

Particle Swarm Optimization による転移学習を 適用した衛星画像の類似画像検索

森一真[†] 山口崇志[†] マッキンケネスジェームス[†]
永井保夫[†]

近年、地球の環境変化の観測にリモートセンシングが用いられる。特に、衛星画像による類似画像検索では地表の物理的な形状の変化を観測・検出することが出来るため、重要である。しかし、衛星画像は非常に大きなデータサイズであるため、類似画像検索には多くの時間を要する。また、過去の研究において遺伝的アルゴリズム(GA)を用いた類似画像検索で良い適合度を得られている。しかしながら、GA は確率的な探索を行うことから比較的多くの計算時間を要することが問題となっている。この問題を解決するため、本研究では Particle Swarm Optimization(PSO)をもとに、粒子のグループによって広域的に探索を行う手法を提案する。加えて、より探索効率を向上させるために、以前の学習結果を利用する転移学習を用いた類似画像検索について検討した。

Similar Image Search applied Transfer Learning with Particle Swarm Optimization

Kazuma Mori[†] Takashi Yamaguchi[†] Kenneth J. Mackin[†] and
Yasuo Nagai[†]

Remote sensing of the earth surface using satellite sensor data is one of the most important methods for global environmental monitoring. In remote sensing fields, similar image search is important because physical changes of the earth's surface caused by human or nature can be monitored. However, long calculation time is required for similar image search in satellite data due to the very large search space. In our previous research, relatively good results were achieved using genetic algorithm on the similar image search from the satellite image. Based on this result, we proposed a particle swarm optimization based search method that globally searches for the problem space using particle groups. Furthermore, we investigated reapplying the training results of previous searches using the transfer learning to improve search speed for similar image search.

1. はじめに

地球の環境変化の観測のために、衛星画像による類似画像検索システムを開発している。類似画像検索は全体画像から局所的な区域を探し出す問題であり、遺伝的アルゴリズム(GA)を用いた類似画像検索が過去に研究にされている[1]。しかし、衛星画像は非常に大きなデータサイズである点、新たな画像が入力された場合に最初から検索を行う点によって類似画像検索には多くの検索時間を要する。そこで、より検索時間を減らすため、本研究では Particle Swarm Optimization(PSO)[2]をもとに、粒子のグループによって広域的に探索を行う手法[3]に転移学習を適用することを提案する。転移学習ではある問題を解く際に別のドメインの知識やデータを利用し、学習効率の向上や知識やデータの欠損を補う事が出来るメタ学習である[4]。提案手法では粒子のグループによって過去の入力画像の学習結果を保持し、類似した画像の探索に利用する。

2. 提案手法

PSO は問題空間上に粒子が存在し、この粒子が問題空間上の位置を変えていくことによって探索する手法である。また、PSO の多様化を実現するため、得られた適合度を基に粒子の順位付けを行い、順位に基づき形成された異なる働きを持つグループ間で探索を行う手法(PPSO)が提案されている[5]。長い世代を経ると、PSO は局所解へ収束する。同様に、PPSO においてもグループ毎に1つの局所解に収束する。そのため、過去の学習結果を利用し新たな問題を解くといった転移学習の活用は難しい。

そこで、提案手法では、PPSO の適合度に応じたグループの構築の考え方にに基づき、より粒子群を広く空間に分布させ、新たな問題空間及び問題空間の変化に対応可能にすることを考える。グループ構成の際、上位のグループの粒子は良い適合度の解付近を局所的に探索し、下位のグループの粒子は自身のグループの重心及びグループ全体の重心から離れることで広域的な探索を行う。具体的には、 d 次元の問題空間上の粒子 i の移動量 $\mathbf{v}_i = \{v_i^1, v_i^2, \dots, v_i^d\}$, ($\mathbf{v}_i \in \mathbb{R}^d$) を変更することで探索を行う。提案手法では、PPSO の移動量の定義に、式(1)で定義された $h(t)$ を追加した。

$$h(t) = c_1 \cdot a(k) \cdot \mathbf{r}_1 \cdot (\mathbf{x}_i(t) - \bar{\mathbf{x}}_k(t)) + c_2 \cdot b(k) \cdot \mathbf{r}_2 \cdot (\mathbf{x}_i(t) - \bar{\mathbf{x}}_g(t)) \quad (1)$$

$\mathbf{x}_i = \{x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^d\}$, ($\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^d$) は粒子 i の位置、 c_1 及び c_2 は各探索方向のベクトルに対する重み、 \mathbf{r}_1 及び \mathbf{r}_2 は 0 から 1 までのランダムな値のベクトル、 $\bar{\mathbf{x}}_k$ はグループ k の重心、 $\bar{\mathbf{x}}_g$ はグループ全体の重心、 t は世代をそれぞれ表している。また、 $a(k)$ 及び $b(k)$ は上位グ

[†] 東京情報大学 総合情報学部 情報システム学科
Department of Information Systems, Tokyo University of Information Sciences

ループから下位グループの順に単調増加する関数の値であり、0~1の範囲の値をとる。結果として、粒子はグループ毎に局所的な解に落ちるグループと、問題空間に対して広域的に分布するグループに分かれる。このように、問題空間上に各粒子はグループ単位で問題空間上に分布する。

3. 転移学習を用いた類似画像検索

類似画像検索において探索するパラメータは、画像の位置(2次元座標 tx 及び ty)、拡大率 $scale$ 、回転率 $trans$ の4変数となっている。画像のピクセルデータをグレースケールに変換し、ピクセルデータの差分を取って適合度(0~1)を計算している。

図1は、本実験で用いた全体画像、過去に学習する画像(学習画像1~3)、検索対象である目的画像を表している。本実験では過去の学習結果を変えずに、新たな画像の検索を行う。その際の初期値としてランダム、学習画像1の学習結果、学習画像2の学習結果、学習画像3の学習結果の4通りの場合について検証した。このような類似画像検索の際、提案手法はグループ単位で分布する特徴により、過去の学習結果を利用し初期値を決定する。これにより、過去の画像と類似性の高い画像が入力されたとき、グループが新たな最適解付近に点在する可能性が高いと考えられる。そのため、提案手法では、類似画像検索において、過去の学習結果を利用する転移学習を取り入れる事で、新たな入力画像が与えられた時に高い適合度の解をより少ない時間で見つけられるという利点がある。

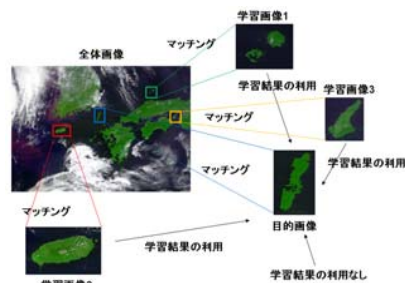


図1 本実験での類似画像検索

4. 実験結果

図2は、初期値をランダムで決定した提案手法及びGAの計算時間毎の適合度の変化を表したグラフである。提案手法はより早い計算時間で、より高い適合度の解が得られている事が分かる。このことから、提案手法は収束速度の速さ及び広域探索の点で有効的であるといえる。図3は、提案手法での各初期値に対する目的画像の適合度

の変化を表したグラフである。特に、学習画像2を用いた場合、初期値をランダムで設定した場合より早い世代でより高い適合度の解が得られている事がわかる。また、ヒストグラムによる画像の類似性を調べたところ、学習画像2が最も目的画像と近いことがわかった。この結果から、学習画像2の学習結果が目的画像の探索に良い影響を与え、提案手法は過去の画像の学習結果を用いる事で、より効率的な探索が行う事が出来たと考えられる。

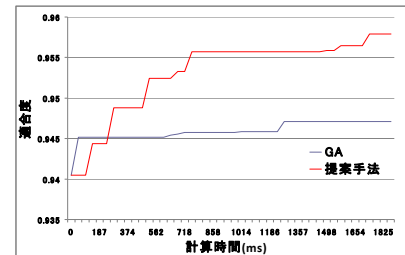


図2 計算時間毎の適合度の変化

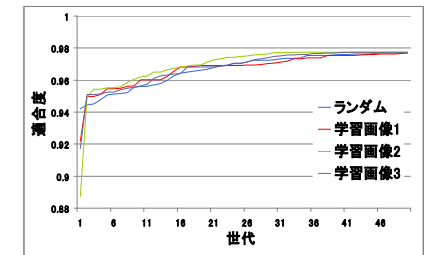


図3 各初期値に対する適合度の変化

5. おわりに

本研究では、PSOをもとにした転移学習が適応可能な手法を提案し、その有効性を検証するために衛星画像による類似画像検索に適用した。実験結果として提案手法はGAに比べて比較的早い計算時間でより適合度の高い解が得られた。また、提案手法は適切な過去の画像の学習結果を用いることでより早い世代で高い適合度の解が得られることが明らかになった。今後は、転移学習で用いる過去の学習結果の選択法について検討していく。

参考文献

- 1) E.Nunohiro, K.Katayama, K.J.Mackin, M.Ohiro, K.Yamasaki: Image Match Search System using Distributed Genetic Algorithm, SCIS&ISIS 2006, pp.1536-1541 (2006).
- 2) R.Poli, J.Kennedy and T.Blackwell: Particle swarm optimization An overview, Swarm Intelligence, vol.1, no.1, pp.33-57, Springer (2007).
- 3) 森一真, 山口崇志, マッキンケネスジェームス, 永井保夫: 動的問題のための Particle Swarm Optimizationにおける共生モデルの適用, 第10回情報科学技術フォーラム講演論文集, vol.10, pp.469-470 (2011).
- 4) S.J.Pan and Q.Yang: A Survey on Transfer Learning, IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, vol.22, no.10, pp.1345-1359 (2010).
- 5) 杉本雅樹, 松下春奈, 西尾芳文: 複数の異なる働きを持つ集団からなる粒子群最適化手法, 電子情報通信学会 非線形問題研究会&回路とシステム研究会 技術報告, vol.NLP2010&CAS2010, no.54&38, pp.31-34, (2010).