

令和 5 年 6 月 6 日現在

機関番号：12102

研究種目：挑戦的研究(萌芽)

研究期間：2020～2022

課題番号：20K21016

研究課題名(和文) 大脳二次聴覚野モデルに基づくコンクリート打音検査装置

研究課題名(英文) A concrete hammer-sounding-test system based on the secondary auditory cortex model

研究代表者

安永 守利 (Yasunaga, Moritosh)

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) 3,800,000円

研究成果の概要(和文)：大脳聴覚野の数理モデルに基づき、コンクリート建造物の叩き点検を行う打音検査システムを開発した。大脳視覚野のモデルとして、人工知能の一つとして知られている自己組織化マップ(SOM: Self-Organizing Map)を用いた。コンクリート試験体を用いてSOMの学習データを約10,000個取得し、SOMの学習を行なった。

試験体を用いた評価の結果、内部欠陥の有無、欠陥の種類を90%以上の精度で判定できた。また、実際の老朽化したコンクリート構造物においても高い正解率を示した。さらに、学習演算の高速化のための専用ハードウェアを試作し、ソフトウェアによる学習を約100倍高速化することができた。

研究成果の学術的意義や社会的意義

現在、我が国の橋梁、トンネル、ビルディング等のコンクリート建造物の老朽化は急速に進んでおり、その点検が急務となっている。コンクリート内部の点検には、主に熟練検査者による叩き点検(ハンマーでコンクリート表面を叩き、その音から内部欠陥の有無や種類を判定する)が必要である。一方、検査者の高齢化や少子化による人員不足により熟練点検者の数は減少している。

本研究により、叩き点検を熟練検査者に代わって機械的に点検可能となること、あるいは、経験の浅い検査者をサポートすることができる。また、本研究で開発したハードウェア(FPGAを用いたハードウェア)は、今後の人工知能システム開発に寄与することができる。

研究成果の概要(英文)：A concrete hammer-sounding-test system was developed based on the mathematical model of the secondary auditory cortex. As the model, we used the Self-organizing Model (SOM), which is known as one of artificial algorithms. About 10,000 training data were retrieved from a concrete hammer-sounding-test specimen, and the data were used to train the SOM.

The developed system showed high recognition accuracy more than 90% to discriminate internal defects of the specimen and the types of defects. And it also showed high recognition accuracy for a real concrete structure. Furthermore, a specialized hardware system was developed to accelerate the learning calculation in the SOM that showed more than a hundred times faster than the ordinal software calculation.

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：打音検査 大脳 自己組織化マップ ニューラルネットワーク コンクリート FPGA フォールトトレラント

1. 研究開始当初の背景

老朽化が進んだ橋梁やトンネル、ビルディングなどのコンクリート建造物の数は急増しており、その検査が急務となっている。検査には目視検査と叩き検査が使われ、特に、コンクリート内部の欠陥検査では叩き検査が基本となる。叩き検査では、コンクリート表面をハンマー等で叩き、その反響音から内部の欠陥の有無や種類を専門の検査員が判定する。一方、専門の検査員の老齢化が進み、その数は減少している。このため、専門の検査員に代わって叩き音を判定できる高精度な検査装置、すなわち高精度打音検査装置の開発が急務となっている。

近年、人工知能アルゴリズムの1つである Deep Learning の急速な進歩から、Deep Learning を用いて高精度打音検査装置を開発するアプローチも考えられる。しかし、実際の脳において、音や画像の認識・判断に Deep Learning のような多層ニューロン構造の逆誤差伝搬演算が行われているとは考えにくい。一方、生理学的な研究から、実際の大脳の視覚野や聴覚野では、2次元配列のニューロンの競合学習によって、音や画像を識別する学習が実際に行われていることが分かっている。この生理学的知見をもとに提案された人工知能アルゴリズムが自己組織化マップ (SOM: Self-Organizing Map) である。Deep Learning と SOM の違いは、ニューロンの接続構造 (ニューラルネットワークの構造) だけではない。Deep Learning は教師有り学習であるが、SOM は教師無し学習を特徴とする。すなわち、SOM は、人間と同様に画像や音を何回も入力することで、それらの画像や音が何であるか自立的に学習することができる。SOM は Deep Learning には無い特徴を有しており、より多くの実应用到に適用することで新たなシステム開発に展開できると考えられる。

2. 研究の目的

本研究の目的は、人間の脳の視覚・聴覚野の学習を模したニューラルネットワーク (人工神経回路網) とその学習アルゴリズムである SOM を用いた高精度打音検査装置の基礎技術を確認することである。具体的には、SOM を用いた本装置のプロトタイプを作成し、その有効性を定量的に評価する。

また、SOM は、Deep Learning と同様に、多くの学習データを繰り返す演算を必要とすることから、その学習の高速化には専用ハードウェアが必要となる。本研究では、集積回路の1つである FPGA (Field Programmable Gate Array) を用いて、SOM 専用のハードウェアプロトタイプを試作し、その有効性を演算性能、並列性の観点で評価する。なお、SOM は、脳の学習をモデル化していることから、実際の脳と同じように、高いフォールトトレランス性能 (一部のニューロンに故障があっても、ニューラルネットワーク全体としては正常に動作する機能) が期待できる。本研究では、プロトタイプハードウェアの持つフォールトトレランス性能についても評価を行う。

3. 研究の方法

(1) 自己組織化マップの基本と本研究のアプローチ

図1に SOM の基本構造を示す。SOM は入力層と出力層から構成され、入力層は、画像や音をベクトル化したときのベクトルの各要素となる (図では、 n 個の要素からなるベクトル X を示している)。なお、入力層ではこの1つの要素を1つのニューロン (神経細胞のモデル) としている。出力層は「マップ」とも呼ばれ、ベクトル X と同次元のベクトル M_{ij} (これを「参照ベクトル」と呼ぶ) を有するニューロンの2次元配列によって構成される。異なった画像や音からなる多数のベクトル X (学習データ) を入力しながら SOM の学習アルゴリズムを繰り返すことで、出力層の位置の近いニューロンの参照ベクトルは似通ったベクトルになり、自己組織化が進行する。

図2に、色画像を対象とした SOM の自己組織化事例を示す (本研究で対象とする「音」も、画像と同等にベクトルデータ化できるので、本事例と同様な自己組織化が行われる)。図は、 30×30 のニューロンからなる2次元配列 (マップ (出力層)) である。「初期状態」では、各ニューロンは、ランダムな参照ベクトルを有している。ここで、参照ベクトルは、R (赤)、G (緑)、B (黄) の3次元ベクトルで、各要素は $0 \sim 255$ の256 階調で R、G、B の強さを示している。図は、各ニューロンの持っている参照ベクトルによる色で、各ニューロンを配色している。この状態から、SOM の学習アルゴリズム (競合学習をベースとするアルゴリズム) を繰り返すことで、位置が近いニューロン同士の参照ベクトルは似通ったベクトルとなる。これにより、「学習途中」にみられるように徐々に色の自己組織化が

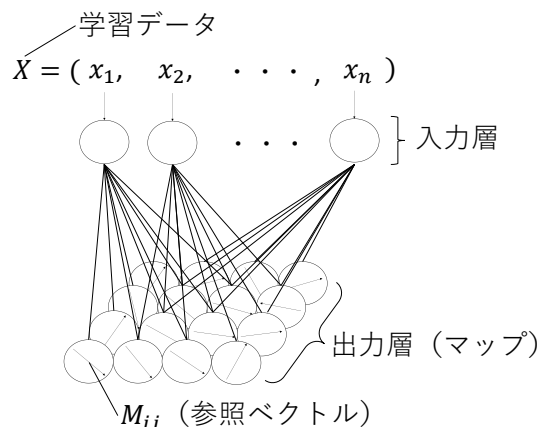


図1 自己組織化マップ (SOM) の基本構造

本判定評価では、取得した全ての学習データの中から、一部のデータを評価用データとして除き、これらを除いた学習データのみを使って学習を行なった。そして、学習後に、評価用データ（学習に使わなかった未知データ）を使って、それらをどの程度正しく判定できるかにより評価を行なった。

表の左縦の欄が評価データの欠陥種であり、横上欄がその判定（予測）欠陥種である（いずれも健全な打音データを含む）。従って、表の対角線上のマスが正しい判定ができた個数を示している。欠陥の直径が大きく、また、欠陥が浅いほど正しく判定できていることがわかる。一方、小さくて深い欠陥ほど、誤判定が多い。しかしながら、その判定も、ほぼ似通った欠陥との判定結果となっている。SOM では、マップ上で反応したニューロンの位置から、欠陥種を判定する。従って、マップ上の、例えば、直径 200mm で深さ 60mm のクラスタのニューロンが反応しても、そのニューロンが直径 200mm で深さ 80mm との境界近くのニューロンであった場合、その深さは、80mm に近い可能性があることがマップから読み取ることができる。このような、学習・判定の可視化ができることも SOM の特長の 1 つである。

表 2 に全体の正解率、適合率、再現率を示す。総合的な正解率は 90.3% であり、欠陥部の正解率は 97.2% である。一方、健全部の正解率は 36% となった。これは、表 1 に示されるとおり、健全部を小さくて深い欠陥（直径 50mm、深さ 40mm など）と判定したことが理由である。これらの小さくて深い欠陥は、熟練の検査者でも判定が難しい欠陥（健全と誤判断してしまう欠陥）である。これらの判定についてもマップ上では欠陥と健全の境界のニューロンが反応することが多く、マップから視覚的に判定の確からしさを判断することができる。

表 2 全体の正解・適合・再現率

種別\判定	欠陥部	健全部	正解率	0.903
欠陥部	384	11	欠陥の適合率	0.923
健全部	32	18	欠陥の再現率	0.972
			健全の適合率	0.621
			健全の再現率	0.36

(2) 実際のコンクリート構造体を用いた性能評価

実際のコンクリート構造体として、40 年間利用されたプレキャスト桁を用い、打音装置の性能評価を行なった。図 4 に検査対象としたプレキャスト桁の検査領域 (3500mm×1000mm) の写真を示す。塩害等によりひび割れも見られ、大きく損傷していることがわかる。この領域を等間隔に横 15 列、縦 5 列に分けて打音データを取得した。この打音データを、上述した試験体によって学習済の SOM に入力することによって、欠陥部と健全部を推定した。推定結果を表 3 に示す。表中の”Health”と記載された箇所は健全部で、その他は欠陥部であり、例えば、200-80 の表記は、直径 200mm、深さ 80mm の欠陥が打点直下にあると推定したことを示す。本実構造体の実際の欠陥を知るには破壊検査が必要であり、これは現状では困難であるため、コンクリートの厚さ推定装置による厚さ推定結果（表 4）と比較することとした。表 4 の値はコンクリートの推定厚さ(mm)であり、欠陥が無ければ本来のコンクリート厚さ 300 となるが、欠陥があると見かけ上の厚さが薄くなり、欠陥までの深さに相当する予測深さが表示される。表 4 との比較から、本打音装置は、ほぼただしく欠陥を推定しているものと考えられる。



図 4 実構造物(プレキャスト桁)の検査対象領域

表 3 実コンクリート構造体の SOM による判定結果

200-80	200-80	200-80	200-60	150-60	200-80	200-60	200-60	200-60	200-60	100-40	150-60	150-60	150-60	Health
200-80	200-80	Health	200-80	200-60	200-60	150-80	200-100	50-60	Health	Health	Health	Health	50-60	Health
200-80	200-60	200-60	Health	Health	Health	Health	Health	Health	Health	Health	Health	Health	Health	Health
200-80	200-100	200-80	Health	Health	Health	Health	Health	50-60	Health	150-60	Health	Health	Health	Health
Health	Health	150-60	150-60	Health	Health	Health	Health	Health	Health	200-60	200-60	Health	Health	Health

表 4 実コンクリート構造体のコンクリート厚さ測定結果

77	49	65	107	745	68	64	77	103	139	144	220	176	4103	181
80	74	83	95	95	113	135	178	206	261	198	276	250	238	256
89	89	75	110	179	250	296	258	223	296	231	238	227	226	346
46	29	43	259	375	301	320	320	236	227	234	264	258	264	294
348	318	310	314	285	376	317	238	251	283	59	38	264	294	296

(3) SOM 専用ハードウェアの性能評価

SOM の学習を高速化するために試作した専用ハードウェアのブロック図を図 5 に示す。図中の FPGA 内に記載された各ブロックが、SOM の各学習過程に相当する。各ニューロンの参照ベクトルは、FPGA 内のメモリである BRAM (Block RAM) に保存されている。すなわち、SOM 自体は、FPGA 内の BRAM に実現されており、BRAM から参照ベクトルを読み出し演算を行い、結果をまた BRAM に書き戻す処理を行なっている。

今回は、Xilinx 社製の書き換え可能集積回路 (FPGA) である Alveo-U50 を用いた。Alveo-U50 は、パソコン (CPU とメモリ (DRAM) を有する) と高速バスで接続されており、学習データはメモリに保存されている。

SOM の演算は、ベクトル演算が基本となる。このため、本ハードウェアでは、ベクトルの各要素の演算を並列に行うことで高速化を実現している。図中の N がベクトルの要素数、すなわち、ベクトル演算の並列度である。

さらに、SOM のアルゴリズムでは、各ニューロンの演算がほぼ独立して行われるため、各ニューロンの演算を並列に実行することでさらに高速化が可能である。BRAM は、分割してアクセス (読み書き) が可能であるため、図 6 に示すように BRAM を n 分割することで、 n 個のニューロン演算を並列に実行することができる。BRAM の容量が多ければ、全ニューロン (たとえば、 $30 \times 30 = 900$ ニューロン) を全て並列に実行することができる。

高速化 (加速率) の測定結果を表 5 に示す。打音データのベクトルの次元数は 54 次元である (主成分分析の結果、元の 512 次元のベクトルは 54 次元まで減少可能であることがわかった)。Intel Core i7 は、ソフトウェアによる実行結果である (並列化はなされていない)。Alveo-U50 では、54 次元のベクトル演算並列、および、33 ニューロンの並列化を行なった。Zynq Ultrascale+ は、Alveo-U50 より安価な FPGA であり、動作周波数は低いが、CPU (arm プロセッサ) も FPGA 内に実装されている。このため、コンパクトな専用ハードウェアが実現可能である。参考データとして、Alveo-U50 と同様な回路を実装し、実測を行なった。Intel Core i7 (ソフトウェア) に対して、Zynq Ultrascale+ は約 45 倍、Alveo-U50 は 102 倍の加速率 (高速化) が実現できていることがわかった。

さらに、Alveo-U50 に対して、ニューロン並列度を変化させた場合の加速率を測定した (並列度 1 の時の加速率を 1 としている)。結果を青い折れ線で示す。並列度 10 程度までは、加速率は比例して増加するが、徐々に加速率は低下し、並列度 15 以上では、ほぼ飽和してしまっている。その理由を調べたところ、回路規模の増加による動作周波数の低下が原因であることがわかった。加速率の飽和を防ぐには、FPGA 内の回路の配置や配線をより最適にする必要があり、現在、オレンジ色に示すグラフまで改善できることがわかった。

なお、本ハードウェアの回路中に故障があった場合についてシミュレーションを行なったところ、部分的に故障があっても自己組織化が行われることがわかった。この高い耐故障性 (フォールトトレランス性能) は、本ハードウェアが脳をモデル化していることに起因しており、今後の新たな研究テーマとして発展できることがわかった。

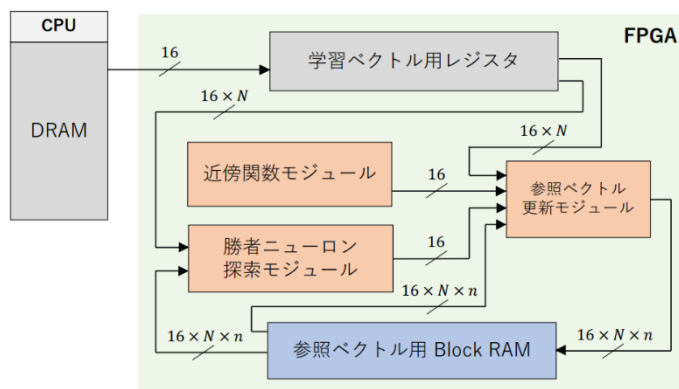


図 5 SOM 専用ハードウェアの全体構成

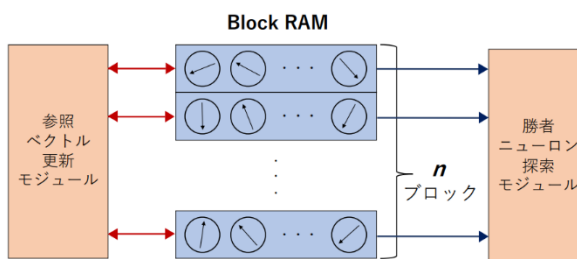


図 6 ニューロン並列演算機構

表 5 加速率の測定結果

デバイス	動作周波数	学習時間 [ms]	加速率
Intel Core i7	3.7 [GHz]	24849.0	1.0
Zynq Ultrascale+	75 [MHz]	553.0	44.9
Alveo U50	210 [MHz]	243.7	102.0

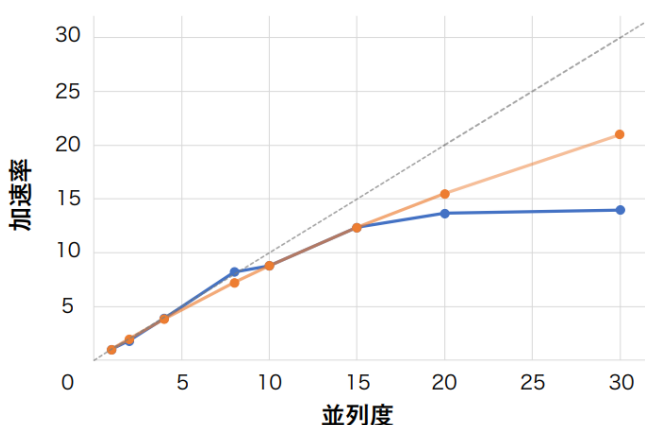


図 7 並列度と加速率の測定結果

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計13件（うち査読付論文 1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, 歌川紀之, 安永守利	4. 巻 -
2. 論文標題 打音法の AI 化への取り組み	5. 発行年 2022年
3. 雑誌名 第7回コンクリート構造物の非破壊検査シンポジウム論文集	6. 最初と最後の頁 -
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 -

1. 著者名 安永守利	4. 巻 25
2. 論文標題 AI (脳モデル) のウェーハスケール集積回路実装とその耐故障性能	5. 発行年 2022年
3. 雑誌名 エレクトロニクス実装学会誌	6. 最初と最後の頁 404-410
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 -

1. 著者名 黒田千歳, 歌川紀之, 安永守利	4. 巻 -
2. 論文標題 機械学習の手法を用いた打音診断	5. 発行年 2022年
3. 雑誌名 令和4年度土木学会全国大会第77回年次学術講演会論文集	6. 最初と最後の頁 -
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 -

1. 著者名 山際 裕介, 川原 佑宇紀, 金澤 健治, 安永 守利	4. 巻 -
2. 論文標題 FPGA を用いた自己組織化マップアクセラレータの開発とその性能評価	5. 発行年 2022年
3. 雑誌名 第79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 (F11S22)	6. 最初と最後の頁 -
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 -

1. 著者名 Yusuke Yamagiwa, Yuki Kawahara, Kenji Kanazawa, Moritoshi Yasunaga	4. 巻 -
2. 論文標題 A Highly-Scalable Self-Organizing Map Accelerator Implemented on FPGA	5. 発行年 2023年
3. 雑誌名 Proceedings of International Symposium on Artificial Life and Robotics 2023	6. 最初と最後の頁 936-940
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 有
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 -

1. 著者名 歌川紀之, 黒田千歳, 安永守利, 西敏臣, 古賀美智恵, 黒田一郎	4. 巻 1
2. 論文標題 AIを用いた打音法技術について	5. 発行年 2021年
3. 雑誌名 防衛施設学会年次研究発表会 (講演集)	6. 最初と最後の頁 37-42
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 -

1. 著者名 黒田千歳, 歌川紀之, 安永守利	4. 巻 VI-329
2. 論文標題 機械学習の手法を用いた打音診断	5. 発行年 2021年
3. 雑誌名 土木学会第76回年次学術講演集	6. 最初と最後の頁 -
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 -

1. 著者名 安永守利	4. 巻 1
2. 論文標題 AI (脳モデル) のウェーハスケール集積回路実装とその耐故障性能	5. 発行年 2021年
3. 雑誌名 2021年度第1回公開研究会論文集, エレクトロニクス実装学会	6. 最初と最後の頁 -
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 -

1. 著者名 歌川紀之, 黒田千歳, 安永守利	4. 巻 1
2. 論文標題 AI 手法を用いた打音法に関する研究	5. 発行年 2021年
3. 雑誌名 一般社団法人日本非破壊検査協会 2021年度秋季講演大会	6. 最初と最後の頁 -
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 -

1. 著者名 安永守利	4. 巻 F11S21
2. 論文標題 ウェーハスケール集積回路 (WSI) の再考 自己組織化マップの高耐故障性能への期待	5. 発行年 2021年
3. 雑誌名 第76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F11S21-551	6. 最初と最後の頁 -
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 -

1. 著者名 川原佑宇紀, 安永守利	4. 巻 F11S20
2. 論文標題 自己組織化マップのSoC型FPGAへの実装と評価	5. 発行年 2020年
3. 雑誌名 第73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 (F11S20), No. 533	6. 最初と最後の頁 -
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 -

1. 著者名 歌川紀之, 黒田千歳, 安永守利	4. 巻 1
2. 論文標題 いくつかのAI手法を用いた打音法	5. 発行年 2020年
3. 雑誌名 一般社団法人 日本非破壊検査協会 2020年度秋季講演大会講演概要集	6. 最初と最後の頁 127-130
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 -

1. 著者名 安永守利	4. 巻 103
2. 論文標題 FPGAによる自己組織化マップのハードウェア化 打音検査システムへの適用に向けて	5. 発行年 2020年
3. 雑誌名 電子情報通信学会誌 (様々なハードウェアに適応したAI実装技術特集)	6. 最初と最後の頁 507-513
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5件 (うち招待講演 1件 / うち国際学会 1件)

1. 発表者名 黒田千歳
2. 発表標題 打音法の AI 化への取り組み
3. 学会等名 第7回コンクリート構造物の非破壊検査シンポジウム
4. 発表年 2022年

1. 発表者名 黒田千歳
2. 発表標題 機械学習の手法を用いた打音診断
3. 学会等名 令和4年度土木学会全国大会第77回年次学術講演会
4. 発表年 2022年

1. 発表者名 山際 裕介
2. 発表標題 FPGA を用いた自己組織化マップアクセラレータの開発とその性能評価
3. 学会等名 第79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 2022年

1. 発表者名 Yusuke Yamagiwa
2. 発表標題 A Highly-Scalable Self-Organizing Map Accelerator Implemented on FPGA
3. 学会等名 International Symposium on Artificial Life and Robotics 2023 (国際学会)
4. 発表年 2023年

1. 発表者名 安永守利
2. 発表標題 ニューロコンピュータのウェハスケール集積回路実装
3. 学会等名 電気学会・非ノイマン型世代に求められる機能融合回路実装技術調査専門委員会 (招待講演)
4. 発表年 2021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	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	
研究協力者	吉原 郁夫 (Yoshihara Ikuo)	宮崎大学 (17601)	

7. 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8 . 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

共同研究相手国	相手方研究機関
---------	---------