

## Optimasi *K-Means* Untuk *Clustering* Dosen Berdasarkan Kinerja Akademik Menggunakan Algoritme Genetika Paralel

Endah Utik Wahyuningtyas<sup>1</sup>, Rekyan Regasari Mardi Putri<sup>2</sup>, Sutrisno<sup>3</sup>

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya  
Email: <sup>1</sup>endahutik.eu@gmail.com, <sup>2</sup>rekyan.mrp@ub.ac.id, <sup>3</sup>trisno@ub.ac.id

### Abstrak

Tugas utama seorang dosen adalah menghasilkan sumber daya manusia yang berkualitas serta menyelesaikan permasalahan yang ada di masyarakat luas melalui penelitian, pengabdian, dan lain sebagainya. Kompetensi yang dimiliki oleh seorang dosen menentukan kualitas pelaksanaan tridharma perguruan tinggi. Sehingga perlu adanya evaluasi kinerja akademik dosen yang dilakukan secara periodik oleh tim penjamin mutu. Evaluasi kinerja akademik dosen bertujuan untuk menjaga mutu institusi, memudahkan dalam pengambilan kebijakan, dan memberikan *treatment* yang tepat untuk peningkatan kualitas dosen. Setiap dosen dapat memiliki kompetensi yang berbeda antara satu dengan yang lainnya. Oleh sebab itu perlu adanya pengelompokan data terkait dengan kinerja akademik dosen secara optimal. Pada penelitian kali ini, akan dibangun sistem *clustering* dosen berdasarkan kinerja akademik dengan menggunakan metode *k-means clustering*. Mengingat metode tersebut memiliki kekurangan yaitu sering mendapatkan *cluster* yang berbeda-beda karena inisialisasi *centroid* dilakukan secara *random*, oleh sebab itu perlu adanya optimasi *centroid* pada algoritme *k-means*. Algoritme genetika paralel dapat digunakan untuk mengoptimasi pusat *cluster* pada algoritme *k-means*. Hasil pengelompokan yang didapatkan menunjukkan bahwa optimasi pusat *cluster* menggunakan algoritme genetika paralel mendapatkan hasil yang lebih baik dibandingkan hanya dengan metode *k-means* saja.

**Kata kunci:** *algoritme genetika paralel, clustering, algoritme k-means clustering, evaluasi data kinerja dosen.*

### Abstract

*The main task of a lecturer is to produce quality human resources and solve problems that exist in the wider community through research, dedication, and so forth. Competence owned by a lecturer determines the quality of the implementation of the college tridharma. So it is necessary to evaluate the academic performance of lecturers conducted periodically by the quality assurance team. Evaluation of academic performance of lecturers aims to maintain the quality of institutions, facilitate the decision-making, and provide appropriate treatment for improving the quality of lecturers. Each lecturer can have different competencies with each other. Therefore, there needs to be a grouping of data related to the academic performance of lecturers optimally. In this research, a lecturer clustering system will be built based on academic performance using k-means clustering method. Given that the method has the disadvantage of often getting different clusters because the initialization of the centroid is done randomly, therefore there is a need for centroid optimization on the k-means algorithm. The parallel genetic algorithm can be used to optimize the cluster center on the k-means algorithm. The result of clustering shows that cluster center optimization using parallel genetic algorithm get better result than only k-means method.*

**Keywords:** *parallel genetic algorithm, clustering, k-means clustering, evaluation of academic performance lectures.*

### 1. PENDAHULUAN

Pada masa yang akan datang kualitas manusia yang dibutuhkan oleh bangsa Indonesia adalah yang mampu bersaing ketat dengan bangsa lain di dunia. Kualitas manusia

tersebut salah satunya dihasilkan oleh penyelenggaraan pendidikan yang bermutu. Oleh sebab itu, tenaga pengajar memiliki kedudukan, peran dan fungsi yang sangat strategis untuk mewujudkan cita-cita bangsa. Salah satu tenaga pengajar yang memiliki

fungsi tersebut adalah dosen.

Kompetensi yang dimiliki oleh dosen menentukan kualitas pelaksanaan tridharma perguruan tinggi. Evaluasi kinerja akademik dosen secara rutin dilakukan untuk mendapatkan data dosen yang memiliki kualifikasi yang baik. Selain itu, evaluasi kinerja akademik dosen bertujuan untuk menjaga mutu institusi, memudahkan dalam mengambil kebijakan serta memberikan *treatment* yang tepat untuk peningkatan kualitas dosen, dan mempermudah dalam pemberian penugasan terhadap dosen yang tepat.

Manual mutu Fakultas Ilmu Komputer Universitas Brawijaya (FILKOM UB) merupakan salah satu pedoman yang disusun untuk mengendalikan pengelolaan pendidikan perguruan tinggi berstandar internasional. FILKOM UB melakukan jaminan mutu pendidikan sebagai pertanggung jawaban kepada *stakeholder* untuk mengembangkan mutu pendidikan pada FILKOM UB secara berkelanjutan. Dengan adanya Penjamin Mutu Internal FILKOM UB, akan mampu menetapkan dan mewujudkan visi melalui misi, mampu memenuhi kebutuhan *stakeholder*, dan mampu menetapkan dunia kerja yang profesional (PTIHK, 2013).

Dengan adanya pengelompokan kinerja akademik dosen akan memudahkan penjamin mutu dalam memberikan penugasan kepada dosen. Penugasan tersebut nantinya akan berhubungan dengan studi lanjut, rekomendasi jabatan terkait struktural, kepanitiaan, pengabdian dan lain sebagainya. Dengan adanya pengelompokan atau pemetaan kinerja akademik dosen, Penjamin Mutu Internal dapat dengan mudah mewujudkan yang dicita-citakan.

Pengelompokan yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah metode *k-means clustering*. Metode ini digunakan untuk mengelompokkan data ke dalam beberapa kelompok berdasarkan kesamaan karakteristik masing-masing data pada setiap kelompok (Windha, 2015).

Metode ini sangat mudah untuk diimplementasikan dan dijalankan, komputasi waktu dijalankan juga relatif cepat bergantung dengan banyaknya data yang digunakan. Metode *k-means* memiliki kelemahan yaitu selalu terjebak pada titik global maksimum karena inisialisasi titik pusat cluster dilakukan secara *random* sehingga pengelompokan data

yang dihasilkan dapat berbeda-beda. Jika nilai *random* yang didapatkan kurang baik, maka hasil pengelompokan menjadi kurang optimal (Ernie, 2012).

Untuk mengatasi kelemahan tersebut terdapat beberapa algoritme yang dapat digunakan untuk proses optimasi, salah satunya adalah algoritme genetika paralel. Algoritme genetika paralel digunakan untuk menentukan titik awal pada *k-means* agar nilai *centroid* menjadi lebih optimal. Seperti algoritme genetika pada umumnya, algoritme genetika paralel juga menghasilkan himpunan solusi yang sangat berguna pada penyelesaian masalah dengan banyak objek. Pada penelitian kali ini optimasi menggunakan algoritme genetika paralel lebih berfokus pada banyaknya populasi yang dihasilkan sehingga individu yang didapatkan semakin beragam. Dengan beragamnya individu yang dihasilkan, diharapkan dapat mengatasi kelemahan yang dimiliki oleh algoritme *k-means*.

Pada penelitian kali ini peneliti akan memaparkan proses optimasi penentuan *centroid* pada *k-means* dengan metode algoritme genetika paralel sehingga dalam pengelompokan kinerja akademik dosen menjadi lebih optimal.

## 2. DASAR TEORI

### 2.1. Dosen

Dosen merupakan suatu komponen penting dalam suatu sistem pendidikan pada perguruan tinggi. Peran, tugas, serta tanggung jawab yang diberikan kepada dosen sangatlah penting dalam mewujudkan tujuan pendidikan nasional, untuk mencerdaskan kehidupan bangsa, meningkatkan kualitas kehidupan manusia seperti iman, taqwa dan ahlaq mulia, serta mencetak pribadi luhur dan budi pekerti yang baik. Untuk melaksanakan peran dan fungsi kedudukan dosen tersebut, diperlukan adanya sumber daya dosen yang profesional (Djoko, 2010).

### 2.2. K-means Clustering

*K-means clustering* merupakan salah satu metode data *clustering* non-hierarki yang mengelompokkan data dalam bentuk satu atau lebih *cluster* dengan data yang mirip. Data-data yang memiliki karakteristik yang sama akan di kumpulkan dalam satu *cluster*, sedangkan data

yang memiliki karakteristik yang berbeda akan dikumpulkan ke dalam *cluster* yang lain. Karakteristik data yang tersebar dalam satu *cluster* memiliki tingkat variasi yang kecil (Oscar, 2013).

### 2.3. Algoritme Genetika Paralel

Salah satu pengembangan algoritme genetika adalah algoritme genetika paralel. Algoritme genetika paralel dapat diimplementasi menggunakan beberapa *thread*. Manfaat utama yang didapatkan dari *multi-threading* adalah struktur program yang berjalan lebih baik karena setiap program pada setiap aktifitas yang dijalankan tidak bergantung antara satu dengan yang lainnya sehingga pada setiap program dapat didesain ulang. Manfaat yang lain adalah efisiensi waktu, karena menggunakan beberapa *processor* sehingga dapat digunakan untuk memecahkan permasalahan pada tingkat paralelisme yang tinggi seperti perkalian *matrix* dan dalam kasus ini adalah algoritme genetika (Leo, 1998). Pada penelitian kali ini algoritme genetika paralel tetap menggunakan konsep multi populasi namun hanya akan dijalankan pada prosesor tunggal.

#### 2.3.1. Inisialisasi Kromosom

Pada algoritme genetika paralel siklus awal untuk perkembangan algoritme diawali dengan pembuatan himpunan solusi baru (*initialization*) secara *random*. Bentuk dari kromosom akan sangat bergantung pada permasalahan yang dihadapi (Mahmudy, 2013).

#### 2.3.2. Reproduksi Crossover

Proses reproduksi *crossover* dilakukan dengan menyilangkan dua kromosom yang dipilih secara *random* pada individu yang terdapat pada populasi. Pada penelitian kali ini, proses *crossover* menggunakan metode *one cut point crossover*. Cara kerja metode ini adalah dengan menentukan titik potong pada induk pertama dan induk kedua untuk menghasilkan sebuah *offspring*.

#### 2.3.3. Inisialisasi Mutation

Proses reproduksi *mutation* dilakukan dengan cara memilih 1 individu secara acak pada populasi kemudian menentukan 2 titik acak untuk kemudian ditukarkan 2 titik tersebut sehingga terbentuklah *offspring* baru

(Mahmudy, 2015; Mahmuhy, 2016).

Pada penelitian kali ini, proses *mutation* menggunakan *reciprocal exchange mutation*. Metode ini merupakan metode dengan memilih 2 gen secara acak pada 1 individu pada populasi, kemudian menukarkan 2 gen tersebut sehingga terbentuklah *offspring* baru.

#### 2.3.4. Evaluasi

Proses evaluasi digunakan untuk menghitung nilai *fitness* setiap individu atau kromosom yang terdapat pada populasi. Semakin besar nilai *fitness* yang dihasilkan akan semakin baik pula individu tersebut dijadikan sebagai calon solusi (Mahmudy, 2013). Nilai *fitness* sendiri adalah proses untuk menyeleksi suatu individu dalam populasi dalam sebuah parameter.

#### 2.3.5. Seleksi

Proses seleksi dilakukan untuk memilih individu yang dipertahankan hidup pada generasi berikutnya dari himpunan populasi. Semakin besar nilai *fitness* pada sebuah individu atau kromosom, maka semakin besar pula kesempatan individu tersebut untuk lolos pada generasi berikutnya (Mahmudy, 2013).

Metode seleksi yang digunakan pada penelitian ini adalah dengan metode *elitism*. Metode *elitism* dilakukan dengan cara memilih individu atau kromosom terbaik dari kumpulan individu pada populasi yaitu *parent* dan *offspring* sebanyak populasi yang sudah ditentukan sebelumnya (Mahmudy, 2015; Mahmuhy, 2016).

### 2.4. Algoritme Genetika Paralel K-means

Algoritme genetika paralel digunakan untuk mengoptimasi pusat *cluster* awal pada algoritme *k-means*. Tujuan utama optimasi pusat *cluster* awal ini adalah untuk mendapatkan pusat *cluster* yang paling optimum berdasarkan nilai *fitness* yang dihasilkan oleh algoritme genetika paralel (Santoso, 2107). Langkah-langkah perhitungan algoritme genetika paralel *k-means* adalah:

- Inisialisasi Kromosom Awal pada PGA.
- Mengelompokan setiap objek data ke dalam *cluster* yang memiliki jarak terdekat menggunakan rumus *euclidean distance*.
- Proses reproduksi *crossover* dan *mutation*.
- Proses evaluasi perhitungan nilai *fitness*.

- e. Proses seleksi menggunakan metode *elitism*.
- f. Ulangi langkah b sampai e sampai kondisi berhenti terpenuhi.
- g. Inisialisasi pusat *cluster* awal dengan mengkonversi kromosom menjadi pusat *cluster*.
- h. Hitung jarak data dengan pusat *cluster* dengan menggunakan metode *euclidean distance*.
- i. Mengelompokkan data dengan mencari jarak terdekat pada masing-masing *cluster*.
- j. Menghitung pusat *cluster* baru dengan keanggotaan *cluster* sebelumnya.

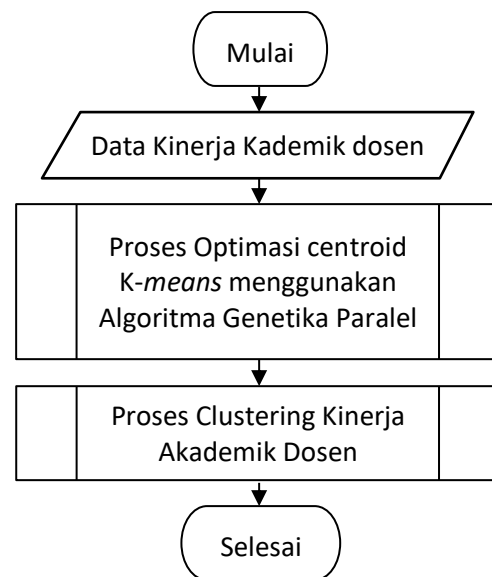
**2.5. Silhouette Coefficient**

*Silhouette coefficient* adalah suatu metode instrinsik yang dapat digunakan untuk mengukur kualitas hasil cluster. Secara garis besar dapat disimpulkan bahwa metode instrinsik yang digunakan untuk mengevaluasi hasil *clustering* dengan memeriksa seberapa baik objek data terpisah dengan objek lain pada *cluster* yang berbeda dan seberapa kompak objek yang bergabung dengan objek lain dalam satu *cluster*. Dalam perhitungan metode instrinsik memanfaatkan kelebihan dari matriks kesamaan antar objek data dalam dataset.

**3. RANCANGAN DAN IMPLEMENTASI**

**3.1. Perancangan Sistem**

Perancangan sistem pada algoritme genetika paralel dan *k-means* dilakukan secara sekuensial atau bertahap. Terdapat beberapa proses yang terdapat pada optimasi *k-means* menggunakan algoritme genetika paralel. Secara umum berikut adalah proses untuk melakukan optimasi *k-means clustering* untuk kinerja akademik dosen menggunakan algoritme genetika paralel pada Gambar 1 sebagai berikut:

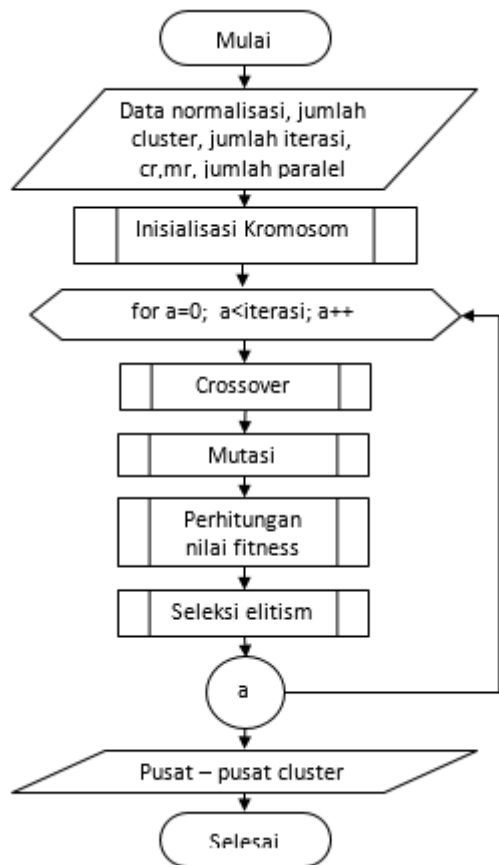


Gambar 1 Diagram Alir Sistem Secara Umum

Pada Gambar 1 di atas terdapat proses *predefined process* yang artinya adalah di dalam proses tersebut masih terdapat proses yang lain.

**3.1.1. Proses Optimasi Centroid K-means Menggunakan Algoritma Genetika Paralel**

Solusi optimun pada *centroid* didapatkan dari nilai *fitness* terbaik yang dihasilkan oleh algoritme genetika paralel. Secara umum proses yang terdapat pada algoritme genetika paralel adalah dengan mengeksekusi 2 atau lebih proses secara paralel dalam satu waktu yang bersamaan. Siklus proses utama yang terdapat pada proses optimasi *centroid* dengan menggunakan algoritme paralel terdapat pada Gambar 2 dibawah ini.

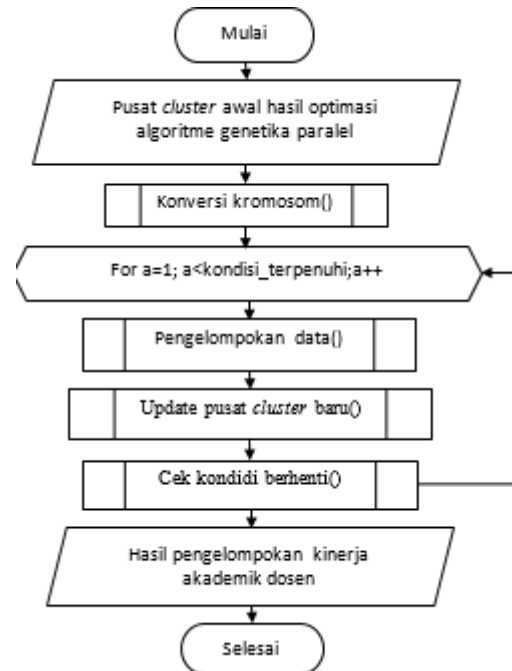


Gambar 2 Diagram Alir Optimasi *Centroid* menggunakan Algoritme Genetika Paralel

Pada Gambar 2 terdapat siklus proses optimasi *centroid* menggunakan algoritme genetika paralel secara umum. Masukan awal sistem adalah data dosen yang sudah ternormalisasi, jumlah klaster, jumlah iterasi, nilai *mr*, nilai *cr*, dan jumlah paralel yang diinginkan. Selanjutnya terdapat proses yaitu inisialisasi kromosom, proses reproduksi yang terdiri dari *crossover* dan *mutation*, proses evaluasi atau perhitungan nilai *fitness*, kemudian adalah proses seleksi menggunakan metode *elitism*. Keluaran dari sistem adalah pusat-pusat klaster yang sudah dioptimasi.

### 3.1.2. Proses *Clustering* Dosen Berdasarkan Kinerja Akademik

Pada penelitian ini proses *clustering* data menggunakan algoritme *k-means clustering*. Proses inisialisasi pusat klaster awal pada algoritme *k-means* diperoleh melalui proses algoritme genetika paralel. Berikut adalah alur atau siklus secara umum pada algoritme *k-means* yang ditunjukkan pada Gambar 3 dibawah ini:

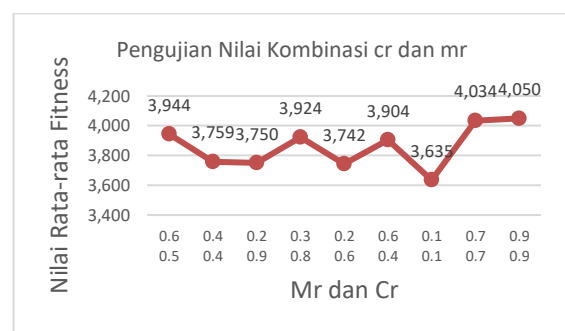


Gambar 3 Diagram Alir Proses *Clustering* Dosen Berdasarkan Kinerja Akademik

Pada Gambar 3 di atas terdapat siklus utama yang dimiliki algoritme *k-means*. Masukan awal sistem adalah data pusat klaster awal hasil optimasi algoritme genetika paralel. Selanjutnya terdapat proses konversi kromosom, pengelompokkan data, *update* pusat klaster baru, dan cek kondisi berhenti. Keluaran dari sistem adalah hasil pengelompokkan dosen berdasarkan kinerja akademik.

## 4. PENGUJIAN DAN ANALISIS

### 4.1. Pengujian dan Analisis Nilai *cr* dan *mr*

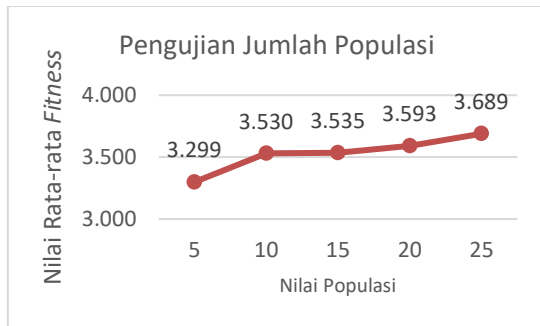


Gambar 4 Analisis nilai *cr* dan *mr*

Berdasarkan hasil grafik pada Gambar 4 diperoleh hasil grafik pengujian kombinasi nilai *cr* dan *mr* dengan kombinasi terbaik terdapat pada nilai *cr* sebesar 0,9 dan nilai *mr* sebesar 0,9. Hal ini menunjukkan bahwa, semakin besar nilai kombinasi nilai *cr* dan *mr* maka akan semakin baik nilai *fitness* yang dihasilkan.

Semakin besar nilai *cr* dan *mr* yang digunakan akan menambah keberagaman *offspring* yang dihasilkan pula. Pada pengujian parameter selanjutnya akan digunakan nilai *cr* sebesar 0,9 dan nilai *mr* sebesar 0,9 yang digunakan sebagai acuan.

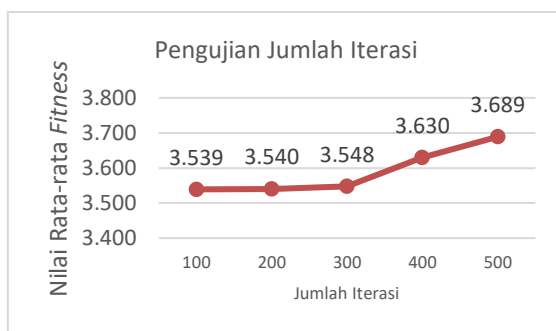
**4.2. Pengujian dan Analisis Ukuran Populasi**



Gambar 5 Analisis Ukuran Populasi

Berdasarkan hasil pengujian ukuran populasi pada Gambar 5 diperoleh rata-rata nilai *fitness* terbaik terdapat pada popsize 25. Grafik pada gambar menunjukkan bahwa semakin besar nilai *populasi* yang digunakan maka semakin besar pula nilai *fitness* yang didapatkan. hal tersebut terjadi karena nilai populasi yang semakin beragam. sehingga peluang untuk mendapatkan solusi juga semakin besar.

**4.3. Pengujian dan Analisis Jumlah Iterasi**

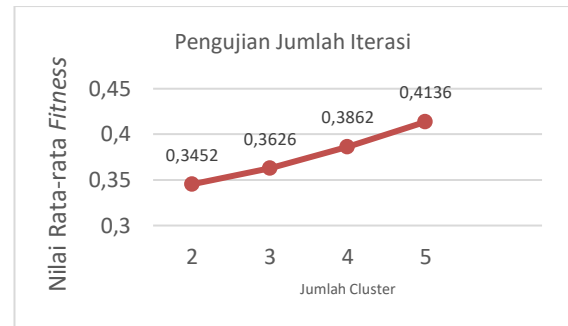


Gambar 6 Analisis Jumlah Iterasi

Berdasarkan hasil grafik Gambar 6 diperoleh jumlah iterasi terbaik dengan rata-rata nilai *fitness* terbesar adalah pada iterasi 500. Jumlah iterasi merupakan salah satu hal yang dibutuhkan untuk memperoleh solusi terbaik. Solusi optimum sering kali sulit didapatkan jika jumlah iterasi terlalu sedikit karena pencarian solusi terhenti sebelum mencapai solusi yang optimum. Tetapi, jumlah iterasi yang semakin banyak mengakibatkan kompleksitas waktu semakin meningkat. Pada pengujian kali ini, peneliti hanya sampai menguji nilai iterasi

sebesar 500, karena adanya keterbatasan *hardware* yang dimiliki. Dari hasil grafik tersebut dapat disimpulkan bahwa, semakin besar nilai iterasi yang digunakan maka akan semakin besar pula kemungkinan solusi terbaik dihasilkan.

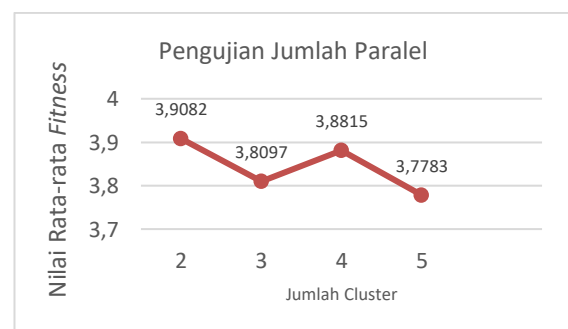
**4.4. Pengujian dan Analisis Jumlah Cluster**



Gambar 7 Analisis Jumlah Cluster

Pada grafik yang ditunjukkan pada Gambar 7 jumlah *cluster* yang mendapat nilai rata-rata *Silhouette coefficient* paling besar terdapat pada *cluster* 5. Pada pengujian jumlah *cluster* dapat diambil kesimpulan bahwa semakin besar jumlah *cluster*. maka semakin besar pula rata-rata *Silhouette coefficient* yang dihasilkan. Nilai *Silhouette Coefficient* memiliki range -1 sampai dengan 1. Jika nilai yang dihasilkan oleh *Silhouette Coefficient* mendekati 1 maka kualitas *cluster* yang dihasilkan akan semakin baik. tetapi jika nilai yang dihasilkan oleh *Silhouette Coefficient* mendekati -1 maka kualitas *cluster* akan semakin buruk. Ketika nilai *Silhouette coefficient* dibawah 0 maka *cluster* tersebut mengalami *overlapping*. Nilai kualitas yang baik dalam metode *Silhouette Coefficient* adalah jika jarak data terhadap satu *cluster* yang sama semakin dekat dan jarak antar data terhadap *cluster* yang berbeda semakin jauh.

**4.5. Pengujian dan Analisis Jumlah Paralel**



Gambar 8 Analisis Jumlah Paralel

Pada grafik pengujian jumlah iterasi yang ditunjukkan pada Gambar 8 menunjukkan bahwa, nilai paralel yang paling optimal sehingga menghasilkan banyak nilai *fitness* dengan nilai tinggi adalah paralel dengan nilai 2. Nilai paralel yang semakin besar akan menghasilkan individu yang semakin beragam. Sehingga dapat mengurangi konvergensi dini yang sering sekali terjadi pada algoritme genetika.

**4.6. Pengujian dan Analisis Perbandingan Algoritme**

Berdasarkan hasil uji coba terhadap kedua algoritme tersebut berikut adalah rata-rata nilai yang diperoleh yang ditunjukkan pada tabel 3 di bawah ini:

Tabel 1 Hasil Pengujian Perbandingan Algoritme

	Interval -1 s.d 1	Dalam (%)
<i>K-means</i>	0.360	68.03%
<i>GA-Kmeans</i>	0.4429	72.145%

Dari hasil pada Tabel 1 menunjukkan bahwa algoritme *k-means* yang dioptimasi menggunakan algoritme genetika paralel mendapatkan rata-rata nilai *Silhouette coefficient* yang lebih tinggi dibandingkan dengan algoritme *k-means* tanpa dioptimasi. Pengujian pada Tabel 1 menunjukkan bahwa nilai *k-means* yang dioptimasi menggunakan algoritme genetika paralel cenderung mendapatkan nilai yang lebih baik dibandingkan dengan algoritme *k-means* tanpa dioptimasi. Hal ini membuktikan bahwa hasil *clustering* sangat bergantung pada pemilihan pusat cluster awal. Kesimpulan yang dapat diambil bahwa algoritme *k-means* yang sudah dioptimasi menggunakan algoritme genetika paralel memiliki kinerja dan hasil yang lebih baik dibandingkan *clustering* dengan hanya menggunakan algoritme *k-means* tanpa dioptimasi.

**5. HASIL CLUSTERING DOSEN**

Berdasarkan pengujian parameter pada algoritma genetika paralel yang sudah didapatkan sebelumnya, parameter dengan nilai terbaik akan digunakan untuk pengelompokan data dosen berdasarkan kinerja akademik. Hasil pengujian tersebut didapatkan parameter terbaik dengan nilai *cr* dan *mr* sebesar 0.9, nilai populasi sebesar 25, jumlah iterasi sebesar 500,

jumlah cluster sebesar 5, dan jumlah paralel sebesar 2. Berikut adalah hasil pengelompokan dosen berdasarkan kinerja akademik yang ditunjukkan pada Tabel 2 dibawah ini:

Tabel 2 Hasil Pengujian Perbandingan Algoritme

Do sen	Pendi dikan	Penel itian	Pena bdian	Admin strasi	Penu njang	Clu ster
A	0,78	0,57	0,00	4,50	1,00	3
B	0,20	0,43	0,00	4,75	0,00	3
C	0,62	1,00	0,00	5,00	1,00	3
D	0,53	0,43	0,00	4,75	1,00	3
E	0,67	0,29	0,00	4,50	0,00	3
F	0,07	0,71	1,00	4,50	0,00	1
G	0,09	0,29	0,00	4,50	0,00	3
H	0,80	0,29	0,00	4,75	0,00	3
I	0,87	0,57	0,00	4,50	0,00	3
J	0,82	0,43	0,00	4,50	1,00	3
K	0,53	0,57	0,00	0,00	0,00	2
L	0,69	0,43	1,00	0,00	1,00	1
M	0,60	0,00	0,00	0,00	0,00	2
N	0,00	0,29	0,00	0,00	0,00	2
O	1,00	0,43	0,00	0,00	1,00	2
P	0,36	0,29	0,00	0,00	0,00	2
Q	0,47	0,29	0,00	0,00	1,00	2
R	0,64	0,29	0,00	0,67	1,00	2
S	0,53	0,57	0,00	0,67	1,00	2
T	0,87	0,43	0,00	0,67	1,00	2
U	0,67	0,14	0,00	0,00	1,00	2
V	0,00	0,14	0,00	0,00	1,00	2
W	0,64	0,29	0,00	1,00	0,00	2
X	0,73	0,57	0,00	0,00	1,00	2
Y	1,00	0,71	1,00	0,00	1,00	1

Tabel 3 Rata-rata *Silhouette Coefficient* Setiap Klaster

Klaster	Rata-Rata
Klaster 1	0.13
Klaster 2	0.44
Klaster 3	0.61

Pada Tabel 2 di atas diperoleh hasil klaster pada setiap dosen berdasarkan kinerja akademik. Hasil klaster dapat berubah ubah mengingat pusat klaster yang diperoleh dengan optimasi menggunakan algoritma genetika paralel didapatkan secara random. Berdasarkan hasil klaster yang diperoleh pada Tabel 3, menunjukkan bahwa klaster 3 memiliki rata-rata nilai *silhouette coefficient* yang paling besar sehingga dosen yang terdapat pada klaster

3 adalah kelompok dosen yang memiliki kualitas yang baik. Sebaliknya klaster 1 memiliki nilai *silhouette coefficient* yang kurang baik, sehingga dosen yang terdapat pada klaster 1 adalah kelompok dosen yang memiliki kualitas yang kurang optimal. Hal tersebut dikarenakan hasil pengukuran kualitas klaster menggunakan metode *silhouette coefficient* jika nilai rata-rata cluster mendekati -1 maka kualitas klaster tersebut semakin buruk, tetapi jika nilai rata-rata klaster mendekati 1 maka kualitas klaster tersebut semakin baik

## 6. KESIMPULAN

Algoritme genetika paralel dapat digunakan untuk melakukan *clustering* kinerja akademik dosen kedalam k kategori. Hasil *clustering* yang sudah dioptimasi menggunakan algoritme genetika paralel memiliki kualitas yang lebih baik dibandingkan dengan hasil *clustering* yang hanya menggunakan algoritme *k-means* saja.

*Clustering k-means* data kinerja akademik dosen yang dioptimasi menggunakan algoritme genetika paralel mendapatkan hasil lebih baik yaitu 72,145% dan *clustering* yang menggunakan algoritme *k-means* saja tanpa dioptimasi mendapatkan hasil 68.03%.

## 7. DAFTAR PUSTAKA

Budi Santoso., dkk. 2017. Optimasi *K-means* untuk Clustering Kinerja Akademik Dosen Menggunakan Algoritma Genetika. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, Volume Vol. 1, no. 1, Desember 2017, hlm. 1625-1659.

Budin Leo, e., 1998. Parallel Adaptive Genetic Algorithm.

Kustono, Djoko., dkk. 2010. *Pedoman Beban Kerja Dosen dan Evaluasi Pelaksanaan Tridharma Perguruan Tinggi*. Jakarta: s.n.

Mahmudy, Wayan Firdaus., dkk. 2013. Optimasi Fungsi Multi-Objektif Berkendala Menggunakan Algoritma Genetika Adaptif Dengan Pengkodean Real. *Seminar Nasional Basic*, Volume Vol.6, No.6.

Mahmudy, Wayan Firdaus., 2015-2016. *Modul Kuliah Dasar-Dasar Algoritma Evolusi*. Malang: Program Teknologi Informasi dan

Ilmu Komputer Universitas Brawijaya.

PTIHK. 2013. *Manual Mutu Program Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer Universitas Brawijaya*. 5 ed. Malang: Program Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer Universitas Brawijaya. Ernie, Kurniawan., 2012. Penerapan Algoritma *K-means* Untuk Clustering Dokumen E-Jurnal STM IK GI MDP. *Journal Informatika*.

Oscar., dkk. 2013. Implementasi Algoritma *K-means* Clustering Untuk Menentukan Strategi Marketing President University. *Jurnal Ilmiah Teknik Industri*, Volume 12.

Windha, Duhita., dkk. 2015. Clustering Menggunakan Metode *K-means* Untuk Menentukan Status Gizi Balita. *Journal Informatika*, Volume Vol. 15, No.2, p.2.