

SIMULASI DAN ANALISIS PENGALOKASIAN SUMBER DAYA RADIO MENGUNAKAN ALGORITMA ANT COLONY OPTIMIZATION (ACO) PADA SISTEM LONG TERM EVOLUTION (LTE) ARAH DOWNLINK

SIMULATION AND ANALYSIS OF RADIO RESOURCE ALLOCATION USING ANT COLONY OPTIMIZATION (ACO) ALGORITHM ON DOWNLINK LONG TERM EVOLUTION (LTE) SYSTEM

Revi Dianawati¹, Arfianto Fahmi², Nur Andini³

^{1,2,3}Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

¹revidiana@students.telkomuniversity.ac.id ²arfiantof@telkomuniversity.ac.id

³nurandini@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Long Term Evolution (LTE) merupakan teknologi nirkabel yang dapat memberikan laju data yang tinggi dengan penggunaan *Orthogonal Frequency Division Multiple Access (OFDMA)*. Namun di sisi lain OFDMA memiliki masalah lain yaitu pada *multiuser diversity*. Cara untuk menangani isu *multiuser diversity* adalah dengan pengalokasian *resource block (RB)* yang efisien. Pada jurnal ini diajukan algoritma *Ant Colony Optimization (ACO)* untuk pengalokasian RB pada sistem LTE arah *downlink*. ACO memanfaatkan dua informasi, yaitu nilai heuristik dan feromon, dalam membuat solusi pengalokasian RB. ACO bergerak secara paralel dan akan mengevaluasi solusi-solusi pengalokasian dengan fungsi objektif tertentu. Simulasi pengalokasian RB dilakukan dengan melihat pengaruh variasi jumlah semut dan iterasi. Dari hasil simulasi didapatkan bahwa dua variabel tersebut dapat disesuaikan untuk meningkatkan nilai *average user throughput*. ACO juga dapat memberikan performansi yang baik pada sisi *fairness*, yaitu sekitar 0.9998 atau 99.98% *fair*. Dalam hal kompleksitas waktu, ACO memiliki kompleksitas lebih tinggi dibandingkan algoritma konvensional, seperti *proportional fair (PF)*, dikarenakan adanya variabel jumlah iterasi dan semut. Namun kompleksitas waktu ACO dapat direduksi dengan mengkuantifikasi dua variabel tersebut sehingga kompleksitasnya setara dengan PF.

Kata kunci : LTE, OFDMA, *resource block*, alokasi, ACO

Abstract

Long Term Evolution (LTE) is wireless technology that can give high data rate with the use of *Orthogonal Frequency Division Multiple Access (OFDMA)*. But on the other side, OFDMA has another issue, that is *multiuser diversity*. The solution for this *multiuser diversity* issue is to allocate *resource block (RB)* efficiently. In this journal, RB allocation with the use of *Ant Colony Optimization (ACO)* for downlink LTE system is proposed. ACO utilizes two informations, heuristic value and pheromone, to build solutions of RB allocation. ACO moves in parallel and will evaluate the solutions with a specific objective function. Simulation of RB allocation is done by observing the influence arising from variation of number of ants and iterations. From simulation results, it is obtained that those two variables could be adjusted to increase the value of *average user throughput*. ACO also can give good performance in fairness aspect, that is 0.9998 or 99.98% *fair*. In time complexity aspect, ACO gets higher complexity compared to conventional algorithm, such as *proportional fair (PF)*, caused by the variables of number of iteration and number of ants. But the time complexity of ACO can be reduced by quantifying those two variables so that its complexity is equal to PF.

Keywords : LTE, OFDMA, *resource block*, allocation, ACO

1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi komunikasi nirkabel *broadband* yang begitu pesat mendorong peningkatan aktivitas pengguna dalam berkomunikasi sehingga menghasilkan trafik yang bermacam-macam dan menuntut efisiensi spektral yang bagus pula. Hal ini mengakibatkan keberagaman dalam kanal, baik itu dalam sisi waktu maupun frekuensi, yang disebut *multiuser diversity*. *Multiuser diversity* dapat dijadikan sesuatu yang menguntungkan untuk sistem dengan memanfaatkan keadaan kanal atau nilai *Signal-to-Noise Ratio* (SNR). Salah satu cara pemanfaatan isu ini adalah dengan pengalokasian sumber daya yang efisien.

Pengalokasian sumber daya radio termasuk ke dalam proses yang bersifat nonlinear dan kompleks. Hal ini dikarenakan pengalokasian sumber daya radio dilakukan dalam waktu yang sangat singkat dan harus memenuhi persyaratan-persyaratan tertentu. Para peneliti telah meneliti penerapan berbagai metode dengan tujuan memecahkan masalah-masalah di dalam pengalokasian sumber daya radio [1]. Salah satu jenis metode yang diterapkan yaitu metode metaheuristik.

Beberapa penelitian sebelumnya telah mengkaji teknik pengalokasian sumber daya radio dengan menggunakan beberapa metode metaheuristik. Contohnya, penggunaan algoritma genetika pada sistem *multiuser* OFDM [2]. Dalam algoritma genetika, solusi awal diberikan secara acak atau oleh algoritma lain, dan kemudian operasi-operasi termasuk *crossover* dan mutasi diterapkan untuk memperbaiki solusi dan mendapatkan solusi akhir. Penelitian lainnya adalah teknik pengalokasian *subcarrier* dan daya pada WiMAX (IEEE 802.16e) dengan menggunakan algoritma *Particle Swarm Optimization* (PSO). Algoritma PSO membaca ruang solusi dari fungsi *in-phase* (I) dan *in-quadrature* (Q) dari kanal dengan acak dan menguji fungsi *fitness* tiap kombinasi [1]. Algoritma metaheuristik lainnya bernama *Ant Colony Optimization* (ACO) pun diuji pada sistem *multiuser* OFDM dengan banyak *site* untuk pengalokasian sumber daya berupa *resource block* (RB) [3]. Pada [3], ACO menggunakan semut-semut buatan mencari pengguna untuk setiap RB.

Oleh karena itu, berdasarkan penelitian-penelitian yang sebelumnya, pada jurnal ini diteliti penggunaan algoritma ACO pada alokasi sumber daya untuk sistem LTE arah *downlink* dengan melihat pengaruh jumlah semut dan iterasi terhadap analisis hasil penelitian. Tiga aspek performansi yang dianalisis dalam jurnal ini, antara lain *average user throughput*, *fairness*, dan kompleksitas waktu. Simulasi pengalokasian RB menggunakan algoritma konvensional, yaitu *proportional fair* (PF), sebagai algoritma pembandingan.

2. Dasar Teori dan Metodologi

2.1 Ant Colony Optimization

ACO dapat diterapkan pada masalah optimisasi kombinatorial dengan membuat solusi-solusi kandidat. Dalam pembuatan solusi ACO menggunakan dua informasi petunjuk, yaitu jejak feromon buatan (τ) dan nilai heuristik (η). Feromon adalah substansi kimia berbau yang diendap dan dibaui oleh semut. Sedangkan nilai heuristik adalah informasi *a priori* mengenai masalah atau informasi yang tersedia dari sumber yang berbeda-beda. Pada masalah kombinatorial, nilai heuristik dapat diwakili dengan suatu nilai konstanta ($\alpha \times \beta$) yang ada dalamnya. Nilai α dan β ini menunjukkan seberapa banyak informasi yang didapat dari masalah dengan bergerak dari satu *node* ke *node* lainnya. Pergerakan semut ini ditentukan oleh suatu fungsi probabilistik tertentu, yaitu [3][4]:

$$P_{ij} = \frac{[\tau_{ij}]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{k \in N} [\tau_{ik}]^\alpha [\eta_{ik}]^\beta} \quad (1)$$

Di mana α dan β masing-masing adalah parameter pengontrol nilai feromon dan nilai heuristik.

Setelah satu *node* dipilih, maka akan ada pembaharuan feromon pada *node* tersebut. Pembaharuan feromon terdapat dua jenis, yaitu evaporasi feromon dan deposit feromon. Evaporasi feromon berupa pengurangan jumlah feromon, dengan formula $(1 - \rho) \times \tau_{ij}$ di mana ρ adalah parameter laju evaporasi. Evaporasi berguna untuk mengurangi daya tarik suatu *node* sehingga semut buatan akan mencari *node* baru (eksplorasi). Sedangkan deposit feromon dilakukan dengan menambahkan feromon sejumlah $\Delta\tau$ pada *node* yang dipilih. Deposit feromon membuat nilai feromon tetap stabil dan juga meningkatkan peluang suatu *node* dilewati semut buatan lainnya. Pembaharuan feromon sangat penting karena ini yang akan menuntun semut buatan untuk membuat solusi optimal, bersama dengan nilai heuristik.

2.2 Asumsi Sistem

Diasumsikan sistem OFDMA memiliki K ($k = 1, 2, \dots, K$) pengguna dan N ($n = 1, 2, \dots, N$) RB. Sistem akan mengalokasikan N RB kepada K pengguna. Sebelumnya sistem mendapat informasi mengenai keadaan kanal berupa nilai *Signal-to-Interference-and-Noise Ratio* (SINR) untuk tiap pengguna dan RB ($\gamma_{n,k}$). Nilai SINR ini akan dihitung menjadi nilai efisiensi spektral $C_{n,k}$. Lambang $C_{n,k}$ adalah indikator penempatan RB dan bernilai 1

ketika RB n dialokasikan kepada pengguna k dan bernilai 0 jika sebaliknya. Permasalahan alokasi RB dengan tujuan memaksimalkan laju data dapat dirumuskan sebagai berikut [1][3]:

$$\max \sum_{n=1}^B \sum_{k=1}^K r_{kn} (1 + \frac{\gamma}{2}) \quad (2)$$

Dengan B adalah lebar pita sistem dan Γ adalah *SNR gap* dengan rumus $\frac{-\ln(5 \text{ BER})}{1.5}$, di mana BER adalah *Bit Error Rate* persyaratan sistem. Persamaan (2) memiliki beberapa batasan, antara lain:

$$r_{kn} \in (0,1) \forall k, n \quad (3)$$

$$\sum_{n=1}^B r_{kn} = 1 \quad \forall k \quad (4)$$

$$r_{kn} \geq 0 \quad \forall k, n \quad (5)$$

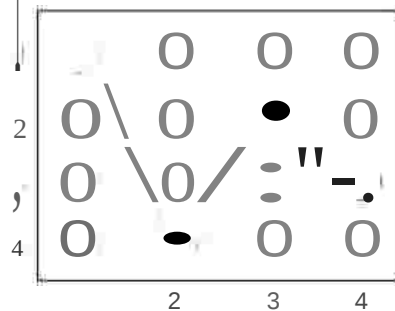
$$\sum_{n=1}^B \sum_{k=1}^K r_{kn} \leq \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^B r_{kn} \quad (6)$$

Batasan (3) menandakan tiap RB dialokasikan sekali. Sedangkan batas (4) menandakan bahwa tiap RB hanya dialokasikan ke satu pengguna. Batas (5) menunjukkan bahwa tiap RB dialokasikan sebuah daya dan batas (6) menandakan total daya semua pengguna terhadap semua RB harus lebih kecil atau sama dengan total daya pancar *base station* (BS).

2.3 Model ACO untuk Alokasi RB

Dalam pengalokasian RB semut buatan berperan sebagai pencari solusi optimal bagi sistem. Tiap semut buatan akan membuat solusi pengalokasian RB. Solusi yang dibuat oleh tiap semut buatan merupakan matriks korespondensi antara pengguna dan RB yang akan dievaluasi kualitasnya, dalam hal ini adalah laju data atau *throughput*.

Didefinisikan pengalokasian satu RB di dalam satu sel, maka setiap sel akan membentuk graf konstruksi ACO seperti gambar di bawah ini.



Gambar 1. Graf konstruksi (4×4) ACO

Gambar 1 menjadi contoh solusi pengalokasian RB yang dibuat semut buatan pada suatu graf konstruksi. Pada gambar di atas, panah melambangkan jalur yang dibuat oleh semut buatan. Bagian baris pada gambar di atas menunjukkan pengguna-pengguna di dalam sel, pengguna ke- k , $k \in K$. Sedangkan bagian kolom menunjukkan RB-RB, $n \in N$, di mana r_{kn} adalah indikator apakah RB n digunakan oleh pengguna- k , maka jika disesuaikan dengan gambar di atas r_{kn} bernilai 1. Begitu pula dengan $r_{4,2}$ dan lainnya. Node menunjukkan korespondensi atau hubungan antara pengguna dan RB.

Seperti yang telah dijelaskan sebelumnya, dalam pembuatan solusi ACO menggunakan dua petunjuk, yaitu nilai feromon dan nilai heuristik. Maka dalam pengalokasian RB ini nilai feromon dan nilai heuristik menjadi petunjuk pemilihan pengguna yang akan dialokasikan ke RB. Masing-masing node memiliki feromon, τ_{kn} yang berbeda, yang nilai nilainya disimpan di dalam matriks $\tau(4 \times 4)$. Pada setiap awal nilai feromon inisialisasi dengan nilai 0,5 untuk semua node. Nantinya nilai feromon akan berubah seiring dengan berjalannya pengalokasian RB. Utilitas yang berbeda dari RB-RB untuk pengguna yang berbeda didefinisikan dalam matriks $\Phi(4 \times 4)$, yang berisi nilai heuristik η_{kn} . Nilai η_{kn} didefinisikan rumus berikut [3].

$$\eta_{kn} = \frac{r_{kn}}{\sum_{k \in N} r_{kn}} \quad (7)$$

Di mana η_{kn} adalah nilai heuristik pada RB n untuk pengguna k . Sedangkan ϕ_{kn} adalah efisiensi spektral pengguna k di dalam RB n . N_k adalah sekumpulan pengguna yang tersedia untuk semut ke- m di dalam RB ke- n dan merupakan memori ketetanggaan yang akan terus diperbaharui selama pengalokasian berlangsung.

Nilai feromon pada tiap *node* menunjukkan seberapa besar kemungkinan *node* tersebut dipilih. Dengan kata lain, feromon menunjukkan daya tarik *node* tersebut. Sedangkan nilai heuristik menandakan bahwa sistem akan memprioritaskan *node* yang menguntungkan dari sisi efisiensi spektral.

Algoritma ACO yang diterapkan pada pengalokasian RB kali ini menggunakan salah satu jenis strategi yang dinamakan *Ant Colony System* (ACS). Strategi pengalokasian RB menggunakan algoritma ACO dijelaskan sebagai berikut [3][4].

- a. Diasumsikan semut- m berada pada kolom- n , yang menggambarkan RB- n sedang dialokasikan, sehingga probabilitas untuk semut- m memilih pengguna- k , atau dengan kata lain, RB- n dialokasikan kepada pengguna- k , adalah

$$p_{kn} = \arg \max_{k \in N_k} \left\{ \left[\eta_{kn} \right]^{\alpha} \left[\phi_{kn} \right]^{\beta} \right\}, p \leq p_0 \quad (8)$$

$$\left\{ \begin{aligned} \eta_{kn} &= \frac{1}{\sum_{k \in N_k} \left[\eta_{kn} \right]^{\alpha} \left[\phi_{kn} \right]^{\beta}} \left[\eta_{kn} \right]^{\alpha} \left[\phi_{kn} \right]^{\beta} \\ &= \frac{1}{\sum_{k \in N_k} \left[\eta_{kn} \right]^{\alpha} \left[\phi_{kn} \right]^{\beta}} \left[\eta_{kn} \right]^{\alpha} \left[\phi_{kn} \right]^{\beta}, \text{ selainnya} \end{aligned} \right. \quad (9)$$

Di mana q adalah angka sembarang yang terdistribusi uniform berkisar antar 0 dan 1 dan p_0 adalah parameter yang berkisar antara angka 0 dan 1. Persamaan (8) dan (9) masing-masing menunjukkan proses eksploitasi *node-node* yang dianggap bagus dan eksplorasi *node* baru. Setiap kali semut- m di dalam RB- n harus memilih pengguna untuk dialokasikan, sistem akan mengambil sampel acak untuk nilai q .

- b. Saat semut sudah memilih satu *node*, ada pembaharuan feromon secara lokal, dengan persamaan:

$$\tau_{kn} \leftarrow (1 - \rho) \tau_{kn} + \tau_0 \quad (10)$$

Di mana ρ adalah parameter yang mengontrol penguapan feromon secara lokal dan τ_0 adalah nilai awal dari feromon. Dengan pembaharuan feromon secara lokal, daya tarik *node* berubah secara dinamis sehingga setiap kali semut buatan menggunakan *node* tersebut sehingga *node* itu akan menjadi berkurang daya tariknya untuk semut buatan lainnya.

- c. Jika tiap semut sudah membuat solusi berupa matriks alokasi RB, maka tiap solusi akan dievaluasi dengan fungsi penentu, yaitu

$$F = \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \eta_{kn} \phi_{kn} \quad (11)$$

Di mana η_{kn} adalah indikator alokasi pengguna k pada RB n dan ϕ_{kn} adalah efisiensi spektral pengguna k pada RB n .

- d. Solusi terbaik hingga saat ini (*best-so-far solution*) didapat dengan membandingkan solusi-solusi terbaik pada tiap iterasi (*iteration-best solution*).
- e. Aturan pembaharuan feromon secara global hanya diterapkan pada *node-node* yang dimiliki oleh solusi terbaik hingga iterasi saat ini (*best-so-far solution*). Pembaharuan secara global dilakukan setelah semua semut buatan membuat solusi masing-masing. Jika RB- n dialokasikan pada pengguna di dalam solusi terbaik Ψ , maka feromon pada *node* tersebut diperbaharui berdasarkan persamaan berikut.

$$\tau_{kn} \leftarrow (1 - \rho) \tau_{kn} + \rho \Delta \tau_{kn} \quad (12)$$

Di mana $\Delta \tau_{kn}$ bernilai sebanding dengan kualitas solusi yang dihasilkan. Dan ρ yang bernilai antara 0 dan 1 adalah parameter penguapan feromon. Fungsi penentu yang dipakai dalam pengalokasian RB kali ini, yaitu

3. Hasil Simulasi dan Analisis

Simulasi dilakukan dengan mengusung dua skenario, yaitu Skenario 1 dan Skenario 2. Skenario 1 melihat pengaruh jumlah semut (M) sebesar 10, 20, 30, 40, dan 50, dengan jumlah iterasi (I) tetap sebesar 50. Skenario 2 melihat pengaruh jumlah iterasi (I) sebesar 10, 20, 30, 40, dan 50, dengan jumlah semut (M) tetap sebesar 50. Simulasi juga dilakukan dengan menggunakan jumlah pengguna yang sama dengan jumlah RB, yaitu sebesar

10, 20, 30, 40, dan 50. Algoritma PF digunakan sebagai algoritma pembanding dalam simulasi ini.

Tabel 1 Nilai pencapaian *average user throughput* Skenario 1 (kbps)

Skema	10 pengguna/10 RB	20 pengguna/20 RB	30 pengguna/30 RB	40 pengguna/40 RB	50 pengguna/50 RB
ACO (10 semut)	33.0857	32.0300	31.0362	30.3767	29.6839
ACO (20 semut)	33.0880	32.0375	31.0433	30.3785	29.6907
ACO (30 semut)	33.0893	32.0308	31.0451	30.3694	29.6795
ACO (40 semut)	33.0889	32.0259	31.0336	30.3702	29.6782
ACO (50 semut)	33.0861	32.0180	31.0275	30.3629	29.6744
PF	33.4324	33.2403	33.3438	33.1335	33.2109

Pada hasil simulasi Skenario 1, yaitu pada Tabel 1, sekilas dapat dilihat bahwa jika dilihat dari jumlah semut, peningkatan nilai *average user throughput* terjadi pada jumlah semut berkisar 10 – 30 semut. Saat jumlah semut melebihi angka tersebut, nilai *average user throughput* mengalami penurunan. Hal ini disebabkan karena jumlah iterasi sebesar 50 sudah memadai untuk membuat solusi yang baik. Jika dilihat dari jumlah pengguna, nilai *average user throughput* menurun seiring dengan meningkatnya jumlah pengguna. Hal ini dikarenakan dengan meningkatnya jumlah pengguna, maka interferensi antar pengguna pun juga meningkat. Sedangkan jika dibandingkan dengan algoritma PF, algoritma ACO tertinggal jauh karena karakteristik PF yang mengalokasikan RB kepada pengguna yang kondisi kanalnya relatif bagus pada tiap waktu pengalokasian.

Pada Skenario 2, jumlah iterasi berpengaruh pada peningkatan nilai *average user throughput*. Semakin besar jumlah iterasi, maka nilai *average user throughput* juga meningkat dengan peningkatan sebesar 0.05%. Hal ini dikarenakan iterasi pada ACO berfungsi untuk memeriksa apakah masih ada solusi global baru yang memiliki nilai fungsi objektif lebih tinggi yang bisa dihasilkan. Jika dibandingkan dengan algoritma PF, algoritma ACO tetap tertinggal. Sedangkan dalam peningkatan jumlah pengguna, nilai *average user throughput* turun karena pengaruh interferensi banyaknya pengguna. Berikut tabel nilai *average user throughput* Skenario 2.

Tabel 2 Nilai pencapaian *average user throughput* Skenario 1 (kbps)

Skema	10 pengguna/10 RB	20 pengguna/20 RB	30 pengguna/30 RB	40 pengguna/40 RB	50 pengguna/50 RB
ACO (10 iterasi)	33.1773	31.9281	31.0388	30.2924	29.5766
ACO (20 iterasi)	33.1815	31.9519	31.0667	30.3293	29.6109
ACO (30 iterasi)	33.1850	31.9623	31.0881	30.3484	29.6277
ACO (40 iterasi)	33.1860	31.9714	31.1004	30.3643	29.6490
ACO (50 iterasi)	33.1866	31.9807	31.1101	30.3785	29.6616
PF	33.4857	33.4145	32.9734	33.0105	33.5414

Dalam *fairness*, jumlah semut dan jumlah iterasi ACO tidak mempengaruhi tersebut. Untuk semua variasi jumlah semut dan iterasi, ACO mampu menghasilkan *fairness* di angka 0,9998 atau 99.98% *fair*. Hal ini dikarenakan ACO mampu mengalokasikan semua RB terhadap tiap pengguna secara merata sehingga tidak ada yang tidak mendapat RB. Dengan karakteristik ini pula ACO mengungguli PF. Pada hasil yang dicapai PF, terdapat nilai *fairness* yang fluktuatif karena ada beberapa pengguna yang tidak teralokasikan, yaitu pada jumlah pengguna sebesar 30 dan 40. Jika dilihat dari jumlah pengguna, nilai *fairness* algoritma ACO dan PF sama-sama mengalami tren penurunan. Berikut tabel nilai *fairness* yang dicapai algoritma ACO dan PF Skenario 1 dan Skenario 2.

Tabel 3 Nilai pencapaian *fairness* Skenario 1

Skema	10 pengguna/10 RB	20 pengguna/20 RB	30 pengguna/30 RB	40 pengguna/40 RB	50 pengguna/50 RB
ACO (10 semut)	0.9999918	0.9999551	0.9998690	0.9998439	0.9997430
ACO (20 semut)	0.9999914	0.9999527	0.9998695	0.9998500	0.9997589
ACO (30 semut)	0.9999910	0.9999520	0.9998739	0.9998441	0.9997506
ACO (40 semut)	0.9999896	0.9999550	0.9998758	0.9998537	0.9997251
ACO (50 semut)	0.9999922	0.9999557	0.9998701	0.9998496	0.9997661
PF	0.9998102	0.9983759	0.9851694	0.9629900	0.9905965

Tabel 4 Nilai pencapaian *fairness* Skenario 2

Skema	10 pengguna/10 RB	20 pengguna/20 RB	30 pengguna/30 RB	40 pengguna/40 RB	50 pengguna/50 RB
ACO (10 iterasi)	0.9999853	0.9999231	0.9998883	0.9998161	0.9997503
ACO (20 iterasi)	0.9999850	0.9999128	0.9998854	0.9998115	0.9997533
ACO (30 iterasi)	0.9999850	0.9999192	0.9998911	0.9998122	0.9997831
ACO (40 iterasi)	0.9999859	0.9999226	0.9998947	0.9998312	0.9997669
ACO (50 iterasi)	0.9999842	0.9999231	0.9998941	0.9998132	0.9997540
PF	0.9999018	0.9976984	0.9843954	0.9659661	0.9899677

Dari sisi kompleksitas waktu, baik dari algoritma ACO dan PF harus dilakukan penjabaran mengenai kompleksitas waktu tiap langkah yang ada di dalam algoritma tersebut. Berikut penjabaran langkah-langkah beserta kompleksitas waktu algoritma ACO.

Tabel 5 Langkah-langkah dan Kompleksitas Waktu Algoritma ACO

Proses	Kompleksitas waktu
Langkah 1: inisialisasi variabel ($K, M, N, I, \Gamma(\diamond \times \heartsuit), \Phi(\diamond \times \heartsuit)$ dan konstanta ($\tau_0, \alpha, \beta, \rho, \zeta, q_0$)	$O(1)$
Langkah 2: pencarian pengguna berdasarkan persamaan (8) atau (9)	$O(INMK)$
Langkah 3: setelah pengguna dipilih, terjadi pembaharuan feromon lokal dengan persamaan (10)	$O(INM)$
Langkah 4: setelah solusi lengkap dibuat, tiap solusi dari tiap semut dievaluasi dengan persamaan (11)	$O(IMN)$
Langkah 5: pemilihan semut dengan solusi terbaik untuk iterasi saat ini	$O(IM)$
Langkah 6: pencarian <i>best-so-far solution</i>	$O(I)$
Langkah 7: pembaharuan feromon pada <i>node-node best-so-far solution</i> dengan persamaan (12)	$O(IN)$

Pada Tabel 5 dapat dihitung kompleksitas waktu algoritma ACO sehingga kompleksitas waktu secara keseluruhan pada algoritma ACO yaitu $O(1)+O(INMK)+O(INM)+O(IMN)+O(IM)+O(I)+O(IN)$. Kompleksitas waktu yang sebenarnya diambil dari langkah yang menghasilkan kompleksitas tertinggi sehingga kompleksitas waktu algoritma ACO adalah $O(INMK)$. Sedangkan untuk algoritma PF [5] berikut penjabarannya.

Tabel 6 Langkah-langkah dan Kompleksitas Waktu Algoritma PF

Proses	Kompleksitas waktu
Langkah 1: inialisasi variabel K, N, $R_s(\omega)$ (efisiensi spektral), t_c (time window)	$O(1)$
Langkah 2: menghitung <i>average user throughput</i> jangka panjang $\bar{r}_k$ dengan rumus: $\bar{r}_k = (1 - \frac{1}{N}) \bar{r}_k + \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N R_s(\omega) I\{\omega \in \mathcal{B}_k\}$	$O(KN)$
Langkah 3: Alokasi pengguna k pada RB n berd. persamaan $\hat{p}_k = \arg \max_{p_k} \frac{R_s(\omega)}{\bar{r}_k}$	$O(KN)$

Pada Tabel 6 di atas dapat dihitung kompleksitas waktu algoritma PF sehingga kompleksitas waktu pada algoritma PF yaitu $O(1)+O(KN)+O(KN)$. Kompleksitas waktu keseluruhan diambil dari langkah yang menghasilkan kompleksitas tertinggi sehingga kompleksitas waktu algoritma PF adalah $O(KN)$. Jika dibandingkan kompleksitas waktu antara dua algoritma di atas, maka ACO memiliki kompleksitas waktu lebih tinggi. Hal ini disebabkan oleh adanya dua variabel tambahan, yaitu iterasi dan jumlah semut, yang menambah lama waktu pengalokasian. Walaupun demikian, dua variabel ACO ini dapat dikuantifikasi dengan cara diinisiasi suatu nilai yang memberikan performansi maksimum untuk semua jumlah pengguna dan RB. Dengan demikian, variabel I dan M dapat diabaikan dalam penghitungan kompleksitas waktu sehingga kompleksitas waktu ACO menjadi $O(KN)$ atau setara dengan kompleksitas algoritma PF.

4. Kesimpulan

Pengalokasian RB pada sistem LTE arah *downlink* telah disimulasikan dengan menerapkan algoritma ACO. Algoritma ACO merupakan algoritma yang terinspirasi dari perilaku semut nyata. ACO mengalokasikan RB pada pengguna dengan menggunakan persamaan probabilistik yang terdapat dua informasi penting, yaitu feromon dan nilai heuristik. Simulasi pengalokasian RB dengan menggunakan algoritma ACO dilakukan dengan melihat pengaruh dua variabel, yaitu jumlah semut dan iterasi. Dari simulasi didapatkan bahwa untuk jumlah iterasi sebesar 50, jumlah semut yang sedikit (10 - 30) dapat meningkatkan *average user throughput*. Sedangkan jumlah iterasi dapat meningkatkan *average user throughput* dengan persentase kenaikan sebesar 0.05%. ACO juga dapat menjamin *fairness* yang bagus untuk sistem, yaitu dalam kisaran angka 0,9998 atau 99.98% *fair*. Sedangkan dalam kompleksitas waktu, ACO memiliki kompleksitas waktu lebih tinggi jika dibandingkan dengan algoritma konvensional, seperti PF. Tetapi tingginya kompleksitas waktu ACO dapat dikurangi dengan mengkuantifikasi dua variabelnya, yaitu jumlah semut dan iterasi, sehingga dapat setara dengan PF. Studi lebih jauh dapat dilakukan dengan meneliti pengaruh perubahan parameter-parameter ACO atau membandingkan dengan metode metaheuristik lainnya.

Daftar Pustaka :

- [1] Shu'aibu, D. S., dan Syed-Yusof, S. K. 2012. A Simple Algorithm for Subcarrier and Power Allocation in WiMAX Network. *1st IEEE International Symposium on elecommunication Technologies*. Kuala Lumpur, Malaysia.
- [2] Reddy, Y. B., dan Phoha, V. V. 2007. Genetic Algorithm Approach for Resource Allocation in Multi-User OFDM Systems. *2nd International Conference on Communication Systems Software and Middleware*. Bangalore, India.
- [3] Zhao, Y., Xu, X., Hao, Z., Tao, X., dan Zang, P. 2010. Resource Allocation in Multiuser OFDM System Based on Ant Colony Optimization. *IEEE WCNC*. Sydney, Australia.
- [4] Dorigo, M., dan Stutzle, T. 2004. *Ant Colony Optimization*. London, UK: MIT Press.
- [5] Sesia, S., Toufik, I., dan Baker, M. 2009. *LTE – The UMTS Long Term Evolution: From Theory to Practice*. West Sussex, UK: John Wiley and Sons Ltd.
- [6] Anonim. 2014. *4G LTE: Architecture and Security Concerns*. [Online] Available at: <http://www.secforce.com/blog/2014/03/4g-lte-architecture-and-security-concerns/> [Accessed 30 Oktober 2014].
- [7] Zyren, J. 2007. *Overview of The 3GPP Long Term Evolution Physical Layer*. [Online] Available at: www.freescale.com/files/wireless_comm/.../3GPPEVOLUTIONWP.pdf. [Accessed 29 Oktober 2014].

- [8] Andrews, J. G., Ghosh, A., dan Muhamed, R. 2007. *Fundamentals of WiMAX*. Westford, MA: Pearson Education, Inc.
- [9] Anonim. n.d. *General Consideration in Wimax Technologies*. [Online] Available at: <http://www.atdi.us.com/generalWimax.php>. [Accessed 10 November 2013].
- [10] Jain, R. K., Chiu, D. W., dan Hawe W. R. 1984. *A Quantitative Measure of Fairness and Discrimination for Resource Allocation in Shared Computer System*. [Online] Available at: <http://www.cs.wustl.edu/~jain/papers/ftp/fairness.pdf>. [Accessed 10 November 2013].
- [11] Rosen, K. H. 2012. *Discrete Mathematics and Its Application (7th ed.)*. New York: McGraw-Hill.
- [12] Anonim. n.d. *Time Complexity*. [Online] Available at: <https://en.wikipedia.com>. [Accessed 1 Januari 2015].
- [13] Purnomo, Y. 2013. *Pengalokasian Physical Resource Block Arah Downlink Pada Sistem Long Term Evolution Menggunakan Algoritma Particle Swarm Optimization*. Tugas Akhir Sarjana pada Departemen Elektro dan Komunikasi, Fakultas Teknik, Universitas Telkom.
- [14] 3GPP. 2012. *Evolved Universal Terrestrial Radio Access (E-UTRA): Radio Frequency (RF) system scenarios; (Release 8)*. [Online] Available at: www.3gpp.org [Accessed 30 Oktober 2013].
- [15] Papoutsis, V. D., Fraimis, I. G., dan Kotsopoulos, S. A. 2010. A Novel Fairness Aware Resource Allocation Scheme in Multiuser SISO-OFDMA Downlink. *International Journal of Vehicular Technology*. 1-10. doi: 10.1155/2010/432762.
- [16] Raghutama, A. 2013. *Analisis Pengalokasian Subcarrier pada SC-FDMA Menggunakan Algoritma Genetika*. Tugas Akhir Sarjana pada Fakultas Elektro dan Komunikasi, Institut Teknologi Telkom.
- [17] Murti, R. P. R. 2011. *Analisis Gabungan Modulasi Adaptif dan Channel Dependent Scheduling pada Teknologi OFDMA Arah Downlink*. Tugas Akhir Sarjana pada Fakultas Elektro dan Komunikasi, Institut Teknologi Telkom.
- [18] Anonim. 2006. *Cellular Telephone Basics: Cell and Sector Terminology*. [Online] Available at: http://privateline.com/mt_cellbasics/iii_cell_sector_terminology [Accessed 24 Oktober 2014].
- [19] Cox, C. 2012. *An Introduction to LTE: LTE, LTE-Advanced, SAE, and 4G Mobile Communications*. West Sussex, UK: John Wiley and Sons Ltd.

Lampiran

1. Parameter Simulasi^{[3][4][13][14]}

Tabel 1 Parameter simulasi

No	Parameter	Asumsi
1	Layout Seluler	1 site heksagonal, antenna trisektor
2	Frekuensi carrier	2 GHz
3	Bandwidth subcarrier	15 kHz
4	Bandwidth tiap RB	180 kHz
5	Shadowing	Lognormal
6	Standar deviasi shadowing	8 dB
7	Loss penetrasi	10 dB
8	Jumlah TTI	100
9	Konfigurasi antenna	Single Input Single Output (SISO)
10	Gain antenna Base Station (BS)	14 dBi
11	Gain antenna User Equipment (UE)	0 dBi
12	Noise figure UE	7 dB
13	Daya pancar total transmitter	43 dBm
14	Jumlah semut	10,20,30,40 dan 50
15	Jumlah pengguna	10,20,30,40, dan 50
16	Jumlah iterasi ACO	10,20,30,40, dan 50
17	Jumlah RB	10,20,30,40, dan 50
18	Jumlah time window PF	10
19	Nilai awal feromon	0,5
20	Parameter kontrol nilai feromon	1
21	Parameter kontrol nilai heuristik	3
22	Parameter eksploitasi – eksplorasi	0,9
23	Laju evaporasi lokal	0,1
24	Laju evaporasi global	0,1