

유전 알고리즘 및 양자 최적화를 사용한 스펙트럼 공유 기법

강유진(고려대학교), 허준(고려대학교)*
yujin20@korea.ac.kr, *junheo@korea.ac.kr

Genetic algorithm with quantum optimization on spectrum sharing

Kang Yu Jin, Heo Jun*
Korea Univ., *Korea Univ.

요 약

본 논문은 스펙트럼 공유 기법을 graph coloring problem(GCP)로 변환하고 이를 유전 알고리즘으로 해결하는 방안을 제안한다. 특히, 양자 최적화를 적용하여 최적의 적합도(Fitness)를 갖는 해를 도출하였으며, 시뮬레이션을 통해 다른 유전 알고리즘과 성능을 비교한다.

I. 서 론

통신 시스템의 세대가 거듭하면서, 통신을 수행하는 객체는 모바일에서 휴대용 악세서리, 가전 등으로 확장되고 있다. 한정된 통신 자원을 더 많은 사용자가 사용하면서, 동시에 한 셀 안에 더 많은 간섭상황에 발생하게 된다. 따라서 자원을 우선적으로 사용하는 원 사용자인 Primary User(PU)가 일시적으로 사용하지 않는 자원을 Cognitive User(CU)가 활용할 수 있도록 하는 스펙트럼 공유(Spectrum sharing) 기법이 제안되어 꾸준히 연구되고 있다[1]–[3]. 본 연구는 Cognitive Radio Network (CR Network)에서 유휴 대역을 CU에게 할당하는 과정을 Graph Coloring Problem(GCP)로 치환하고 제안하는 유전 알고리즘을 이용하여 해결하였다. GCP는 정점(vertex)과 연결선(edge)으로 구성된 그래프에서, 연결선으로 이어진 두 정점은 서로 다른 색을 칠하면서, 모든 정점에 색을 할당하는 문제이다. 이때, 통신 자원을 할당 받을 사용자는 정점에 대응되고, 사용자간 간섭 여부는 연결선에 해당되며 할당 자원은 색에 해당된다. 이때 스펙트럼 할당은 통신 시스템의 이득(reward)을 최대화하는 방식으로 이뤄진다. 사용자가 어떤 자원을 할당 받는가에 따라 최대 대역폭, throughput 등이 다르고, 이를 i 번째 사용자가 j 번째 자원을 사용할 경우 얻는 reward인 r_{ij} 로 표현한다.

CR Network의 할당 자원, 사용자, 간섭여부, reward를 GCP로 치환하고 나면, 다양한 알고리즘을 통해 이를 해결하게 되는데, 본 연구는 유전 알고리즘을 사용한 방식에 주목하였다. 유전 알고리즘이란, 자연선택과 번식, 변이과정을 통해 최적의 개체를 찾아 진화하는 알고리즘이다. 이때, 진화 대상인 chromosome은 주로 bit string으로 나타내며, 염색체의 집합을 population라 한다. 해당 알고리즘은 초기 population 설정, 부모 선택(selection), 번식(crossover), 변이(mutation), 다음 세대 선택 순으로 이뤄지며 부모 선택부터 다음 세대 선택까지의 과정을 반복하면서 세대를 거듭한다. 선택 과정에는 명확한 선택 기준이 필요한데, 유전 알고리즘에서는 적합도(Fitness)를 사용한다. 적합도는 해결하고자 하는 문제에 따라 다르게 정의된다. Reward를 고려하지 않는

GCP의 경우 색상 할당 조합이 간섭 조건을 얼마나 만족하는지를 적합도로 고려할 수 있다[8]. 그러나 reward가 존재하는 GCP의 경우, 적합도로 간섭 충족 여부만 사용한다면 최적의 reward를 지닌 해를 찾을 수가 없다. 따라서 본 연구는 해의 reward와 간섭 충족 여부를 조합하여 적합도를 구성하였으며, 제공배의 복잡도 이득이 있는 양자 유전 알고리즘을 사용하였다[4]. 사용된 양자 유전 알고리즘은 모든 chromosome을 중첩하여 parallel하게 crossover, mutation 등을 수행하기 때문에 고전 방식으로 진행할 때 보다 복잡도 이득이 존재한다. 마지막으로 시뮬레이션을 통해 제안 방식의 우수성을 증명한다.

II. 본론

GCP에서 정점을 $v_i, i = 1, \dots, N_v$ 라 하고 연결선의 개수를 N_e , 사용가능한 색을 $c_k, k = 1, \dots, N_s$, v_i 에서 색 c_k 를 사용할 경우 얻을 수 있는 reward를 R_{ik} 라 할 때, CR Network에서 사용가능한 스펙트럼은 c_k 에 대응되며 스펙트럼을 할당 받을 통신 링크는 v_i , 통신 reward는 R_{ik} 에 대응된다. 따라서 통신 링크 간 간섭 여부와 reward정부를 수집하여, GCP로 치환할 수 있다.

또한 GCP에서 정점의 간섭 여부를 $N_v \times N_v$ matrix I 로 표현하고 element $I_{ii'}, i, i' = 1, \dots, N_v$ 를 다음으로 정의한다.

$$I_{ii'} = \begin{cases} 1, & \text{if } v_i \text{ and } v_{i'} \text{ interfere with each other} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

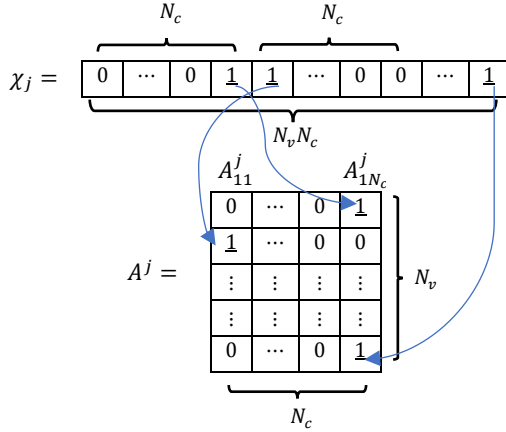
한편, 색상 할당 조합(GCP의 해)는 여러 개 발생할 수 있다. 색 c_k 를 v_i 에 할당하는 색상 할당 조합을 각각 $N_v \times N_c$ matrix로 표현하고 j 번째 matrix A^j 의 element A_{ik}^j 를 다음으로 정의한다.

$$A_{ik}^j = \begin{cases} 1, & \text{if } c_k \text{ is assigned to } v_i \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

하나의 할당 조합으로 만들어 낼 수 있는 시스템의 reward는 다음으로 표현할 수 있다.

$$U_{sum}(A^j) = \sum_{i=1}^{N_v} \sum_{k=1}^{N_c} R_{ik} \cdot A_{ik}^j \quad (3)$$

이를 유전 알고리즘으로 해결하기 위해 본 연구에서는 다음의 과정을 거친다. 먼저 population의 크기를 N_{pop} 으로 정의하고 각 chromosome, χ_j ,은 다음으로 표기하고 A^j 에 대응된다.



Initial population : 초기 population에서 각 자리는 0 또는 1의 값을 랜덤하게 갖는다.

Parent selection : Parent가 될 chromosome은 전체 chromosome 중 일정 비율, p_{crs} , 만 적합도 순으로 선택하고, 선택된 chromosome은 roulette wheel selection을 사용하여 적합도 값에 비례하게 부모가 되도록 하였다.

Crossover : Parent 1과 parent 2를 조합하여 child 생성 시, random point crossover를 사용하여 crossover 지점이 uniform한 분포의 무작위한 위치가 되도록 하였다. 예를 들어, 무작위의 bit string 010...110을 생성하고 0인 위치는 parent 1의 bit를 사용하며 1인 위치는 parent 2의 bit를 사용한다[8].

Mutation : Child의 bit string 중 일정 비율의 bit는 무작위로 값이 바뀌게 된다. 본 연구에서는 변이 비율, p_{mut} ,을 0.2로 고정하여 사용하였다. 예를 들어, chromosome과 동일한 길이의 bit string이면서, 전체 개수 중 0.2의 비율로 1의 값을 갖는 000...010을 생성한다. 따라서 1인 위치에 값을 반전시킨다.

Next generation : 현재 세대의 parent들과 새로 생성된 child들 중에서, elite 전략을 사용하여 적합도 값이 큰 순으로 N_{pop} 개의 개체가 다음 세대로 선택된다. 진화하는 총 세대 수는 N_{gen} 로 정의하고, N_{gen} 번째 세대에 도달하면 진화를 중단하고 최대 적합도를 갖는 해를 반환한다.

Fitness function(적합도 함수), $f(A^j)$: 스펙트럼 공유 기법을 치환한 GCP는 간섭 조건을 만족하면서 자원이 할당된 시스템의 reward가 최댓값을 가져야 한다. 먼저 해 A^j 가 만족하지 못하는 간섭 조건 개수를 $E_{sum}(A^j)$ 라 하면 다음으로 나타낼 수 있다(\oplus 는 XOR 연산).

$$E_{sum}(A^j) = \sum_{i \neq i'}^{N_v} I_{ii'} (\oplus_{k=1}^{N_c} A_{ik}^j \cdot A_{i'k}^j) \quad (4)$$

[8]에서 사용된 기법을 CF-GA라 정의하면, 해당 기법은 간섭 조건을 얼마나 만족하는지를 적합도 함수로 정의하였다. 따라서 $f(A^j) \propto \frac{1}{E_{sum}(A^j)}$ 가 된다. 반면 [9]에서 사용된 기법을 ZZ-GA라 정의하면, 해당 기법은

chromosome 생성 단계에서 간섭 조건을 제거한다. 즉, chromosome 생성 후 간섭조건 $I_{ii'} = 1$ 을 만족하지 못하는 정점 v_i 와 $v_{i'}$ 에 대해 A_{ik}^j 또는 $A_{i'k}^j$ 중 하나는 0의 값으로 바꿔준다. 따라서 적합도 함수는 오직 시스템 reward에 관해서만 정의되어 $f(A^j) = U_{sum}(A^j)$ 가 된다. 본 연구에서 제안하는 방식, PR-GA,은 간섭 조건 충족 여부와 시스템 reward를 모두 고려한 적합도 함수를 정의한다. 따라서 해 A^j 에 대한 적합도 함수는 다음과 같다.

$$f(A^j) = \frac{U_{sum}(A^j)}{E_{sum}(A^j) + \epsilon} \quad (5)$$

이때 $\epsilon \geq 0$ 은 $E_{sum}(A^j)$ 이 0이 되는 것을 방지하기 위한 값이다.

Quantum optimization : 데이터 공간의 크기를 N 이라 할 때 고전 무작위 탐색 알고리즘의 복잡도를 $O(N)$ 인 반면, Grover가 1996년 제안한 양자 탐색 알고리즘의 복잡도는 $O(\sqrt{N})$ 의 이득을 갖는다[10]. 이는 탐색하고자 하는 모든 데이터를 중첩 상태로 만들어 병렬연산 하기 때문에 가능하다. 해당 알고리즘은 oracle과 확률 증폭 연산을 통해 원하는 데이터의 확률을 높이므로, 측정 시 매우 높은 확률로 원하는 데이터를 반환한다. 이를 응용하여, 찾는 데이터의 개수를 알 수 없을 경우에도 사용 가능한 BBHT 양자 탐색 알고리즘과 최솟값을 찾는 DH 양자 탐색 알고리즘이 제안되었다. 응용 알고리즘은 모두 $O(\sqrt{N})$ 의 복잡도로 고전 알고리즘 대비 복잡도 이득을 유지하였다[11]-[12]. 한편, [6]-[7]의 양자 유전 알고리즘은 chromosome을 양자 중첩하고, 양자 탐색 알고리즘을 이용하여 최대 적합도를 갖는 개체를 찾는다.

$$|\psi\rangle = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{j=1}^N |\chi_j\rangle \quad (6)$$

먼저, 비트로 표현된 하나의 chromosome을 하나의 양자 상태로 치환하고 모든 chromosome을 식 (6)처럼 중첩시키고, 이때 데이터 공간의 크기 N 은 N_{pop} 에 비례한다. [6]에서는 적합도 계산을 수행하는 양자 blackbox에 대한 유니타리 연산 U_f 를 통해 모든 chromosome의 적합도를 병렬로 계산한다.

$$U_f |\psi\rangle |0\rangle = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{j=1}^N |\chi_j\rangle |f(A^j)\rangle \quad (7)$$

이후 BBHT 양자 탐색 알고리즘 및 DH 양자 탐색 알고리즘을 사용하여 최적의 적합도를 갖는 chromosome을 탐색한다. 따라서 더 적은 복잡도로 최적의 적합도를 갖는 개체를 탐색할 수 있고, 정점과 연결선이 많아 더 복잡한 통신 모델을 GCP로 치환하여 해결할수록 수렴하기 위한 N_{pop} 가 증가하여 양자 알고리즘의 복잡도 이득은 증가한다.

시뮬레이션은 [13]에서 제공하는 기하학적 모델 일부를 사용하였고 사용되는 색의 개수는 [14]에서 구한 최솟값을 사용하였다. 사용된 그래프 모델 및 변수 값은 아래 표에 기재하였다.

Model	N_v vertices	N_e edges	N_c colors
myciel3	11	20	4
GEOM20b	20	32	3
GEOM30b	30	81	5
GEOM40b	40	197	7
GEOM50b	50	299	8

표 1. Graph 모델 설명

Parameter	Value
N_{pop}	$2 * N_v$
N_{gen}	150
p_{crs}	0.5
p_{mut}	0.2
ϵ	$20/N_e$

표 2. 시뮬레이션에서 사용한 변수들의 값

다음 표는 모델별로 20 회 수행 후, 최대 적합도를 갖는 해를 기준으로 평균값을 정리한 것이다.

Model	System reward $U_{sum}(A_{max}^j)$			미충족 간섭 수 $E_{sum}(A_{max}^j)$		
	PP	CF	ZZ	PP	CF	ZZ
myciel3	332.2	281.3	356.3	0	0	3.8
GEOM20b	563.7	507.5	660.6	0.6	0.5	7.9
GEOM30b	916.5	839.4	1140.8	0.5	0.1	13.7
GEOM40b	1199.6	1082.4	1616.0	4.1	1.8	20.7
GEOM50b	1455.0	1330.1	2030.6	9.5	7.5	32.8

표 3. N_{gen} 세대 후, 최대 적합도를 갖는 해에 대한 성능 지표,

$$A_{max}^j = \arg \max f(A^j)$$

Model	System reward 비율		전체 간섭조건 대비 미충족 간섭비율		
	PP/CF	PP/ZZ	PP	CF	ZZ
myciel3	118.1%	93.2%	0%	0%	19.0%
GEOM20b	111.1%	85.3%	1.9%	1.6%	24.7%
GEOM30b	109.2%	80.3%	0.6%	0.1%	16.9%
GEOM40b	110.8%	74.2%	2.1%	0.9%	10.5%
GEOM50b	109.4%	71.7%	3.2%	2.5%	11.0%

표 4. N_{gen} 세대 후, 최대 적합도를 갖는 해에 대한 상대 성능 지표, $A_{max}^j = \arg \max f(A^j)$

제안하는 방식인 PP-GA 는 CF-GA 의 system reward 대비 110%의 높은 값을 갖는 해를 도출하면서도, ZZ-GA 로 낼 수 있는 reward 성능의 70~90%를 만족하였다. 또한 ZZ-GA 는 10% 이상의 간섭 조건을 충족하지 못하는 반면, PP-GA 는 0%~3%의 간섭 조건을 제외한 나머지는 모두 충족하는 해를 도출하였다.

그림 1 과 그림 2 는 myciel3, GEOM50b 모델에서 세대를 거듭함에 따라 평균 system reward, 평균 미충족 간섭 수, 최대 적합도에서 system reward, 최대 적합도에서 미충족 간섭 수를 나타낸 것이다. 빨간색 실선은 제안하는 알고리즘 PR-GA, 파란색 점선은 ZZ-GA, 검은색 일점 채선은 CF-GA 로 수행한 결과이다.

두 모델에서 PP-GA 는 간섭 충족이 우수한 CF-GA 에 근접하여 수렴하면서도, system reward 는 CF-GA 보다 높은 값으로 수렴하는 것을 확인할 수 있었다. 세대 내 모든 chromosome 의 평균값을 기준으로 비교할 경우에도 동일한 경향성을 확인할 수 있었으며, 특히 myciel3 모델에서는 CF-GA 보다 간섭조건을 더 많이 충족하면서도 ZZ-GA 에 근접한 system reward 를 달성하였다.

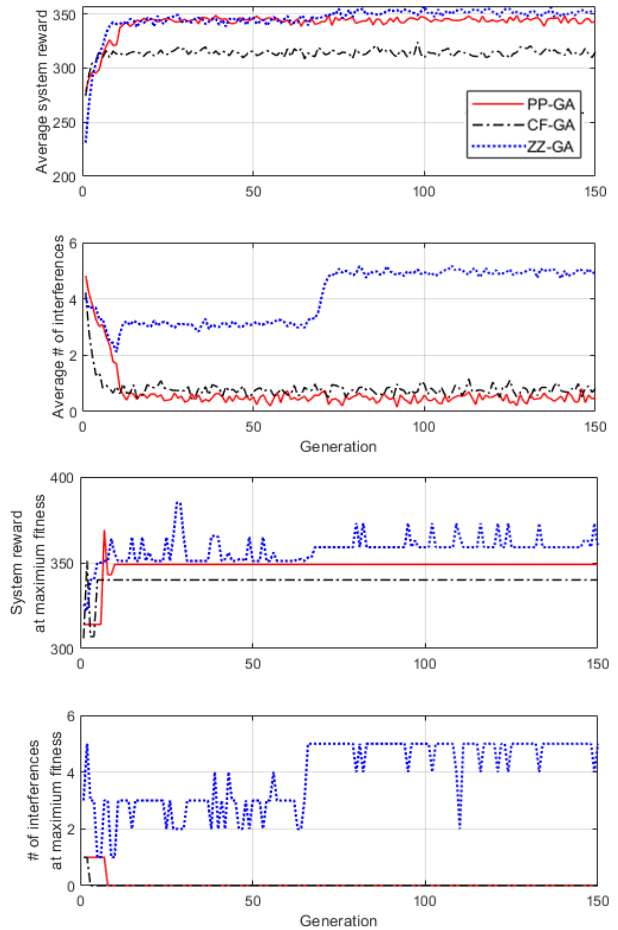


그림 1. myciel3 에 대해 알고리즘 별 성능 지표

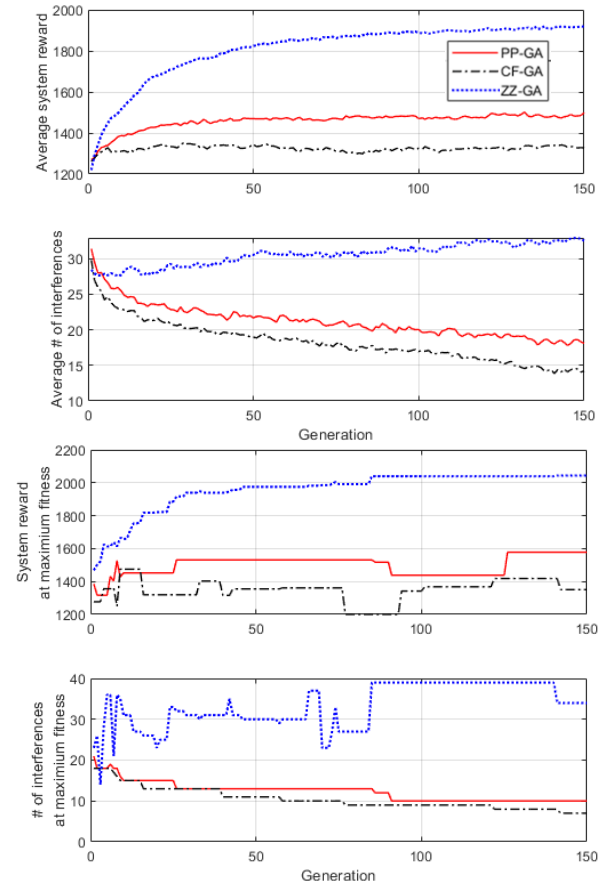


그림 2. GEOM50b 에 대해 알고리즘 별 성능 지표

III. 결론

본 연구는 스펙트럼 공유 기법을 GCP 로 해결하는 과정을 제시하고, 이를 해결하기 위한 개선된 유전 알고리즘을 제안한다. 유전 알고리즘의 진행 과정과 기존 방식을 살펴본바와, 제안 알고리즘은 적합도 함수를 구성하는 측면에서 기존 방식과 차별성을 두었다. 또한 적합도 값을 구하고 최대 적합도 값을 갖는 해를 찾는 과정에서 양자 알고리즘을 활용하여 복잡도 측면의 최적화를 달성하였다. 더불어, 시뮬레이션을 통해 CF-GA 보다 높은 system reward 성능과 ZZ-GA 보다 더 많은 간섭 조건을 충족한다는 것을 확인하였다.

추후 제안 알고리즘의 적합도 함수에서 사용되는 계수 ϵ 를 최적의 값으로 찾는 방안이나, 제안 알고리즘을 개선하여 system reward 성능을 더 향상시키는 방안 등으로 연구를 확장할 수 있을 것이라 예상된다.

ACKNOWLEDGMENT

이 성과는 2021 년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No.2019R1A2C2010061)

참 고 문 헌

- [1] Farhad Khozeimeh, Simon Haykin. "Dynamic spectrum management for cognitive radio: an overview." *Wireless Communications and Mobile Computing* 9(11), p.1447-1459, 2009.
- [2] Lin Zhang, et al. "A survey of advanced techniques for spectrum sharing in 5G networks." *IEEE Wireless Communications* 24(5), p.44-51, 2017.
- [3] Mostafa Zaman Chowdhury, et al. "6G wireless communication systems: Applications, requirements, technologies, challenges, and research directions." *IEEE Open Journal of the Communications Society* 1, p.957-975, 2020.
- [4] Akira SaiToh, Robabeh Rahimi, Mikio Nakahara. "A quantum genetic algorithm with quantum crossover and mutation operations.", *Quantum Information Processing* 13(3) p.737-755, 2014.
- [5] Han Kuk-Hyun, Kim Jong-Hwan, "Genetic quantum algorithm and its application to combinatorial optimization problem.", *Proceedings of the 2000 congress on evolutionary computation*, Vol. 2, IEEE, 2000.
- [6] Andrea Malossini, Enrico Blanzieri, Tommaso Calarco, "Quantum genetic optimization.", *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* 12(2) p231-241, 2008.
- [7] Mihai Udrescu, Lucian Prodan, Mircea Vlăduțiu, "Implementing quantum genetic algorithms: a solution based on Grover's algorithm.", *Proceedings of the 3rd Conference on Computing Frontiers*, p.71-82, 2006.
- [8] Charles Fleurent, Jacques A. Ferland, "Genetic and hybrid algorithms for graph coloring." *Annals of Operations Research* 63(3) p437-461, 1996.
- [9] Zhijin Zhao, Zhen Peng, Shilian Zheng, and Junna Shang, "Cognitive radio spectrum allocation using evolutionary algorithms." *IEEE Transactions on Wireless Communications* 8(9), p.4421-4425, 2009.
- [10] Lov K. Grover, "A fast quantum mechanical algorithm for database search", *Proc. 28th Ann. ACM Symp. on Theory of Comput.*, pp. 212 -219, 1996.
- [11] Michel Boyer, Gilles Brassard, Peter Høyer, "Tight bounds on quantum searching", *PhysComp96*, May. 1996
- [12] Christoph Dürr, Peter Høyer, "A quantum algorithm for finding the minimum", *arXiv:quant-ph/9607014*, July. 1996
- [13] Trick MA. "Computational symposium: graph coloring and its generalization.", <http://mat.gsia.cmu.edu/COLOR03/>, 2012.
- [14] Andrew Lim, Xingwen Zhang, Yi Zhu, "A Hybrid Method for the Graph Coloring and Its Related Problems", *MIC2003*, 2003.