







表 1: 条件 1~4 において共通する実験条件

蟻の数	20 匹
世代数の上限	1000
初期フェロモン蓄積量	1.0
蒸発率	0.2
$\alpha$ の初期値の範囲	$0 \leq \alpha \leq 20$
$\beta$ の初期値の範囲	$0 \leq \beta \leq 20$
$\alpha$ の上限, 下限	$0 \leq \alpha \leq 20$
$\beta$ の上限, 下限	$0 \leq \beta \leq 20$
$\alpha$ 成分の速度の上限	なし
$\beta$ 成分の速度の上限	なし
$c_1$	1.0
$c_2$	1.0
$r_1$	$0 \leq r_1 \leq 1.0$
$r_2$	$0 \leq r_2 \leq 1.0$
パラメータ変更の間隔	毎世代ごと

表 2: 条件 2, 4 に追加される実験条件

$\alpha$ の値	1.0 (常に固定)
-------------	------------

本実験で評価する項目は、次の 3 点である。

1. 探索成功率(%): 探索を行なった全ての試行のうち、探索に成功した(解を発見できた)試行の割合
2. 探索コスト: 解を発見するまでに生成した解候補の数(ただし、解を発見できなかった試行については、探索コストを蟻の数  $\times$  世代数 = 20,000 とする)
3. 探索時間(ms): 探索に成功した試行を対象にした、試行 1 回あたりの平均実行時間

## 4.2 実験結果

Fig. 1, 2, 3 にそれぞれ、探索成功率、探索コスト、探索時間の実験結果を示す。ただし、Fig. 3 において、1 つの制約密度における試行で 1 度も解を発見できなかった場合、探索時間を 0 とした。

Fig. 2 より、条件 1 と 3 を適用したアルゴリズムでは、解をほとんど発見できていないことがわかる。特に、条件 3 のアルゴリズムは、制約密度が 2.0 と 2.6 以外の領域では、探索に成功した試行は 1 度もない。一方で、条件 2 と 4 を適用したアルゴリズムは、比較的高い確率で解を発見できている。また、全ての制約密度で、条件 2 のアルゴリズムの探索成功率が、条件 4 のアルゴリズムの探索成功率を上回っている。これらの結果から、パラメータをランダムに変更するより PSO を用いて調整する方が、また、 $\alpha$  と  $\beta$  を調整するより  $\beta$  のみを調整する方が、高い確率で解を発見できると考えられる。

次に、Fig. 3 より、条件 2 と 4 のアルゴリズムの方が、条件 1 と 3 のアルゴリズムより少ない探索コ

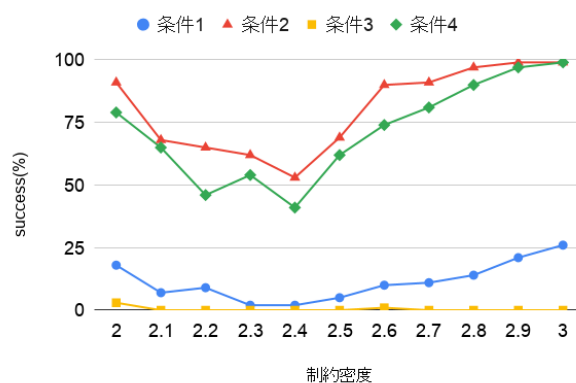


Fig. 2 探索成功率の実験結果

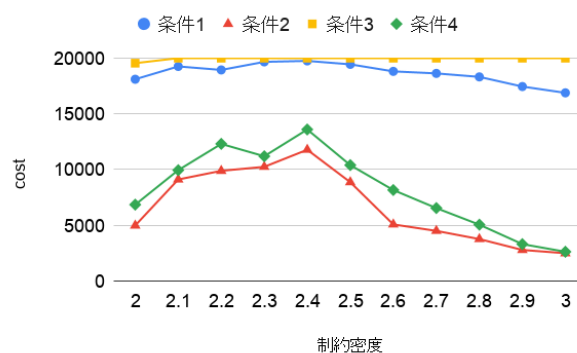


Fig. 3 探索コストの実験結果

ストで解を発見できている。さらに、条件 4 より条件 2 の方が、条件 3 より条件 1 の方が少ない探索コストで解を発見できている。この探索コストの違いは、探索成功率の違いによるものである。探索に失敗し、解が発見できなかった場合、20,000 の探索コストがかかってしまう。逆に、探索に成功した場合、20,000 より少ないコストで探索を終えることができる。そのため、探索成功率が高いアルゴリズムの方が、探索に必要なコストも少なく抑えられると考えられる。

最後に、Fig. 4 より、条件 2 と 4 のアルゴリズムの方が、条件 1 のアルゴリズムよりも少ない実行時間で解を発見できていることがわかる。この結果から、 $\alpha$  と  $\beta$  の両方を調整するよりも、 $\beta$  のみを調整する方が、実行時間が少なく済むことがわかる。

以上のことから、 $\alpha$  の値を固定し、 $\beta$  の値のみを調整するほうが、解の発見率が高く、必要な探索コストと探索に必要な実行時間が少なく済むことがわかる。

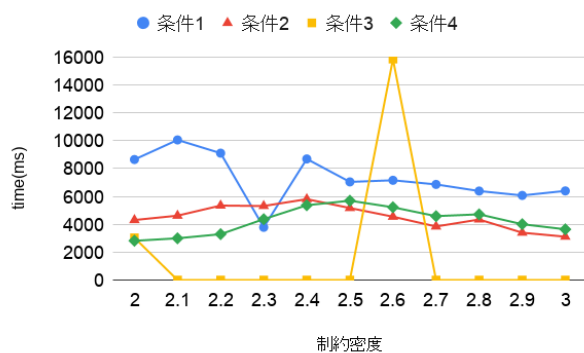


Fig. 4 探索時間の実験結果

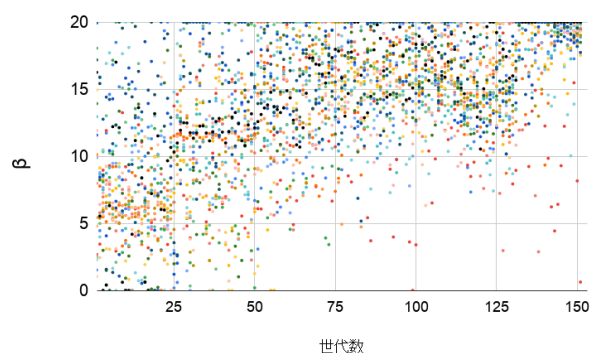


Fig. 6 条件 2 での各蟻の $\beta$ の推移の一例(1)

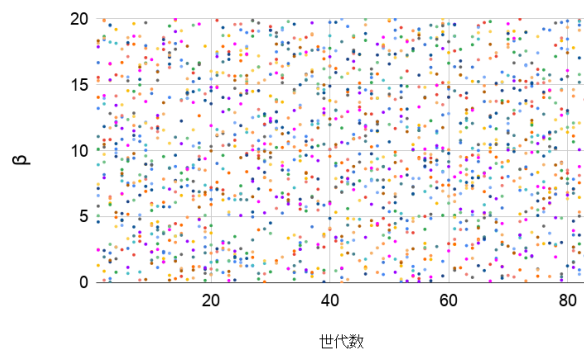


Fig. 5 条件 4 での各蟻の $\beta$ の推移

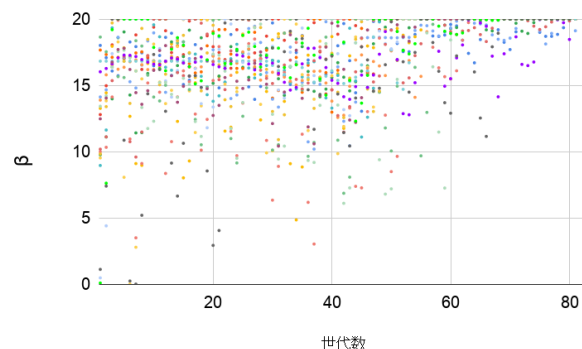


Fig. 7 条件 2 での各蟻の $\beta$ の推移の一例(2)

### 4.3 考察

本節では、パラメータ $\beta$ の値の調整を行なったことが、探索成功率の向上につながった原因について考察する。Fig. 5~7は、解を発見した、異なる3つの試行において、全ての蟻の $\beta$ の値を世代毎に示したものである。そのため、各世代で蟻の数 = 20個分のプロットがなされている。また、各グラフの右端は、解を発見した世代数となっている。Fig. 5は $\alpha$ の値を固定し、 $\beta$ の値をランダムに変更するもの(4.1節における条件4)であり、Fig. 6と7は、 $\alpha$ の値を固定し、 $\beta$ の値をPSOによって調整するもの(4.1節における条件2)である。Fig. 5と比較して、Fig. 6と7は探索が進むにつれて、各蟻の $\beta$ の値が収束しているのがわかる。このことから、Fig. 6と7の試行では、探索に適した $\beta$ が存在し、PSOACOを用いることで適した $\beta$ の値へ蟻の集団全体が収束しているのではないかと考える。また、Fig. 6と7のどちらも、 $\beta$ が上限値である20に収束しており、 $\beta$ に適した値が、実際は20より大きいことが考えられる。そのため、 $\beta$ の上限値をより大きくすることで、探索成功率の上昇や探索コストの削減などの、更なる探索性能の向上が期待される。

## 5 おわりに

本研究では、ACOアルゴリズムにおけるパラメータである、フェロモンを重視する重み係数 $\alpha$ と制約違反を重視する重み係数 $\beta$ の値を動的に設定するアルゴリズムを提案した。本アルゴリズムは、 $\alpha$ と $\beta$ の値を、PSOを用いて最適化するアルゴリズムである。CSPの1つである3COLを対象に、本アルゴリズムの有効性を実験的に示した。また、 $\alpha$ と $\beta$ の値の両方を最適化するよりも、 $\alpha$ の値を固定し、 $\beta$ の値のみを最適化の方が、より効率的な探索が行なわれることを示した。

本研究の今後の課題として、他の探索アルゴリズムとの性能の比較や、 $\beta$ の上限値に応じた探索性能の調査が挙げられる。

## 参考文献

- [1] Mahi, Mostafa, Ömer Kaan Baykan, and Halife Kodaz. "A new hybrid method based on particle swarm optimization, ant colony optimization and 3-opt algorithms for traveling salesman problem." *Applied Soft Computing* 30 (2015): 484-490.

- [2] 増金拓弥, 水野一徳. “複数種類のフェロモンを用いた cAS による制約充足問題の解法.” *人工知能学会全国大会論文集 第 32 回全国大会 (2018)*. 一般社団法人 人工知能学会, 2018.
- [3] 筒井茂義. “ACO: アントコロニー最適化 (〈特集〉進化計算の新展開).” *システム/制御/情報* 52.10 (2008): 390-398.
- [4] Dorigo, Marco., Vittorio. Maniezzo, and Alberto. Colomi. “Ant system: optimization by a colony of cooperating agents.” *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)* 26.1 (1996): 29-41.
- [5] Mizuno, Kazunori, et al. "Solving constraint satisfaction problems by ACO with cunning ants." *2011 International Conference on Technologies and Applications of Artificial Intelligence*. IEEE, 2011
- [6] J. Kennedy, R. Eberhart, Particle swarm optimization, in: *1995 IEEE International Conference on Neural Networks Proceedings*, vols. 1-6, 1995, pp. 1942-1948.