

科学研究費助成事業 研究成果報告書

令和 2 年 6 月 12 日現在

機関番号：12102

研究種目：挑戦的研究（萌芽）

研究期間：2017～2019

課題番号：17K18897

研究課題名（和文）大脳視覚野モデルを用いたトンネル切羽の解析・認識システム

研究課題名（英文）A Recognition System for Cross-section-analysis of Tunnels Using a Visual Cortex Model

研究代表者

安永 守利（Yasunaga, Moritoshi）

筑波大学・システム情報系・教授

研究者番号：80272178

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 4,500,000円

研究成果の概要（和文）：大脳の視覚野をモデルとした人工知能である自己組織化マップ（SOM: Self-Organizing Map）をトンネルの切羽（掘削途中の断面）の判定やコンクリート打音検査に適用し、SOMが今後の情報土木建築（I-Construction）における解析・認識技術に有効であることを示した。一方SOMは計算量が多いため、ソフトウェアだけでは学習に時間がかかるという問題を有する。さらに本研究では、この問題を解決するためにSOMの専用のハードウェアシステムを提案した。そして、ハードウェアシステムの試作により、ソフトウェアに比べて数倍～40倍の高速化が可能であることを示した。

研究成果の学術的意義や社会的意義

トンネルやダム、橋梁などの社会インフラは、その老朽化が急速に進んでいる。一方で、熟練の検査者は減少しており、今後は人工知能をこれらの検査・解析に応用することが望まれている。本研究では、大脳の視覚野をモデルとした人工知能である自己組織化マップをこれら社会インフラの検査・解析に適用した。自己組織化マップは、“学習結果の可視化”というディープラーニング等の人工知能技術にはない特徴を有する。本研究では、この特徴が検査者をアシストする新たな検査システム開発に有効であることを示した。さらに、本システムを専用ハードウェア化することで、大規模な自己組織化マップを高速に実行できることを試作・評価により示した。

研究成果の概要（英文）：The Self-organizing map (SOM), which mimics the visual cortex in brain, was applied to classification tasks in cross-section analysis of tunnels and impact-echo testing of concrete structures, and it was demonstrated that the SOM was effective for the information technologies for the civil construction (I-Construction) in the coming future. On the other hand, SOM needs very long computation time in its learning. In order to overcome this difficulty, we proposed a novel specialized hardware for the SOM, and showed it was able to accelerate the computation speed several to 40 times faster than the software computation, using a hardware prototype.

研究分野：集積回路，進化ハードウェア，ニューラルネットワーク

キーワード：自己組織化マップ 大脳視覚野 トンネル 切羽 コンクリート 打音検査 パターン認識

様式 C-19、F-19-1、Z-19 (共通)

1. 研究開始当初の背景

1. 1 「人工知能」研究・開発の背景

Deep Learning (深層学習) を中心とした第3次人工知能 (AI : Artificial Intelligence) ブームの中で、Deep Learning を土木・建築に適用する動きも盛んになってきた。Deep Learning は、脳の神経細胞をモデルとした AI であるが、神経回路網自体は脳をモデルとしているとは考えにくい。

一方、第2次 AI ブームのころから研究が行われている自己組織化マップ (SOM : Self-Organizing Map) は、脳の視覚野の生理学的な知識に基づく脳のモデルに基づいている。具体的には、図1に示すように大脳視覚野のニューロン (神経細胞) の2次元配列をモデル化しており、目から入ったランダムな情報 (形や色) に対して、似通った情報に対しては近いニューロン同士が反応するという特徴を持つ (類似度のマップを形成する)。また、色や形を教えなくても (情報のラベルがなくても)、類似度のマップを生成する。すなわち、教師無しで学習が進む。

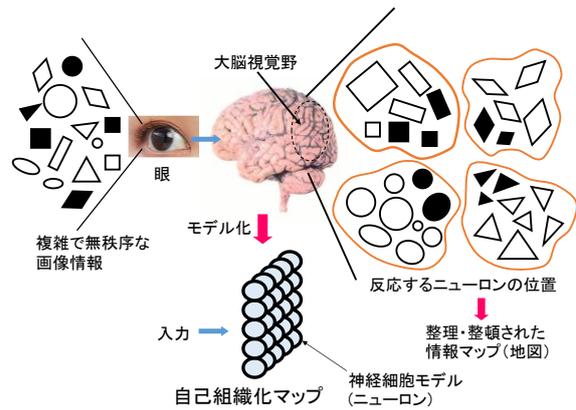


図1 SOM の概念

1. 2 社会インフラ状況の背景

土木・建築の分野では、その施工や点検に現場で培った経験とスキルを持った技術者 (特に熟練の技術者) の存在が必須である。しかし年々、その数は減少の一途をたどっている。一方で、トンネルやダム、橋梁などの国内社会インフラの老朽化は急速に進んでおり、検査・点検が必要な構造物の数は年々増加している。国内の社会インフラでは、この老朽化の進行と技術者の減少という2重の課題を抱えている。

2. 研究の目的

本研究の目的は、大脳視覚野の情報処理モデルである自己組織化マップを用いて、土木・建築の分野における検査・点検 (認識処理) を代替するシステムを構築することである。具体的には、トンネル切羽 (トンネル掘削地層断面) の画像認識を対象とする。また、画像だけではなく音についても同等の認識が可能と考えられ、画像と同様なアプローチによりコンクリートの打音検査についても本システムを適用することを目的とする。

SOM は多数のニューロン (神経細胞) モデルから構成され、この多数のニューロンの計算を学習のステップ毎に実行しなければならない。このため、ソフトウェアで学習計算を行うと多大な計算時間を必要とする。このため本研究では、SOM の専用ハードウェアの開発も目的とする。各ニューロンを回路化し、集積回路に並列実装することで、ソフトウェアによる逐次計算に比べて高速化が可能となる。本研究では、SOM の学習計算の並列性を活かした並列回路の提案と試作機による計算性能の実測評価も目的とする。

3. 研究の方法

対象となるトンネル切羽画像やコンクリートの打音検査データについては、株式会社佐藤工業の協力により、実際の構造物のデータや試験体のデータを使用する。また、SOM の専用ハードウェア開発については、書き換え可能な集積回路である FPGA (Field Programmable Gate Array) を使用し、特に、プロセッサコアを内蔵した FPGA である SoC 型 FPGA を用いることでソフトウェアとハードウェアの開発をシームレスに行い、短期間での試作・評価を行う。

4. 研究成果

4. 1 トンネル切羽の認識

図2にトンネル切羽の一例を示す (直径はほぼ10メートル程度である)。切羽には異なった地層が露出しており、この画像から複数の地層を認識することが課題となる。

本研究では、地層 (岩盤) の中でも似通った CM 級と CL 級の切羽を対象とした (図3)。CM 級と CL 級のどちらも軟質化した地層であり、その性質は似ているため判定が難しい岩盤はである。非地層とは、トンネル周囲のコンクリート壁である。

図4にトンネル切羽の自己組織化マップを示す。図3の画像を400個のメッシュに分け、これらの画像により20×20ニューロンのSOMの学習を行った。赤い口は学習後にCL級の岩



図2 トンネル切羽の例

盤画像に反応したニューロンであり、白い□は学習後にCL級の岩盤画像に反応したニューロンである。図4の左は画像（メッシュに分けた画像）に前処理を行わずに学習を行った結果であり、右側は前処理後に学習を行った結果である。前処理無しのマップでは、赤い□と白い□のまとまった固まり（島）が形成されておらず、自己組織化がほとんど行われていない。一方、画像の前処理を行った場合は島が形成されており、CM級とCL級のそれぞれの画像の類似度を獲得したニューロンが自己組織化していることがわかる。

この自己組織化後のマップに、学習に用いなかったトンネル切羽の画像（テスト画像）を入力し、マップ上で反応したニューロンによってその画像がCM級の岩盤なのかCL級の岩盤なのかを判定（認識）することができる。自己組織化マップは、従来、マップ上で学習画像の類似度を可視化するために利用されてきたが、このようにテスト画像の認識に利用することが可能である。

この認識手法により、テスト画像をメッシュに分割し、分割したメッシュ画像を認識した結果を図5に示す。テスト画像は、図3と同じトンネルであるが、掘削位置がことなつた画像を用いた。図5に示すとおり、CM級（緑）とCL級（赤）岩盤をほぼ正しく認識していることがわかる。

4. 2 コンクリート打音検査

コンクリート構造物（橋梁やトンネル側壁、ダムなど）は、これまで、点検者がその表面をハンマーでたたき、その打音から内部欠陥（空洞や剥離）の有無を判定してきた。また、この検査（判定）を機械的に行うために打音検査装置が開発されてきた。

従来の打音検査装置は、測定された音圧とコンクリート内部空洞の物理モデルの比較から欠陥（空洞）の有無を判定する手法をもちいている。このため、欠陥の構造が物理モデルに近い場合は高精度に欠陥を検出することができる。一方、モデルが対象欠陥と異なる場合、精度が低下する。機械学習によるアプローチでは、様々な欠陥の多くの打音データを用い、これらの大量なデータから欠陥の特徴を抽出する。これより、異なった欠陥に共通した特徴を抽出することが可能となり、汎用性の高い欠陥検査が可能となると考えられる。

我々は、この機械学習アプローチにおいて、SOMを用いることを提案した。SOMは、図4に示すとおり、学習結果を可視化することができる。この特徴により点検者をアシストする新たな欠陥検査装置が実現できると考えた。SOMは脳視覚野のモデルであり、脳の画像情報の処理をアルゴリズム化している。しかし、画像情報に限らず、多次元データ（ベクトルデータ）として一般化すれば、音などの時系列データについても適用可能であると考えられる。

図6にコンクリート欠陥検査用の試験体を示す。縦横150cm×200cmで厚さ30cmのコンクリートの内部に欠陥（空洞）を模した円筒形の発砲スチロールが埋め込まれている。円筒形の発砲スチロール（図7）は異なった直径のものが5種類あり、4種類の異なった深さに埋め込まれており、合計20種類の欠陥を実現している。

この試験体を打音検査装置（図8）によって叩くことにより、打音データを取得した。打音検査装置は、上述した物理モデルを用いた欠陥推定のために既に開発済みのものであり、コンクリート表面をハンマーで叩いて発生する音を收音マイクで取得する。

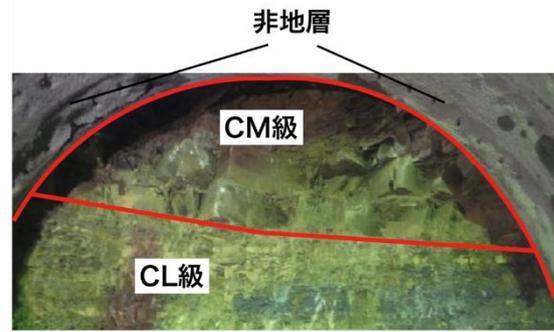


図3 対象としたトンネル切羽

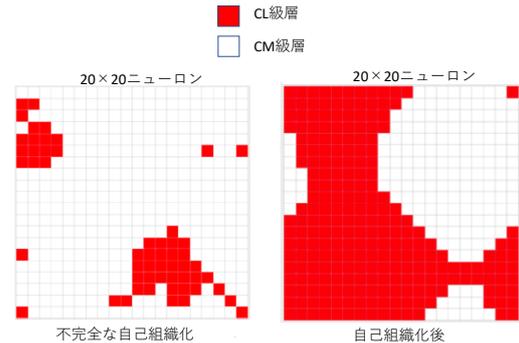


図4 トンネル切羽の自己組織化マップ

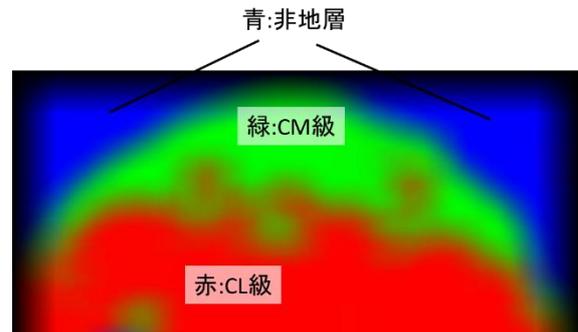


図5 トンネル切羽画像（図3）の認識結果

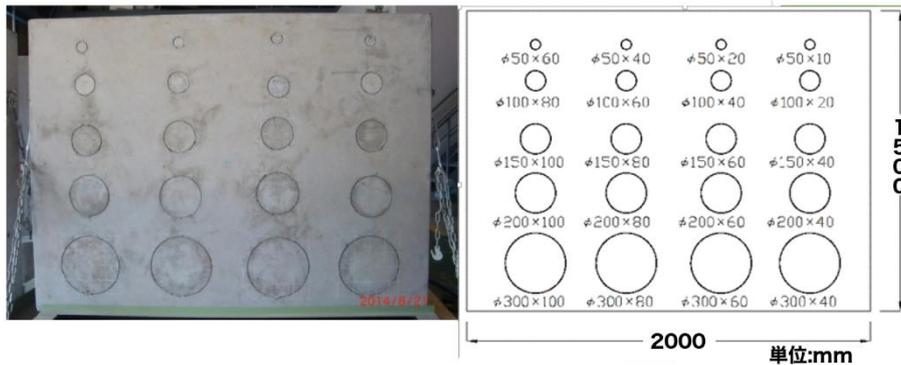


図6 コンクリート打音検査用試験体

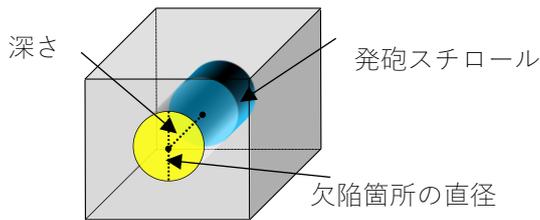


図7 欠陥（円筒空洞）の構造



図8 打音検査装置

収集した打音データは音圧であるが、これにFFTを行った結果（図9）から512点をサンプリングし、これをSOMの学習、およびテストデータとした。すなわち、SOMへの入力ベクトルは512次元である。また、学習データ数は、欠陥箇所は総計4,100、健全箇所（欠陥ではない箇所）は4,123とした。このデータを用いたSOMの学習結果を図10に示す。ニューロン数は $120 \times 120 (=14,400)$ であり、学習後のニューロンが最も強く反応した学習データのラベル（“欠陥（直径/深さ）”，“健全”）を色分けで示している。異なる欠陥箇所と健全箇所に対して、反応するニューロンが“島”を形成しており、自己組織化が進んだことがわかる。

この学習後のマップにテストデータ（学習に使わなかったデータ）を入力し、反応したニューロンの島のラベルにより、そのテストデータのラベルを推定することが可能となる。中央の白い島は、健全箇所の島であり、学習に使わなかった健全箇所のテストデータを入力すると健全箇所のニューロンが反応した（図中の黒丸）。これより、テストデータは、健全箇所のデータと判定できる。さらに、反応したニューロンが欠陥の島との境界に近い場合、そのデータは“欠陥に近い健全箇所である”ということが視覚的にわかる。

SOMの認識率を他の機械学習手法と比較した結果を図11に示す。比較手法としてk-NNとDeep Learning(DL)を用いた。対象とした欠陥は4種類で、それぞれ、欠陥箇所とその周囲の健全箇所のテストデータを使用した。SOMはk-NN, DLに比べてやや低い認識率となった。しかし、SOMでは、上述したような学習結果の視覚化が可能であり、この特徴を活かすことにより他手法よりも効果的な判定（点検者のアシスト）が可能になると考えられる。



図9 打音データ例

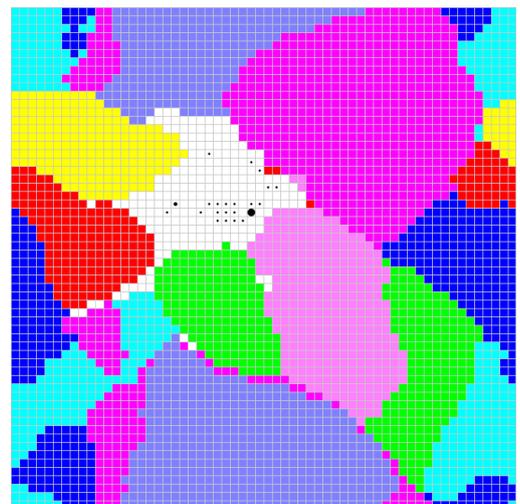


図10 コンクリート打音データの自己組織化結果

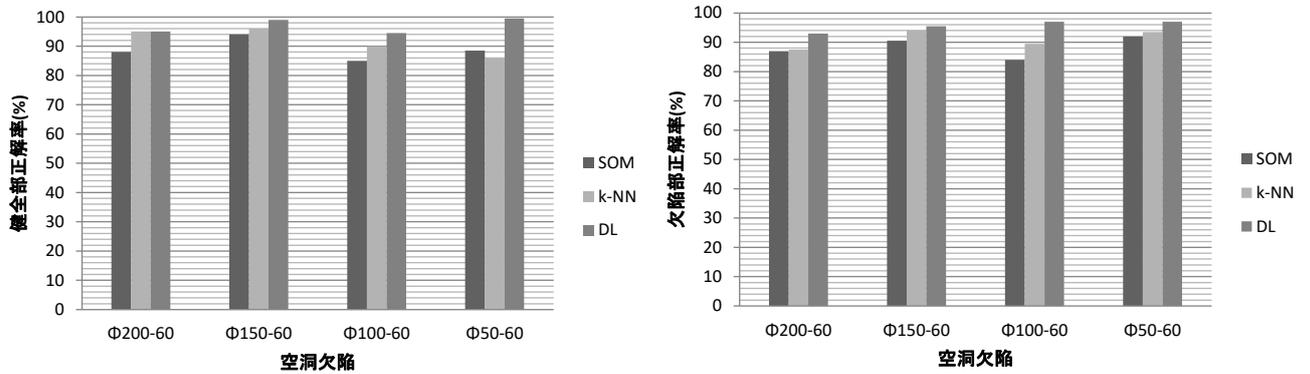


図 11 認識率の比較評価結果

4. 3 専用ハードウェアシステム

提案したハードウェアのブロック図（全体構成）を図 12 に示す。5 個の回路ブロックのうち 3 つのモジュールは、SOM の演算並列性を反映した回路構成になっている。具体的には、

- 1) ベクトル演算（次元数）
- 2) 複数ニューロン

の両方の並列性を利用している。回路実装対象とした SoC 型 FPGA はプロセッサコアを内蔵しており、このプロセッサにより、並列度の低い演算を実行している。また、回路数を減らすため、多くの回路で固定小数点演算（16 ビット）を行っている。

試作したハードウェアシステムの SOM 学習速度比較結果を表 1 と表 2 に示す。表 1 は低価格な標準的 FPGA (Zynq 7000) による試作であり、表 2 は高価格なハイエンド FPGA (Zynq UltraScale+) による試作である。いずれも、前述したトンネルの打音データセットを用い、2,000 回の学習を行った。表 1 と表 2 の試作機の動作周波数は、それぞれ 143MHz, 75MHz である。比較対象としたのは 3.2GHz のプロセッサ (Core i7) 上で動作する SOM ソフトウェア (C 言語で記述) である。専用ハードウェアシステムのクロック周波数は、プロセッサの 1/20~1/30 にも拘わらず、19 倍~45 倍の学習高速化が実現できていることがわかる。本試作ではまだニューロン数が少なく、ソフトウェアでも 3 秒から 25 秒程度で学習は終了する。しかし、さらに大規模な SOM の学習時間は飛躍的に増加する。本研究で提案したハードウェア構成は、大規模 SOM に対して一層有効になると考えられる。

試作機を用いたコンクリート打音データの自己組織化結果を図 13 に示す。この学習では、“欠陥箇所”と“健全箇所”の 2 つのラベル (2 カテゴリ) で学習している。演算精度が 16 ビット固定小数点でも、問題なく自己組織化が行われていることがわかる。

テストデータ A と B (いずれも健全箇所) を入力した場合の反応は、いずれも正しく判定できている。さらに、テストデータ A は全く問題の無い健全箇所であるが、テストデータ B は、健全であるが欠陥に近い状態にあることがわかる。

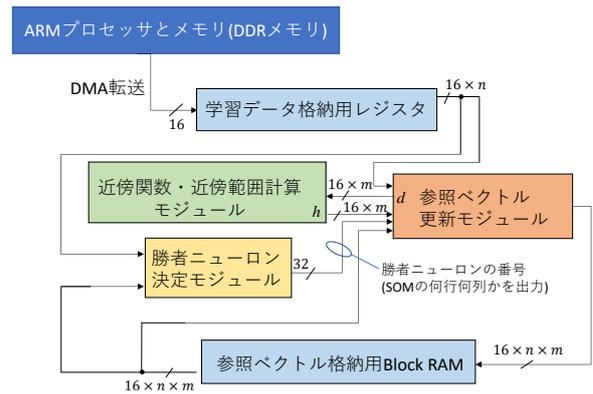


図 12 SOM 専用ハードウェアのブロック図

表 1 速度比較 60×60 ニューロン

	実行時間	速度比
ソフト(Core i7)	2933.0 ms	1
試作機 (Zynq 7000)	158.4 ms	18.5

表 2 速度比較 165×165 ニューロン

	実行時間	速度比
ソフト(Core i7)	24849.0 ms	1
試作機 (Zynq UltraScale+)	553.0 ms	44.9

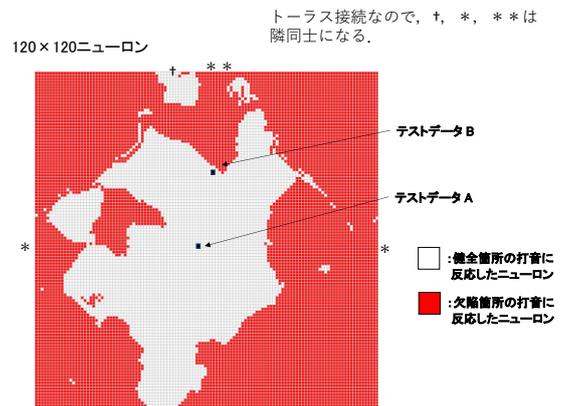


図 13 試作機による学習結果

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計1件（うち査読付論文 0件／うち国際共著 0件／うちオープンアクセス 0件）

1. 著者名 黒田千歳, 安永守利	4. 巻 23
2. 論文標題 自己組織化マップ (SOM) を用いた打音法	5. 発行年 2018年
3. 雑誌名 検査技術 (日本工業出版)	6. 最初と最後の頁 30-35
掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) なし	査読の有無 無
オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	国際共著 -

〔学会発表〕 計13件（うち招待講演 0件／うち国際学会 3件）

1. 発表者名 Yuuki Kawahara, Hiroto Komatsu, Takumu Shimada, Noriyuki Utagawa, Chitose Kuroda, Ikuo Yoshihara, and Moritoshi Yasunaga
2. 発表標題 Design and performance evaluation of a self-organizing map implemented on a Zynq FPGA
3. 学会等名 International Symposium on Artificial Life and Robotics 2019 (AROB 22th '19) (国際学会)
4. 発表年 2019年

1. 発表者名 川原佑宇紀, 小松弘人, 島田拓夢, 安永守利, 歌川紀之, 黒田千歳
2. 発表標題 Zynq FPGAを用いた自己組織化マップのハードウェア化の基本検討
3. 学会等名 第66回電子情報通信学会機能集積情報システム研究会
4. 発表年 2018年

1. 発表者名 歌川紀之, 黒田千歳, 瀬谷正巳, 安永守利, 島田拓夢
2. 発表標題 円形空洞試験体の波形データを用いた学習による打音法
3. 学会等名 一般社団法人 日本非破壊検査協会 コンクリート構造物の非破壊検査しンポジウム
4. 発表年 2018年

1. 発表者名 黒田千歳, 歌川紀之, 島田拓夢, 小松弘人, 川原佑宇紀, 安永守利
2. 発表標題 打音検査への機械学習の適用
3. 学会等名 土木学会第73回年次学術講演会
4. 発表年 2018年

1. 発表者名 歌川紀之, 黒田千歳, 島田拓夢, 小松弘人, 川原佑宇紀, 安永守利
2. 発表標題 自己組織化マップを用いた打音法(2)
3. 学会等名 土木学会第73回年次学術講演会
4. 発表年 2018年

1. 発表者名 島田拓夢, 安永守利, 瀬谷正巳, 黒田千歳, 歌川紀之
2. 発表標題 トンネル切羽画像の自己組織化マップと深層学習による認識と解析
3. 学会等名 第67回電子情報通信学会機能集積情報システム研究会, 信学技報 (FIIS18)
4. 発表年 2018年

1. 発表者名 小松弘人, 川原佑宇紀, 島田拓夢, 安永守利, 歌川紀之, 黒田千歳
2. 発表標題 Zynq FPGAを用いた自己組織化マップのハードウェア化と打音検査システムへの適用
3. 学会等名 第67回電子情報通信学会機能集積情報システム研究会, 信学技報 (FIIS18)
4. 発表年 2018年

1. 発表者名 黒田千歳, 歌川紀之, 島田拓夢, 小松弘人, 川原佑宇紀, 原田謙一, 安永守利
2. 発表標題 試験体で得られた学習データを用いた打音法
3. 学会等名 一般社団法人 日本非破壊検査協会 平成30年度秋季講演大会
4. 発表年 2018年

1. 発表者名 瀬谷正巳, 黒田千歳, 歌川紀之, 島田拓夢, 安永守利
2. 発表標題 トンネル切羽観察(風化変質)のAI(自己組織化マップ:SOM)による自動評価の試み
3. 学会等名 土木学会第72回年次学術講演会
4. 発表年 2017年

1. 発表者名 歌川紀之, 黒田千歳, 安永守利, 島田拓夢
2. 発表標題 自己組織化マップSOMを用いた打音法
3. 学会等名 土木学会第72回年次学術講演会
4. 発表年 2017年

1. 発表者名 歌川紀之, 黒田千歳, 瀬谷正巳, 島田拓夢, 安永守利
2. 発表標題 AIを用いた打音データの解析について
3. 学会等名 日本非破壊検査協会 平成28年度秋季講演大会
4. 発表年 2017年

1. 発表者名 Takumu Shimada, Hiroto Komatsu, Yuuki Kawahara, Noriyuki Utagawa, Chitose Kuroda, Ikuo Yoshihara, and Moritoshi Yasunaga
2. 発表標題 An impact-echo method using self-organizing map
3. 学会等名 International Symposium on Artificial Life and Robotics (国際学会)
4. 発表年 2017年

1. 発表者名 Hiroto Komatsu, Takumu Shimada, Yuuki Kawahara, Noriyuki Utagawa, Chitose Kuroda, Ikuo Yoshihara, and Moritoshi Yasunaga
2. 発表標題 Hardware implementation of a self-organizing map using a zynq FPGA and its application to impact-echo testing
3. 学会等名 International Symposium on Artificial Life and Robotics (国際学会)
4. 発表年 2017年

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

-

6. 研究組織

	氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考
研究協力者	島田 拓夢 (Shimada Takumu)	筑波大学システム情報工学研究科	
研究協力者	小松 弘人 (Komatsu Hiroto)	筑波大学システム情報工学研究科	
研究協力者	川原 佑宇紀 (Kawahara Yuuki)	筑波大学システム情報工学研究科	

6. 研究組織（つづき）

	氏名 (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考
研究協力者	歌川 紀之 (Utagawa Noriyuki)	佐藤工業株式会社	
研究協力者	黒田 千歳 (Kuroda Chitose)	佐藤工業株式会社	
連携研究者	吉原 郁夫 (Yoshihara Ikuo) (20322315)	宮崎大学・工学部・名誉教授 (17601)	