

アンサンブル学習を用いた木構造状画像変換の高精度化

安藤 淳^{†1} 矢田 紀子^{†1} 長尾 智晴^{†1}

筆者らは先に、数種類の画像処理フィルタの適用順序および総数を遺伝的プログラミング (GP; Genetic Programming) によって最適化することで目的の画像処理を近似する方式を提案した。これを木構造状画像変換自動生成システム (ACTIT; Automatic Construction of Tree-structural Image Transformation) と呼ぶ。しかし、大量・多様の実画像を学習させた場合、すべての画像に対して有効な、1つの画像処理を構築することは難しい。そこで、本報告では、アンサンブル学習法の一つである AdaBoost (Adaptive Boosting) を ACTIT に応用し、複数の木構造状画像変換を組み合わせることによって有効な処理を構築するシステム、ACTIT-Boost を提案する。本手法は AdaBoost の理論に基づいているため、十分な数の木構造状画像変換を構築することで、学習した画像に対しては目標となる画像に正しく変換が行なえる処理となることが期待される。

Automatic Construction of Accurate Tree-structural Image Transformation using Ensemble Learning

JUN ANDO,^{†1} NORIKO YATA^{†1} and TOMOHARU NAGAO^{†1}

We have already proposed the system which automatically constructs image processing with Genetic Programming (GP). It was named Automatic Construction of Tree-structural Image Transformation (ACTIT). However, it is difficult to construct an accurate image processing for all training image sets in case there are many and various images. It is necessary to combine many sub-routines of image processing. In this paper, we propose ACTIT-Boost which automatically constructs an accurate image processing by employing Adaptive Boosting (AdaBoost) to ACTIT. If there are enough number of weak classifier, AdaBoost has been proved to be extremely successful in producing accurate classifiers. Therefore, ACTIT-Boost constructs a perfect image processing for training image sets.

1. はじめに

近年、画像処理・認識は多くの問題で必要とされているが、取り扱う問題に強く依存していることが多く、対象ごとに逐一画像処理を構築するのは非常に困難で手間がかかる。また、医用画像処理など、専門的知識が必要な場合も多い。

そこで、これらの問題を解決するために様々な手法が提案されている。筆者らは先に、あらかじめ数種類の画像処理フィルタを用意し、そのフィルタの適用順序および総数を遺伝的プログラミング (GP; Genetic Programming)¹⁾⁻³⁾ によって最適化することで目的の処理を近似する方式を提案した。この方式は木構造状画像変換自動生成システム (ACTIT; Automatic Construction of Tree-structural Image Transformation)^{4),5)} と呼ばれ、これまでに様々な問題に適用され、その有効性が示されている。しかし、多様な特徴をもつ大量の実画像を学習させた場合、すべての画像に対して有効な、1つの画像処理を構築することは難しい。

そこで、本報告では、アンサンブル学習法の一つである AdaBoost (Adaptive Boosting)⁶⁾ を ACTIT に応用し、複数の木構造状画像変換を組み合わせることによって有効な処理を構築するシステム、ACTIT-Boost を提案する。AdaBoost は弱識別器と呼ばれる分類率が低い識別器を多数組み合わせることによって全体として分類率の高い識別器を構築する手法である。本手法は AdaBoost の理論に基づいているため、十分な数の木構造状画像変換を構築することで、学習した画像に対しては目標となる画像に正しく変換が行なえる処理となることが期待される。数種類の実画像を用いて従来の ACTIT との比較実験を行ない、提案手法の有効性を示す。

2. 本研究に関連する従来研究

2.1 ACTIT

ACTIT^{4),5)} は GP を画像処理に適用した研究の一つである。この手法では、1つあるいは複数の入力画像から1つの出力画像への変換を、あらかじめ用意した数種類の画像処理フィルタを任意の形の木構造に組み合わせることによって実現する。

図1に ACTIT システムの処理過程を示す。まず、処理対象となる原画像、それらに対す

^{†1} 横浜国立大学大学院環境情報学部

Graduate School of Environment and Information Sciences, Yokohama National University

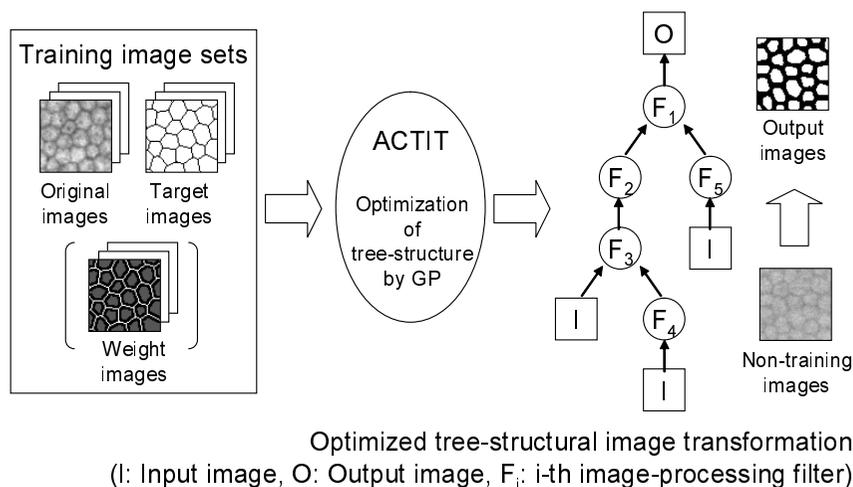


図 1 ACTIT システムの処理過程
 Fig. 1 The processing flow of ACTIT system.

る理想的な画像処理の結果である目標画像，必要に応じて，適応度評価の重みをその階調値の大きさと表現した重み画像を教師画像セットとして用意する．そして，GP による木構造状画像変換の最適化を行なう．最適化の際に用いる適応度は，得られた木構造状画像変換を原画像に適用したときの出力画像と目標画像との差分に重み画像を乗じることによって計算される．木構造状画像変換の構築，変換，評価の操作が繰り返行なわれることによって，最終的に，出力として最大適応度をもつ木構造状画像変換を得る．

このようにして生成された木構造状画像変換は，教師画像セットと同様な特徴をもつ未知画像に対しても有効であることが期待される．ACTIT はこれまでに 2 次元欠陥抽出画像処理や 3 次元医用画像処理⁷⁾ など，様々な問題に適用され，その有効性が示されている．

2.2 AdaBoost

AdaBoost⁶⁾ は Freund らによって提案された機械学習アルゴリズムの 1 つである．AdaBoost は弱識別器と呼ばれる分類率が低い識別器を多数組み合わせることで全体として分類率の高い識別器を構築する．弱識別器には任意の識別器を指定することができる．

AdaBoost の学習では，まず，学習データセット（入力ベクトルと出力ラベルの組）と均一の値で初期化された学習データの重みを用意する．そして，学習データの重みをもとにし

表 1 AdaBoost と ACTIT-Boost の対応
 Table 1 The correspondence of AdaBoost and ACTIT-Boost.

AdaBoost	ACTIT-Boost
Data	Pixel values
Weight of data	Weight images
Weak classifier	Optimized tree-structural image transformation
Classifier rate	Fitness of image processing
Classes	Black or white as pixel values

た弱識別器の構築，学習誤差・信頼度の計算，重みの更新の操作を繰り返す．最終的な分類結果は，それぞれの弱識別器の出力値を信頼度で重み付けした投票によって計算される．

このように AdaBoost では間違いやすいデータを優先的に学習する．また，弱識別器の学習誤差が 0.5 未満である場合，有限個の弱識別器を構築することで，学習データに対しては 100%正しく分類できる強識別器が構築できることが保証されている．

3. ACTIT-Boost

3.1 ACTIT へのアンサンブル学習の適用

本研究では，ACTIT を改良し，高精度な木構造状画像変換を構築するシステムを提案する．本提案手法は，AdaBoost アルゴリズムから着想を得ている．2.2 節で述べたように，AdaBoost では有限個の弱識別器を構築することで，学習データに対しては 100%正しく分類できる強識別器が構築できることが保証されている．このため，AdaBoost の学習アルゴリズムを適用した提案手法である ACTIT-Boost は，十分な数の木構造状画像変換を構築することで，学習した画像に対しては目標となる画像に正しく変換が行なえる処理となることが期待される．

表 1 に AdaBoost と ACTIT-Boost の対応について示す．ACTIT-Boost では，AdaBoost における学習データが画像中の画素値，データの重みが重み画像，弱識別器が木構造状画像変換，分類率が画像処理の適応度，識別クラス (0 or 1) が出力階調値 (黒 or 白) に対応する．なお，ACTIT-Boost は，2 値識別器である AdaBoost の学習アルゴリズムが適用されているため，最終的な出力画像が 2 値となる画像処理問題を対象としている．

3.2 ACTIT-Boost の学習アルゴリズム

図 2 に ACTIT-Boost の学習過程について示す．ACTIT-Boost の基本的な学習過程は AdaBoost と同様である．まず，教師画像セットとして，原画像と目標画像，そして均一の階調値もつ初期の重み画像を用意する．そして，教師画像セットを ACTIT に入力し，従来

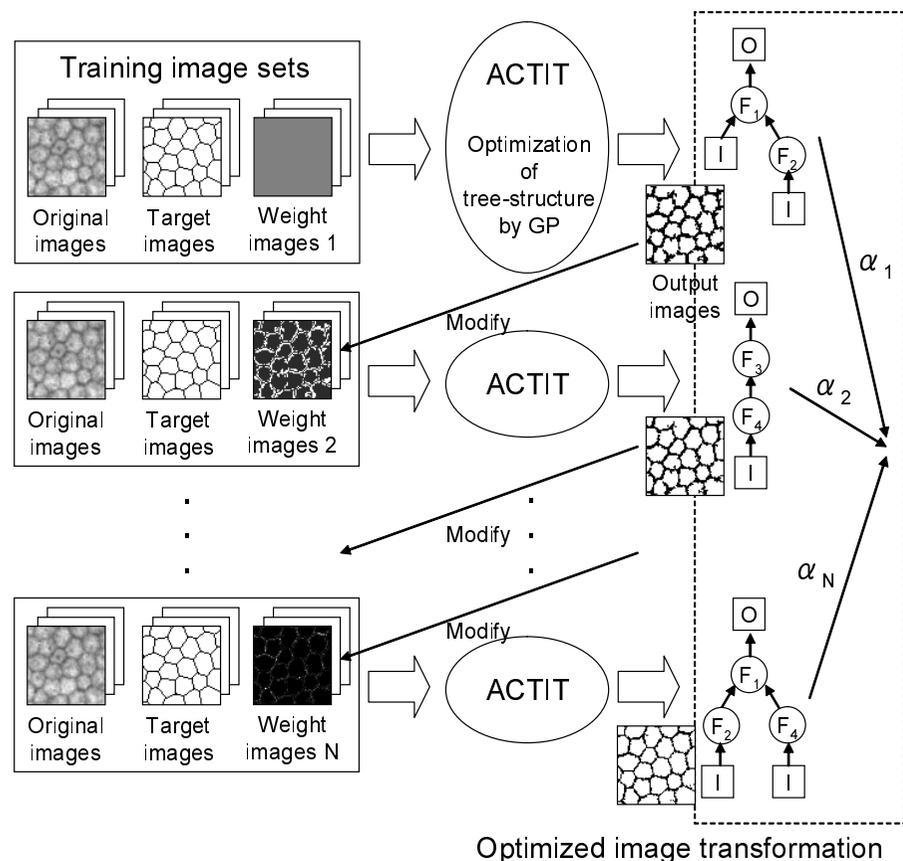


図 2 ACTIT-Boost の学習過程
Fig. 2 The processing flow of ACTIT-Boost.

の ACTIT と同様の方法で、木構造状画像変換を構築する。これを弱木構造状画像変換と呼ぶ。得られた弱木構造状画像変換を原画像に適用したときの出力画像と目標画像、現在の重み画像から学習誤差、信頼度を計算し、重み画像を更新する。なお、学習誤差が 0.5 未満となる弱木構造状画像変換を構築できなかった場合はもう一度やり直す。以上の操作を繰り返し行なうことで複数の弱木構造状画像変換が構築される。最終的な画像処理結果はそれ

ぞれの弱木構造状画像変換に原画像を適用したときの出力画像を信頼度で重み付けした投票で得られる。このように、画像中の間違えやすい部分を重点的に学習することによって、高精度な画像処理が構築されることを期待する。

従来の ACTIT では多様な特徴をもつ大量の教師画像セットを用いて学習を行なった場合、1 本の木構造状画像変換ですべての教師画像セットに対して有効な画像処理を構築することは難しかった。しかし、本提案手法は AdaBoost の理論に基づいているため、十分な数の木構造状画像変換を構築することで、学習した画像に対しては目標となる画像に正しく変換が行なえる処理となることが期待される。加えて、大量・多様な教師画像セットを用いて学習することで、未知画像に強い、汎用性の高い画像処理が構築されることも期待される。また、従来の ACTIT では、適応度評価の重みをその階調値の大きさに表現した重み画像を用意する必要があるが、提案手法では重み画像の設定を自動で行なうことができる。

4. 実験

4.1 実験設定

提案手法の有効性を確かめるために、従来の ACTIT との比較実験を行なった。教師画像セットとしてコンクリートクラック検出を目的とした画像 6 セット、歩行者検出を目的とした画像 (Penn-Fudan Pedestrian Database)⁸⁾ 16 セットを用いる。これらのカラー画像を RGB 色空間における Red, Green, Blue, $L^*a^*b^*$ 色空間における L^*, a^*, b^* の 6 成分に分割し、入力画像とした。図 3, 図 4 に用いた教師画像セットについて示す。これらの画像は、明るさの違い、テクスチャ間の境界、抽出すべきオブジェクトの数、さらに異なる背景などの多様な特徴をもっている。また、コンクリートクラック検出画像については従来の ACTIT, 提案手法ともに、適切と考えられる初期の重み画像を与えた。

従来の ACTIT で使用した GP のパラメータは、どのような画像に対してもある程度の性能が期待できると考えられる一般的な数値を採用した。提案手法では、弱木構造状画像変換を構築するために、世代交代数、個体数、最大ノード数などを小さい値に設定した。世代交代数が設定値に達する、あるいは最良個体の適応度がしきい値 (本実験では 0.6) 以上になるとその弱木構造状画像変換の学習は終了する。

加えて、本実験では GPU (Graphics Processing Unit) を用いた処理の高速化手法⁹⁾ を適用した。画像処理フィルタとして、注目画素、及びその近傍画素の積和演算などを中心とした比較的単純なものを 37 種類用いた。

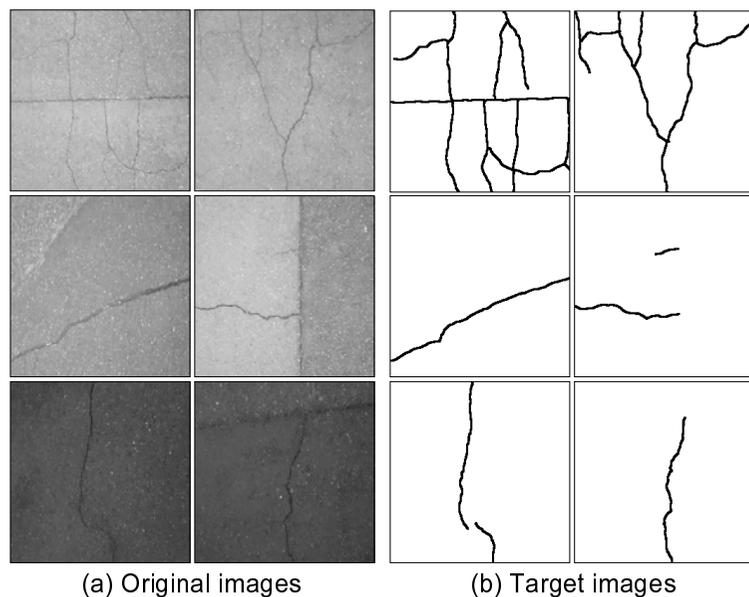


図 3 コンクリートクラック検出画像
Fig. 3 Concrete cracks detection images.

4.2 従来の ACTIT と提案手法の比較実験

最初に、構築された画像処理を教師画像セットに適用したときの出力画像について述べる。図 5、図 6 にそれぞれの出力画像と構築された画像処理の適応度を示す。なお、出力画像はそれぞれ 5 回の試行の最良の結果、適応度は平均値である。

コンクリートクラック検出画像に対しては、従来の ACTIT、提案手法ともに良好にクラック部分を検出できている。しかし、従来の ACTIT では、テクスチャ間の境界部分にノイズが残ってしまっている。一方、提案手法では、ノイズは全く存在せず、出力画像を目標画像に完璧に近似できている。歩行者検出画像に対しては、教師画像セット数が多かったために、従来の ACTIT では十分な画像処理が構築できておらず、特に、背景が複雑なものや検出すべき歩行者が多く存在している画像については歩行者をうまく検出できていない。一方、提案手法では、わずかなノイズが存在するものの、教師画像セットに対してはほぼ完璧な画像処理が構築できている。

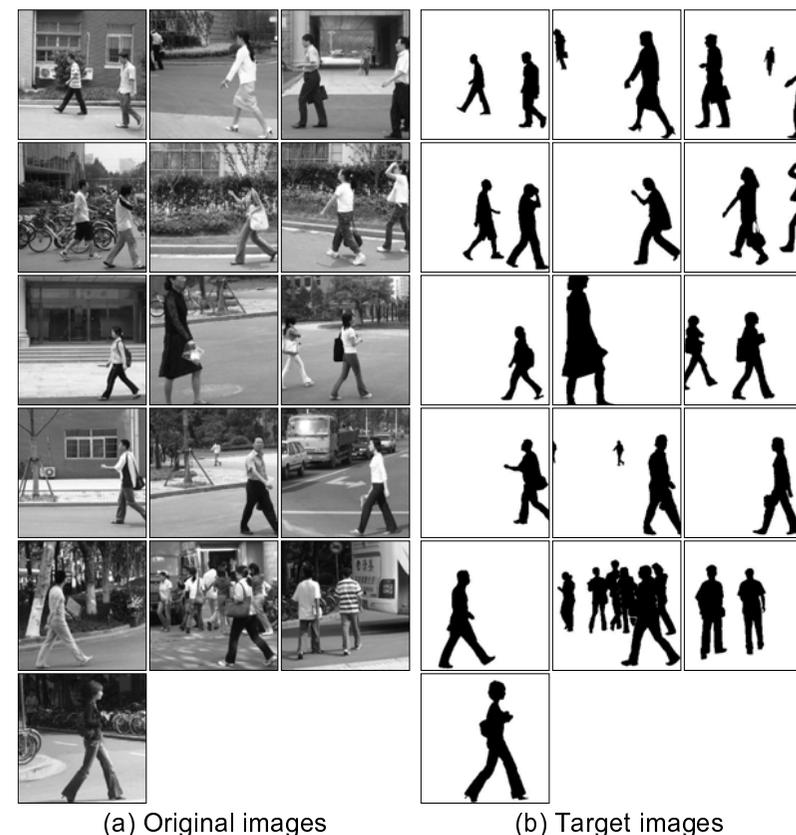


図 4 歩行者検出画像
Fig. 4 Pedestrians detection images.

4.3 未知画像への適用

次に、構築された画像処理を学習に用いていない未知画像に適用したときの出力画像について述べる。図 7、図 8 にそれぞれの出力画像と未知画像に対する構築された画像処理の適応度を示す。なお、未知画像に対する適応度は、出力画像と手動で作成した未知画像に対する目標画像と重み画像から計算されたものである。

コンクリートクラック検出画像に対しては、従来の ACTIT、提案手法ともにクラック部

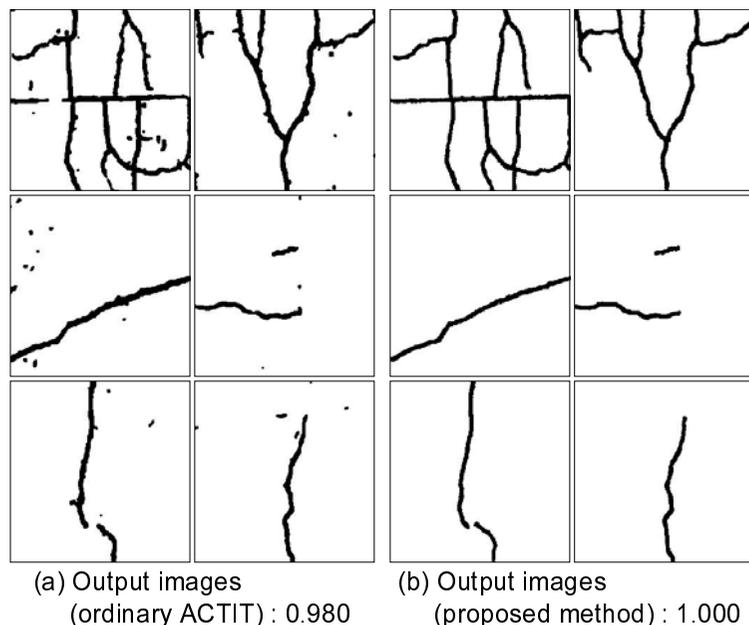


図 5 コンクリートクラック検出画像における従来の ACTIT と提案手法の比較実験結果
Fig. 5 Experimental results of comparison of ordinary ACTIT and the proposed method in case of concrete cracks detection images.

分の検出が行なえている。しかし、提案手法の方がクラック部分の検出漏れもなく、より良い出力画像が得られていることが分かる。歩行者検出画像に対しては、従来の ACTIT では歩行者が検出できていなかったり、形状が大きく変形してしまったりしている。一方、提案手法では、検出された歩行者の一部が欠けているものの、形状は比較的保たれている。実験結果から、未知画像に対して、提案手法によって構築された画像処理が従来の ACTIT のものよりも有効であることは明らかである。これは、大量・多様の教師画像セットに対して有効な画像処理を構築することで、未知画像に対しても有効な画像処理が得られたからであると考えられる。

5. おわりに

本報告では、AdaBoost を ACTIT に応用し、複数の木構造状画像変換を組み合わせるこ

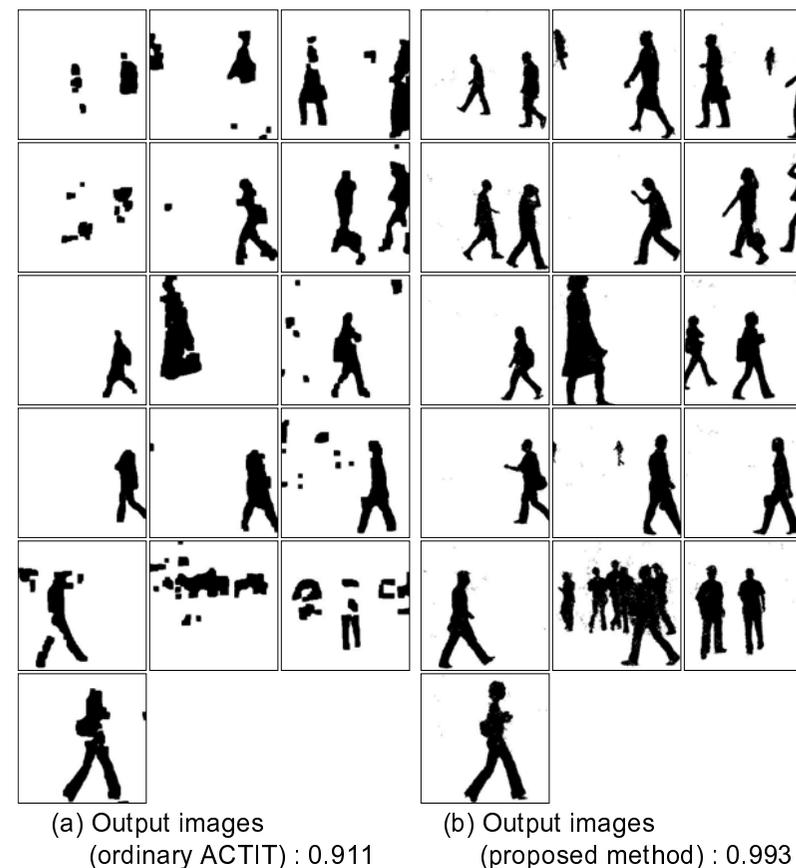


図 6 歩行者検出画像における従来の ACTIT と提案手法の比較実験結果
Fig. 6 Experimental results of comparison of ordinary ACTIT and the proposed method in case of pedestrians detection images.

とによって有効な処理を構築するシステム、ACTIT-Boost を提案した。提案手法では、多様な特徴をもつ大量の教師画像セットに対して有効な画像処理を構築できることを示した。また、大量の教師画像セットを学習して構築した画像処理が未知画像にも有効であることを示した。

本研究を発展させるためには、さらに考慮すべき要因がいくつか存在する。今回用いた画

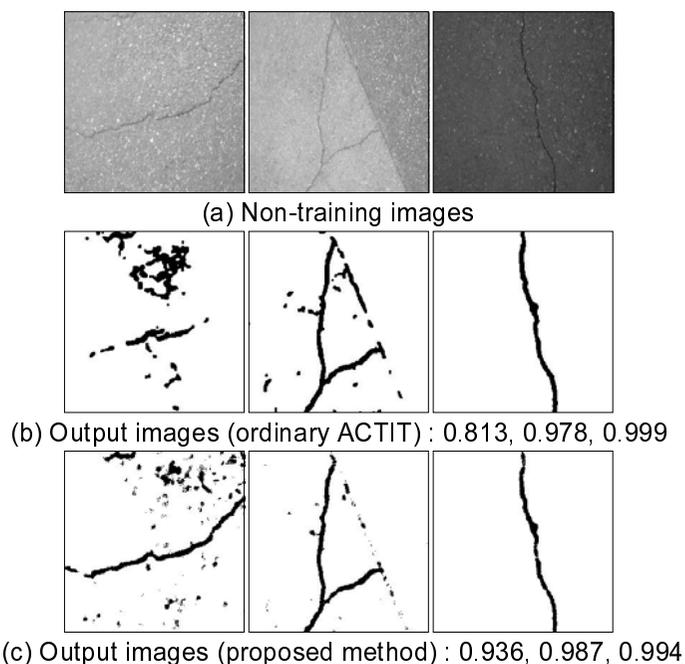


図7 コンクリートクラック検出画像における構築された画像処理を未知画像に適用したときの実験結果

Fig.7 Application of optimized tree-structural image transformations to non-training images in case of concrete cracks detection images.

像以外にも本提案手法を適用し、評価することが必要である。また、より ACTIT に特化した新たな学習方法の提案も必要である。以上のことを考慮し、大量・多様の実画像に対応した超高速進化的画像処理システムの構築を目指す。

参 考 文 献

- 1) Holland, J.H.: *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, University of Michigan Press (1975), MIT Press (1992).
- 2) Goldberg, D.E.: *Genetic Algorithm in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison Wesley (1989).
- 3) Koza, J.R.: *Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection*, MIT Press (1992).

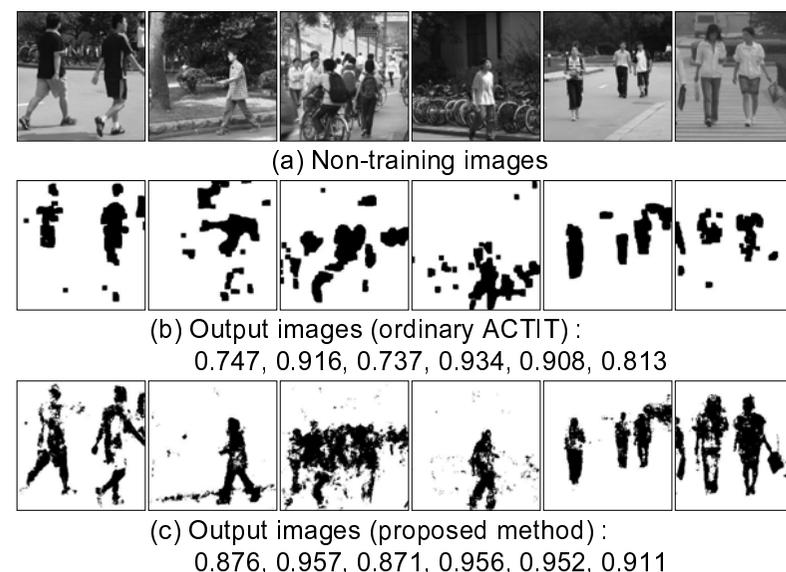


図8 歩行者検出画像における構築された画像処理を未知画像に適用したときの実験結果

Fig.8 Application of optimized tree-structural image transformations to non-training images in case of pedestrians detection images.

- 4) 青木紳也, 長尾智晴: 木構造状画像変換の自動構築法 ACTIT, 映像情報メディア学会誌, Vol.53, No.6, pp.888-894 (1999).
- 5) 長尾智晴: 進化的画像処理, 昭晃堂 (2002).
- 6) Freund, Y. and Schapire, R.E.: A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting, *Journal of Computer and System Sciences*, Vol.55, No.1, pp.119-139 (1997).
- 7) Nakano, Y. and Nagao, T.: Automatic Extraction of Internal Organs Region from 3D PET Image Data using 3D-ACTIT, *Proceedings of the International Workshop on Advanced Image Technology 2006 (IWAIT '06)*, Okinawa, Japan (2006).
- 8) Wang, L., Shi, J., Song, G. and fan Shen, I.: Object Detection Combining Recognition and Segmentation, *8th Asian Conference on Computer Vision 2007 (ACCV '07)*, Tokyo, Japan (2007).
- 9) 安藤 淳, 長尾智晴: 複数の GPU を用いた超高速進化的画像処理システム, 情報処理学会論文誌: 数理モデル化と応用 (TOM), Vol.2, No.2, pp.113-121 (2009).