

Simulasi Coverage Pada Wireless Sensor Network dengan Menggunakan Algoritma Genetika Pareto

Umi Fitria P, Tri Budi Santoso, Prima Kristalina
Jurusan Telekomunikasi, Politeknik Elektronika Negeri Surabaya
Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya
email: mimi@student.eepis-its.edu

Abstrak

Wireless Sensor Network (WSN) adalah suatu jaringan wireless yang terdiri dari beberapa sensor node yang saling berkomunikasi dan bekerja sama untuk mengumpulkan data- data dari lingkungan sekitar. Salah satu masalah yang dihadapi dalam merancang suatu sistem WSN ini adalah masalah coverage area.

Pada penelitian ini akan disajikan suatu simulasi coverage area suatu WSN dengan menggunakan metode algoritma genetika yang dikombinasikan dengan pareto. Dengan menggunakan metode ini, akan diobservasi bagaimana kinerja coverage area suatu WSN pada suatu service area, dengan jumlah sensor yang terbatas harus dapat mengcover area secara optimum dan tentunya dengan biaya yang minimal.

Hasil dari proyek akhir ini adalah bahwa suatu algoritma genetika sudah mampu menunjukkan kinerja pencapaian coverage terbaik dari keempat individu sebesar 97.88 % dengan biaya sebesar \$ 3175.

Kata kunci : *Wireless sensor network, algoritma genetika, coverage area*

I. Pendahuluan

Salah satu masalah yang banyak dihadapi berkaitan dengan aplikasi WSN adalah masalah *coverage area*, karena tingkat QoS (*Quality of Service*) dari suatu jaringan sensor ditentukan oleh *coverage area*, dan hal ini berhubungan dengan kualitas sensor *device*, dimana semakin bagus daya *coverage* sensor maka semakin mahal pula harganya. Tak terkecuali pada WSN, dimana selalu dilakukan penelitian dan pengembangan algoritma untuk mengoptimalkan *coverage area* pada suatu *cluster* jaringan sensor. Banyak studi atau penelitian yang membahas masalah *coverage* ini, salah satunya *paper* karya Sami J. Habib yang meneliti tentang optimalisasi *coverage area* suatu *wireless* sensor dengan menggunakan metode algoritma genetika agar didapat suatu *coverage area* yang maksimal dengan jumlah sensor dan biaya yang dibuat seminimal mungkin [1], selain itu *paper* karangan Sudip Misra, dkk banyak membahas mengenai solusi *coverage area* dengan cara meminimalisir jumlah sensor *node* yang aktif, sehingga akan mengurangi *overlap coverage* yang bersamaan (menumpuk) pada *node* yang berdekatan [2]. Sebagaimana sistem – sistem lain dalam masa perkembangannya, WSN juga tidak luput dari banyaknya kekurangan, seperti keterbatasan energi, keterbatasan kemampuan *processor*, kemampuan

penyimpanan (*storage*) dan sensitivitas yang belum sempurna.

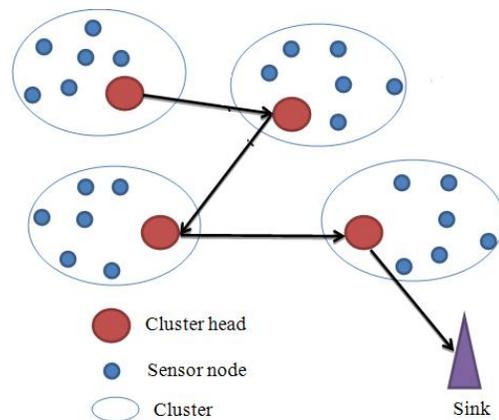
Mengacu pada *paper* karya Sami J. Habib, maka pada *paper* ini dibangun suatu simulasi *coverage area* dengan menggunakan algoritma genetika pareto, sehingga diharapkan hasil penelitian ini akan dapat membuat suatu simulasi metode *coverage area* yang optimal dengan biaya yang minimal, dan karena pareto, maka akan ada banyak solusi untuk permasalahan ini.

Penyusunan *paper* ini meliputi beberapa tahap sebagai berikut, bagian pertama diawali dengan deskripsi fisik suatu WSN beserta penjelasannya, bagian kedua berisi penjelasan mengenai algoritma genetika, bagian ketiga berisi tentang perancangan sistem untuk mendapatkan *coverage* yang lebih baik dengan algoritma genetika, bagian keempat berisi hasil data dan analisisnya dan bagian kelima berisi kesimpulan dari hasil data pada bab sebelumnya.

2. Wireless Sensor Network

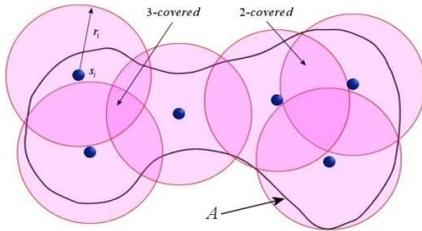
2.1. Gambaran WSN

Wireless sensor network adalah sebuah jaringan nirkabel yang terdiri dari perangkat sensor yang disebar pada suatu daerah (*region*) dengan jarak tertentu antar perangkatnya untuk memonitor kondisi suatu lingkungan. Sifat dari suatu jaringan sensor adalah *independent* satu sama lain antar *device (node)* sensornya, dimana suatu sensor *device* dapat berperan sebagai *transmitter* dan *receiver* data antar sensor. Contoh suatu jaringan *wireless* sensor terdapat pada Gambar 1.



Gambar 1. Wireless Sensor Network

Coverage sensor adalah jangkauan maksimum sebuah sensor dalam mendeteksi suatu fenomena alam yang terjadi. Kemampuan suatu sensor *node* untuk mendeteksi radius tertentu pada suatu WSN ditentukan oleh kualitas *sensor node* (*sensor device*). *Coverage area* pada WSN dapat dilakukan dengan berbagai metode atau algoritma. Gambar 1 berikut ini menunjukkan analogi *coverage sensor node* dari suatu jaringan *wireless sensor*.



Gambar 2. Analogi *coverage sensor node*

Sensor node adalah *sensor device* yang saling berkomunikasi dan bekerja sama untuk mengumpulkan data-data dari lingkungan sekitar, misalnya suhu, tekanan udara, kelembapan udara dan beberapa parameter lingkungan lainnya. Untuk keperluan ini suatu *node* dilengkapi dengan peralatan sensor yang digunakan untuk mendeteksi lingkungan sekitar dan peralatan komunikasi yang digunakan untuk berkomunikasi dengan *sensor node* yang lain. Dalam aplikasi WSN, *sensor node* harus mempunyai dimensi yang sangat kecil, sehingga *sensor node* mempunyai keterbatasan baik dalam *processor*, *memory* atau *wireless*.

Sensor node secara otomatis membentuk suatu grup yang disebut *cluster*, dan pada tiap – tiap *cluster* terdapat satu *cluster head* sebagai tempat berkumpulnya data dari sensor – *sensor node* di dalamnya. Proses *clustering* diaplikasikan secara *recursive* untuk membentuk suatu tingkatan *cluster*.

Sink atau *Base Station* adalah sebuah *data gathering*, *processing entity* dan *communication link* menuju jaringan yang lebih besar, sehingga sifatnya seperti *data server* yang menyimpan semua informasi dari setiap *sensor node* pada *cluster-cluster* dalam suatu *service area*.

2.2. Algoritma Genetika

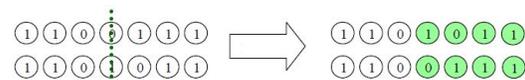
Algoritma genetika adalah suatu optimisasi dan teknik pencarian yang berdasarkan pada prinsip genetika dan seleksi alam. Metode ini dikembangkan oleh John Holland (1975) sejak tahun 1960an dan 1970an dan akhirnya dipopulerkan oleh salah satu muridnya, David Goldberg (1989).

Algoritma genetika bekerja dengan sebuah populasi yang terdiri dari individu-individu yang mempresentasikan solusi yang mungkin bagi persoalan yang ada. Individu dilambangkan dengan sebuah nilai *fitness* yang akan digunakan untuk mencari solusi terbaik dari persoalan yang ada. Di dalam penerapan algoritma genetika akan melibatkan beberapa operator, yaitu :

- Operasi evolusi yang melibatkan proses seleksi (*selection*) di dalamnya.
- Operasi genetika yang melibatkan operator pindah silang (*cross over*) dan mutasi (*mutation*).

Seleksi digunakan untuk memilih individu – individu mana saja yang akan dipilih untuk proses kawin silang dan mutasi. Langkah pertama yang dilakukan dalam seleksi ini adalah pencarian nilai *fitness*. Nilai *fitness* ini yang nantinya akan digunakan pada tahap – tahap seleksi berikutnya.

Cross over adalah operator dari algoritma genetika yang melibatkan dua induk untuk membentuk kromosom baru. Operasi ini tidak selalu dilakukan pada semua individu yang ada, individu dipilih secara acak. Gambar 3 di bawah ini menunjukkan contoh atau ilustrasi *cross over* pada suatu kromosom biner.



Gambar 3. *Cross over* pada kromosom biner

Mutasi berperan untuk menggantikan gen yang hilang dari populasi akibat proses seleksi yang memungkinkan munculnya kembali gen yang tidak muncul pada inisialisasi populasi. Mutasi yang digunakan pada algoritma genetika sederhana dengan kromosom biner, pada dasarnya akan mengubah secara acak nilai suatu bit pada posisi tertentu . Contoh mutasi dapat dilihat pada Gambar 4 yang merupakan contoh ilustrasi mutasi pada kromosom biner.



Gambar 4. Mutasi pada kromosom biner

2.3. Algoritma Genetika Pareto untuk MOO (*Multiple Objective Optimization*)

Salah satu pengembangan dari metode algoritma genetika adalah untuk mencapai suatu *Multiple Objective Optimization* (MOO) yakni *object* yang ingin dicapai lebih dari satu [3].

Dalam MOO biasanya terdapat lebih dari satu solusi yang optimum untuk semua objek, konsekuensinya terdapat beberapa solusi yang optimal yang dikenal dengan solusi optimal pareto. Algoritma genetika pareto diawali dengan suatu populasi dengan jumlah *member* yang banyak dalam suatu *pareto front* (grafik pareto). Algoritma genetika pareto di sini bekerja dengan dua *cost function* atau bahkan bisa lebih. Algoritma genetika pareto membutuhkan ukuran populasi yang besar untuk dapat bekerja dengan baik dalam usahanya untuk membentuk atau *define* suatu *pareto front* [3].

Pareto optimal set adalah sebuah kumpulan solusi non dominan yang berhubungan satu sama lain ketika

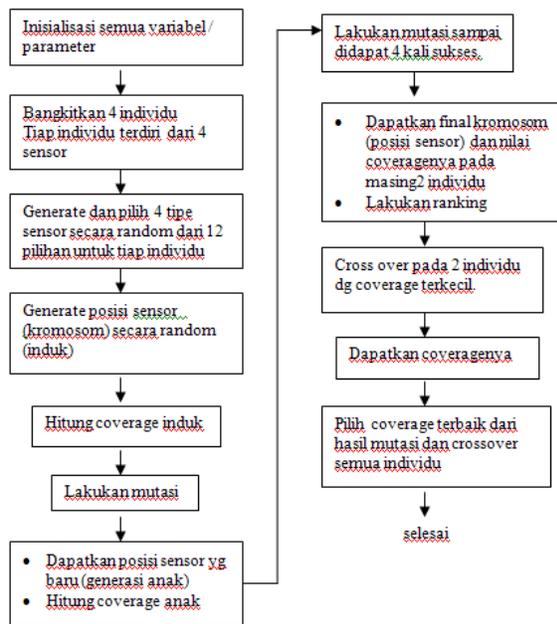
berpindah dari solusi pareto satu ke solusi lain [4]. Kumpulan solusi optimal pareto seringkali mengacu kepada solusi tunggal karena dapat diaplikasikan berdasarkan pada masalah yang terdapat dalam kehidupan nyata. *Pareto optimal set* mempunyai ukuran yang bervariasi, namun ukuran dari *Pareto set* biasanya bertambah seiring dengan bertambahnya jumlah dari *objektives* (obyek), pada sebagian besar kasus, jumlah solusi optimal pareto sangat banyak [4].

Tujuan akhir dari *multi-objective optimization* adalah untuk mengidentifikasi solusi – solusi dari *Pareto optimal set*. untuk mengidentifikasi keseluruhan *Pareto optimal set* untuk kebanyakan kasus *multi-objective* sangat tidak mungkin dikarenakan ukurannya [4].

3. Perancangan Sistem

3.1. Algoritma Genetika Untuk Mencari Coverage Terbaik

Flowchart pada Gambar 5 di bawah merupakan blok diagram perancangan dan alur dari proses algoritma genetika yang digunakan untuk memperoleh nilai *coverage* yang semakin baik pada tiap proses generasi / genetiknya.



Gambar 5. Blok diagram perancangan

Parameter dan batasan masalah pada pengerjaan proyek ini meliputi:

- Inisialisasi area berupa persegi dengan panjang dan lebar sebesar 100 m x 100 m.
- Jumlah sensor yang digunakan sebanyak 4 sensor (menyesuaikan dengan luasan areanya).
- Jenis radius sensor yang digunakan berdasarkan pada Tabel 1 berikut ini :

Tabel 1. Daftar jenis sensor [1]

Sensor	Radius (m)	Harga (\$)
1	1	50
2	5	150
3	8	160
4	10	250
5	15	300
6	20	600
7	25	700
8	30	800
9	35	825
10	40	850
11	45	900
12	50	1000

Proses genetika diawali dengan membangkitkan 4 individu, dimana masing – masing individu terdiri dari 4 pasang atau 8 kromosom yang mengindikasikan koordinat posisi sensor. Pembangkitan tiap – tiap individu dilakukan dengan membangkitkan posisi kromosom secara *random* (acak), lalu dilanjutkan dengan pemilihan sensor (radius sensor) yang juga dilakukan secara acak. Setelah itu proses berlanjut dengan melakukan perhitungan *coverage* awal (*coverage* induk).

Proses genetika dimulai dengan melakukan mutasi terhadap salah satu nilai kromosom sehingga akan didapatkan susunan kromosom yang baru (dengan satu nilai yang berubah / berbeda dari susunan sebelumnya), posisi kromosom yang baru ini dinamakan generasi anak (*offspring*) yang selanjutnya akan dihitung *coveragennya*. Hasil *coverage* anak ini akan dibandingkan dengan *coverage* induk, bila lebih baik, maka susunan kromosom anak ini yang akan dipakai untuk proses mutasi selanjutnya dalam rangka memperoleh nilai *coverage* yang lebih baik, bila tidak maka kromosom induk yang nantinya akan dimutasi lagi dengan tujuan yang sama. Proses mutasi ini dilakukan pada tiap individu.

Setelah didapatkan nilai *coverage* akhir hasil mutasi pada tiap – tiap individu, selanjutnya dilakukan proses *cross over* antara dua individu yang mempunyai nilai *coverage* terjelek dari hasil perhitungan *coverage* proses mutasi (dimana sebelumnya dilakukan proses perangkingan), proses *cross over* ini sebagai salah satu operator dalam algoritma genetika untuk memberikan *option* apakah nantinya *coverage* hasil *cross over* lebih baik atau tidak dibandingkan dengan hasil mutasi, bila lebih baik maka akan digunakan, bila tidak maka digunakan *coverage* akhir hasil mutasi. Selanjutnya, di akhir proses akan dipilih satu individu dengan *coverage* terbaik, dan individu itulah yang akan digunakan sebagai acuan untuk proses genetika pada generasi selanjutnya.

3.2. MOO untuk Mendapatkan Alternatif Solusi

MOO (*Multiple Objective Optimization*) di sini bertujuan untuk mendapatkan solusi dari dua parameter atau variabel yang berbeda, dimana idealnya diinginkan *coverage* yang semakin bagus dan harga yang semakin turun, namun kondisi seperti itu mungkin sulit untuk

didapat, sehingga MOO di sini bertujuan untuk memberikan banyak solusi yang diharapkan akan mampu mendekati kondisi ideal tersebut.

Solusi yang dimaksud adalah mengenai *coverage* dan harga yang beragam untuk tiap – tiap generasinya, sehingga perlu dilakukan sedikit modifikasi, yakni pada tiap generasi akan dilakukan pemilihan jenis sensor secara acak pada setiap individu, sehingga dengan jenis sensor yang berubah tiap generasi akan menawarkan harga yang juga beragam, karena besarnya harga dipengaruhi oleh pemilihan jenis sensornya. Pengacakan jenis sensor untuk tiap generasinya ini harus tetap membuat nilai *coverage* semakin baik, sehingga bila pemilihan acak sensor ini menghasilkan *coverage* yang jelek dibanding generasi sebelumnya. Hasil ini akan digunakan sebagai jenis sensor pada generasi sebelumnya, karena prioritasnya adalah *coverage* area.

Dari modifikasi tersebut, akan didapat hasil rekap data mengenai *coverage*, jenis sensor dan harga dan juga posisi sensor yang terbaik dari tiap generasi, sehingga bila dibuat grafik pareto, kita akan dapat melihat di posisi manakah solusi-solusi pada setiap generasi tersebut akan mengumpul atau berada pada area tertentu ditinjau dari posisi solusi ideal.

4. Hasil Simulasi dan Analisa

Pada bab ini akan ditunjukkan *sample* hasil data dan pengujian dari algoritma genetika dengan mengambil beberapa *sample* data yang didapatkan dari 20 generasi dari keempat individu yang dibangkitkan. Selanjutnya hasil data yang didapat dari hasil *running* program kita tampilkan seperti pada Tabel 2, untuk memudahkan dalam melakukan analisa selanjutnya kita ubah pembacaan datanya ke dalam bentuk grafik, di mana di sini terdapat dua macam grafik, yakni grafik genetika dan grafik pareto.

Grafik genetika menunjukkan nilai *coverage* dan harga pada tiap-tiap generasi, dimana data yang diambil untuk di grafikkan adalah data nilai *coverage* terbaik dari keempat individu pada tiap generasinya. Sedangkan untuk grafik pareto, di sini parameter yang dimasukkan ke dalam grafik adalah parameter harga dan prosentase area yang tidak *tercover*, sehingga dari hasil plot grafik dapat diketahui berada pada daerah manakah solusi yang didapatkan, dan bagaimanakah kecenderungannya, apakah mendekati daerah ideal ataukah menjauhi.

Hasil data *running* sistem ditunjukkan pada Tabel 2 yang menunjukkan nilai prosentase *coverage* dan biaya untuk tiap-tiap generasi terbangkit.

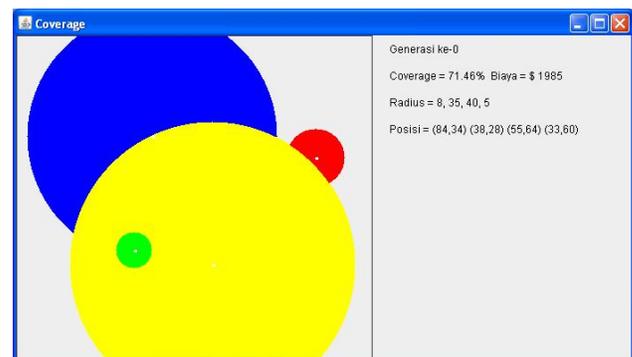
Proses pembangkitan generasi dimulai dengan melakukan pemilihan sensor secara acak untuk tiap-tiap individu, dilanjutkan dengan perhitungan *coverage* induk (*coverage* dari posisi awal terbangkit), selanjutnya dilakukan proses mutasi untuk menghasilkan anak (*offspring*) dengan susunan posisi sensor yang baru untuk dibandingkan hasil *coveragenya* dengan induk. Selanjutnya dilakukan *cross over* antar individu untuk mencari peluang nilai *coverage* terbaik dibandingkan dengan proses mutasi, hasil yang terbaik yang akan dipilih, sedangkan variabel biaya akan dihitung di akhir

proses generasi. Proses ini berlangsung dimana tiap generasi akan mengacak jenis sensor dan posisi yang baru dengan catatan harus lebih baik atau sama dengan generasi sebelumnya.

Tabel 2. Hasil pengujian

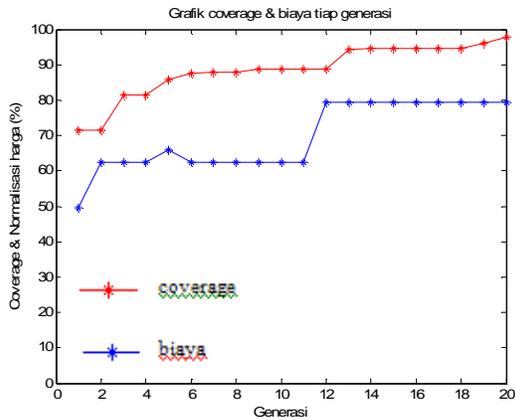
Gene rasi	Individu 1		Individu 2		Individu 3		Individu 4	
	Cov (%)	Harga (\$)						
0	66.93	2475	40.37	1650	71.46	1985	56.09	1600
1	68.32	2475	77.69	2635	72.15	1985	81.32	2500
2	73.94	2475	77.69	2635	72.15	1985	81.32	2500
3	73.94	2475	77.69	2635	72.15	1985	85.84	2500
4	73.94	2475	87.68	2635	72.15	1985	85.84	2500
5	73.94	2475	87.68	2635	72.15	1985	87.97	2500
6	73.94	2475	87.68	2635	72.15	1985	87.97	2500
7	74.12	2475	87.68	2635	72.92	1985	88.61	2500
8	74.12	2475	87.68	2635	74.41	1985	88.61	2500
9	88.19	3175	87.68	2635	74.46	1985	88.61	2500
10	88.26	3175	87.68	2635	74.46	1985	88.61	2500
11	94.17	3175	87.68	2635	74.94	1985	88.61	2500
12	94.64	3175	87.68	2635	74.94	1985	88.61	2500
13	94.64	3175	87.68	2635	74.94	1985	88.61	2500
14	94.64	3175	87.68	2635	74.94	1985	88.61	2500
15	94.64	3175	87.68	2635	74.94	1985	89.21	2500
16	94.64	3175	87.68	2635	74.94	1985	89.21	2500
17	96.12	3175	87.68	2635	74.94	1985	89.35	2500
18	97.88	3175	87.68	2635	74.94	1985	89.35	2500
19	97.88	3175	87.68	2635	74.94	1985	89.38	2500

Dari tabel hasil pengujian, diambil contoh 20 generasi mulai dari generasi 0-19, didapatkan hasil bahwa nilai *coverage* untuk tiap-tiap generasi mengalami kenaikan, karena antara parameter *coverage* dan biaya, yang menjadi prioritas adalah masalah *coverage* area, sehingga nilai *coverage* untuk generasi selanjutnya harus lebih baik dari generasi sebelumnya, atau bila tidak lebih baik, maka dipilih nilai *coverage* sebelumnya. Hasil algoritma genetika untuk generasi pertama (generasi ke-0), diambil dari individu terbaik, yakni individu 3 menghasilkan *coverage* sebesar 71.46 % dan biaya sebesar \$ 1985 seperti yang ditunjukkan pada visualisasi Gambar 6, dimana *coverage* dengan warna merah menunjukkan sensor 1, biru untuk sensor 2, kuning untuk sensor 3 dan hijau untuk sensor 4. Pada gambar tersebut terlihat bahwa generasi pertama memiliki *coverage* yang belum maksimal karena masih terlihat banyak area kosong yang belum *tercover* oleh sensor.



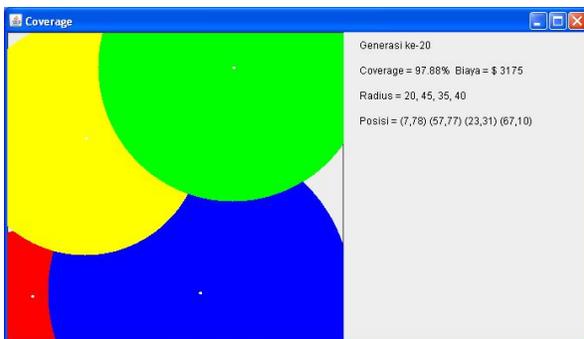
Gambar 6. Visualisasi generasi ke-0

Pada tiap *looping* generasi, terdapat proses acak jenis radius sensor untuk tiap individu, dimana hasil radius yang terpilih tidak membuat *coverage* yang dihasilkan lebih baik atau sama dengan *coverage* generasi sebelumnya, sehingga digunakan jenis radius sensor generasi sebelumnya untuk menjaga nilai *coverage* tidak mengalami penurunan, sehingga untuk proses mutasi atau *cross over* posisi sensor akan tetap berpeluang untuk menghasilkan posisi dengan *coverage* lebih baik dari generasi sebelumnya. Grafik individu terbaik yang dipilih pada tiap proses regenerasinya ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Grafik proses regenerasi

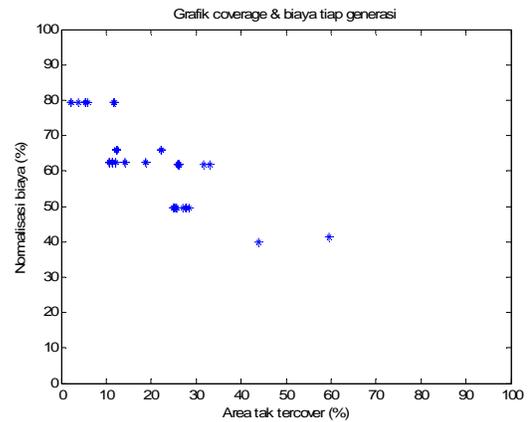
Hasil perhitungan harga tiap generasi pada Tabel 2 beragam, hal ini dikarenakan harga mengikuti jenis radius sensor yang terpilih secara acak, sehingga variabel harga ini berkaitan dan tergantung pada jenis radius yang terpilih, dan karena sifatnya *random*, maka nilainya juga akan berubah-ubah untuk tiap-tiap pengujian. Dari hasil data, untuk ke-20 generasi didapatkan nilai *coverage* terbaik dari keempat individu adalah sebesar 97.88 % diperoleh dari individu 1 dengan biaya \$3175 seperti yang ditunjukkan pada visualisasi Gambar 7, dimana pada visualisasi tersebut terlihat bahwa area yang *tercover* oleh sensor jauh lebih baik daripada generasi ke-0 :



Gambar 7. Visualisasi generasi ke-19

Hasil grafik pada Gambar 6 menunjukkan bahwa parameter *coverage* selalu mengalami kenaikan sedangkan untuk parameter harga kondisinya *fluktuatif*

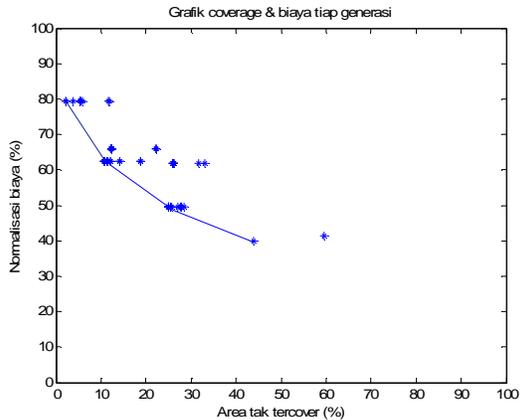
akibat pemilihan sensir secara acak. Pada grafik genetika tersebut, sumbu x menjelaskan parameter iterasi (generasi) sedangkan sumbu y menjelaskan nilai normalisasi kedua *fitness coverage* dan biaya, dimana untuk *coverage* nilai optimalnya berada pada normalisasi 100 %, sedangkan untuk biaya berada pada normalisasi 0 %, sehingga kondisi ideal untuk grafik genetika adalah bila jarak antara kedua parameter makin menjauh. Dari hasil grafik genetika (proses regenerasi), bila di plot pada diagram *scatter*, maka akan menghasilkan grafik pareto seperti pada Gambar 7, dimana akan tampak solusi-solusi masalah *coverage* dan biaya untuk tiap-tiap generasi masalah *coverage* dan biaya untuk tiap-tiap generasi diwakili dengan tanda atau simbol seperti yang tertera pada grafik, sehingga dari hasil grafik ini, dapat dilihat bahwa solusi-solusi berkumpul atau berada pada suatu daerah tertentu, dimana pada hasil data, simbol tersebut berkumpul dan berada pada daerah yang tidak *tercover* di bawah 60 % dan biaya di atas 40 % untuk data atau solusi – solusi yang paling mendekati kondisi yang diinginkan.



Gambar 7. Grafik pareto

Grafik sebaran solusi pada Gambar 7 di atas, akan tampak membentuk suatu *line* atau garis terluar dari kumpulan solusi yang biasa disebut pareto front, namun solusi terluar pada gambar di atas tidak berderet membentuk garis yang tampak, karena solusi yang dihasilkan terkadang tidak lebih baik dari generasi sebelumnya sehingga dipakai data sebelumnya yang lebih baik, maka akan terlihat solusi atau titik yang menumpuk, karena nilai *coverage* dan biayanya sama .

Pada grafik Gambar 8, garis ini menunjukkan solusi maksimal, karena posisinya yang berada di daerah paling luar dari kumpulan solusi dan yang mendekati daerah ideal, yakni pada area (0,0). Gambaran garis penghubung (*front*) dapat dilihat pada Gambar 8, dimana solusi – solusi yang dilewati oleh garis tersebut merupakan solusi optimal , yang diambil dari data nilai *coverage* yang paling baik diantara sekian pilihan hasil *coverage* dari 20 generasi yang terbangkit.



Gambar 8. Pareto line (*front*)

5. Kesimpulan

Berdasarkan pada hasil data dan analisa dapat disimpulkan bahwa:

- Untuk hasil pembangkitan selama 20 generasi, didapatkan nilai *coverage* yang semakin baik untuk tiap generasinya.
- Nilai *coverage* terbaik didapatkan pada generasi terakhir (generasi ke-19) dengan prosentase *coverage* sebesar 97.88 % dan biaya \$ 3175 yang diperoleh dari individu 1.

6. DAFTAR PUSTAKA

- [1] J. Habib Sami. "Modeling and simulating coverage in sensor network". *Computer Communication*, Vol.30, No.5, pp. 1029 –1035, doi:10.1016/j.comcom.2006.08.026, 2007.
- [2] Misra Sudip, Pavan Kumar, Obaidat Mohammad S. "Connectivity preserving localized coverage algorithm for area monitoring using wireless sensor network". *Computer Communication*, doi:10.1016/j.comcom.2010.03.002, 2010.
- [3] Haupt, Randy L, Sue Ellen Haupt, "Practical Genetic Algorithms", A John Willey & Sons Inc, Pennsylvania, 2004.
- [4] Konak Abdullah, David W. Coit, Alice E. Smith. "Multi-objective optimization using genetic algorithms: A tutorial". *Reliability Engineering and System Safety*, Vol.19, pp. 992-1007, doi:10/1016/j.res.2005.11.018, 2006.