

**ALGORITMA ASOSIASI DATA MULTIDIMENSI BERBASIS OPTIMISASI
KOLONI SEMUT UNTUK PENJEJAKAN SASARAN JAMAK**

Ifan wiranto

Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik
Universitas Negeri Gorontalo
email:ifanwiranto@yahoo.com

Abstrak

Penjejakan sasaran (*target tracking*) adalah masalah penting dengan penerapan yang luas untuk militer dan sipil, seperti penjejakan pada sasaran di darat, *air traffic control*, pemantauan wilayah (*space surveillance*), *radar tracking*, dan sebagainya. Dalam sistem radar multi-sensor, beberapa dari hasil pengukuran sensor bisa tidak benar, maka jumlah sasaran atau yang mana hasil pengukuran yang berasal dari sasaran tidak diketahui secara a priori. Permasalahan menjadi bagaimana menentukan jumlah sasaran, dimana dalam hasil pengukuran bercampur antara pengukuran yang benar (berasal dari target) dan yang tidak benar (*false alarm*). Masalah ini adalah masalah asosiasi data (*data association problem*) atau dikenal juga sebagai masalah penugasan multidimensi (*multidimensional assignment problem*). Diketahui bahwa *multidimensional assignment problem* adalah NP (*Nondeterministic Polynomial*)-Hard. Untuk menyelesaikan masalah ini diperlukan suatu metode heuristik. Dalam makalah ini ditawarkan metode optimisasi koloni semut untuk menyelesaikan masalah penugasan multidimensi (*multidimensional assignment problem*). Tiga lintasan *target* berbeda digunakan dalam simulasi menggunakan tiga radar identik dengan *false alarm rate* sama dengan 1. Diperoleh bahwa algoritma *Ant Colony Optimization* mampu memisahkan antara *target* benar dan *false alarm*, serta mampu mengatasi *miss detection*.

Kata kunci: Penjejakan sasaran jamak, masalah penugasan multidimensi, ant colony optimization

Abstract

Target tracking is an important problem with wide applications in both military and civilian areas as ground target tracking, air traffic control, space surveillance, radar tracking, etc. The purpose of multiple target tracking system is to identify targets and then to estimate the states of targets. The target state comprises position, velocity, and acceleration. In multi-sensor radar system, some of sensor measurements may be false, and the numbers of target and which measurement emanates from which target are not known a priori. The problem then are to determine the number of targets, where in the measurements containing both measurements from target and false alarms. This is the data association problem or called the multidimensional assignment problem. Multidimensional assignment problem is NP-Hard, and required heuristic method to solve this problem. Furthermore to estimate the state of each target given a sequence of measurements that emanate from that target. In this paper proposed Ant Colony Optimization method to solve the multidimensional assignment problem. Three different target track used in simulation and observation three identical radar with false alarm rate equal 1. The results of Ant Colony Optimization algorithm for multiple target tracking able to separate among true target and false alarm.

Key words: multiple target tracking, multidimensional assignment problem, ant colony optimization

PENDAHULUAN

Penjejakan sasaran (*target tracking*) adalah masalah penting dalam aplikasi untuk militer dan sipil, seperti penjejakan pada sasaran di darat, *air traffic control*, pemantauan wilayah (*space surveillance*), *radar tracking*, dan sebagainya. Dalam radar militer, penjejakan berperan penting untuk kendali tembakan dan pemandu rudal (*missile guidance*). Pemandu rudal tidak akan bekerja dengan baik tanpa penjejakan sasaran yang benar. Pada sistem-sistem radar komersial, seperti radar-radar *airport traffic control* untuk keperluan sipil, *target tracking* digunakan untuk pengendalian kedatangan dan keberangkatan pesawat. Tujuan dari penjejakan sasaran jamak (*multiple target tracking*) adalah mengidentifikasi sasaran-sasaran dan kemudian mengestimasi keadaan (*state*) dari sasaran-sasaran tersebut. Keadaan sasaran tersebut terdiri dari posisi, kecepatan dan percepatan. Dalam penjejakan, suatu masalah pengawasan (*surveillance*) yang umum adalah mengestimasi keadaan masa lampau, sekarang, dan akan datang dari sekumpulan obyek (misalnya, pesawat terbang) yang bergerak dalam ruang tiga dimensi dari suatu deret pengukuran yang diperoleh dari suatu daerah pengawasan oleh satu atau beberapa sensor. Obyek-obyek ini kemudian akan disebut sasaran (*target*). Dinamika dari sasaran-sasaran ini secara umum dapat dimodelkan dari hukum-hukum fisika tentang gerak, tetapi disebabkan adanya noise dalam dinamika tersebut, maka parameter-parameter tertentu dari pergerakan tersebut bisa tidak diketahui. Oleh karena itu, dinamika sistem tersebut sering dimodelkan sebagai persamaan diferensial stokastik. Beberapa dari hasil pengukuran sensor bisa tidak benar, maka jumlah sasaran dan yang mana hasil pengukuran yang berasal dari sasaran tidak diketahui secara a priori. Permasalahan menjadi bagaimana menentukan jumlah sasaran, dimana dalam hasil pengukuran bercampur antara pengukuran yang benar (berasal dari *target*) dan yang tidak benar (*false alarm*). Masalah ini adalah masalah asosiasi data (*data association problem*) dan untuk kasus multisensor, untuk jumlah sensor $N \geq 3$, menjadi suatu masalah penugasan multi-dimensi (*multidimensional assignment problem*). Diketahui bahwa *multidimensional assignment problem* adalah NP (*Nondeterministic Polynomial*)-Hard, dan untuk menyelesaikan masalah ini diperlukan suatu algoritma pendekatan (algoritma nondeterministik) yaitu metode heuristik. Beberapa penelitian untuk penjejakan sasaran jamak berbasis pada metodologi pencarian untuk menyelesaikan *multidimensional assignment problem* telah dilakukan [Chen G., L. Hong, (1997), Turkmen, I., K. Guney, (2006)]. Dalam penelitian-penelitian ini menggunakan *genetic algorithm* [Chen G., L. Hong, (1997)], dan *tabu search* (Turkmen dan Guney, 2006). Dalam beberapa penelitian yang menerapkan metodologi pencarian, yaitu *genetic algorithm (GA)*, *simulated annealing (SA)*, dan optimisasi koloni semut (*ant colony optimization (ACO)*), untuk masalah perjalanan *salesman* menunjukkan bahwa *ACO* menghasilkan solusi yang lebih baik dibandingkan dengan algoritma yang lainnya dalam hal panjang tur yang lebih pendek dan jumlah iterasi yang lebih singkat. [Bonabeau, E., et.al. (1999).

Ant Colony Optimization adalah suatu konsep baru dalam *artificial intelligence*. *Ant Colony System* (Bonabeau, et.al, 1999) merupakan model perilaku semut yang diketahui dapat menemukan jarak terpendek antara sarang dan sumber makanan mereka. Dalam suatu koloni semut, pada saat semut berjalan, ia meninggalkan suatu zat kimia yang disebut sebagai feromon (*pheromone*) di tempat yang dilaluinya. Dengan perantaraan feromon inilah terjadi komunikasi tidak langsung dan pertukaran informasi antar semut selagi membangun suatu solusi.

Penelitian ini bertujuan untuk membangun suatu algoritma yang berbasis pada *ant colony optimization* untuk menyelesaikan *multidimensional assignment problem* yang muncul pada penjejakan sasaran jamak multisensor. Dalam melakukan simulasi manuver sasaran digunakan model kecepatan (tiga dimensi-dua keadaan). Pengamatan menggunakan tiga sensor yang identik dengan *false alarm rate* sama dengan 1 dan peluang deteksi adalah 0,9.

METODE

1. mempelajari tentang *data association problem* pada penjejakan sasaran jamak.,
2. mempelajari *Ant Colony Optimization*, serta membangun algoritma *ACO* untuk *data association problem*.
3. merancang model *ACO* untuk penjejakan sasaran jamak,
4. menguji hasil perancangan menggunakan simulasi dengan berbagai macam manuver *target*

Sensor-jamak untuk Penjejakan Sasaran Jamak

Dalam bagian ini akan dijelaskan bagaimana suatu sistem radar akan menjejaki sejumlah target. Diandaikan bahwa terdapat N buah sensor, dalam hal ini radar, yang digunakan untuk menemukan target dalam suatu wilayah. Misalkan ada sejumlah target t (t tidak diketahui) dalam wilayah pengamatan tersebut, dan posisi dari target t tersebut adalah $\theta_t = (x_t, y_t, z_t)'$. Peluang deteksi dari sensor s adalah P_{ds} . Misalkan bahwa jumlah pengukuran dari sensor s adalah $n_s, s=1,2,3,\dots,N$. Hasil pengukuran sensor s dinyatakan sebagai $z_{si_s}, i_s=1,2,3,\dots,n_s$; dan dianggap bahwa pengukuran tersebut adalah berasal dari target sebenarnya ditambah noise Gaussian $N(0, \sigma_s^2)$.

Suatu target mungkin saja tidak terdeteksi atau muncul tanda palsu pada setiap *scan*. Untuk mempermudah notasi dalam menggambarkan tanda palsu dan juga untuk asosiasi pengukuran target yang tidak lengkap disebabkan oleh kehilangan deteksi (*miss detection*) tersebut, sebuah pengukuran *dummy* (*dummy measurement*) z_{s0} ($i_s=0$) ditambahkan pada setiap himpunan pengukuran dari masing-masing sensor. Suatu tanda palsu dari suatu himpunan data $Z(k)$ dinyatakan sebagai Z_{γ_i} dengan $\gamma_i = (0, 0, \dots, 0, i_k, 0, \dots, 0, 0)$, dan *miss detection* dinyatakan sebagai Z_{γ_i} dengan $\gamma_i = (i_1, i_2, \dots, i_{k-1}, 0, i_{k+1}, \dots, i_{N-1}, i_N)$.

Suatu himpunan pengukuran z_{si_s} dapat mengandung pengukuran yang benar dan tanda palsu. Oleh karena itu perlu ditentukan suatu fungsi kemungkinan yang menyatakan kemungkinan maksimum bahwa suatu hasil pengukuran berasal dari suatu target atau suatu pengukuran merupakan tanda palsu. Fungsi kemungkinan (*likelihood function*) bahwa suatu N -tuple pengukuran $Z_{i_1, i_2, \dots, i_N} = \{z_{1i_1}, z_{2i_2}, \dots, z_{Ni_N}\}$ berasal dari target yang sama adalah (7)

$$\Lambda(Z_{i_1, i_2, \dots, i_N} | \theta_t) = \prod_{s=1}^N [P_{ds} \cdot p(z_{si_s} | \theta_t)]^{u(i_s)} \cdot [1 - P_{ds}]^{1-u(i_s)} \quad (1)$$

dimana $p(z_{si_s} | \theta_t)$ adalah fungsi padat peluang z_{si_s} dari target t , dan $u(i_s)$ adalah fungsi indikator, yang mengindikasikan bahwa jika $i_s \neq 0$, yaitu sensor s mendeteksi target t , maka $u(i_s) = 1$, sebaliknya jika $i_s = 0$, yaitu sensor s tidak mendeteksi target t , maka $u(i_s) = 0$.

Fungsi kemungkinan bahwa pengukuran semuanya palsu atau tidak berhubungan dengan target t , yaitu $t = \emptyset$, adalah

$$\Lambda(Z_{i_1, i_2, \dots, i_N} | \theta_t = \emptyset) = \prod_{s=1}^N \left[\frac{1}{\Psi_s} \right]^{u(i_s)} \quad (2)$$

dimana Ψ_s adalah volume dari wilayah pengamatan (*field of view*) sensor s .

Fungsi *cost* untuk mengasosiasikan suatu pengukuran N -tuple dengan suatu target t diberikan oleh

$$c_{i_1, i_2, \dots, i_N} = -\ln \frac{\Lambda(Z_{i_1, i_2, \dots, i_N} | \theta_t)}{\Lambda(Z_{i_1, i_2, \dots, i_N} | \theta_t = \emptyset)} \quad (3)$$

Karena θ_t tidak diketahui, maka $\hat{\theta}_t$ ditentukan berdasarkan estimasi kemungkinan maksimumnya, yaitu

$$\hat{\theta} = \operatorname{argmax} \Lambda(Z_{i_1, i_2, \dots, i_N} | \theta_t) \quad (4)$$

$$c_{i_1, i_2, \dots, i_N} = \sum_{s=1}^N \{u(i_s) [\frac{1}{2} [Z_{i_s} - \hat{\theta}]^T \sigma^{-2} [Z_{i_s} - \hat{\theta}] + \ln \frac{\sqrt{2\pi} \sigma}{P_{ds} \Psi_s}] - (1 - u(i_s)) \ln[1 - P_{ds}]\} \quad (5)$$

Tujuan masalah di atas adalah menemukan kemungkinan terbesar suatu himpunan N-tuple sedemikian hingga setiap pengukuran ditugaskan hanya untuk satu target, atau menyatakan sebagai tanda palsu, dan setiap target menerima hanya untuk satu pengukuran. Masalah ini dapat diformulasikan sebagai masalah penugasan multidimensi (*multidimensional assignment problem*) berikut: Popp, et.al., 2001)

meminimumkan:

$$\sum_{i_1=0}^{n_1} \sum_{i_2=0}^{n_2} \dots \sum_{i_N=0}^{n_N} c_{i_1, i_2, \dots, i_N} \chi_{i_1, i_2, \dots, i_N}, \quad (6)$$

dengan kendala:

$$\begin{aligned} \sum_{i_2=0}^{n_2} \dots \sum_{i_N=0}^{n_N} \chi_{i_1, i_2, \dots, i_N} &= 1, \quad i_1 = 1, \dots, n_1 \\ \sum_{i_1=0}^{n_1} \dots \sum_{i_{k-1}=0}^{n_{k-1}} \sum_{i_{k+1}=0}^{n_{k+1}} \dots \sum_{i_N=0}^{n_N} \chi_{i_1, i_2, \dots, i_N} &= 1, \\ \text{untuk } i_k &= 1, \dots, n_k \text{ dan } k = 2, 3, \dots, N-1 \\ \sum_{i_2=0}^{n_2} \dots \sum_{i_{N-1}=0}^{n_{N-1}} \chi_{i_1, i_2, \dots, i_N} &= 1, \quad i_N = 1, \dots, n_N \\ \chi_{i_1, i_2, \dots, i_N} &\in \{0, 1\} \quad \text{untuk semua } i_1, \dots, i_N \end{aligned}$$

dimana $\chi_{i_1, i_2, \dots, i_N}$ adalah peubah asosiasi biner, sedemikian hingga $\chi_{i_1, i_2, \dots, i_N} = 1$ jika pengukuran N-tuple diasosiasikan dengan suatu kandidat target. Sebaliknya, jika N-tuple bukan merupakan kandidat target $\chi_{i_1, i_2, \dots, i_N} = 0$.

Optimisasi Koloni Semut untuk Solusi Masalah Asosiasi Data pada Sensor-jamak Sasaran Jamak

Dalam masalah asosiasi data di atas, tujuannya adalah menemukan kemungkinan terbesar bahwa setiap pengukuran ditugaskan untuk satu target atau menyatakan pengukuran tersebut adalah tanda palsu. Kemungkinan terbesar yang menyatakan bahwa suatu pengukuran adalah target dinyatakan dengan *cost* yang kecil. Jumlah *cost* yang minimum menyatakan bahwa titik-titik tersebut adalah kandidat target atau tanda palsu. Dengan demikian, masalah asosiasi data tersebut, dapat direpresentasikan dengan himpunan titik-titik *cost*, dimana setiap titik-titik tersebut menyatakan target yang mungkin. Oleh karena itu, dalam menyelesaikan masalah di atas menggunakan optimisasi koloni semut, semut akan bergerak menuju titik-titik yang diijinkan (kendala persamaan (6)) sehingga mencapai jumlah *cost* minimum. Berikut ini akan dijelaskan proses pencarian oleh semut:

Pada siklus pertama, langkah awal adalah semut-semut (jumlah semut ditentukan sembarang) diletakkan secara acak pada titik-titik yang berbeda. Selanjutnya hingga akhir siklus pertama, semut akan berpindah dari titik i ke titik j (yang diijinkan) dengan mempertimbangkan *visibility*, yaitu

$$\eta_j = \frac{1}{c_j} \quad (7)$$

dengan C_j adalah *cost* titik j . Semut akan menuju ke titik yang nilai *visibility*-nya terbesar. Titik-titik yang tidak diijinkan disimpan dalam tabu list. Setelah selesai satu siklus, isi dari tabu list direset. Setiap selesai satu siklus, semut akan meninggalkan jejak feromon pada setiap titik yang dikunjunginya. Setelah menyelesaikan satu siklus, semut akan mati dan digantikan semut baru dengan jumlah yang sama.

Pada siklus kedua dan seterusnya, semut-semut baru diletakkan pada salah satu titik yang telah dikunjungi oleh semut pada siklus sebelumnya, dan akan berpindah dari titik i ke titik j (yang diijinkan) berdasarkan pada suatu fungsi peluang, dinamai sebagai aturan transisi status, yaitu

$$p_j(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_j(t)]^\alpha [\eta_j]^\beta}{\sum_{j \in \text{dijinkan}} [\tau_j(t)]^\alpha [\eta_j]^\beta} ; & \text{jika } j \in \text{dijinkan} \\ 0 ; & \text{jika sebaliknya} \end{cases} \quad (8)$$

dengan $\tau_j(t)$ adalah jumlah feromon semut pada titik j pada saat t . Parameter α dan β digunakan untuk mengendalikan tingkat kepentingan relatif dari feromon dan *visibility*. Dengan demikian, setelah suatu semut menyelesaikan perjalanannya dalam satu siklus, jumlah feromon akan diperbarui menjadi :

$$\tau_j(t+N) = \rho \tau_j(t) + \Delta \tau_j(t, t+N) \quad (9)$$

dengan ρ adalah suatu koefisien yang bernilai antara 0 sampai 1, sedemikian hingga $(1-\rho)$ menunjukkan penguapan feromon, dan

$$\Delta \tau_j(t, t+N) = \sum_{k=1}^m \Delta \tau_j^k(t, t+N), \quad (10)$$

dengan $\Delta \tau_j^k(t, t+N)$ adalah feromon yang ditinggalkan oleh semut k pada titik j , pada saat antara t sampai $(t+N)$, yang ditentukan sebagai berikut :

$$\Delta \tau_j^k(t, t+N) = \begin{cases} \frac{1}{L^k} ; & \text{jika } j \in \text{perjalanan } k \\ 0 ; & \text{jika sebaliknya} \end{cases} \quad (11)$$

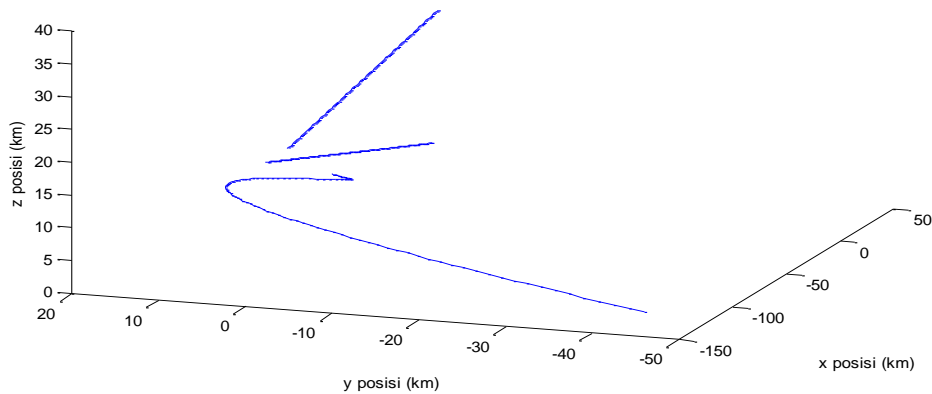
dengan L^k adalah jumlah *cost* pada perjalanan yang dilakukan oleh semut k . N adalah jumlah titik yang dikunjungi oleh setiap semut dalam satu siklus. Jumlah titik yang dikunjungi oleh setiap semut dalam satu siklus (N) adalah $= 1 + \sum_{i=1}^s n_i$. Dimana n_i adalah jumlah pengukuran pada sensor ke- i dan s adalah jumlah sensor.

Jumlah feromon pada saat $t=0$ untuk setiap titik yaitu $\tau_j(0)$, ditentukan sama dengan nilai *visibility*-nya. Algoritma akan berhenti jika semua semut telah menjalani rute yang sama.

Simulasi

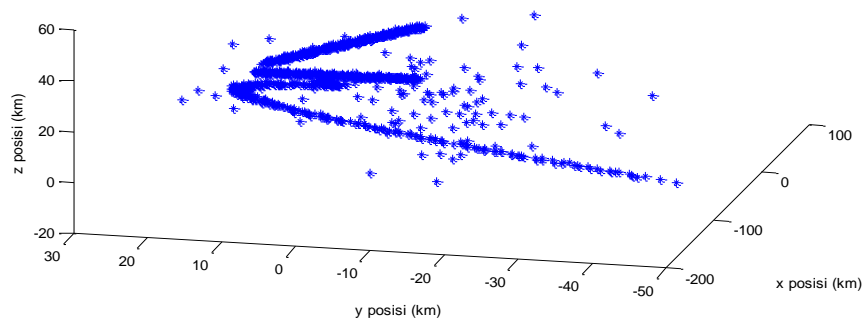
Dalam melakukan simulasi untuk menguji model sistem, dilakukan dengan tiga lintasan *target*. Masing-masing *target* diberi tambahan nois *zero mean Gaussian*. Pengukuran dihasilkan untuk 100 *scan*, dengan interval setiap *scan* adalah satu detik. Berikut adalah skenario ketiga lintasan *target*. Kecepatan dan posisi awal untuk *target* 1 adalah [30 km -0,45 km/s 20 km -0,25 km/s 2 km 0,1 km/s]. *Target* 1 bergerak dengan kecepatan tetap. Kecepatan dan posisi awal untuk *target* 2 adalah [

20,45 km -0,45 km/s 11,25 km -0,25 km/s 2 km 0,01 km/s]. Pada mulanya, *target 2* bergerak dengan kecepatan tetap. Pada detik ke 12 sampai dengan detik ke 23, *target 2* melakukan maneuver dengan percepatan $0,05 \text{ km/s}^2$ dalam arah sumbu y. Kemudian setelah detik ke 23, *target 2* melakukan maneuver dengan percepatan $-0,02 \text{ km/s}^2$ dalam arah sumbu x dan $-0,02 \text{ km/s}^2$ dalam arah sumbu y. Untuk *target 3*, kecepatan dan posisi awal adalah [50 km -0,6 km/s 20 km -0,25 km/s 2 km 0,3 km/s]. *Target 3* bergerak dengan kecepatan tetap. Lintasan *track* untuk ketiga *target* tersebut diperlihatkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Lintasan *target* yang disimulasikan

Tiga buah sensor (radar) digunakan untuk mengobservasi *target*. Ketiga sensor adalah identik dengan probabilitas deteksi $P_d=0,9$. Diasumsikan bahwa hasil pengukuran mengandung noise dan *false alarm*, dengan *false alarm rate* sama dengan 1. Hasil pengukuran ketiga sensor untuk 100 *scan* diperlihatkan pada Gambar 2.



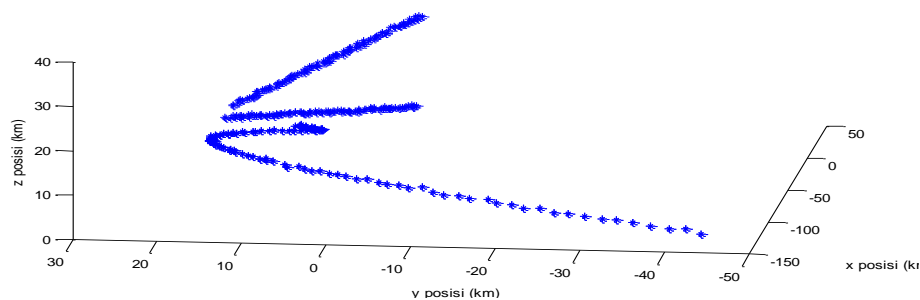
Gambar 2. Pengukuran *target* yang mengandung noise dan *false alarm*

Tabel 1. Hasil uji untuk nilai ρ , α , dan β yang berbeda

A	β	ρ	Rerata iterasi
1	1	0,3	4,05
1	1	0,5	4,06

1	1	0,7	4,07
1	1	0,9	4,08
1	2	0,3	4,09
1	2	0,5	4,10
1	2	0,7	4,08
1	2	0,9	4,08
2	1	0,3	4,03
2	1	0,5	4,06
2	1	0,7	4,06
2	1	0,9	4,06
2	2	0,3	4,05
2	2	0,5	4,06
2	2	0,7	4,07
2	2	0,9	4,08
2	3	0,3	4,06
2	3	0,5	4,08
2	3	0,7	4,11
2	3	0,9	4,07
3	2	0,3	4,05
3	2	0,5	4,06
3	2	0,7	4,06
3	2	0,9	4,06

Ant colony optimization algoritma digunakan untuk memisahkan antara pengukuran yang berasal dari *target* dan *false alarm*. Dalam melakukan algoritma ini, digunakan 15 semut dengan parameter-parameter α , β , dan ρ yang berbeda. Hasil pengukuran terpilih setelah menjalankan algoritma ACO diperlihatkan pada Gambar 3. dan Tabel 1 memperlihatkan hasil pengujian dengan nilai parameter yang berbeda.



Gambar 3. Pengukuran terpilih dengan algoritma ACO

Berdasar tabel 1., diperoleh bahwa untuk mendapatkan hasil yang lebih baik, diperoleh dengan mengambil nilai $\alpha > \beta$. Untuk waktu komputasi yang lebih cepat dapat diambil $\rho=0,3$, $\alpha=2$ dan $\beta=1$..

SIMPULAN

Dalam makalah ini telah dilakukan pengembangan algoritma optimisasi koloni semut untuk menyelesaikan masalah asosiasi data multidimensi dalam penjejakan sasaran jamak. Berdasarkan hasil simulasi memperlihatkan bahwa masalah penugasan multidimensi yang muncul pada sistem dengan sensor jamak dan jumlah sasaran yang banyak, dapat diselesaikan menggunakan algoritma optimisasi koloni semut. Algoritma optimisasi koloni semut mampu memisahkan antara pengukuran yang berasal dari target dan tanda palsu. Berdasarkan hasil pengujian, algoritma optimisasi koloni semut akan mendapatkan hasil pencarian yang lebih baik dan cepat jika mengambil nilai parameter-parameter $\rho=0,3$, $\alpha=2$, dan $\beta=1$.

DAFTAR PUSTAKA

- [Chen G., L. Hong, *A Genetic Algorithm based Multi-dimensional Data Association Algorithm for Multi-sensor Multi-target Tracking*, Pergamon, Mathl. Comput. Modelling Vol. 26, No. 4: 57-69, 1997.
- Turkmen, I., K. Guney, *Tabu search tracker with adaptive neuro-fuzzy inference system for multiple target tracking*, Progress In Electromagnetics Research, PIER 65: 169-185, 2006.
- Bonabeau, E., M. Dorigo, G. Theraulaz, *Swarm Intelligence: from natural to artificial systems*, Oxford University Press, New York, 1999.
- Popp R.L., K.R. Pattipati, Y. Bar-Shalom, *m-Best S-D Assignment Algorithm with Application to Multitarget Tracking*, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems Vol. 37, No. 1: 22-