

遺伝情報を用いるアントコロニー最適化の 巡回セールスマン問題への適用

下村 将[†] 松下 春奈^{††} 西尾 芳文[†]

[†] 徳島大学

〒 770-8506 徳島県徳島市南常三島町 2-1

^{††} 香川大学

〒 761-0396 香川県高松市林町 2217-20

E-mail: [†]{s-sho,nishio}@ee.tokushima-u.ac.jp, ^{††}haruna@eng.kagawa-u.ac.jp

あらまし 本研究では、新しいアントコロニー最適化 (Ant Colony Optimization: ACO) として、遺伝情報を用いるアントコロニー最適化 (ACO using Genetic Information: GIACO) を提案する。GIACO アルゴリズムは ACO と遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA) のハイブリッドであり、ACO のフェロモンと GA の遺伝情報を用いて解を探索する。加えて、突然変異により、フェロモンを感じとることが出来ないアリが発生する。GIACO を巡回セールスマン問題に適用し、標準的な ACO と GA より効果的な結果を得ることを確認する。

キーワード アントコロニー最適化、遺伝的アルゴリズム、巡回セールスマン問題、メタヒューリスティック

Ant Colony Optimization using Genetic Information for TSP

Sho SHIMOMURA[†], Haruna MATSUSHITA^{††}, and Yoshifumi NISHIO[†]

[†] Department of Electrical and Electronic Engineering Tokushima University, 2-1 Minami-Josanjima,
Tokushima 770-8506, JAPAN

^{††} Department of Reliability-based Information Systems Engineering, Kagawa University, 2217-20
Hayashi-cho, Takamatsu, Kagawa 761-0396, JAPAN

E-mail: [†]{s-sho,nishio}@ee.tokushima-u.ac.jp, ^{††}haruna@eng.kagawa-u.ac.jp

Abstract This study proposes an Ant Colony Optimization using Genetic Information (GIACO). GIACO algorithm combines Ant Colony Optimization (ACO) with Genetic Algorithm (GA). GIACO searches solutions using the pheromone of ACO and the genetic information of GA. In addition, the ant which cannot trail the pheromone is caused by the mutation. We apply GIACO to Traveling Salesman Problems (TSPs) and confirm that GIACO obtains more effective results than the conventional ACO and the conventional GA.

Key words Ant Colony Optimization, Genetic Algorithm, Traveling Salesman Problem, meta-heuristic

1. ま え が き

アントコロニー最適化 (Ant Colony Optimization: ACO) [1] は、生物学的なメカニズムから発想を得、アリのフェロモンの効果を用いた最適化アルゴリズムであり、巡回セールスマン問題 (Traveling Salesman Problem: TSP) [2] や二次割り当て問題 (QAP) [3]、グラフ色彩問題 [4] のような、複雑な組み合わせ最適化問題を解くのに効果的である。中でも、TSP はオペレーションズ・リサーチと理論的なコンピュータサイエンスとして研究されている組み合わせ最適化問題である。TSP では、都市の座標が与えられ、全ての都市を一度だけ訪問し、出来る

だけ最短で戻ってくる経路を探す問題である。ACO のアルゴリズムでは、“アリ” と呼ばれる並列的に行動する複数の解が存在し、そのアリは都市間をつないでいる経路にフェロモンを置く。そのフェロモンはアリの振る舞いに依存して更新され、アリは経路に置かれているフェロモンの強さに従って巡回路を形成する。フェロモンの強さによって他のアリとコミュニケーションを取ることから、ACO アルゴリズムは最適解を見つけることが出来る。しかしながら、ACO には局所解に陥りやすいという問題点がある。従って、アルゴリズムの柔軟性を改善し、パフォーマンスを向上させることが重要である。

遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA) [5] は生物進

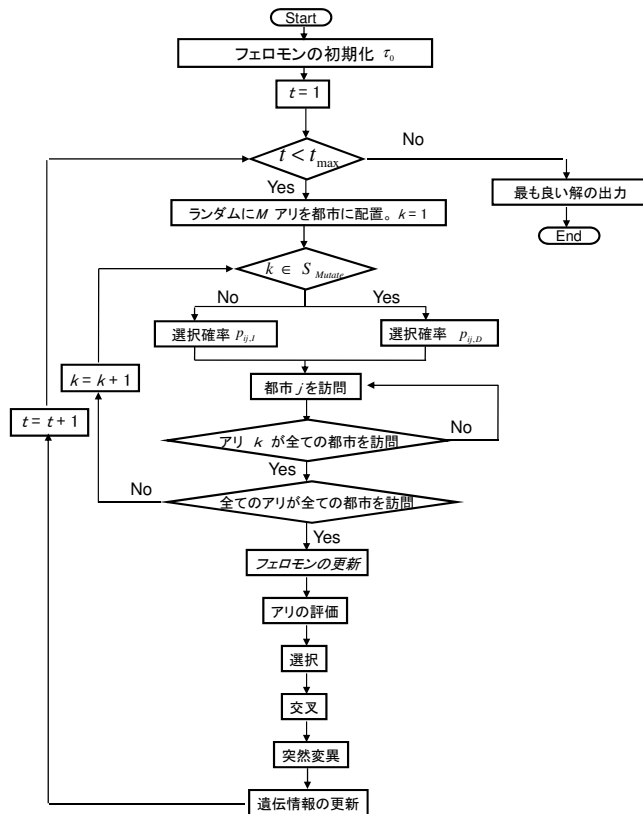


図 1 GIACO のフローチャート

化論の過程を模倣した学習アルゴリズムであり、解空間が不明な問題を解くのに効果的である。GA では、解は遺伝子コードとして表現され、一つの個体が一つの遺伝子コードを持っている。GA は複数の個体の集合から構成されており、交叉、突然変異、選定戦略を行うことで解を探索する。さまざまな研究者が GA を改善するために多くの技術を開発し、染色体の表現や遺伝子操作の異なる方法が提案されている。また、効果的な解を見つけるために、GA は局所探索アルゴリズムと組み合わせられることがある [6]。

一方、私たちの過去の研究 [7] では、敏感なアリと鈍いアリが共存するアントコロニー最適化 (Ant Colony Optimization with Intelligent and Dull Ants: IDACO) を提案した。IDACO は標準のアリだけでなく、“鈍いアリ”と呼ばれているフェロモンを感じ取ることが出来ないアリを含めて構成されている。私たちは、敏感なアリのみで構成されている従来の ACO より、鈍いアリを含んでいる IDACO のほうが効果的であるという、興味深い結果を得た。

そこで本研究では、遺伝情報を用いるアントコロニー最適化 (Ant Colony Optimization using Genetic Information: GIACO) を提案する。GIACO は IDACO と GA の両方の特徴を持ち合わせている。GIACO のアリは、交叉と突然変異によって次世代に遺伝情報を伝える。従って、GIACO はフェロモンと遺伝情報の両方を用いて解を探索する。さらに、GIACO の重要な特徴は、IDACO のように二種類のアリが共存することである。一つは“敏感なアリ”、もう一つは“突然変異アリ”である。敏感なアリはフェロモンを追跡すること、及び、遺伝情

報を受け継ぐことの両方が出来る。対照的に、突然変異アリはフェロモンを追跡することが出来ない上、遺伝情報も受け継ぐことが出来ない。IDACO の鈍いアリは突然変異であると考えたので、GIACO のアルゴリズムの突然変異によって、突然変異アリが生じるとした。

2. 遺伝情報を用いるアントコロニー最適化 (GIACO)

提案する GIACO のアルゴリズムの詳細を説明する。GIACO のアルゴリズムのフローチャートを図 1 に示す。GIACO は IDACO と GA を組み合わせたアルゴリズムである。GIACO のアリは、交叉や突然変異によって次世代に遺伝情報を伝える。さらに、GIACO の重要な特徴としては、“敏感なアリ”と“突然変異アリ”の二種類のアリが共存することである。敏感なアリはフェロモンを追跡することが出来、また遺伝情報も受け継ぐことが出来る。対照的に、突然変異アリはフェロモンを追跡することが出来ず、更に遺伝情報も受け継ぐことが出来ない。IDACO の鈍いアリはまさに突然変異であると考えたので、GIACO のアルゴリズムでは、突然変異によって突然変異アリが生じるとする。

都市数を N としたとき、TSP の都市集合 S は次式で表される。

$$S \equiv \{P_1, P_2, \dots, P_N\}, P_i \equiv (x_i, y_i) \quad (1)$$

都市の座標は 0 から 1 に正規化され、 P_i は i 番目の都市の場所を表している ($i = 1, 2, \dots, N$)。初期状態では、それぞれのア

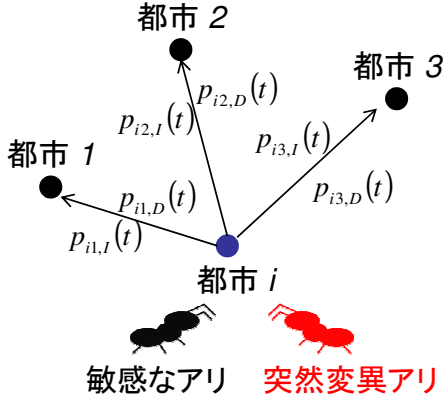


図 2 敏感なアリと突然変異アリの確率 $p_{ij}(t)$ 。敏感なアリが次に訪れる都市は確率 $p_{ij,I}(t)$ によって選ばれる。突然変異アリが次に訪れる都市は確率 $p_{ij,D}(t)$ によって選ばれる。ここで、確率 $p_{ij,D}(t)$ はフェロモンと遺伝情報を含まない。

リ (計 M 個) を都市にランダムに配置する。 $(1 - P_m) \times M$ 個のアリは敏感なアリの集合 S_{Intel} に、 $P_m \times M$ 個のアリは突然変異アリの集合 S_{Mutate} にそれぞれ分類される。

[GIACO1](初期化): 繰り返し回数を $t = 0$ に設定する。 $\tau_{ij}(t)$ は繰り返し回数 t での都市 i と都市 j 間の経路 (i, j) に置かれるフェロモンの量であり、初期値を τ_0 に設定する。同じく、遺伝情報 $g_{ij}(t)$ は初期値 g_0 に設定する。

[GIACO2](巡回路探索): それぞれのアリが訪れる都市は、図 2 のように、確率 $p_{ij,I}(t)$ と $p_{ij,D}(t)$ によって選ばれる。 k 番目のアリが都市 i から都市 j に移動する確率は次式によって決定される。

$$p_{k_{ij},D}(t) = \frac{[\eta_{ij}]^{\beta_D}}{\sum_{l \in N_k} [\eta_{il}]^{\beta_D}}, \quad \text{if } k \in S_{\text{Mutate}}, \quad (2)$$

$$p_{k_{ij},I}(t) = \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}]^{\beta_I} [g_{ij}(t)]^\gamma}{\sum_{l \in N_k} [\tau_{il}(t)]^\alpha [\eta_{il}]^{\beta_I} [g_{ij}(t)]^\gamma}, \quad \text{otherwise.} \quad (3)$$

調整できるパラメータ α は敏感なアリのフェロモンの重みを制御し、 β_I と β_D は敏感なアリと突然変異アリの都市間の距離情報の重みをコントロールする。式 (2) において、経路に置かれているフェロモンの量 $\tau_{ij}(t)$ と $\tau_{il}(t)$ 、遺伝情報 $g_{ij}(t)$ と $g_{il}(t)$ が含まれていないため、突然変異アリはフェロモンを追跡することが出来ず、遺伝情報も受け継ぐことが出来ない。突然変異アリは、次に訪れる都市を、現在の場所からの距離によってのみ評価する。対照的に、敏感なアリは次に訪れる都市を現在の場所からのフェロモンの強さ、距離、遺伝情報から評価する。

[GIACO3](フェロモン更新): すべてのアリが巡回路を生成した後、都市間に置かれている全フェロモンを更新する。ここで、突然変異アリはフェロモンを追跡することが出来ないが、フェロモンを置くことが出来るという点に注意しなければならない。巡回路長 $L_k(t)$ を計算し、 k 番目のアリが経路 (i, j) 上に置くフェロモンの量 $\Delta\tau_{k_{ij}}(t)$ は次式によって決定される。

$$\Delta\tau_{k_{ij}}(t) = \begin{cases} 10/L_k, & \text{if } (i, j) \in T_k(t) \\ 0, & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (4)$$



図 3 置き換えの例。それぞれのアリによって得られた巡回路は染色体として置き換えられる。

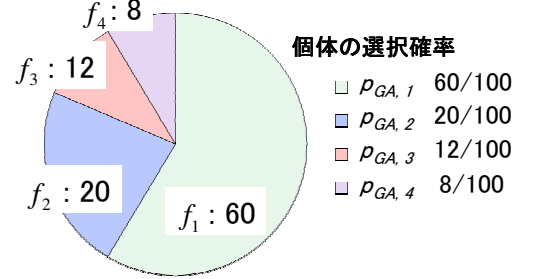


図 4 ルーレット選択の例。 $p_{GA,k}$ によって次世代に受け継ぐ個体を選択する。例えば、1 番目の個体の適応度 f_1 を 60、2 番目の個体の適応度 f_2 を 20、3 番目の個体の適応度 f_3 を 12、そして、4 番目の個体の適応度 f_4 を 8 とする。これは、ルーレットを回したとき、高い適応度を持っている個体が選ばれ易くなっている。

ここで $T_k(t)$ は k 番目のアリによって得られた巡回路であり、 $L_k(t)$ はその巡回路の長さである。それぞれの経路 (i, j) のフェロモン $\tau_{ij}(t)$ に $\Delta\tau_{k_{ij}}(t)$ を付加する。

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho)\tau_{ij}(t) + \sum_{k=1}^M \Delta\tau_{k_{ij}}(t), \quad (5)$$

ここで $\rho \in [0, 1]$ はフェロモンの蒸発率であり、毎回フェロモンは蒸発していく。

[GIACO4](評価): アリによって得られた解は遺伝子コードとして置き換えられ、図 3 のように表される。 k 番目のアリの評価値 e_k は次式で決定される。

$$e_k = \frac{N}{L_k}, \quad (6)$$

ここで e_k は得られた解の質を表している。

[GIACO5](選択): GIACO アルゴリズムでは良い解を得るために、高評価のアリを次世代に残す必要がある。そこで、スケーリングを実行し、評価値から適応度 f_k を導く。スケーリングは次式で決定される。

$$f_k = \frac{[\chi(e_k - e_{ave}) + (e_{max} - e_k)]e_{ave}}{e_{max} - e_{ave}}, \quad (7)$$

ここで χ はスケーリングパラメータ、 e_{ave} は全てのアリの評価値の平均、 e_{max} は全てのアリの中で最も高い評価値を表す。図 4 のように、次世代に受け継ぐアリは確率 p_{GA} によって選ばれる。この選択方法はルーレット選択と呼ばれている。 k 番目のアリが選択される確率は次式で決定される。

$$p_{GA,k} = \frac{f_k}{\sum_{k=1}^M f_k}. \quad (8)$$

ここで、突然変異アリは遺伝情報を次世代に残すことが出来るが、[GIACO2] において次の都市選択では遺伝情報を受け継ぐ

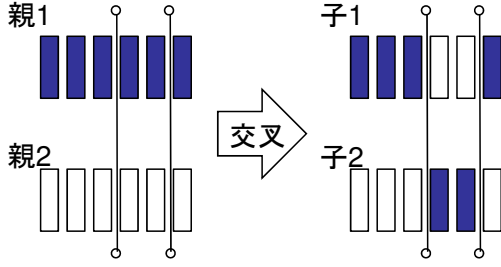


図5 Partially-mapped crossover operator (PMX).

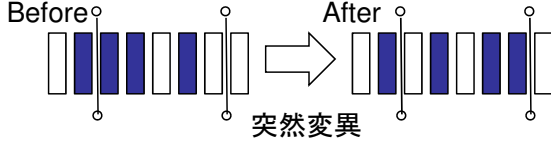


図6 逆位

とが出来ないことに注意すべきである。

[GIACO6](交叉): 個体群から2つの親が選ばれ、その親から2つの子が生成される。この操作は子数が個体群と同じ数になるまで繰り返される。しかし、交叉に参加する親の数は交叉率 P_c によって決定される。また、交叉には様々な方法があり、本研究では、Partially-mapped crossover operator (PMX) [8] と呼ばれる交叉方法を用いる。PMX は図5のような2点交叉である。まず、巡回路を置き換えた遺伝子コードからランダムに2つの切断箇所を選択する。2つの切断箇所に挟まれた順序を他の親の遺伝子と交換する。

[GIACO7](突然変異): 交叉の後、突然変異が発生する。突然変異の確率は突然変異率 P_m によって決定される。本研究では、図6のような、逆位と呼ばれる突然変異法を用いる。この突然変異法は、巡回路を置き換えた遺伝子コードからランダムに2つの切断箇所を選択する。2つの切断箇所間の順序を逆転する。

[GIACO8](遺伝情報の更新): 遺伝操作が終わった後、得られた巡回路長 $G_k(t)$ を計算する。 k 番目のアリが次世代に残す遺伝情報 $\Delta g_{k_{ij}}(t)$ は次式によって決定される。

$$\Delta g_{k_{ij}}(t) = \begin{cases} 10/G_k, & \text{if } (i, j) \in T_k(t) \\ 0, & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (9)$$

ここで、 $T_k(t)$ は k 番目のアリによって得られた巡回路、 $G_k(t)$ はその長さである。それぞれの都市 (i, j) 間における遺伝情報 $g_{ij}(t)$ は一度初期化を行い、その後 $\Delta g_{k_{ij}}(t)$ を付加することによって決定される。

$$g_{ij}(t+1) = g_0 + \sum_{k=1}^M \Delta g_{k_{ij}}(t), \quad (10)$$

ここで、遺伝情報は毎回 g_0 に初期化される。

[GIACO9] $t = t + 1$ とする。 $t = t_{\max}$ に達していなければ [GIACO2] に戻る。

3. シミュレーション結果

GIACO の探索能力の評価とその振る舞いを調査するために、GIACO を3つの TSP に適用した。加えて、突然変異アリの効果を確認するために、GA-ACO を考える。GA-ACO は GIACO と同じアルゴリズムであり、突然変異の操作は行うが、それによって突然変異アリが発生しないアルゴリズムである。つまり、GA-ACO は敏感なアリのみで構成されている GIACO である。GIACO の有効性を確認するために GA-ACO、標準的な ACO、GA と比較する。

このシミュレーションでは、標準的な ACO、GIACO GA-ACO におけるアリの数 M は、都市の数と同じに設定する ($M = N$)。標準的な GA における個体数 U は、 $U = 1024$ に固定する。標準的な ACO に含まれているアリの都市選択確率は、次式によって決定される。

$$p_{k_{ij}}(t) = \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{l \in N_k} [\tau_{il}(t)]^\alpha [\eta_{il}]^\beta}. \quad (11)$$

GIACO は $P_m \times M$ 個の突然変異アリと $(1 - P_m) \times M$ 個の敏感なアリによって構成される。すべての問題で10回のシミュレーションを繰り返し、平均を求める。パラメータは以下のように設定する。

$$\tau_0 = 10, g_0 = 1, \rho = 0.3, \alpha = 1, \beta = \beta_I = \beta_D = 5,$$

$$\gamma = 5, \chi = 100, P_c = 0.8, P_m = 0.05, t_{\max} = 2000,$$

ここで、フェロモン蒸発率 ρ 、フェロモンの重み α 、都市間の距離の重み β 、 β_I と β_D 、遺伝情報の重み γ 、スケーリングパラメータ χ 、交叉率 P_c 、突然変異率 P_m 、繰り返し回数 $t = t_{\max}$ の値は固定値である。

得られた解と最適解を比較するために、次のような誤差率を用いる。

$$\text{誤差率} [\%] = \frac{(\text{得られた解}) - (\text{最適解})}{(\text{最適解})} \times 100. \quad (12)$$

この式は、ACO などが得た巡回路の長さが、最適解よりどれくらい長いを示している、すなわち、誤差率は0に近い方が望ましい。eil51 (都市数 $N = 51$)、kroC100 (都市数 $N = 100$)、gr120 (都市数 $N = 120$) と呼ばれている TSP を用いる。また、その最適解を図7に示す。

標準的な ACO、GA、GA-ACO、そして、GIACO のシミュレーション結果を表1に示す。

表1 標準的な ACO、GA、GA-ACO と GIACO の誤差率

	eil51	kroC100	gr120
ACO	7.43%	10.21%	7.16%
GA	7.52%	13.92%	12.41%
GA-ACO	6.32%	9.86%	7%
GIACO	5.15%	9.48%	6.91%
ACO からの改善率	30.7%	7.15%	3.49%

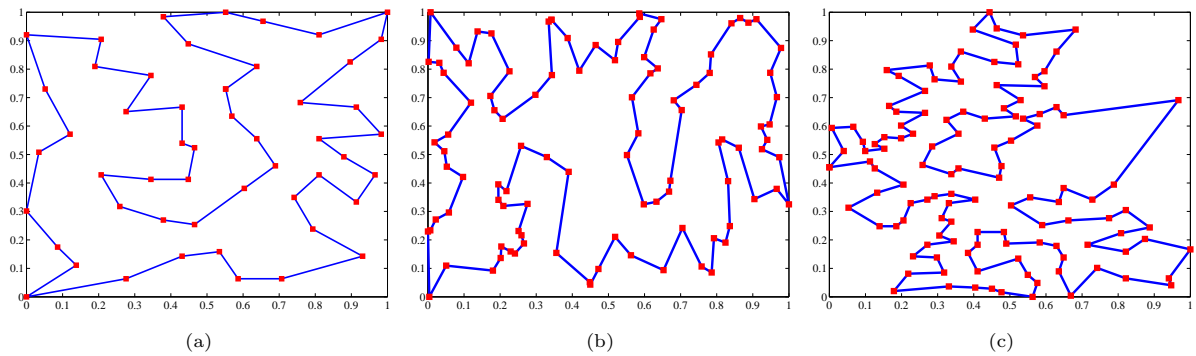


図7 ベンチマーク問題 (a) *eil51*, (b) *kroC100*, (c) *gr120* とその最適解

ACO と GA を組み合わせた GA-ACO は標準的な ACO と GA より効果的な解を得たことを確認できる。この結果は、ACO と GA を組み合わせた手法は ACO 単体や GA 単体で使うより効果的であることを意味している。更に、突然変異アリと敏感なアリで構成されている GIACO と敏感なアリだけで構成されている GA-ACO を比較すると、GIACO は GA-ACO より効果的な解を得たことを確認した。これは、突然変異アリが敏感なアリと異なる行動をすることで、局所解から抜け出す役割を果たしていると考えられる。

4. ま と め

本研究では、遺伝情報を用いるアントコロニー最適化 (GIACO) を提案した。GIACO はフェロモンだけでなく、GA の遺伝操作を用いて TSP の巡回路を最適化する。GIACO には敏感なアリと突然変異アリが存在し、突然変異アリは突然変異によって発生する。3 つの TSP に GIACO を適用し、その性能を調査した。突然変異アリと敏感なアリで構成されている GIACO は、敏感なアリだけで構成されている GA-ACO より効果的な解を得たことを確認した。これは、突然変異アリが敏感なアリと異なる行動をすることで、局所解から抜け出す役割を果たしているのではないかと考えられる。

文 献

- [1] M. Dorigo and T. Stutzle, *Ant Colony Optimization*, Bradford Books, 2004.
- [2] M. Dorigo and L. M. Gambardella, "Ant Colonies for the Traveling Salesman Problem," *BioSystems*, vol. 43, pp. 73–81, 1997.
- [3] V. Maniezzo and A. Coloni, "The ant system applied to the quadratic assignment problem," *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering* vol. 11 no. 5, pp. 769–778, 1999.
- [4] M. Dorigo, G. D. Caro and L. M. Gambardella, "Ant Algorithms for Discrete Optimization," *Artificial Life* vol. 5 no. 2, pp. 137–172, 1999.
- [5] L. Homaifar, C. Guan, and G. Liepins, "A New Approach to the Traveling Salesman Problem by Genetic Algorithms," *Proc. 5th Int. Conf. On Genetic Algorithms*, Morgan Kaufmann, pp.460–466, 1993.
- [6] B. Freisleben and P. Merz, "A Genetic Local Search Algorithm for Solving Symmetric and Asymmetric Traveling Salesman Problems," *Proceedings of the 1996 IEEE International Conference on Evolution Computation*, pp. 616–621, 1996.
- [7] S. Shimomura, M. Sugimoto, T. Haraguchi, H. Matsushita

and Y. Nishio "Ant Colony Optimization with Intelligent and Dull Ants" *Proceedings of International Symposium on Nonlinear Theory and its Applications (NOLTA'10)*, pp. 504–507, Sep. 2010

- [8] P. Larra naga, C. M. H. Kuijpers, R. H. Murga, I. Inza, and S. Dizdarevic, "Genetic Algorithms for the Traveling Salesman Problem: A Review of Representations and Operators," *Artificial Intelligence Review*, vol. 13, pp 129–170, 1999.