rasa gelisah, anak tersebut mengalami kekurangan kemampuan konsentrasi yang berasal dari bawaan biologis bukan dari lingkungan (Putra, 2013).

ADHD sering terjadi pada anak yang berusia di bawah 7 tahun. Anak dengan ADHD maka saudara kandungnya akan 5-7 kali lebih besar berisiko terkena ADHD dibandingkan dengan anak ADHD yang tidak memiliki saudara kandung (Ratnasari, et al., 2016).

Menurut buku *Diagnostic and Statistical Manual Disorder* (DSM), ADHD ditandai dengan kesulitan dalam berkonsentrasi, memiliki rentang waktu perhatian yang pendek (mudah teralihkan), berperilaku yang berlebihan (hiperaktif). Apabila tidak ditangani oleh orang tua atau tenaga ahli anak maka anak akan mengalami kesulitan belajar, berkurangnya tingkat kepercayaan diri dan mempengaruhi pertumbuhan dan perkembangannya yang dapat menimbulkan masalah psikososial yang lebih buruk (Hatiningsih, 2013).

Terdapat 3 jenis ADHD yang dapat diidentifikasi yaitu:

1. Inatentif (*Inattention*), anak dengan permasalahan utamanya adalah kurangnya kemampuan untuk memusatkan perhatian dan kemampuan konsentrasi rendah.
2. Hiperaktif (*Hyperactive*), anak dengan permasalahan utamanya adalah berperilaku yang berlebihan.
3. Impulsif (*Impulsive*), anak yang selalu terburu-buru, sulit untuk bersabar dan berperilaku diluar kehendak secara tiba-tiba (Fadila, et al., 2016).

### 2.2 Algoritme Genetika (AG)

Algoritme genetika merupakan salah satu metode algoritme evolusi yang populer, karena dapat diimplementasikan pada permasalahan

kompleks seperti pembelajaran, peramalan dan optimasi (Prasetyo, 2014). Dalam penyelesaian masalah, AG menerapkan evolusi biologi seperti yang dikemukakan oleh Darwin.

Serupa dengan evolusi, pada AG terdapat sekumpulan individu yang disebut populasi. Individu merepresentasikan permasalahan yang telah dikodekan (*encode*) ke bentuk kromosom. Individu akan bersaing melakukan reproduksi yang terdiri dari *crossover* dan mutasi, untuk menghasilkan *offspring* yang memiliki sifat atau gen lebih baik dari *parent*-nya. Selanjutnya individu beserta *offspring* akan diseleksi berdasarkan *fitness* yang telah dievaluasi sebelumnya. Individu yang memiliki kemampuan bertahan (*fitness*) yang baik akan lolos dari seleksi ke generasi berikutnya (Sulistiyorini & Mahmudy, 2015)

Siklus AG secara umum adalah (Prasetyo, 2014):

1. Mengkonversikan permasalahan ke bentuk kromosom (*encode*) yang membentuk individu. Pada studi kasus ini, representasi kromosom yang digunakan adalah *real code*. Individu dibangkitkan sejumlah populasi yang diinginkan.

**Tabel 1.** Daftar Gejala atau Parameter

ID Gejala	Gejala
G01	Kurang memperhatikan benda yang ditunjukkan
G02	Mudah mengalihkan pandangan ketika berkomunikasi (masih terjadi kontak mata)
G03	Tertinggal dalam mengikuti pembicaraan yang berlangsung
G04	Kehilangan mainan setelah dipakai
G05	Lupa aktivitas yang diajarkan dalam keseharian
G06	Sulit menemukan tempat untuk mengambil atau mengembalikan benda
G07	Perilaku yang muncul kurang sesuai dengan yang diperintahkan
G08	Melakukan aktivitas secara acak
G09	Melakukan permainan di luar instruksi
G10	Meninggalkan mainnya ketika diminta untuk membereskan
G11	Tidak menjalankan perintah meskipun telah diulang
G12	Terus mempertahankan aktifitasnya ketika diberikan perintah
G13	Memainkan alat permainan tidak sampai akhir
G14	Tidak melanjutkan giliran bermain
G15	Kurang mampu menjalankan permainan bersama hingga akhir
G16	Menjawab sebelum pertanyaan selesai diberikan
G17	Ananda menyela pembicaraan yang

	dilakukan orangtua atau saudara
G18	Berbicara diluar topik pembicaraan
G19	Ingin didahulukan dalam mendapatkan sesuatu
G20	Sulit melakukan permainan secara bergantian
G21	Menyerobot giliran orang lain
G22	Merebut benda yang masih digunakan orang lain
G23	Merengek dan menangis berlebihan untuk meminta sesuatu
G24	Mendorong orang lain untuk mendapatkan yang diinginkan
G25	Bermain sendiri meskipun ada teman sebayanya
G26	Nampak kurang membaur dengan teman ketika bermain
G27	Menolak ajakan bergabung untuk bermain bersama
G28	Tak acuh untuk menolong orang lain dalam sederhana
G29	Mengabaikan orang yang meminta bantuan
G30	Pasif dalam kegiatan bermain bersama
G31	Mudah meninggalkan tempat duduk ketika diajak berbicara
G32	Beranjak dari tempat duduk ketika diberikan kegiatan
G33	Beranjak dari tempat duduk meskipun tanpa ada perintah
G34	Berlari meskipun jarak yang dituju dekat
G35	Memanjat kursi atau benda lain bukan untuk mengambil benda yang tinggi
G36	Tetap berjalan atau berlari pada tempat yang sama berulang kali
G37	Berceloteh namun bukan untuk berkomunikasi 2 arah
G38	Berbicara banyak namun bukan untuk bertanya atau menjawab pertanyaan
G39	Aktif mengeluarkan kata-kata namun tanpa arti dan tujuan
G40	Tidak menghiraukan larangan yang diberikan
G41	Menjalankan aktifitas tanpa terarah
G42	Tidak menghiraukan aturan yang ada
G43	Menggoyangkan kaki ketika duduk
G44	Sulit berhenti untuk mengetukkan jari pada meja atau benda lain
G45	Tampak terburu-buru dalam beraktifitas

Tabel 1 merupakan daftar gejala atau parameter pada studi kasus ADHD. Setiap gejala memiliki opsi bobot yaitu:

1. Selalu: 50
2. Kadang-kadang: 35
3. Tidak pernah: 15

Gen pembentuk kromosom diambil dari data per kelas. Setiap data tersusun dari 45 bobot gejala atau parameter seperti pada Tabel 2.1. Setiap kromosom memiliki panjang 180 gen dan sebanyak jumlah populasinya. Misal pada studi kasus ini jumlah populasi adalah

3 maka representasinya berikut:

**Tabel 2.** Representasi Kromosom

Individu 1	G01	G02	G03	...	G45
W <sub>1</sub>	50	50	35		15
W <sub>2</sub>	15	15	15		15
W <sub>3</sub>	35	35	15		50
W <sub>4</sub>	15	15	15		35
Individu 2	G01	G02	G03	...	G45
W <sub>1</sub>	50	50	50		15
W <sub>2</sub>	15	15	15		35
W <sub>3</sub>	35	35	35		30
W <sub>4</sub>	15	15	15		15
Individu 3	G01	G02	G03	...	G45
W <sub>1</sub>	50	50	50		35
W <sub>2</sub>	15	15	15		15
W <sub>3</sub>	15	15	15		30
W <sub>4</sub>	15	15	15		15

2. *Crossover* merupakan reproduksi yang melibatkan 2 *parent* untuk menghasilkan *offspring* yang gen nya merupakan persilangan kedua *parent*. *Offspring* yang dihasilkan sebanyak *crossover rate* dikalikan jumlah populasi. Pada studi kasus ini metode *crossover* yang digunakan *extended intermediate crossover*. *Parent* disilangkan dengan Persamaan 1:

$$C_i = P_1 + a(P_2 - P_1) \quad (1)$$

Keterangan:

C<sub>i</sub> : *offspring* ke i

p<sub>1</sub> : *parent* ke 1

p<sub>2</sub> : *parent* ke 2

a : nilai acak [-0.25,1.25]

Misal dipilih individu 1 dan individu 2 sebagai *parent crossover*:

**Tabel 3.** Contoh Parent 1 Crossover

Individu 1	G01	G02	G03	..	G45
W <sub>1</sub>	50	50	35		15
W <sub>2</sub>	15	15	15		15
W <sub>3</sub>	35	35	15		50
W <sub>4</sub>	15	15	15		15

**Tabel 4.** Contoh Parent 2 Crossover

Individu 2	G01	G02	G03	..	G45
W <sub>1</sub>	50	50	50		15
W <sub>2</sub>	15	15	15		35
W <sub>3</sub>	35	35	35		50
W <sub>4</sub>	15	15	15		30

Kemudian *parent* 1 dan 2 dihitung menggunakan Persamaan 1, misal *cr* 0.2 dan jumlah populasi 3 maka jumlah *offspring* adalah 1 dengan susunan berikut:

**Tabel 5.** Contoh Offspring Crossover

Offspring	G01	G02	G03	..	G45
W <sub>1</sub>	50	50	42.65		15
W <sub>2</sub>	15	15	15		15.8
W <sub>3</sub>	35	35	25.2		50
W <sub>4</sub>	15	15	15		34.2

3. Mutasi merupakan reproduksi yang melibatkan 1 *parent* untuk menghasilkan *offspring* yang gennya merupakan perubahan susunan dari gen *parent*. Mutasi memilih gen yang diubah secara acak. *Offspring* yang dihasilkan sebanyak *mutation rate* dikalikan jumlah populasi. Gen terpilih *parent* diubah dengan Persamaan 2:

$$C_i X_i = X_i + r(Max_i - Min_i) \quad (2)$$

Keterangan:

C<sub>i</sub>X<sub>i</sub> : gen X<sub>i</sub> pada *parent* C<sub>i</sub>

X<sub>i</sub> : gen ke i

R : nilai acak [-0.1,0.1]

Max<sub>i</sub> : nilai maksimal pada gen ke i

Min<sub>i</sub> : nilai minimal pada gen ke i

Misal dipilih individu 3 sebagai *parent* mutasi:

**Tabel 6.** Contoh Parent Mutasi

Individu 3	G01	...	G10	..	G45
W <sub>1</sub>	50		50		15
W <sub>2</sub>	15		15		15
W <sub>3</sub>	15		35		50
W <sub>4</sub>	15		15		35

Kemudian dipilih gen ke 10 yang akan diubah dengan Persamaan 2, misal *mr* 0.1 dan jumlah populasi 3 maka jumlah *offspring* adalah 1 dengan susunan berikut:

**Tabel 7.** Contoh Offspring Mutasi

Offspring	G01	...	G10	..	G45
W <sub>1</sub>	35		50.88		15
W <sub>2</sub>	15		15.88		15
W <sub>3</sub>	50		35.88		50
W <sub>4</sub>	15		15.88		35

4. Evaluasi untuk mendapatkan *fitness* masing-masing individu dilakukan dengan menghitung akurasi setiap individu. Akurasi dihitung dengan persamaan *Euclidean* seperti Persamaan 4. Setelah didapatkan *Euclidean* kemudian dicari nilai minimalnya untuk menentukan kelas. Selanjutnya membandingkan kelas hasil evaluasi dengan kelas target.

$$fitness = \frac{\text{jumlah data dengan kelas sesuai target}}{\text{jumlah seluruh data}} \times 100 \quad (3)$$

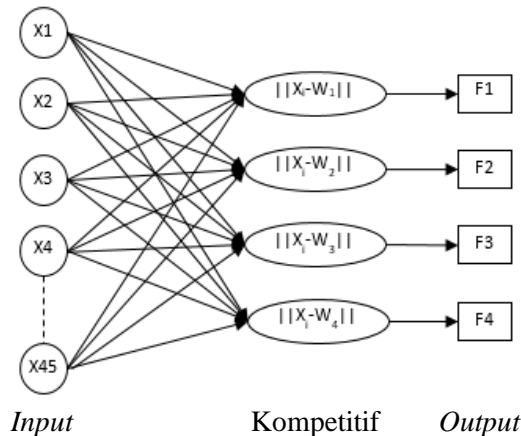
5. Seleksi yang digunakan adalah *elitism*. Mengurutkan *fitness* dari terbesar hingga terkecil kemudian mengambil individu dengan *fitness* tinggi.

Siklus akan berlangsung selama generasi maksimal belum terpenuhi dan dihasilkan 1 individu terbaik.



### 2.3 Learning Vector Quantization (LVQ)

LVQ merupakan *single layer* atau lapisan tunggal yang lapisan masukan (*input*) dihubungkan oleh bobot (*weight*) ke lapisan keluaran (*output*) secara langsung. LVQ melakukan pembelajaran pada lapisan kompetitif untuk mengklasifikasikan *input* ke kelas. Berikut arsitektur LVQ:



Gambar 1. Arsitektur LVQ

Berdasarkan Gambar 1, LVQ terdiri dari:

1. Lapisan *input*, menerima informasi (*input*) dari luar berupa permasalahan.
2. Lapisan kompetitif, memproses jarak kedekatan input dengan bobot setiap *output*. Jarak terdekat akan menentukan kelas suatu *input*.
3. Lapisan *output*, fungsi aktivasi yang akan menentukan hasil klasifikasi.

Proses klasifikasi LVQ secara umum adalah (T.Sutojo, 2011):

1. Menginisialisasi parameter perhitungan LVQ antara lain data, vektor bobot, *learning rate* ( $\alpha$ ), pengurang *learning rate* ( $\text{dec } \alpha$ ), iterasi atau *epoch* maksimal, dan *learning rate minimal* ( $\text{min } \alpha$ ).
2. Setiap data dilakukan langkah a-d:
  - a. Menghitung jarak data dengan vektor bobot dengan persamaan *Euclidean*:

$$D(x, w) = ||x_i - w_j|| \quad (4)$$

Keterangan:

$x_i$  : data atau *input* ke  $i$

$w_j$  : bobot kelas ke  $j$

- b. Menentukan minimal hasil perhitungan jarak *Euclidean* untuk menentukan kelas:

$$C_j = \text{Min } D(x, w) \quad (5)$$

Keterangan:

$C_j$  : kelas ke  $j$

$D(x, w)$  : *Euclidean* antara data  $x$  dengan  $w$ .

- c. Melakukan *update* bobot ( $w_j$ ) dengan syarat:

$$\begin{aligned} &\text{Apabila } T=C \\ &w_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) + \alpha \{x_i - w_j(\text{lama})\} \quad (6) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &\text{Apabila } T \neq C \\ &w_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) - \alpha \{x_i - w_j(\text{lama})\} \quad (7) \end{aligned}$$

Keterangan:

$\alpha$ : *Learning rate*, nilai acak antara 0 hingga 1.

- d. Melakukan *update learning rate* ( $\alpha$ ) selama kondisi berhenti belum terpenuhi dengan persamaan:

$$\alpha(\text{baru}) = \alpha(\text{lama}) \times \text{dec } \alpha \quad (8)$$

Keterangan:

$\text{dec } \alpha$ : Pengurang  $\alpha$ , merupakan nilai acak antara 0 dan 1.

3. Iterasi berhenti ketika mencapai iterasi maksimal atau  $\alpha$  minimal.

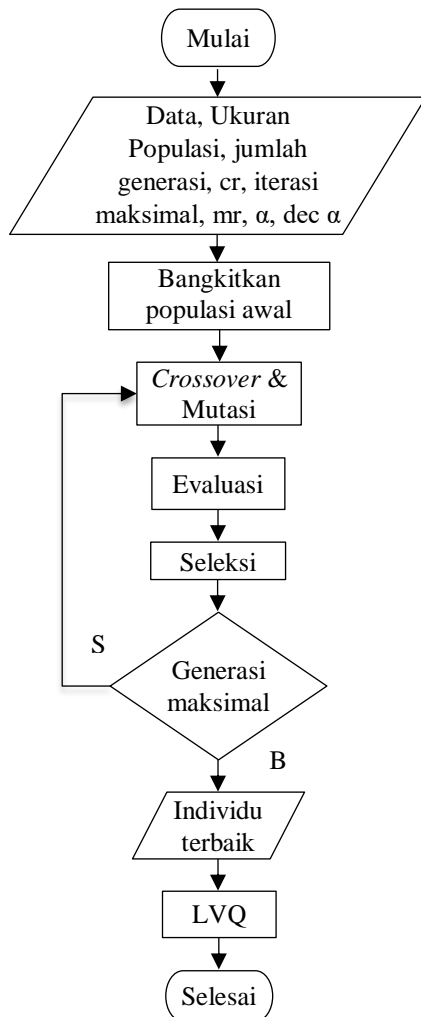
## 3. METODOLOGI

### 3.1 Data Penelitian

Data yang digunakan pada penelitian merupakan data sekunder yang didapat dari penelitian sebelumnya di House of Fatimah (HoF) Child Center Malang. Data terdiri dari:

1. 100 data sekunder hasil pengisian kuisioner oleh terapis di HoF yang telah diklasifikasikan pada 4 kelas antara lain *inattention*, *hyperactive*, *impulsive* atau tidak ada ADHD.
2. 45 daftar gejala ADHD dengan masing-masing bobot yang telah ditentukan pakar dari HoF seperti Tabel 1.

### 3.2 Alur LVQ-AG



**Gambar 2.** Alur LVQ-AG

Alur LVQ-AG pada Gambar 2 dimulai dengan proses AG yaitu membangkitkan sejumlah individu yang membentuk populasi awal. Individu melakukan 2 proses reproduksi yaitu *crossover* dan mutasi untuk menghasilkan sejumlah offspring. Individu awal dan offspring dievaluasi untuk mendapatkan nilai *fitness*, nilai *fitness* menentukan lolos atau tidaknya individu dari proses seleksi. Proses reproduksi, evaluasi dan seleksi akan berulang selama belum mencapai generasi maksimalnya, setelah generasi maksimal akan dihasilkan 1 individu terbaik. Individu terbaik merupakan vektor bobot yang digunakan pada *training* LVQ. Setelah proses *training* LVQ selesai maka dihasilkan vektor bobot akhir yang telah di *update* selama *training*, vektor tersebut digunakan untuk proses *testing* LVQ.

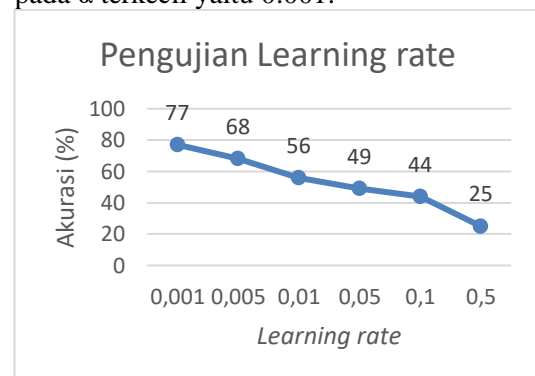
## 4. PENGUJIAN DAN ANALISIS

Pengujian pada penelitian dibagi menjadi 2

yaitu pengujian terhadap metode LVQ saja dan LVQ-AG. Pengujian dilakukan untuk mengetahui pengaruh parameter terhadap sistem dan membandingkan akurasi yang dihasilkan 2 metode dengan masing-masing parameter terbaiknya. Setiap pengujian nilai parameter dilakukan sebanyak 5 kali kemudian menghitung rata-rata akurasi untuk mengetahui pengaruh parameter tersebut.

### 4.1 Pengujian *Learning Rate* ( $\alpha$ ) LVQ

Pengujian dilakukan pada variasi  $\alpha$  yaitu 0.001, 0.005, 0.01, 0.05, 0.1, dan 0.5. menggunakan parameter pengurang  $\alpha$  0.1,  $\alpha$  minimal  $10^{-16}$  dan iterasi maksimal 1000 dihasilkan rata-rata akurasi tertinggi yaitu 70% pada  $\alpha$  terkecil yaitu 0.001.

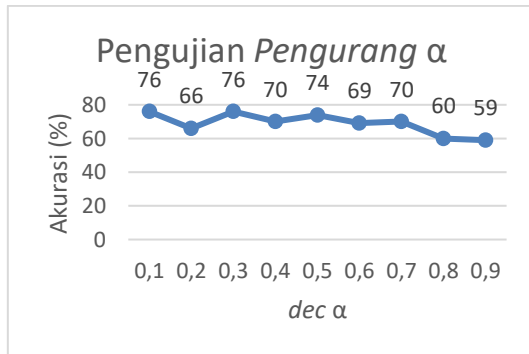


**Gambar 3.** Hasil Pengujian  $\alpha$

Grafik pada Gambar 3 menunjukkan semakin besar nilai  $\alpha$  (mendekati 1) maka rata-rata akurasi semakin rendah.  $\alpha$  mempengaruhi perubahan bobot untuk mencapai konvergen,  $\alpha$  kecil maka semakin cepat konvergen dibandingkan  $\alpha$  mendekati 1.

### 4.2 Pengujian Pengurang *Learning Rate* ( $dec \alpha$ ) LVQ

Pengujian dilakukan dengan variasi pengurang  $\alpha$  yaitu 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, dan 0.9. Parameter lain yang digunakan antara lain  $\alpha$  0.001,  $\alpha$  minimal  $10^{-16}$  dan iterasi maksimal yaitu 1000 dihasilkan rata-rata akurasi tertinggi yaitu 76% pada pengurang  $\alpha$  terkecil yaitu 0.1.

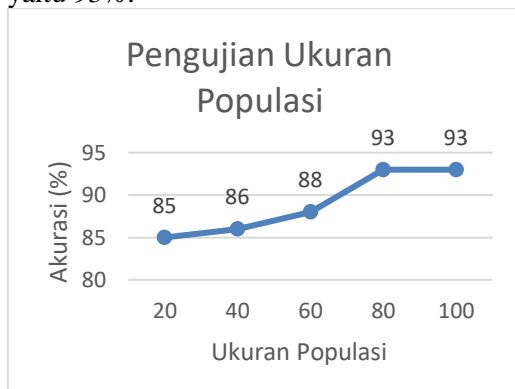


Gambar 4. Hasil Pengujian  $dec \alpha$

Grafik pada Gambar 4 menunjukkan perubahan pengurang  $\alpha$  yang tidak begitu signifikan, pengurang  $\alpha$  mempengaruhi  $\alpha$  untuk mencapai kondisi berhenti yaitu  $\alpha$  minimal. Pengurang  $\alpha$  yang kecil akan cepat mencapai kondisi berhenti sehingga tidak butuh waktu lama untuk *training* LVQ. Proses *training* LVQ yang lama tidak menentukan dihasilkan solusi terbiak namun menambah waktu komputasi.

#### 4.3 Pengujian Ukuran Populasi LVQ-AG

Pengujian dilakukan dengan variasi populasi yaitu 20, 40, 60, 80, dan 100, menggunakan parameter antara lain  $cr$  0.5,  $mr$  0.5, generasi 20,  $\alpha$  0.001, pengurang  $\alpha$  0.1,  $\alpha$  minimal  $10^{-16}$  dan iterasi maksimal 1000. Rata-rata akurasi tertinggi dihasilkan pada populasi 80 yaitu 93%.



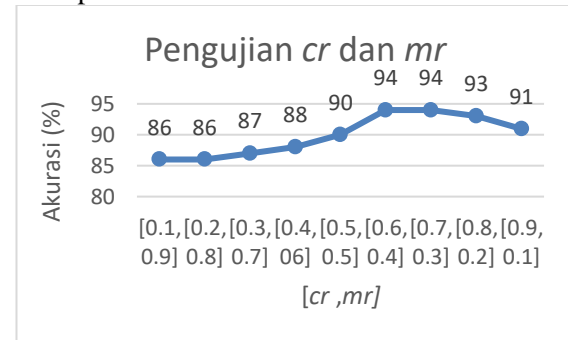
Gambar 5. Hasil Pengujian Ukuran Populasi

Grafik pada Gambar 5 menunjukkan rata-rata akurasi semakin meningkat seiring bertambahnya populasi. Populasi tinggi menghasilkan banyak individu yang bersaing untuk menjadi solusi, namun semakin banyak individu perubahan akurasi meningkat tidak begitu signifikan justru waktu komputasi yang semakin lama.

#### 4.4 Pengujian $cr$ dan $mr$ LVQ-AG

Pengujian dilakukan dengan variasi  $cr$  dan

$mr$  yaitu, [0.1, 0.2], [0.2, 0.8], [0.3, 0.7], [0.4, 0.6], [0.5, 0.5], [0.6, 0.4], [0.7, 0.3], [0.8, 0.2], dan [0.9, 0.1]. Parameter lainnya yang digunakan antar lain populasi 80,  $cr$  0.5,  $mr$  0.5, generasi 20,  $\alpha$  0.001, pengurang  $\alpha$  0.1,  $\alpha$  minimal  $10^{-16}$  dan iterasi maksimal 1000. Rata-rata akurasi tertinggi yang dihasilkan adalah 94% pada  $cr$  0.6 dan  $mr$  0.4.

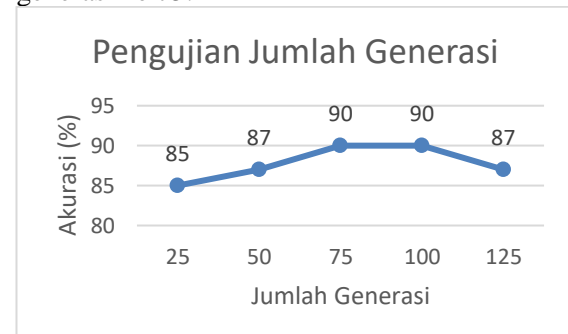


Gambar 6. Hasil Pengujian  $cr$  dan  $mr$

Grafik pada Gambar 6 menunjukkan perubahan rata-rata akurasi yang tidak begitu signifikan, besar  $cr$  dan  $mr$  mempengaruhi daerah eksplorasi dan eksploitasi solusi. Semakin besar  $cr$  maka eksplorasi solusi luas dan dihasilkan solusi yang beragam (diversitas) sedangkan  $mr$  besar maka solusi akan menyerupai solusi sebelumnya (*parent*). Pada kasus ini, daerah eksplorasinya luas dan solusi beragam.

#### 4.5 Pengujian Jumlah Generasi LVQ-AG

Pengujian jumlah generasi dengan variasi nilai yaitu 25, 50, 75, 100, dan 125 menggunakan parameter lainnya antara lain populasi 80,  $cr$  0.5,  $mr$  0.5,  $\alpha$  0.001, pengurang  $\alpha$  0.1,  $\alpha$  minimal  $10^{-16}$  dan iterasi maksimal 1000. Rata-rata akurasi tertinggi mencapai 90% pada generasi ke 75.



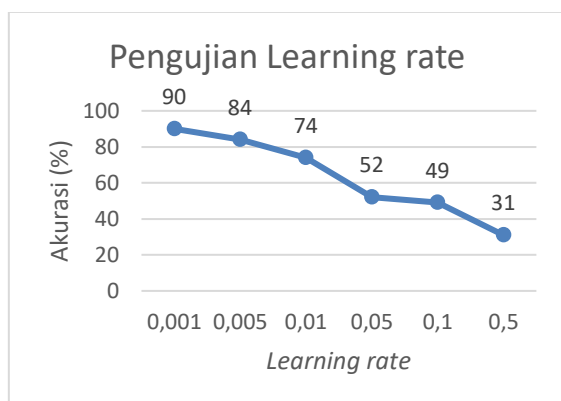
Gambar 7. Hasil Pengujian Jumlah Generasi

Grafik pada Gambar 7 menunjukkan perubahan rata-rata akurasi yang tidak signifikan seiring bertambahnya generasi. Jumlah generasi mempengaruhi iterasi individu, semakin banyak

generasi maka individu terbaik berpeluang menghasilkan solusi optimal namun akan terjadi konvergensi sehingga tidak ada perubahan akurasi yang signifikan.

#### 4.6 Pengujian *Learning Rate* ( $\alpha$ ) LVQ-AG

Pengujian dilakukan dengan variasi  $\alpha$  0.001, 0.005, 0.01, 0.05, 0.1, dan 0.5 menggunakan parameter lainnya antara lain populasi 80, *cr* 0.5, *mr* 0.5, generasi 75, pengurang  $\alpha$  0.1,  $\alpha$  minimal  $10^{-16}$  dan iterasi maksimal 1000. Rata-rata akurasi tertinggi dihasilkan pada  $\alpha$  terkecil 0.001 yaitu 90%.

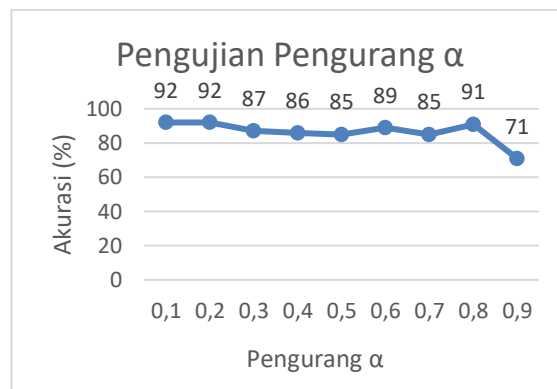


Gambar 8. Hasil Pengujian  $\alpha$

Grafik pada Gambar 8 menunjukkan semakin besar  $\alpha$  maka semakin rendah rata-rata akurasi yang dihasilkan.  $\alpha$  mempengaruhi perubahan bobot,  $\alpha$  yang kecil akan membuat bobot cepat konvergen dibandingkan dengan  $\alpha$  yang besar sehingga akurasi  $\alpha$  kecil lebih baik.

#### 4.7 Pengujian Pengurang *Learning Rate* ( $\alpha$ ) LVQ-AG

Pengujian dilakukan dengan variasi pengurang  $\alpha$  yaitu 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, dan 0.9, menggunakan parameter lainnya antara lain populasi 80, *cr* 0.5, *mr* 0.5,  $\alpha$  0.001,  $\alpha$  minimal  $10^{-16}$  dan iterasi maksimal 1000. Rata-rata akurasi tertinggi yaitu 92% dihasilkan pada pengurang  $\alpha$  terkecil yaitu 0.1. Grafik pada Gambar 9 menunjukkan perubahan rata-rata akurasi yang tidak signifikan dengan semakin besar pengurang  $\alpha$ . Pengurang  $\alpha$  mempengaruhi perubahan  $\alpha$  untuk mencapai kondisi berhenti yaitu  $\alpha$  minimal. Pengurang  $\alpha$  yang kecil akan cepat mencapai kondisi berhenti sehingga tidak butuh waktu lama untuk *training* LVQ. Proses *training* LVQ yang lama tidak menentukan dihasilkan solusi terbaik namun menambah waktu komputasi.



Gambar 9. Hasil Pengujian *dec*  $\alpha$

## 5. KESIMPULAN

Pengoptimasian metode LVQ oleh AG dilakukan saat menginisialisasi vektor bobot. AG melalui proses evolusinya menginisialisasi bobot secara acak hingga didapatkan bobot terbaik atau optimal untuk LVQ. Pengujian dibagi menjadi 2 yaitu terhadap LVQ dan LVQ-AG. Pada parameter terbaiknya yaitu ukuran populasi 80, *cr* 0.6, *mr* 0.4, jumlah populasi 75,  $\alpha$  0.001, *dec*  $\alpha$  0.1, minimal  $\alpha$   $10^{-16}$ , iterasi maksimal 1000 dihasilkan rata-rata akurasi LVQ hanya 77% sedangkan LVQ-AG 92%.

## 6. DAFTAR PUSTAKA

- Arifien, Z., Indrianti & Fauzi, M., 2016. *Pendeteksi Jenis Attention Deficit Hyperactivity Disorder (ADHD) Pada Anak Usia Dini Menggunakan Metode Learning Vector Quantization (LVQ)*, Malang: Doro Jurnal.
- Dwiatmoko, T., 2016. *Implementasi Learning Vector Quantization (LVQ) Untuk Klasifikasi Tingkat Resiko Terkena Penyakit Stroke*, Malang: Doro Jurnal.
- Fadila, P. N., I. & Ratnawati, D. E., 2016. *Identifikasi Jenis Attention Deficit Hyperactivity Disorder (ADHD) Pada Anak Usia Dini Menggunakan Metode Neighbor Weighted K-Nearest Neighbor (NWKNN)*, Malang: Doro Jurnal.
- Hatiningsih, N., 2013. *Play Therapu Untuk Meningkatkan Konsentrasi Pada Anak Attention Deficit Hyperactive Disorder (ADHD)*. *Jurnal Ilmiah Psikologi Terapan*, Volume 01.
- Laxsmana, R. H., Indrianti & Ratnawati, D. E., 2016. *Pendeteksi Jenis Attention Deficit Hyperactivity Disorder (ADHD) Pada Anak Usia Dini Menggunakan Metode*



- Fuzzy KNearest Neighbor*, s.l.: Doro Jurnal.
- Nurmawati, M., I. & Ratnawati, D. E., 2016. *Pendeteksi Jenis Attention Deficit Hyperactivity Disorder (ADHD) Pada Anak Usia Dini Menggunakan Linear Discriminant Analysis*, Malang: Doro Jurnal.
- Prasetyo, E. B., 2014. *Penerapan Algoritma Genetika dan Jaringan Syaraf Tiruan Pada Penjadwalan Mata Kuliah di Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Gadjah Mada*, Yogyakarta: Universitas Gadjah Mada.
- Putra, E. R., 2013. *Sistem Pakar Dengan Menggunakan Metode Dempster Shafer Untuk Mendeteksi Jenis ADHD (Attention Deficit Hyperactivity Disorder) Pada Anak*, Riau Pekanbaru: Universitas Negeri Sultan Syarif Kasim.
- Ratnasari, et al., 2016. *Komordibitas Pada Anak Gangguan Pemusatan Perhatian Dan Hiperaktivitas (GPPH) Pada 20 Sekolah Dasar Di Manado*, Manado: s.n.
- Rifqi, M., Cholissodin, I. & Santoso, E., 2016. *Optimasi Vektor Bobot Pada Learning Vector Quantization Dengan Algoritme Genetika Untuk Klasifikasi Tingkat Resiko Penyakit Stroke*, Malang: Doro Jurnal.
- Roshinah, F., Nursaliha, L. & Amri, S., 2014. *Pengaruh Terapi Murottal Terhadap Tingkat Hiperaktif-Impulsif Pada Anak Attention Deficit Hyperactivity Disorder (ADHD)*. *PELITA*, Volume IX.
- Sen, O., Zhengxiang, S. & Degui, C., 2002. *Application of LVQ neural network combined with genetic algorithm in power quality signal classification*. Kunming, China, IEEE.
- Sulistiyorini, R. & Mahmudy, W. F., 2015. *Penerapan Algoritma Genetika Untuk Permasalahan Optimasi Distribusi Barang Dua Tahap*, Malang: Doro Jurnal.
- T.Sutojo, 2011. *Kecerdasan Buatan*. Yogyakarta: ANDI.
- Wang, J.-. M. & Wen, Y.-. Q., 2008. *Application of Genetic LVQ Neural Network in Credit Analysis of Power Customer*. Jinan, China, IEEE