

脳認知ロボティクスによる橋梁診断スキームの構築

著者	林 勲, 古田 均, 広兼 道幸, 萩野 正樹, Arash Yaznanbakhsh
ページ	1-170
発行年	2015-03
権利	(C)P114 ~ 119 : 「高力ボルトの軸力診断のための特徴量の検討」この論文は公益社団法人 日本材料学会の許諾を得て作成しています。 (C)P108 ~ 113 : 「ARを用いた集中豪雨疑似体験システムにおける視聴覚情報の効果」この論文は公益社団法人 日本材料学会の許諾を得て作成しています。
URL	http://hdl.handle.net/10112/9526

関西大学研究拠点形成支援経費

脳認知ロボティクスによる橋梁診断スキームの構築

平成25～26年度 研究成果報告書

研究代表者 林 勲
(関西大学総合情報学部教授)

平成27(2015)年 3月

研究組織

研究代表者	林 勲	関西大学総合情報学部・教授
研究分担者	古田 均	関西大学総合情報学部・教授
	広兼 道幸	関西大学総合情報学部・教授
	荻野 正樹	関西大学総合情報学部・准教授
	Arash Yazdanbakhsh	Boston University, Cognitive and Neural Systems, Research Assistant Professor

はじめに

関西大学 研究拠点形成支援経費「脳認知ロボティクスによる橋梁診断スキームの構築」(平成25年度～平成26年度)の研究活動の成果を「研究成果報告書」としてまとめました。また、その研究成果を公開するシンポジウムを開催致します。本研究プロジェクトでは、「ロボットが操作者の意図と動作指示を理解し、互いに協調連携的判断を実現する脳認知ロボティクス」の実現を目標とし、ロボットが操作者の脳信号と動作指示から操作者の意図を読み取り、ロボットが自己の制御の強化学習アルゴリズムを変更し、操作者にとっては、脳信号の送信によりロボットを意識せずロボット制御を実現させるための基礎研究を行いました。

研究計画書では、操作者とロボットの協調学習によって、両者がより上位の能力拡張感が実現できる具体的な事例として、橋梁の鉄骨構造やコンクリート構造の点検、診断、維持管理を取り上げ、協調学習の機能の実現を次のプロセスから構築可能としています。

- (1) EEG測定値の知的判断処理
- (2) データマイニングによる操作者の意思判断と動作解析のパターン分析化
- (3) 視覚モデルの構築
- (4) 画像解析手法による橋梁コンクリート壁の内部構造の推定
- (5) 打音解析手法による橋梁コンクリート壁の内部構造の推定
- (6) 強化学習による認知ロボットの自律走行の実現
- (7) 橋梁を想定した認知ロボットのコンクリート壁の自動撮影と制御
- (8) 協調学習による認知ロボットの自律制御の実現

本報告書は、それぞれのプロセスの研究成果を個々にまた詳細に紹介するものですが、研究成果は学術論文雑誌誌への掲載や国際学会等での成果発表のみならず、より実現的な成果として、小学校でのロボット授業やロボコン関西地区大会への参加、高槻市防災訓練での成果報告とデモ展示など、その一部はすでに実施化されています。

本研究プロジェクトの成果が、今後の産官学連携、共同研究、研究センターの創設など、社会連携的な拡張感を創出するための基礎研究として、また、将来は、工学的、生物学的、医療学における新たな融合学問領域の基礎研究として発展できるように、その可能性に期待したいと思います。

平成26年12月

研究拠点形成支援経費「脳認知ロボティクスによる橋梁診断スキームの構築」

研究代表者 林 勲

関西大学研究拠点形成支援経費
「脳認知ロボティクスによる橋梁診断スキームの構築」
シンポジウム

主催：関西大学 研究拠点形成支援経費 研究プロジェクト
共催：日本知能情報ファジィ学会 関西支部
日時：2014年12月18日(木) 13:00～18:00
場所：関西大学 高槻ミュージックキャンパス 西館3階プロジェクトルーム1
http://www.kansai-u.ac.jp/Fc_ss/campus/formality.html

プログラム

- 13:00～13:15 研究代表者 挨拶 林 勲 (関西大学大学院)
- 13:15～14:15 招待講演「A neural model and an experimental set up for fundamental visual phenomena: relative motion and depth perception, figure-ground segregation, and visual memory」
MD, Dr. Arash Yazdanbakhsh (Boston University)
- 14:15～14:30 休憩
- 14:30～15:15 特別講演「橋梁検査ロボット・バイリムと今後の展望」
高田 洋吾 氏 (大阪市立大学大学院)
- 15:15～15:30 休憩
- 15:30～16:00 研究事例発表1-1 「pdi-Boostingによる脳信号データの補間化」
林 勲, 荻野 正樹 (関西大学)
- 研究事例発表1-2 「運動内部モデルの切り替え現象の認証」
林 勲 (関西大学)
- 16:00～16:30 研究事例発表2 「模型ヘリコプターを用いた橋梁データの収集とその評価」
藤川 浩史, 石橋 健, 古田 均 (関西大学)
- 16:30～16:45 休憩
- 16:45～17:15 研究事例発表3-1 「鋼橋の高力ボルト軸力診断へのカオス理論適用に関する研究」
大江 眞紀子, 広兼 道幸 (関西大学), 小西 日出幸, 鈴木 直人 (日本橋梁)
- 17:00～17:15 研究事例発表3-2 「ARを用いた集中豪雨疑似体験システムにおける視聴覚情報の効果」
松岡 隼平, 広兼 道幸 (関西大学)
- 17:15～17:30 研究事例発表4-1 「無人機を利用した橋梁検査のための基礎技術の開発 — 画像からのリアルタイム形状復元と打音検査のための雑音分離」
福井 友季也, 荻野 正樹 (関西大学)
- 17:30～17:45 研究事例発表4-2 「並列計算環境を使ったRandomforestによる音声情報からの脳波情報推定」
梅本 侑作, 荻野 正樹 (関西大学)
- 17:45～18:00 閉会の辞 古田 均 (関西大学大学院)

目次

1. 招待講演・特別講演	
1-1 招待講演「A neural model and an experimental set up for fundamental visual phenomena: relative motion and depth perception, figure-ground segregation, and visual memory」	3
MD, Dr. Arash Yazdanbakhsh (Boston University)	
1-2 特別講演「橋梁検査ロボット・バイリムと今後の展望」	18
高田 洋吾 (大阪市立大学大学院)	
2. 研究事例報告	
2-1 pdi-Boostingによる脳信号データの補間化	24
林 勲 (関西大学)	
2-2 運動内部モデルの切り替え現象の認証	37
林 勲, 荻野 正樹 (関西大学)	
2-3 模型ヘリコプターを用いた橋梁データの収集とその評価	47
藤川 浩史, 石橋 健, 古田 均 (関西大学)	
2-4 鋼橋の高力ボルト軸力診断へのカオス理論適用に関する研究	64
大江 眞紀子, 広兼 道幸 (関西大学), 小西 日出幸, 鈴木 直人 (日本橋梁)	
2-5 ARを用いた集中豪雨疑似体験システムにおける視聴覚情報の効果	74
松岡 隼平, 広兼 道幸 (関西大学)	
2-6 無人機を利用した橋梁検査のための基礎技術の開発	86
— 画像からのリアルタイム形状復元と打音検査のための雑音分離	
福井 友季也, 荻野 正樹 (関西大学)	
2-7 並列計算環境を使ったRandomforestによる音声情報からの脳波情報推定	94
梅本 侑作, 荻野 正樹 (関西大学)	
3. 発表論文	
3-1 鋼橋の高力ボルト軸力診断へのカオス理論の適用に関する研究	102
大江 眞紀子, 広兼 道幸 (関西大学), 小西 日出幸, 鈴木 直人 (日本橋梁)	
3-2 ARを用いた集中豪雨疑似体験システムにおける視聴覚情報の効果	108
松岡 隼平, 広兼 道幸 (関西大学)	
3-3 高力ボルトの軸力診断のための特徴量の検討	114
辻 欢輝, 広兼 道幸 (関西大学)	
3-4 Multiscale sampling model for motion integration	120
Lena Sherbakov, Arash Yazdanbakhsh (Boston University)	
3-5 Object-centered reference frames in depth as revealed by induced motion--	134
Jasmin Leveille, Emma Myers, Arash Yazdanbakhsh (Boston University)	
3-6 Neural dynamics of feedforward and feedback processing in figure-ground segregation	145
Oliver W. Layton (Rensselaer Polytechnic Institute, Boston University), Ennio Mingolla and Arash Yazdanbakhsh (Boston University)	
4. 研究成果の刊行	

1. 招待講演・特別講演

招待講演 「A neural model and an experimental set up for fundamental visual phenomena: relative motion and depth perception, figure-ground segregation, and visual memory」

MD, Dr. Arash Yazdanbakhsh (Boston University)

特別講演 「橋梁検査ロボット・バイリムと今後の展望」

高田 洋吾 氏 (大阪市立大学大学院)

高度経済成長時代以降，各地で整備された道路網とともに建設されてきた多くの橋梁，トンネルなどの社会基盤は劣化が進んでおり，これらの対応が大きな課題となりつつある．本研究では，橋梁下部の複雑で立体的な環境場において，逆さ状態でも重力に抗し落下せず，水平移動および垂直移動が可能な移動ロボット・バイリムを試作した．バイリムは，永久磁石が取り付けられたリムレス車輪4つで構成される小型車両ロボットであり，その走行実験の結果や，このロボットの将来像について，本講演で述べる．

次の論文は、著作権の関係により非公開としております。

P3~P11 : Mathematical analysis of the Accordion Grating illusion: A differential geometry approach to introduce the 3D aperture problem

P12~P17 : A new psychophysical estimation of the receptive field size

P120~P133 : Multiscale sampling model for motion integration

P134~P144 : Object-centered reference frames in depth as revealed by induced motion

P145~P164 : Neural dynamics of feedforward and feedback processing in figure-ground segregation

橋梁検査ロボット・バイリムと今後の展望

高田 洋吾 (大阪市立大学)
Yogo TAKADA, Osaka City University

1. 緒言

高度経済成長時代以降、各地で建設された多くの橋梁は劣化が進んでいるため、これらの対応が大きな課題となりつつある。橋梁を架け直すことよりも、点検により異常を発見し、補修を早期に行うことで橋梁を可能な限り長寿命化させ、機能させ続けていくことが現実的な選択肢になっている。そのため、橋梁構造物のライフサイクルマネジメントは、重要な位置付けにある^[1]。現在の定期点検は、足場や特殊クレーン車を用いて点検員自らの目視によって行われることが主流であり、莫大な経費が掛かるため各自治体の負担になっている。

近年、橋梁検査用に様々なロボットが開発されてきたが^{[2][3][4]}、どのロボットも走破能力に乏しく、平坦箇所のみをぶら下がり移動できるものが多い。インフラタンク検査用ロボットなどで、垂直面を移動できるロボット^[5]も存在するが、表面が滑らかでなければ、ロボットの車輪が凹凸に引っ掛かるタイプなど登坂に制限のあるものしか開発されていない。飛行型ロボット^[6]は橋梁外観を撮影し、分析するのに適しているが、接触式の検査装置を用いることや、後述する橋梁箱桁の内部で運用することは難しい。



図1 鋼橋箱桁内部の様子

図1は大阪府内にある鋼橋における箱桁内部の写真である。天井面はウェブやUリブ等で構造は複雑になっており、床面も平らではない。橋梁は分割されて製作され、架橋時にボルトで結合されるため図2のように、ボルト・ナットやリベットによる突起がある。箱桁内部に入るための開口部も狭いということが、作業者の負担となっており、障害物が多く、点検作業だけでなく安全確保のための措置も必要な状況にある。この環境でロボットを運用できれば、点検員の負担は軽減されるが、ロボット自体には高い移動能力が求められる。



図2 現場に数多く存在するナットやリベット

現在行われている橋梁の点検業務をロボットに委ねるためには、以下の項目を満たす必要がある。

(1) 亀裂や腐食の箇所を見つけ出すためのセンサーを搭載することによって生じる積載荷重が掛かっていても、壁面を垂直に昇降する登坂能力と、リベットなどの突起物や段差を乗り越える走破力を有すること。入り組んだ狭小路でも難なく活動できること。

(2) 極めて長い時間、橋梁に検査し続ける持続性・耐久性があること。省電力ロボットであり、なおかつ、大容量バッテリーを搭載できることが必要。

(3) 路面上を走る自動車の振動、また風などによって、ロボットが橋梁から振り落とされないこと。

2. バイリムの概要

橋梁検査ロボット・バイリムには、1号機(2012年2月完成)と2号機(2013年8月完成)が存在する^{[7][8]}。1号機の外観を図3、2号機の外観を図4に示す。2号機の方が性能面で優れているので、以後、何号機かを示していなければ2号機のことについて言及している。バイリムの重量は661gで、サイズは縦300mm、横145mm高さ約100mmであり、4つのリムレス車輪を有している。CFRP板とジュラルミンで構成された前後の筐体を、スプリング(材質:ステンレス、素線径1mm、有効巻数19mm、コイル平均径9mm)を含む連接棒で連結している。それぞれの筐体には、ギヤ、モータおよび磁石が取り付けられたリムレス車輪が2個ずつ取り付けられており、磁石にゴムコーティングを施している。各車輪を独立して制御するために、このロボットでは、メインコントローラとして演算能力とIO数に関して優れているFPGA(Xilinx XC6SLX9-2TQG144C)を採用し、受信機(Futaba R2006GS)を搭載することによって、外部の送信機(Futaba T6J)により遠隔操作を可能にしている。電力源として、リチウムポリマ

一電池 (2セル 7.4V, 800mAh) を積載している。また、各車輪にロータリーエンコーダを設置することによって全車輪の回転数の制御を図っている。また、より柔軟な方向制御のためにステアリング機構を前後輪に設けて 4WS とした。

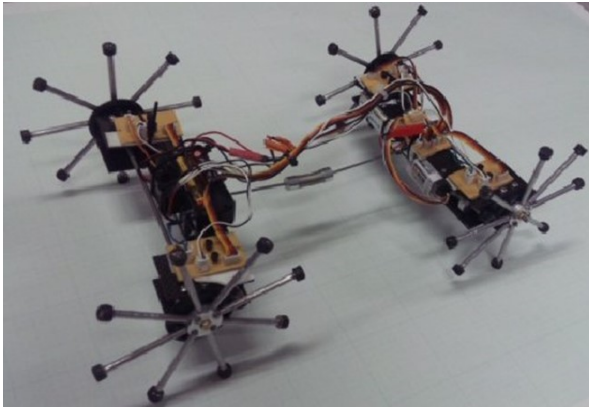


図3 バイリム 1号機

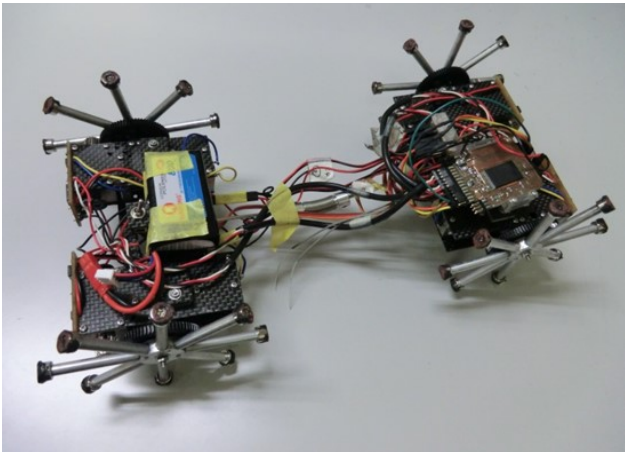


図4 バイリム 2号機

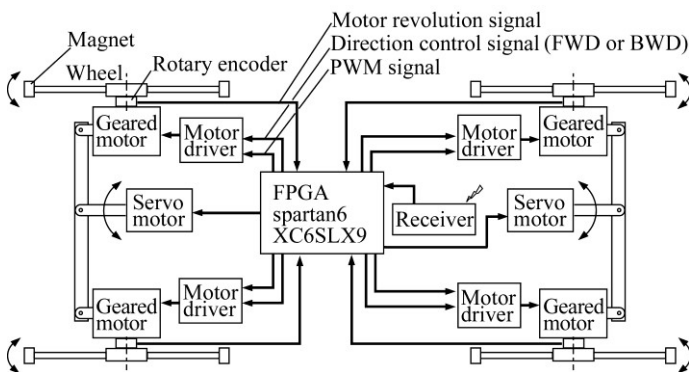


図5 バイリム 2号機の駆動制御系

図5には、無線信号を受けた受信機から送られた信号をメインコントローラ (FPGA) 内部で処理し、モータ制御用信号の流れを示している。ギヤ付 DC モータを4個使用しているが、IO数が多いFPGAを用いているため、それぞれ独立に指令信号を各モータに送ることができる。また、ロータリーエンコーダから取得された回転数に関するパルス信号はFPGAに送

られ、時間的に隣り合うパルスの間隔をFPGA内で計測して回転数を算出する。つまり、前後輪において負荷トルクに差が生じたときでも、各車輪を同一の回転数にするように制御することができる。

また、本ロボットのステアリング機構では、サーボモータ (Tahmazo TS-1036MG) を前後に一つずつ配置し、ステアリング・タイロッドを左右に移動させて車輪の操舵角を変える。なお、左右の旋回が滑らかになるようにアッカーマン原理に基づいて各箇所の部品について設計製作した。左右旋回運動を行うときはFPGAから各サーボモータに角度に関するパルス信号を送る。

また、4輪それぞれ回転速度を独立に制御できるため、どれか一輪のみを選択して駆動させることや、左右旋回中に左右輪の回転数に差が生じるようにすることも可能である。

3. 走行実験

3.1 直角路での移動性能評価

橋梁における立体複雑環境で、ロボットが活動するためには、水平移動や垂直移動に加え、直角路を走破する能力も必要である。そこで、水平部と垂直部を行き来する様子を観察するため、図6に示す鋼板を4枚連結した箱 (幅1m, 高さ1m, 奥行き0.5m) を実験環境とし、図7に示す6通りの移動経路を走行させて、その走破成功率を調査した。実験は全て送信機による手動遠隔操縦で行っている。実験は各経路につき10回ずつ、または、30回ずつ行った。その走破に関する成功率を、百分率で表1に示す。



図6 バイリム走行路 (写真)

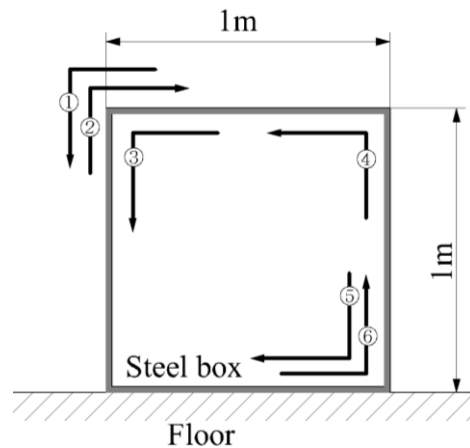


図7 バイリム走行路 (イラスト)

表 1 立体直角路の走破性能

走行路	1号機	2号機	
	一斉駆動	一斉駆動	独立駆動
①	70%	60%	100%
②	60%	90%	100%
③	10%	30%	90%
④	10%	20%	97%
⑤	50%	100%	100%
⑥	50%	90%	100%

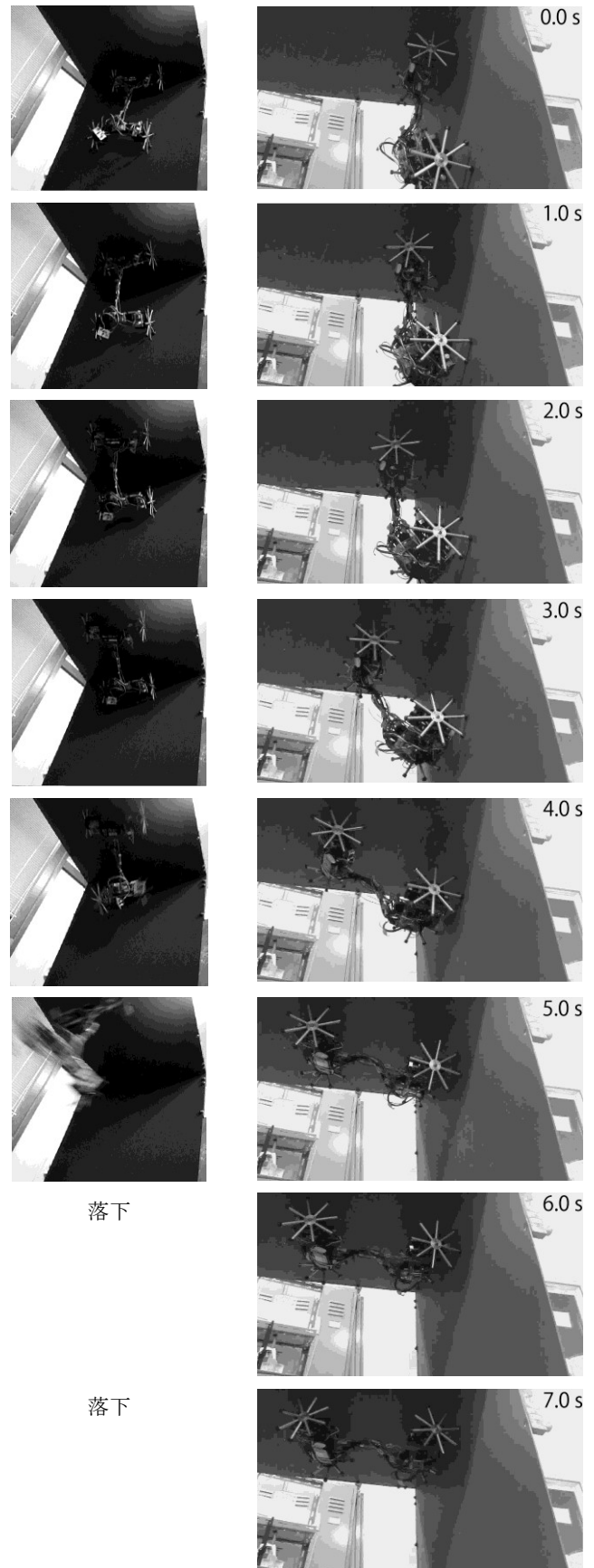
表 1 に示すように、ルート③④の走破成功率は他のルートの場合より低い。この経路は他の①②⑤⑥のルートに比べ、重力がロボットを落下させる方向に大きく作用するため難易度が高い。なお、1号機に比べて、2号機はほとんどのケースで成功率が向上している。また、一斉駆動とは、四輪全てを一斉に駆動するように送信機から指令信号を送ったケースを指す。独立駆動は、ロボットの姿勢に応じて、操縦者が駆動すべき車輪を選定して操作可能としたケースを指す。2号機の独立駆動のルート③④の場合のみ走行実験を30回実施し、その他は10回ずつ実施した。

失敗時に生じた内容を記す。例えばルート③の一斉駆動時、垂直壁面に前輪側筐体、天井面に後輪側筐体が吸着していて、これからロボットが下降に向かう場合、前輪側が後輪側よりも速度が速くなる。結果、後輪側に下向きに引き離す力が生じてロボットが落下した。また、ルート④の一斉駆動時では、天井面に前輪側、垂直壁面に後輪側が吸着していて、これから下がり水平移動に推移しようとする際、壁面上昇移動より、水平移動の方が、負荷が軽いので、この場合も前輪側の速度が後輪側に比べて上がろうとする。結果、後輪が壁から外れて、前輪だけが天井に吸着した状態を経て、その後落下した(図8(a)参照)。一斉運動時において、成功する稀なケースでは、直角部に対して、バイリムが真っ直ぐに進入できた場合、つまり、ルート③の場合は、前輪側の左右輪がほぼ同時に垂直壁面に接触した場合に成功が多かった。また、前輪部と後輪部を繋ぐスプリングが伸びきっていないときも走破成功率が高かった。

この四輪独立駆動を手動操縦する場合について、以下の点に留意して遠隔手動操縦を行うことにした。

- ・ 直角部に対して、直進状態で進入・脱出する。
- ・ 互いの筐体が引っ張り合うことの無いよう、常にスプリングが湾曲している状態で走行させる。
- ・ 左右の車輪はなるべく同時に直角部へ進入させる。

この結果が表 1 右端の数値であり、走破成功率はルート③でも90%まで向上した。30回の施行で3回失敗しているが、これは操縦者の油断によるところが大きい。言い換えれば、独立駆動では、走破成功率が大きく向上する反面、その操縦は極めて難しい。この木目細かい操縦を半自動化し、操縦を簡素化することが、今現在、バイリムに関する最も重要な課題の一つである。車輪の回転数制御だけではなく、前輪部と後輪部を繋ぐスプリングの状態監視が必要であり、そのためのセンサー装着と、センサー信号のIOを含むFPGA内プログラムの開発が必要である。



(a) 1号機

(b) 2号機 (独立駆動)

図8 バイリムの走行

4. 今後の展望

橋梁を模擬した実験環境下でバイリムを移動させるとき、目視でロボットの状態を確認しながら遠隔手動操縦を行っている。実際の環境下では操縦者はロボットを直接目視できる状況にあるとは限らない。そこでロボットにカメラを搭載し進行方向の状況やロボットの姿勢の状態を把握する必要がある。また、この操縦用カメラの他に、橋梁の劣化箇所を診断するためのカメラも必要である。しかしながら、本ロボットはリムレスホイールで走行する方式をとっているため、移動中はロボット本体の上下動が激しく、カメラでの撮影が難しいことが予想される。そこで今後に備えてカメラを実際にバイリムに搭載して実験し、どのような種類のカメラが橋梁検査ロボット用として適しているのかを調べた。これらのカメラには省電力、小型・軽量であることが求められる。

カメラ搭載には、亀裂・腐食撮影用と、ロボットの遠隔操縦用の 2 つの意味があり、望まれる性能が異なる。ここでは後者、つまりロボット遠隔操縦用カメラに論点を絞る。

4.1 搭載するカメラ

ロボットに搭載するカメラを図 9 に示す。左から Ai-Ball(Trek 製), Webcam (ELECOM 製 UCAM-DLG200H), NCM-03S(日本ケミコン製)である。表 2 に各カメラの主な諸元を示す。

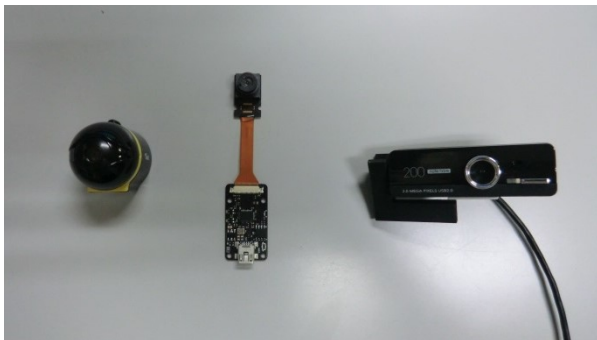


図 9 バイリム用カメラとしての候補

表 2 各カメラの諸元

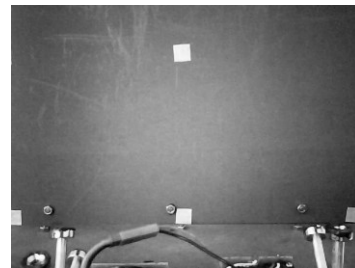
	Ai-ball	Webcam	NCM-03S
解像度 (max)	640×480	1600×1200	640×480
通信方法	Wi-Fi	Wired	Wired
視野角	60°	65.7°	105°
フレーム数	30 fps	30 fps	30 fps

このうち無線カメラは Ai-Ball のみで、他は有線カメラである。ロボット操縦用送信機の電波の届く範囲は 10 m 以上であるため、ロボットの動く範囲を考慮すると、実環境で有線カメラを使用することは適さないが、本研究では、ロボットにどのようなカメラ（画角や解像度など）が適しているかを調

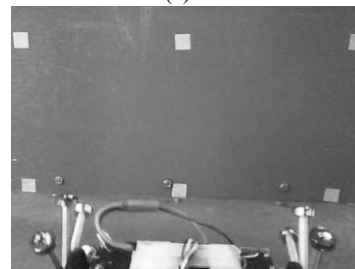
査する目的もあるため、今回は有線カメラも使用した。有線カメラでも無線 LAN モジュールを併用すればワイヤレス化できるので、将来的には問題にはならないと考えた。Webcam には、画像転送速度を自動的に最適値にする機能があるらしく、最大解像度での撮影の場合、画像転送速度が自動的に極端に低くなる (5 fps 程度) ので、他の 2 つのカメラと比較しやすくするために、他と同じ 640×480 の解像度で撮影を行った。画角に関しては、NCM-03S のみ広角レンズを採用している。各カメラは図 10 に示すロボット上のカメラスタンドに取り付ける。これらのカメラを用いて橋梁を模擬した環境下でロボットの前方撮影し検証を行った。



図 10 カメラスタンドの設置 (バイリムは左に進む)



(a) Ai-Ball



(b) Webcam



(c) NCM-03S

図 11 カメラスタンド上から撮影したロボット前方写真

図 6 に示した鋼板 4 枚を連結した箱の床にロボットを配置し、ロボットの前方の壁に縦・横方向ともに 200mm 間隔で印を貼りつけた。なお、ロボットは壁から 450 mm 離れた。ロボットに設置したカメラで撮影した静止画を、図 11 に示す。

あまりにも目先しか見えていない Ai-ball や Webcam に対して、NCM-03S の方が、視野が広いと、ロボットを操縦しやすそうな状態にある。NCM-03S は広角レンズを採用しているため、画角が広く、広範囲を映し出すことが可能である。結果、ロボットの前方を視野に収めつつ、前方の様子も同時に把握することができる。また、広角レンズは焦点距離が短いと、ブレが生じにくく、ロボットの揺動の影響を受けにくいなどの利点もある。

走行中におけるカメラ撮像のブレに関して実験検証するために各カメラをロボットに搭載した状態で鋼板上を直進させて、動画を撮影した。実験環境に、図 11 のようにテープを直線状に貼り、ロボットを直進させながら撮影を行った。



図 12 カメラのブレを調査するためのテープ

撮影された動画から 0.1 秒ずつ、連続した 50 コマを抜き出した。この画像中で、縦のテープの幅が本来の幅より 3 倍以上となっている画像をブレが生じているフレームとして定義した。ブレが生じているフレーム数の集計結果を表 3 に示す。ブレを生じた静止画の数が最も少ないのは、やはり焦点距離の短い NCM-03S であった。

表 3 ブレを有する画像を取得した回数

	Ai-ball	Webcam	NCM-03S
フレーム数	27	31	11

市販の無線カメラ Ai-ball では、Motion-JPEG 方式で画像データを圧縮した上で、Wi-Fi を利用し、映像をパソコンへと送信できる。しかし、この市販カメラに内蔵されている無線モジュールの電波強度は弱く、カメラとパソコン間の距離が遠かったり、途中で障害物があつたりすると画像転送速度が落ち、リアルタイムに映像を得ることができなくなる。

Webcam は USB 接続でパソコンに映像を表示しているため、映像の処理速度に由来するわずかな遅延はあるものの、画像データの転送速度は安定しており、操縦に及ぼす影響は少ない。しかしながら、接続方式が USB のみであるため、パイリムでは扱いにくい。NCM-03S では、カメラモジュールからのパラレル信号を、USB インターフェイスボードを介してパソコンに接続している。映像の遅延は Webcam と同程度存在するが、操縦性を損なうものではなかった。NCM-03S のカメラモジュールからのパラレル信号を USB インターフェイスボードを経ずに、直接、パイリム駆動制御用に用いている FPGA の入力信号として扱うこともできるため、電波強度の強い小型の無線 LAN モジュールを介して操縦者の手元に映像を送信できる可能性が有る。

5. おわりに

本研究では、鋼橋下部の立体的で入り組んだ構造の環境下で、実用化できる橋梁検査ロボット・パイリムを開発した。現場適用を目指して、ロボットの落下率低減と使用に適したカメラの選定を行った。今後、急ピッチで、走行中落下率ゼロを可能とする遠隔操縦支援制御システムの搭載と、カメラシステムの搭載を推し進める予定である。

これから先、明らかに老朽橋が増えつつある中、点検員が不足する未来がやってくる。橋梁点検を簡単化する道具を一刻も早く用意しておかなければ、点検と補修が追いつかず、日本の橋の上を車で走るのが恐ろしいと思える時代が来るだろう。日本国内の各社会インフラが荒廃しないように、各自治体、各企業、各大学が協力し合って良い未来社会を築き上げることができたとき、その全てが一枚岩になっているように思われる。

文 献

- [1] 山口隆司, 橋梁構造物のライフサイクルマネジメント, 第 9 回評価診断に関するシンポジウム講演論文集, pp.6-9 (2010).
- [2] 勝俣盛, 枝元勝哉, 原幸久, 中村優, 橋梁点検ロボットの開発～維持管理業務の合理化に向けて～, 川田技報, Vol.22, 技術紹介 (2003).
- [3] 橋梁鋼床版超音波探傷ロボット SAUT ROBOT, <http://www.ixs.co.jp/products/robot/saut-robot-j.html> (2014 年 3 月 13 日アクセス).
- [4] Mazumdar, A., and H.H.Asada, “Mag-Foot: A steel bridge inspection robot”, Intelligent Robots and Systems, 2009, IROS 2009 IEEE/RSJ International Conference on 2009, pp.1691-1696.
- [5] マグネット吸着型点検ロボット MagBug, <http://www.ixs.co.jp/products/robot/magbag-j.html> (2014 年 3 月 13 日アクセス).
- [6] 日刊工業新聞 2013 年 11 月 20 日 4 面, 東日本高速会社/道路施設点検・管理に無人飛行体活用/実用化へ検証進む
- [7] 高田洋吾, 桐本浩介, 田尻智紀, 川合忠雄, 立体的な環境で活動できる橋梁検査ロボットの開発 (永久磁石式移動機構の走行性能評価), 日本機械学会論文集 C 編, Vol.79, No.805, pp.3135-3146 (2013).
- [8] 榎木幹司, 高田洋吾, 川合忠雄, 小山圭介, 永久磁石を用いた橋梁検査ロボットの走破能力評価, 第 12 回評価診断に関するシンポジウム 216, (2013)

2. 研究事例報告

pdi-Boosting による脳信号データの補間化

林 勲
関西大学

BCI のデータ判別

- 脳の活動の推定には, 近々の脳活動データが必要である.
- 識別器(制御モデル)には, ある程度のデータ量を必要とする.
- 環境変動の変化に頑健な識別器を構成する必要がある.



観測データに補間データを加えて, データ不足を補う.

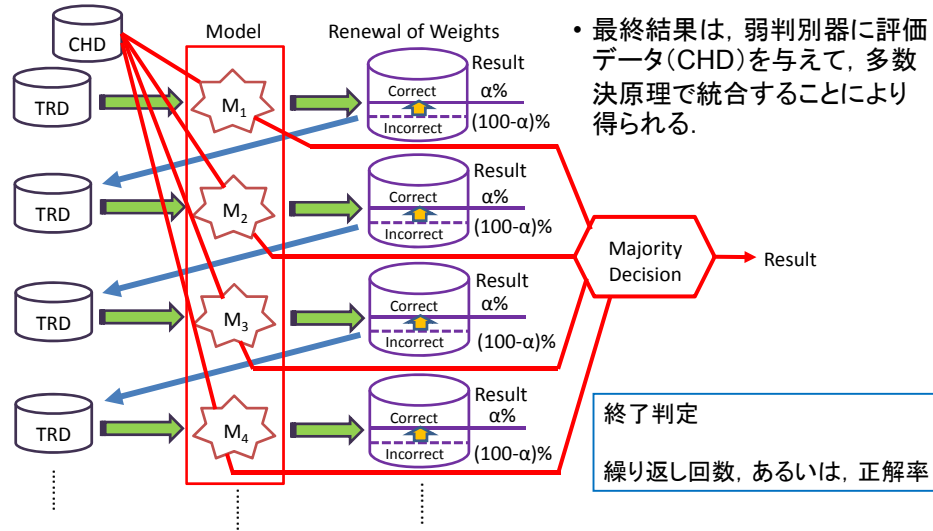
Boosting 手法



BCI の識別モデルとして, Boosting 法とデータ補間法を用いた, 環境変化に頑健な新たな Boosting 法を提案する.

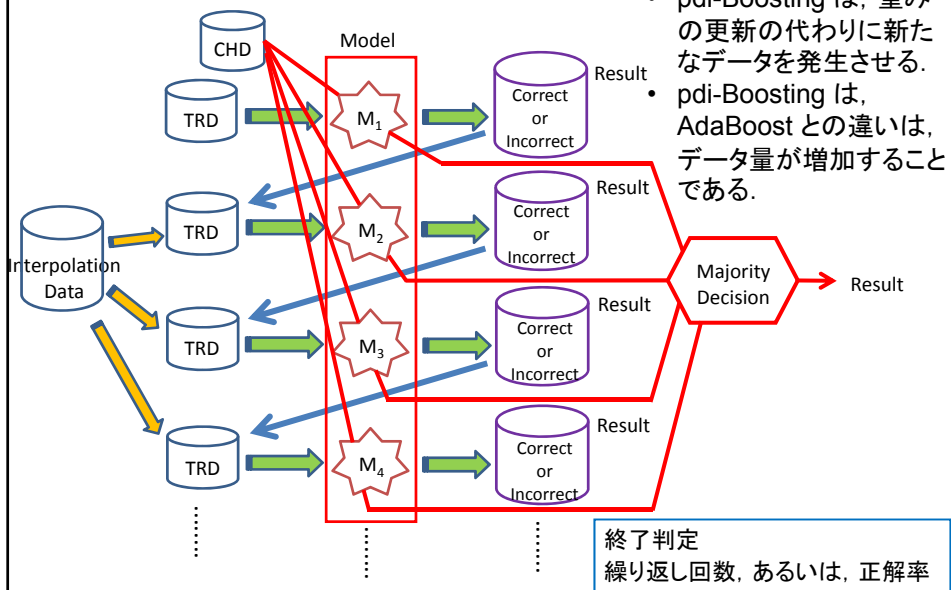
AdaBoost

- 各ステップにおいて、弱判別器でデータを同定した後、誤判別データの重みが更新される。
- 次ステップでは、誤判別データが全体の50%以上となるように学習データ (TRD) を構成する。

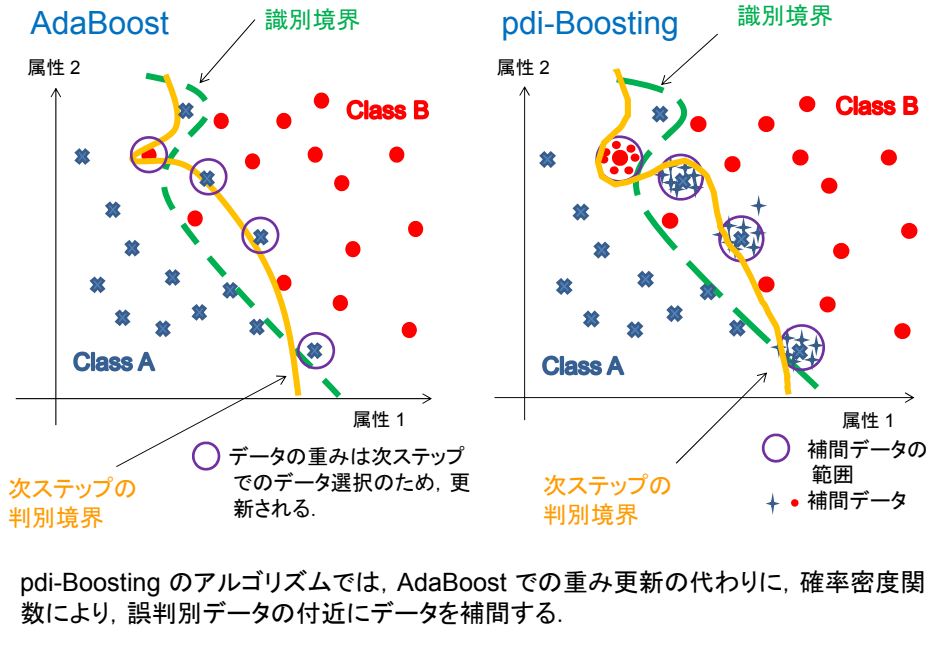


pdi-Boosting (probability data interpolation-Boosting)

- 複数個の弱判別器を用意し、多数決原理で識別結果を統合して、最終出力を得る。



AdaBoost と pdi-Boosting



補間データ

- 学習データ (TRD) の第 s 番目のデータが誤判別されたとし、その第 j 属性の属性値を $x_j(s)$ で表す。
- 補間データ $x_j^{\text{int}}(s)$ は、確率密度関数 $f(x_j)$ によって、誤判別データ $x_j^{\text{F}}(s)$ の周りに発生される。

$$P(x_j^{\text{int}}(s)) = \int_{x_j^{\text{F}}(s)}^{x_j^{\text{int}}(s)} f(x_j) dx$$

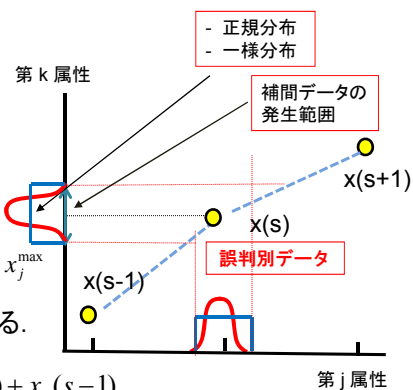
- 確率密度関数として、正規分布を定義するのが一般的であるが、次のような一様分布を定義することもできる。

$$f(x_j) = \begin{cases} \frac{1}{x_j^{\text{max}} - x_j^{\text{min}}} & \text{for } x_j^{\text{min}} \leq x_j \leq x_j^{\text{max}} \\ 0 & \text{for } x_j < x_j^{\text{min}} \text{ or } x_j > x_j^{\text{max}} \end{cases}$$

ここで、 x_j^{max} と x_j^{min} は次のように与えられる。

$$x_j^{\text{min}} = \frac{3x_j(s) + x_j(s+1)}{4}, \quad x_j^{\text{max}} = \frac{3x_j(s) + x_j(s-1)}{4}$$

また、 $x_j(s-1)$ と $x_j(s+1)$ はそれぞれ第 $s-1$ 番目と第 $s+1$ 番目のデータを表す。



pdi-Boosting のアルゴリズム

1. 脳信号の離散データD(個数:W)を学習データ D^{TRD} (個数: W^{TRD})と評価データ D^{CHD} (個数: W^{CHD})に分割する. また, D から構成される補間データを D^{INT} とする.
2. 学習データ D^{TRD} を第 i 番目の判別器 M_i に入力し, 結果 R_i の識別率 r_i^{TRD} を得る.
3. 学習データ D^{TRD} において, 誤判別された第 s 番目のデータの第 j 番目の属性値 $x_j^F(s)$ に対して, 確率密度関数 $f(x_j)$ により, 補間データ $x_j^{int}(s)$ を発生し, D^{INT} に含める.

$$f(x_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(x_j - x_j^F(s))^2}{2\sigma^2}\right)$$

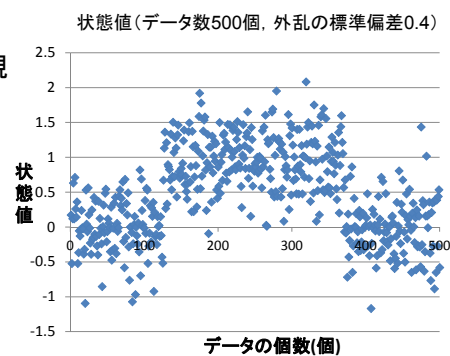
4. 結果 R_i において, 正識別データと誤識別データが同数になるように, D^{INT} から d 個の補間データを取り出し, D^{TRD} に加える.

$$d \geq \frac{W}{2} - W^{TRD} \left(1 - \frac{r_i^{TRD}}{100}\right)$$

5. ステップ2から5までを繰り返し, しきい値 θ に対して, $r_i^{CHD} \geq \theta$ を満足した時点, あるいは, 繰り返し回数 G に対して, $i \geq G$ を満足した時点でアルゴリズムを終了する.
6. D^{CHD} を M_1, M_2, \dots, M_i に適用して, 多数決により結果の識別率 r_i^{TRD} を得る.

pdi-Boosting の特性検証(発生確率:正規分布)

- 脳信号データを模した数値データを作成し, pdi-Boosting の特性を検証する.
- 識別クラスの個数を 2 個とし, 定常状態を 0 と表し, 賦活状態を 1 で表した.
- 外乱として 500 個の数値データに正規乱数 s を付与しデータ集合とした.
- 判別器に REPTree を用いて, $G=3$ とした.
- 下記のパラメータを変化させた 385 種類の組み合わせに対して, 各 10 回の繰り返しにより識別率を算出した.

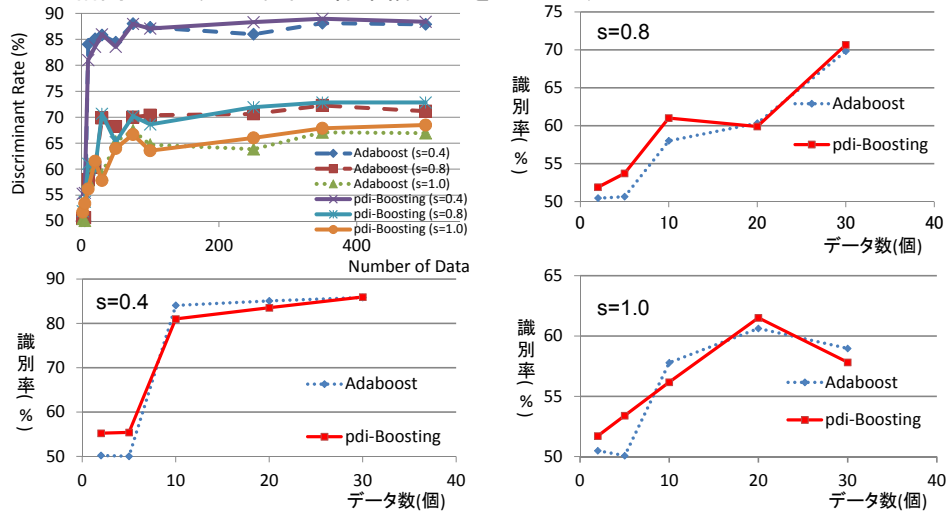


- 変化させるパラメータ

学習データの量 : 2, 5, 10, 20, 30, 50, 75, 100, 250, 350, 500
 補間発生確率の標準偏差 : 0.005, 0.01, 0.05, 0.1, 0.2, 0.6, 1.0
 正規乱数の標準偏差 : 0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1.0

pdi-Boosting の特性検証(発生確率:正規分布)

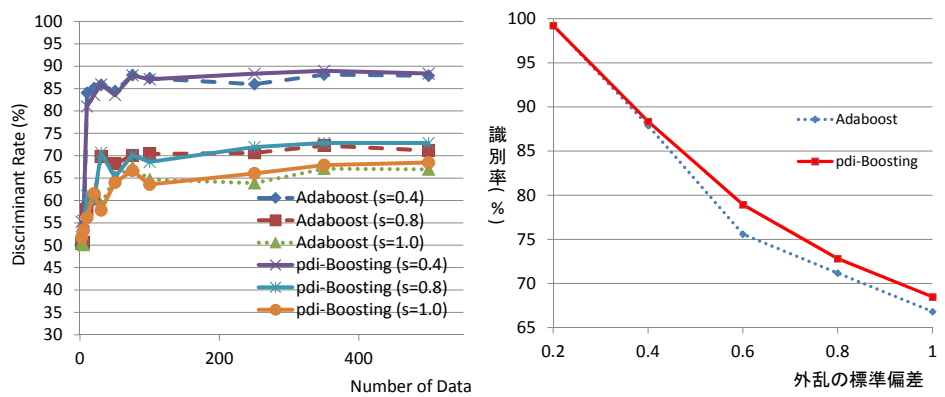
- 外乱の標準偏差 s を 0.4, 0.8, 1.0 とする.
- 補間データ発生確率の標準偏差 σ を 0.05 とする.



- pdi-Boosting は, データ数が極端に少ない場合でも識別率が低下しない.
- pdi-Boosting は, データ数が多い場合には識別率の分散が小さくて高い.

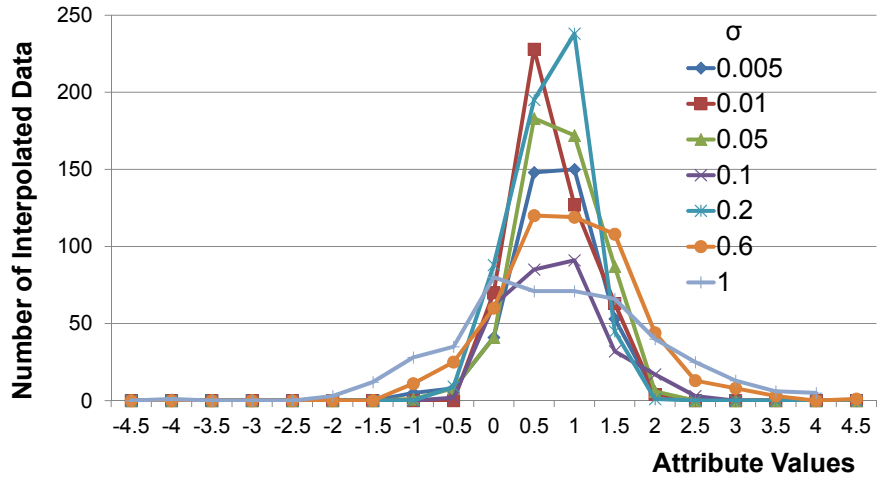
pdi-Boosting の特性検証(発生確率:正規分布)

- 外乱の標準偏差 s を 0.4, 0.8, 1.0 とする.
- 補間データ発生確率の標準偏差 σ を 0.05 とする.
- データ数を 500 個とする.



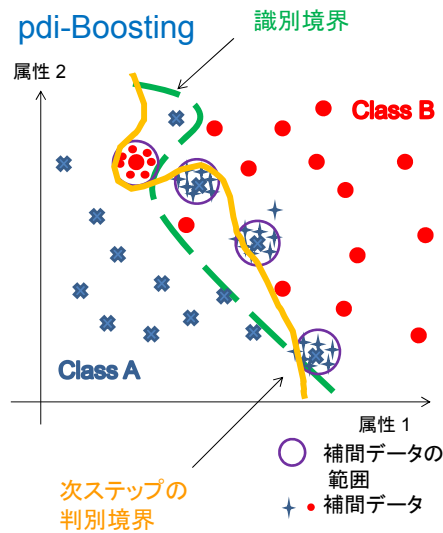
- pdi-Boosting は, 数値データに加える外乱量が多い場合も識別率が良い.

補間データの発生



- 誤判別の位置を0.5とした場合の補間データの度数分布を示す。
- 補間データの発生領域は拡大しているが、 $\sigma=1.0$ の場合でも、80%程度のデータが区間 $[0, 1]$ に含まれている。
- より広範囲の補間データが必要な場合には、さらに大きな標準偏差を与える必要がある。

pdi-Boosting



誤判別データの付近に発生した補間データのクラスを決定するアルゴリズムを提案する。

識別クラスの決定

外乱に対する頑健性をさらに高めるため、発生した補間データのクラスを決定する新たなクラス決定法を提案する。

補間データ $x_j^{\text{int}}(s)$ が誤判別データ $x_j^F(s)$ から発生した場合、 $x_j^{\text{int}}(s)$ のクラスは、次の評価値 E_k が最小となるクラス k^* をもつ。

$$k^* = \left\{ k \mid \min \sum_{j=1}^n E_j^k \right\}$$

$$E_j^k = w_1 E_{j1}^k + w_2 E_{j2}^k + w_3 E_{j3}^k$$

ただし、

E_1 : 誤識別データの評価値

E_2 : クラス識別の評価値

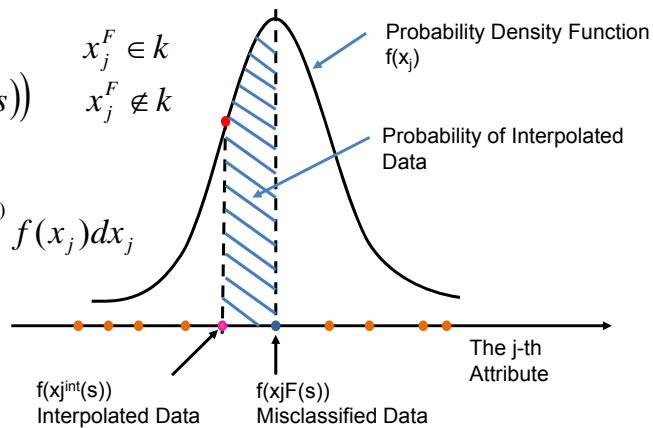
E_3 : 近傍クラスの評価値

誤識別データの評価値 (E_1)

- 評価値 E_{j1} は、補間データの誤判別データ $x_j^F(s)$ への依存度を発生確率密度関数 $f(x_j)$ を用いて定義する。
- 評価値 E_{j1} が小さい補間データほど、その誤判別データへの依存度が高いことを表している。

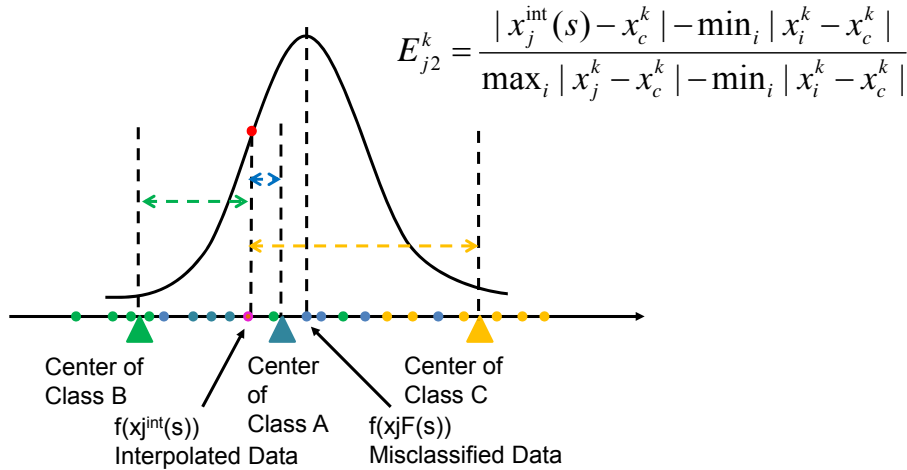
$$E_{j1}^k = \begin{cases} P(x_j^{\text{int}}(s)) & x_j^F \in k \\ 1 - P(x_j^{\text{int}}(s)) & x_j^F \notin k \end{cases}$$

$$P(x_j^{\text{int}}(s)) = \int_{x_j^F(s)}^{x_j^{\text{int}}(s)} f(x_j) dx_j$$



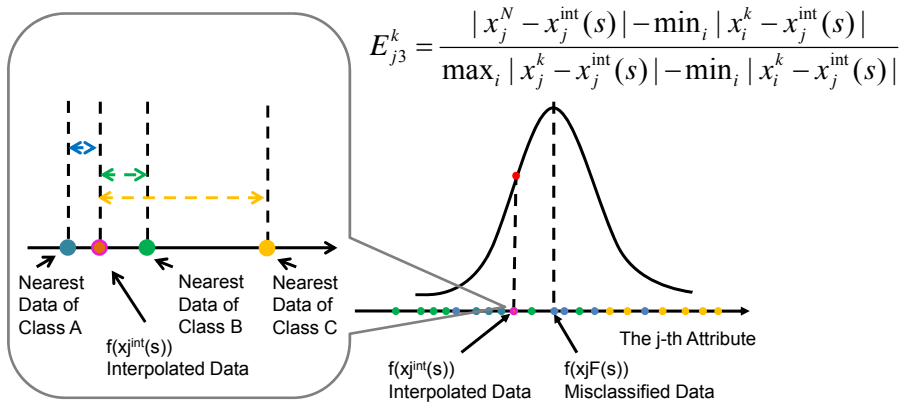
識別クラスの評価値 (E_2)

- 評価値 E_{j2} は、補間データと各クラスの中心との距離を用いて定義する。
- 評価値 E_{j2} が小さい補間データほど、そのクラスにより依存していると仮定し、補間データのクラスを決定する。



近傍クラスの評価値 (E_3)

- 評価値 E_{j3} は、各クラスにおいて補間データに最も近いデータ x_j^N との距離を用いて定義する。
- 補間データの近傍にあるデータのクラスを用いて、その補間データのクラスを決定する。
- 評価値 E_{j3} が小さい補間データほど、近傍データのクラスに依存していると仮定し、補間データのクラスを決定する。



改良型 pdi-Boosting のアルゴリズム

1. 脳信号の離散データD(個数:W)を学習データ D^{TRD} (個数: W^{TRD})と評価データ D^{CHD} (個数: W^{CHD})に分割する. また, D から構成される補間データを D^{INT} とする.
2. 学習データ D^{TRD} を第 i 番目の判別器 M_i に入力し, 結果 R_i の識別率 r_i^{TRD} を得る.
3. 学習データ D^{TRD} において, 誤判別された第 s 番目のデータの第 j 番目の属性値 $x_j^F(s)$ に対して, 確率密度関数 $f(x_j)$ により, 補間データ $x_j^{int}(s)$ を発生させる.

$$f(x_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(x_j - x_j^F(s))^2}{2\sigma^2}\right)$$

4. 補間データ $x_j^{int}(s)$ のクラス k^* を識別クラスの決定法により求める. 補間データ $x_j^{int}(s)$ を D^{INT} に含める.
5. 結果 R_i において, 正識別データと誤識別データが同数になるように, D^{INT} から d 個の補間データを取り出し, D^{TRD} に加える.

$$d \geq \frac{W}{2} - W^{TRD} \left(1 - \frac{r_i^{TRD}}{100}\right)$$

6. ステップ2から5までを繰り返し, しきい値 θ に対して, $r_i^{CHD} \geq \theta$ を満足した時点, あるいは, 繰り返し回数 G に対して, $i \geq G$ を満足した時点でアルゴリズムを終了する.
7. D^{CHD} を M_1, M_2, \dots, M_i に適用して, 多数決により結果の識別率 r_i^{TRD} を得る.

改良型 pdi-Boosting の特性検証(発生確率:正規分布)

- 脳信号データを模した数値データを作成し, 新規 pdi-Boosting の特性を検証する.
- 識別クラスの個数を 2 個とし, 定常状態を 0 と表し, 賦活状態を 1 で表した.
- 外乱として 490 個の数値データに正規乱数 s を付与しデータ集合とした.
- 判別器に REPTree を用いて, $G=3$ とした.

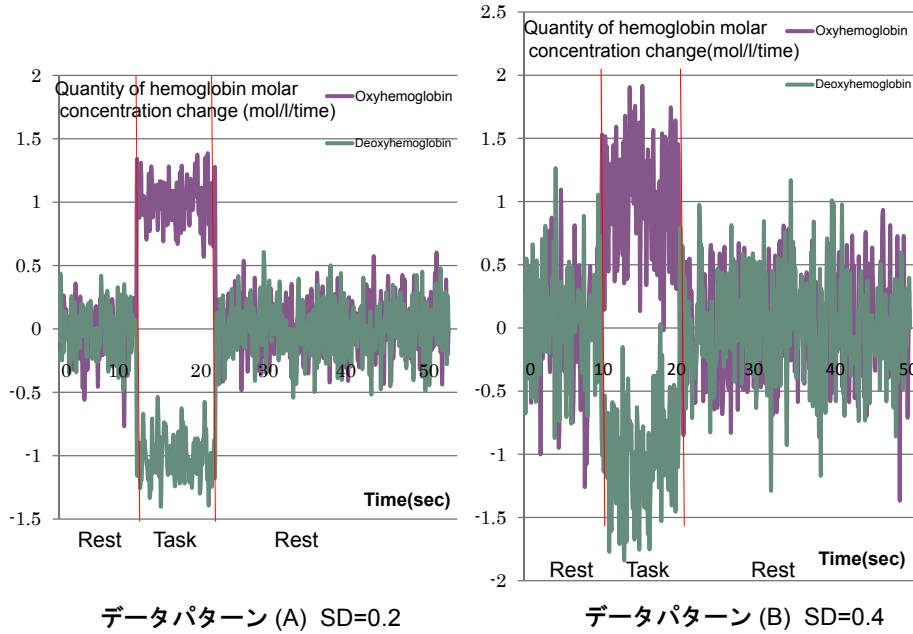
- 実験に関わる条件

識別クラスの重み : 1/3

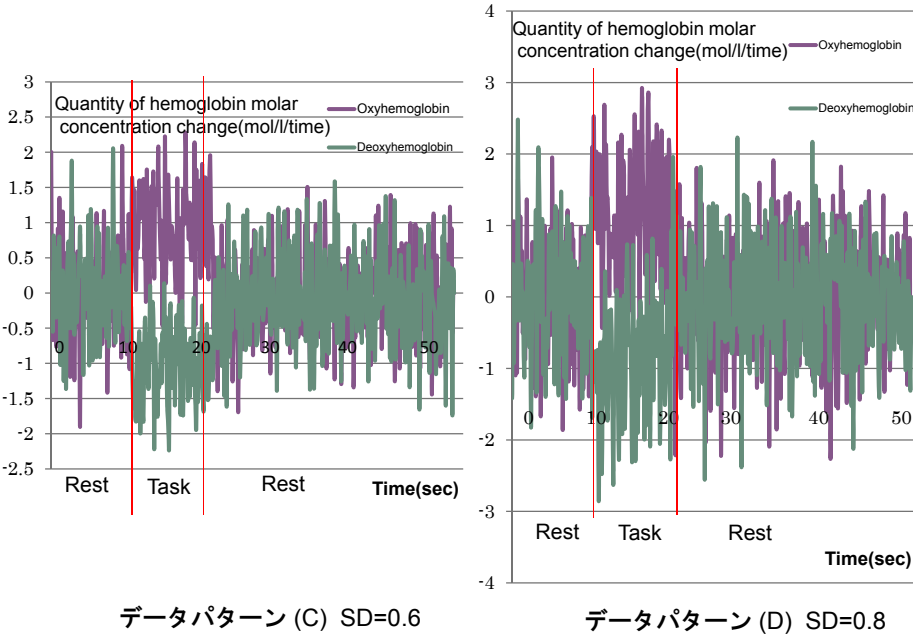
補間発生確率の標準偏差 : 0.0001

正規乱数の標準偏差 : 0.2, 0.4, 0.6, 0.8

数値データ



数値データ



改良型 pdi-Boosting の特性検証

- 識別器として REPTree を用いて、アルゴリズムの終了条件は $G = 3$ とする。
- 正規乱数の標準偏差が 0.8 の場合のアルゴリズムの手順の経過を示す。

判別器	識別率(%)	補間データ	TRD	CHD
M1	88.36	376	490	490
M2	87.75	370	866	490
M3	87.55		860	490
pdi-Boosting(TRD)	90.02			

- $G=1$ では、識別器 M1 により、結果の識別率 $r_1^{\text{CHD}} = 88.36\%$ を得て、補間データ ($d_1 = 376$ 個) により、学習データ W_2^{TRD} の個数は 866 個となった。
- $G=2$ では、識別器 M2 により、結果の識別率 $r_2^{\text{CHD}} = 87.75\%$ を得て、補間データ ($d_1 = 370$ 個) により、学習データ W_3^{TRD} の個数は 860 個となった。
- $G=3$ の繰り返し条件によって、アルゴリズムを終了し、識別率 90.02% の最終結果を得た。

改良型 pdi-Boosting の特性検証

- 105番目のデータから発生した補間データを用いて、クラス決定の過程を示す。

評価	第1属性		第2属性	
	状態(0)	状態(1)	状態(0)	状態(1)
E_1	0.359	0.601	0.641	0.399
E_2	0.074	0.229	0.092	0.022
E_3	0.064	0.222	0.064	0.222

- 評価値 E_1 において、第1属性では、状態(0)に対する依存度が高く、第2属性では、状態(1)に対する依存度が高い。
- 評価値 E_2 において、第1属性では、状態(0)に対する依存度が高く、第2属性では、状態(1)に対する依存度が高い。
- 評価値 E_3 において、第1属性では、状態(0)に対する依存度が高く、第2属性では、状態(0)に対する依存度が高い。
- 評価値 E_1 において、第1属性、第2属性の値がともに大きいことから、この補間データは誤判別データから離れた場所が発生していることがわかる。

改良型 pdi-Boosting の特性検証

- 105番目のデータから発生した補間データを用いて、クラス決定の過程を示す。

評価	第1属性		第2属性	
	状態(0)	状態(1)	状態(0)	状態(1)
E_j^k	0.167	0.351	0.266	0.214

- 評価値 E_j^k において、第1属性では、状態(0)に対する依存度が高く、第2属性では状態(1)に対する依存度が高い。

評価	状態(0)		状態(1)	
	第1属性	第2属性	第1属性	第2属性
E_j^k	0.167	0.266	0.351	0.214
E^k	0.433		0.565	
決定クラス	状態(0)			

- 属性を統合した評価値 E^k においては、状態(0)に対する依存度が高く、最終評価値として、補間データのクラスは状態(0)に決定された。
- 従来型の pdi-Boosting と比較した場合、属するクラスを切り替えた補間データは全体の 67.0 % にあたる 181 個となった。

改良型 pdi-Boosting と他手法との比較

- 改良型 pdi-Boosting と他手法との識別率の比較結果を示す。

外乱の標準偏差	Boosting モデル				REPTree
	改良型 pdi-Boosting	従来型 pdi-Boosting	AdaBoost	MultiBoost	
0.2	99.88	99.82	99.80	99.76	99.37
0.4	97.67	97.33	96.57	94.84	97.14
0.6	92.98	92.65	91.22	91.22	92.41
0.8	89.16	88.78	88.63	88.55	88.33
平均	94.92	94.65	94.06	93.59	92.11

- 他手法と比較して、0.86 % ~ 2.8 % の識別率の向上が認められた。
- 従来型の pdi-Boosting と比較して、平均認識率で 0.27 % の向上が認められた。

おわりに

- 数値例を用いて, pdi-Boosting の特性を明らかにした.
- 補間データのクラスを決定する新たな pdi-Boosting を定式化し, 数値例によりその有用性を示した.

今後の課題

- クラスの判別法をさらに検証する必要がある.
- 提案手法を実際の脳信号解析へ適用し, その有用性を検証する必要がある.

運動内部モデルの 切り替え現象の認証

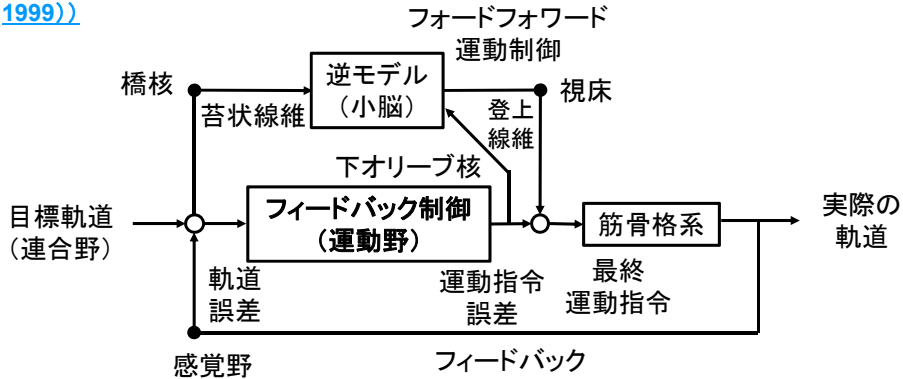
林 勲
関西大学

荻野 正樹
関西大学

はじめに

- 運動学習やスキル獲得に関して、川人らが提案した内部モデルや MOSAIC モデルは有用である。
 - **内部モデル**は、運動指令の入力と動作軌道の出力からなる**順モデル**と目標軌道と誤差信号の入力と運動司令の出力からなる**逆モデル**から構成される。
 - 順モデルの感覚フィードバックだけでは動作はなめらかではないが、逆モデルのフィードフォワード経路により正確な制御が可能となる。
 - **MOSAIC モデル**は、内部モデルの切り替えを構造化した計算モデルであり、責任信号予測器と尤度モデルによって適切な内部モデルを選択してなめらかな運動が可能となる。
- 本論文では、内部モデルや MOSAIC モデルの順モデルのフィードバック制御と逆モデルのフィードフォワード制御を議論するため、視覚・運動課題を用いてその機能の認証を議論する。
- 実験では、被験者の視覚・運動課題を通して、被験者の反応時間、動作軌跡、脳波を計測して、フィードバック機能とフィードフォワード機能を議論する。
- これらの議論と考察を通じて、MOSAIC モデルの一つの実現可能性について議論する。

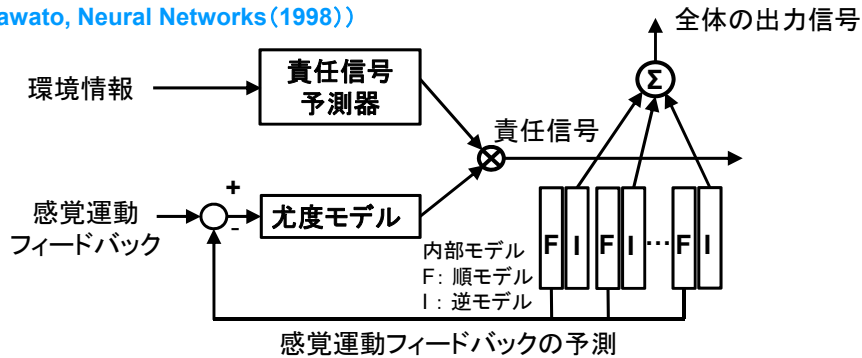
内部モデル(Wolpert, Science(1995), Kawato, Current Opinion in Neurobiology (1999))



- 小脳では、登上繊維の誤差信号が下小脳脚を経てプルキンエ細胞に伝達され、運動出力とタイミングを制御する順モデルと逆モデルを学習する。
- この順モデルと逆モデルを内部モデルと呼ぶ。
- 順モデルは運動指令を入力とし動作軌道を出力とする。
- 逆モデルは目標軌道を平行線維入力、誤差信号を登上線維入力として、出力は運動司令とする。
- 運動の開始時では、順モデルの感覚フィードバックだけでは動作はなめらかでないが、目標軌道と運動軌道との差を誤差信号として認識するフィードフォワード機能によって、逆モデルが誤差を調整し、なめらかで正確な制御が可能となる。

MOSAIC(Module Selection and Identification for Control) モデル

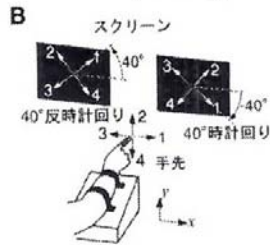
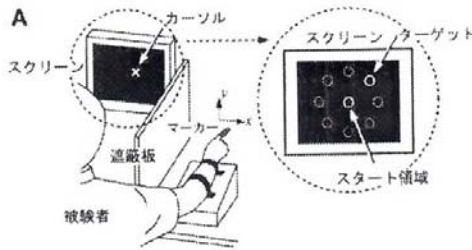
(Kawato, Neural Networks(1998))



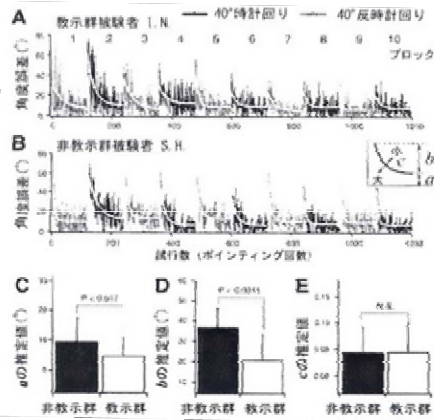
- MOSAIC モデルでは、内部モデルを責任信号予測器と尤度モデルにより切り替える。
- 責任信号予測器は、環境情報から最も寄与度の高い順モデルを選択する。
- 尤度モデルは、目標と運動軌道の差から順モデルと対の逆モデルの出力を増加させる。
- 責任信号予測器の選択は事前情報としてのトップダウン信号であり、尤度モデルの選択はボトムアップ信号といえる。
- 環境情報が与えられた場合には、運動開始前から予測的なモデル選択が可能であるが、環境情報が得られない場合には、モデルの切り替えは遅れ、尤度モデルの制御対象の逆モデルは急激な環境変化に追従できず、運動に伴い学習は徐々に進行する。

先行研究

Explicit contextual information selectively contributes to predictive switching of internal models, H.Imamizu, Experimental Brain Research (2007).



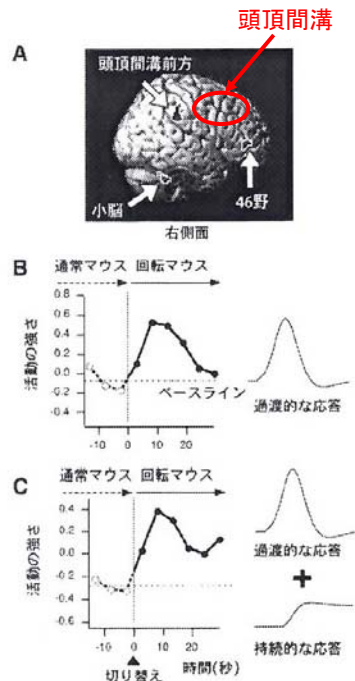
- 提示された表示ターゲットをすばやく指し示す実験で、動作結果の表示には40°のずれがあり、それを教示か非教示でどのような違いがあるかを解析した。
- 両方とも、ずれの切り替え時に反応時間が大きくなる干渉が見られた。
- 角度誤差は $y=a+bE^{-cx}$ の指数モデルに合致したが、bのみが教示に有意性が認められ、あとは同じ結果となった。
- したがって、教示は切り替え時に誤差減少には有用だが、適応速度を向上させるわけではないことを示している。



先行研究

Functional Magnetic Resonance Imaging Examination of Two Modular Architectures for Switching Multiple Internal Models, H.Imamizu, The Journal of Neuroscience (2004)

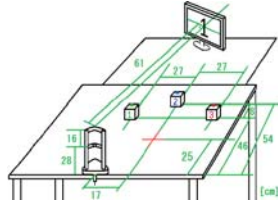
- MOSAICモデルの内部モデルの切り替えに関連する脳活動を調べた。
- 被験者はコンピュータマウスを操作し画面上をランダムに動くターゲットを追跡する。実験者はランダムにマウスとカーソル位置を変化させる。
- ただし、マウスは、(1)通常マウス、(2)120°反時計回りにずれる回転マウス、(3)マウス位置でカーソル速度が変化する速度制御マウスである。
- 脳波活動の結果から、前頭前野の46野、頭頂間溝の前方、小脳で活動の上昇が見られた。
- 46野では、一時的に活動が上昇し、すぐに定常状態に戻る過渡的応用(B)が見られた。
- 頭頂や小脳では、一度活動が上昇して定常状態に戻らず安定する持続的応答(C)が見られた。
- これらの結果から、46野は環境情報によるすばやいたップダウンの切り替えメカニズムに関与し、頭頂や小脳は感覚運動フィードバックに基づき徐々に進行するボトムアップの切り替えメカニズムに関与する可能性があることがわかった。



実験条件

視覚・運動課題における繰り返し学習の実験を通して、内部モデルとMOSAICモデルにおけるフィードフォワード信号の認証を行う。

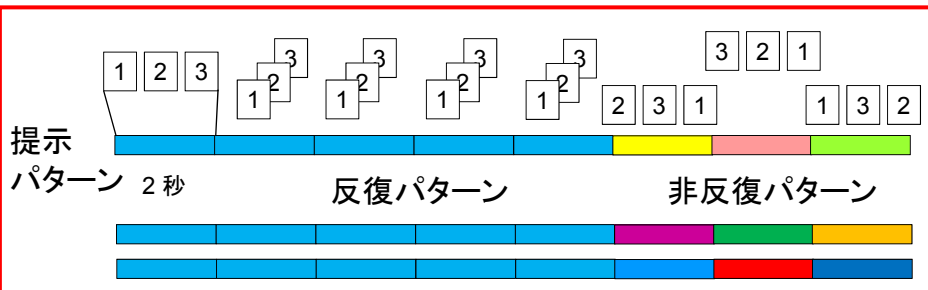
- 被験者：顎乗せ台で固定し、61cm前方のコンピュータ画面を直視する。
男性健常者 2名(年齢 20代前半, 利き腕: 右)
女性健常者 3名(年齢 20代前半, 利き腕: 右)
- 実験回数：各被験者は 168 個のパターンに対して 504 回のボタンを押す。
- 実験時間：各被験者の所要時間は約 40 分
- 計測：被験者の画面の数字提示からボタンを押すまでの反応時間と動作軌跡、及び、脳波の変化を記録した。



提示パターン

- 反復パターン：5回の数字(1, 2, 3)の表示
- 非反復パターン：反復パターンに連続して、3回の数字(1, 2, 3)の表示
- 提示パターン：反復パターンと非反復パターン
- 試行：3回の提示パターン
- 実験：3試行目と4試行目の間に10分間の休憩を入れ、7試行を行う。

試行

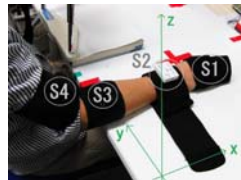


実験では、7試行の結果、各被験者は 168 個のパターンに対して 504 回のボタンを押す。

実験装置

- 無線動作センサ: TSND121 (ATR-Promotions 社製, サンプルング周波数: 100Hz)
被験者の右腕上肢の 4 箇所(右手の指, 手首, 肘, 肩)
動作軌跡の (x, y, z) の加速度と角速度を計測する.
- 多用途脳波計測装置: AP216 Polymatell (TEAC 社製, サンプルング周波数: 200Hz)
Fp1, Fp2, C1, C2, Cz, Pz, O1, O2 の EEG を測定する.
- 制御ソフト: Java Processing, Arduino を使用する.
制御には AP Monitor, Sensor Controller を使用する.

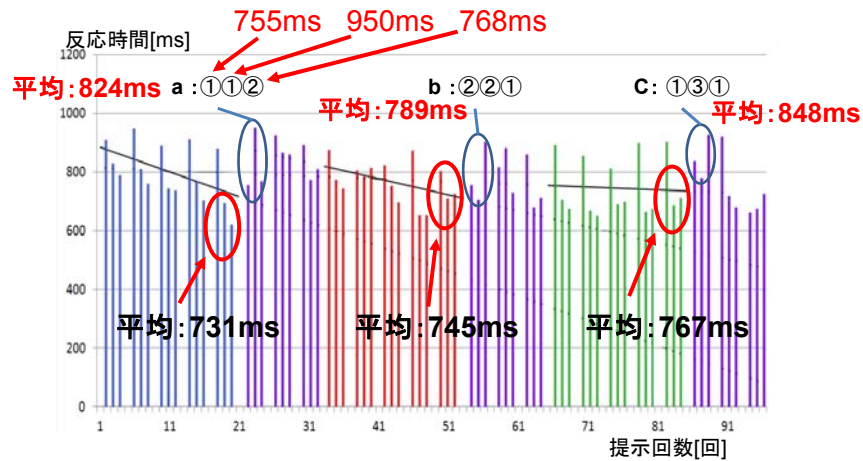
解析では、反復パターン表示の際に内部モデルの逆モデルによるフィードフォワード経路の高まりが期待され、非反復パターン表示時に MOSAIC モデルの内部モデルの切り替えが反応時間として観測できる。



実験プロセス

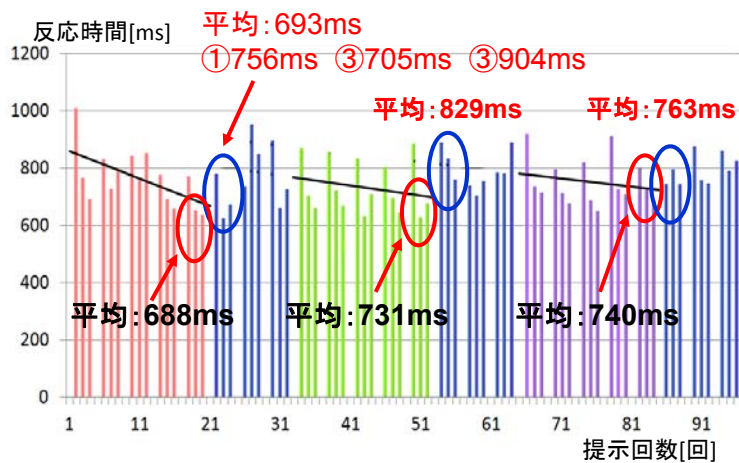
1. 被験者が実験同意書に記入する.
2. 被験者は顎乗せ台に固定され、頭部の 8 箇所 EEG 測定電極を装着し、利き腕(右腕)の 4 箇所に無線動作センサを装着する.
3. 非反復パターンの提示順序を乱数で決定し、反復パターンと非反復パターンからなる提示パターンを 3 回分繰り返した試行を 3 回分提示し、被験者の反応時間、動作センサの加速度と角速度、及び、EEG 脳波の変化を計測する
4. 10 分間の休憩後、残りの 4 試行での被験者の反応時間、加速度と角速度、及び、EEG 脳波の変化を計測する.
5. 被験者にアンケートを配布し、記入後に回収して実験を終了する.

第1試行の反応時間の結果



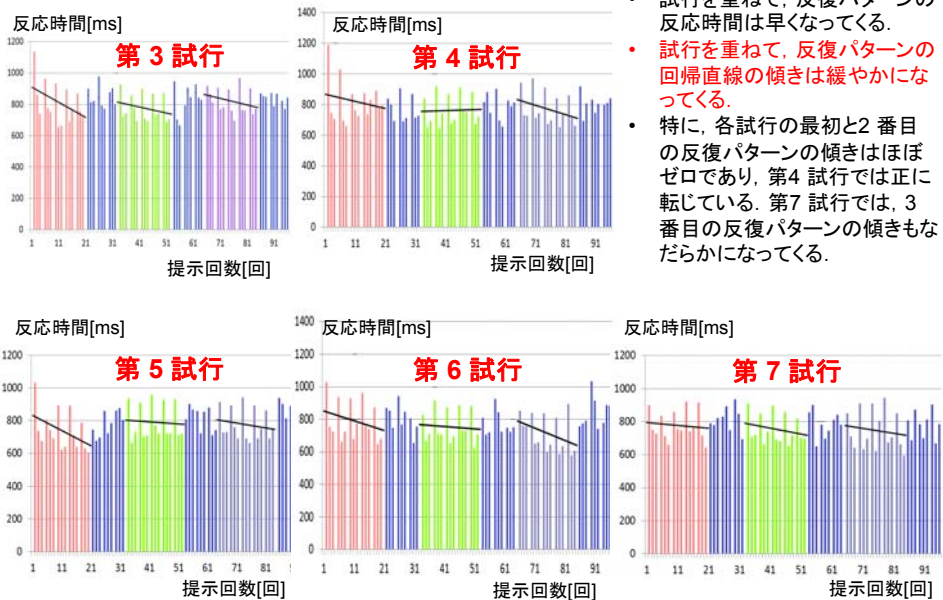
- 反復パターンの最初の提示番号「1」に対する反応時間は、3回で大差はない。
- 反復パターンの回帰直線の傾きは繰り返しのよって緩やかになっている。
⇒ 内部モデルのフィードバック経路からフィードフォワード経路への切り替え
- 反復パターン直後の非反復パターンに対する反応時間が遅い。
⇒ 環境情報がないので、MOSAICモデルでの内部モデルの切り替えが遅い

第2試行の反応時間の結果



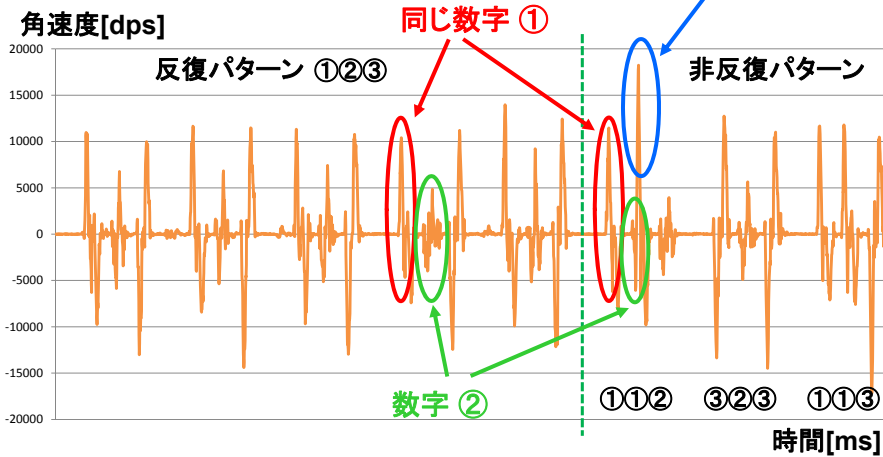
- 反復パターンの最初の提示番号「1」に対する反応時間が徐々に小さくなっている。
- 反復パターンの回帰直線の傾きは繰り返しのよって緩やかである。
⇒ 内部モデルのフィードバック経路からフィードフォワード経路への切り替え
- 反復パターン直後の1回目以外の非反復パターンに対する反応時間が遅い。
⇒ 環境情報がないので、MOSAICモデルでの内部モデルの切り替えが遅い

第3試行から第7試行の反応時間の結果



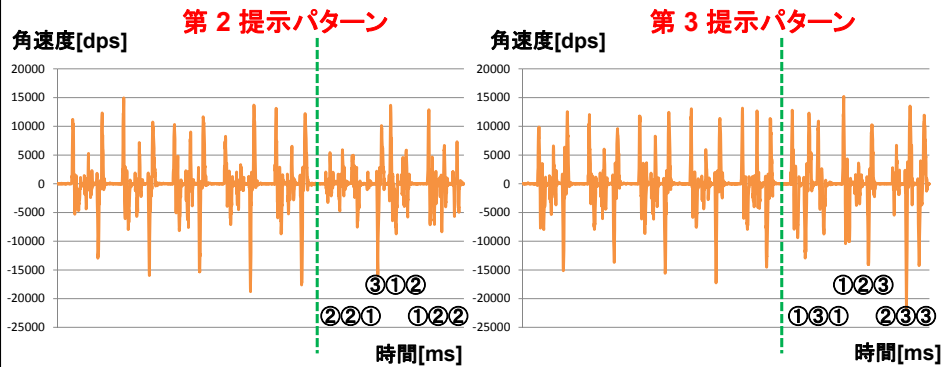
- 試行を重ねて、反復パターンの反応時間は早くなってくる。
- 試行を重ねて、反復パターンの回帰直線の傾きは緩やかになってくる。
- 特に、各試行の最初と2番目の反復パターンの傾きはほぼゼロであり、第4試行では正に転じている。第7試行では、3番目の反復パターンの傾きもなだらかになってくる。

指のZ軸方向の角速度(第1提示パターン)



- 非反復パターンの(1, 1, 2)の数字「1」では、角速度が反復パターンと同じ正方向(反時計回り)となり、ボタンを押した後、ニュートラル位置に戻るため指動作の角速度は負方向(時計回り)に振れる。
- 2番目の数字「1」に対する反応動作では、開始時は反復パターンの「2」のように負方向(時計回り)に動くが、数字「1」であるため、大きく反転して正方向(反時計回り)に回転する。

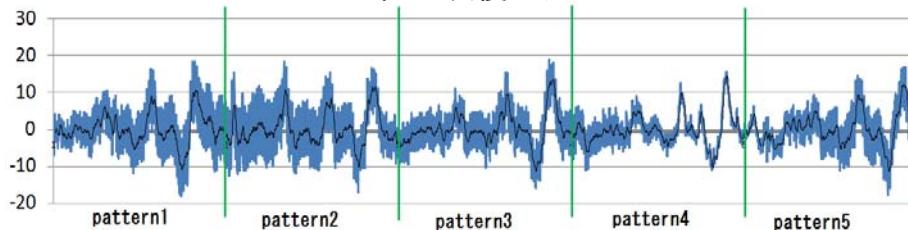
指のZ軸方向の角速度(第2提示パターン・第3提示パターン)



- 第1提示パターンの2番目の数字「1」に対する反応動作では、開始時は反復パターンの「2」のように負方向(時計回り)に動くが、数字「1」であるため、大きく反転して正方向(反時計回り)に回転する。
- この混乱は第2提示パターンでは若干見られるものの、第3提示パターンでは、ほとんど見られず、被験者が繰り返し学習により間違いを修正していることがわかる。
⇒ 環境情報を推定したMOSAICモデルの内部モデルの切り替えと解釈できる。

脳波の結果(左前頭部 FP1)

5回の反復パターン



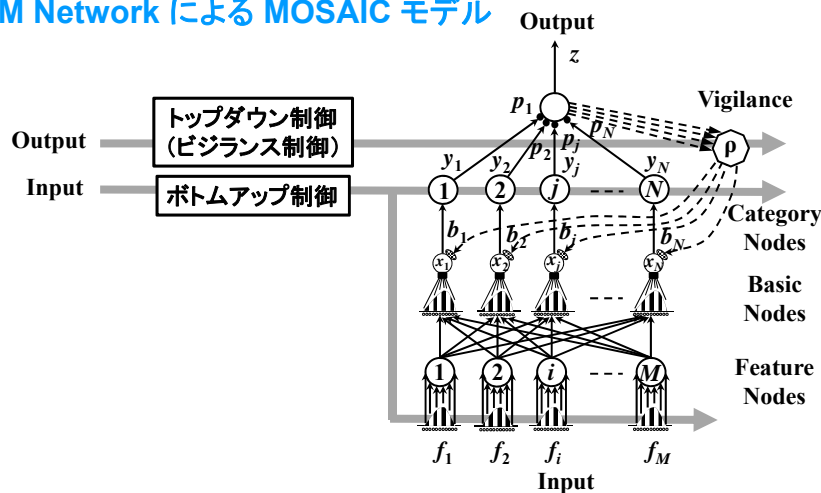
- 7試行21回のFP1での反復パターンの脳波の加算を表示した。
- 脳波の形状は5回の反復パターンとも類似している。
- しかし、反復パターンの平均値は0.16, 0.06, 0.11, -0.06, 0.11であり、1回目と2回目の反復パターンは分散が大きく(1回目:40.5, 2回目:49.8)、反復を繰り返すことによって3回目(34.5)や4回目(22.4)で脳波が安定している。
- なお、5回目の脳波の分散(32.9)値は上昇しており、これは繰り返し学習による非反復パターンへの事前準備であると考えられる。
- これらの結果から、パターンの繰り返し提示によって被験者の学習が確実に進み、その結果が脳波に出現していると考えられる。
⇒ この学習の順応性は、MOSAICモデルでの環境情報の推定と尤度モデルにより徐々に進行する順モデルから逆モデルへのボトムアップの切り替えによるものと考えられる。

考察

- 反応時間の結果から以下が明らかとなった。
 - 反復パターンの開始時では反応時間は同じで、内部モデルのフィードバック経路の初期学習は一定といえる。
 - 反復パターンの回帰直線の傾き変化が緩やかであることから、内部モデルのフィードバックからフィードフォワードへの切り替えは徐々に行われる。
 - 試行を規則的に反復すると回帰直線の傾きがほぼゼロとなることから、内部モデルのフィードフォワード機能は安定的に働く。
 - 非反復パターンの繰り返しによる反応時間の変化は認められず、MOSAIC モデルは安定的に働く。また、非反復パターンへの順応は比較的遅く、MOSAIC モデルの内部モデルの切り替えは速やかではない。
- 角速度の結果から以下が明らかとなった。
 - 被験者は反復が繰り返されることで動作規則が固定化し、内部モデルは安定化する。
 - 反復パターンと非反復パターンが類似している場合、動きの混乱が見られ、MOSAIC モデルの内部モデルの切り替えは速やかではない。
- 脳波の結果から以下が明らかとなった。
 - 脳波の形状は反復パターンで類似し、かつ、分散値が小さくなることから、MOSAIC モデルによる順モデルから逆モデルへの切り替えは徐々に進行する。

これらの考察から、内部モデルのフィードバック経路の初期学習は一定であり、フィードバック(順モデル)からフィードフォワード(逆モデル)への切り替えは徐々に行われ、フィードフォワード機能は安定的に働く。また、MOSAIC モデルでも環境情報の推定と尤度モデルによる順モデルから逆モデルへのボトムアップの切り替えは速やかではない。

TAM Network による MOSAIC モデル



- TAM (Topographic Attentive Mapping) Network では、入力を与えられると、特徴マップ層から基盤層への興奮性学習とカテゴリー層でのモデル選択が機動し、最適な順モデルが駆動する。
- 出力誤差がある場合は、出力層から基盤層への抑制機能によるトップダウン学習とビジランス機能により、最適な逆モデルが時間経過とともに出現する。
- カテゴリー層では、ノード生成法によって順モデルが自動生成される。

おわりに

- 本研究では、視覚・運動課題を通して、被験者の動作軌跡とその反応時間、脳波との関連から内部モデルの順モデルのフィードバック機能と逆モデルのフィードフォワード機能について議論した。
- また、MOSAIC モデルの内部モデルの切り替え機能について議論した。
- さらに、内部モデルと MOSAIC モデルの特徴について考察し、MOSAIC モデルの具体例を示した。

- 今後、MOSAIC モデルの具体的な数値検証や他の動作軌跡での脳波と反応時間との関連性について、さらに詳細に議論する必要がある。

模型ヘリコプターを用いた 橋梁データの収集とその評価

藤川浩史, 石橋 健, 古田 均
(関西大学)

はじめに

- 模型ヘリコプターによる橋梁データの収集
 - 人では困難な箇所データの収集
 - 小型カメラによる点検画像の撮影
 - 特定の箇所に対する鮮明な画像の撮影
 - データ収集の効率化
- 点検画像に対する損傷度評価システム
 - パターン認識技術を用いた自動評価
 - 特徴の抽出と選択の支援
 - 模型ヘリコプターとの連携

研究の背景

- 高所の橋梁のような人が立ち入りにくい箇所に対する点検
 - 風などの影響を受けながらの目視点検
 - 点検者の安全の確保にコストがかかる
 - 容易に点検を実施出来ない
 - 点検の頻度が下がってしまう

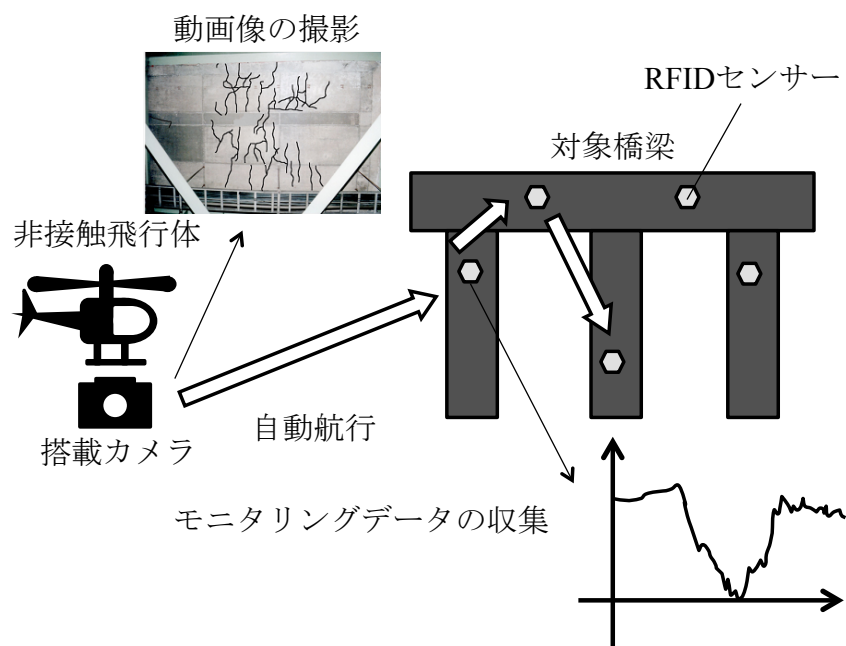
研究の背景

- 橋梁に無線センサーネットワークを構築
 - 電源供給のための設備が必要
 - 設備投資に大きなコストがかかる
 - 橋梁点検に適したシステムが必要

研究の目的

- 点検ロボットを用いた橋梁モニタリングシステムの提案
 - 模型ヘリコプターの適用
 - カメラより収集した画像を用いた損傷度評価

提案システムの構成



模型ヘリコプターによる 橋梁データ収集

報告内容

- ヘリコプターを活用した橋梁点検
 - 高所などの危険箇所を人の代わりに点検.
 - センサーのデータ回収, 写真撮影などを代わりに実施.
- セミパッシブ型RFIDセンサーを活用したモニタリング

システムを使う利点

- セミパッシブ型RFIDセンサー
 - 電源供給のための設備投資が不要になる.
- 模型ヘリコプター
 - 危険箇所に容易に接近出来るため, 安全性の確保などのコストを削減出来る.
 - 点検の頻度を上げることが可能になる

システムの有効性の検証

システムの有効性の検証として

- 模型ヘリコプターによる飛行実験
 - 飛行時の安定性とひび割れの撮影が可能かを確認
- RFIDセンサーによるデータの取得実験
 - センサーの通信可能距離の確認

以上2点の実験を行いました.

模型ヘリコプターによる飛行実験

- DJI製マルチコプターを使用し、カメラを搭載した飛行実験
 - GPSを利用した無操作時の姿勢安定機能はあるが、自動航行機能はなし.
 - 壁面にひび割れを模した用紙を貼付け、ヘリコプターに搭載したカメラで撮影.



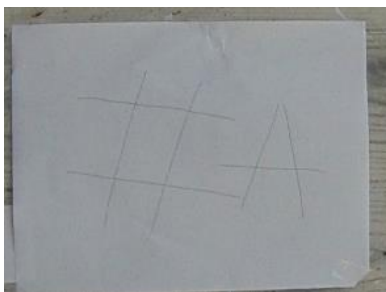
空撮の例

結果

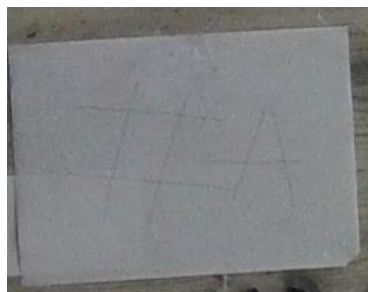
- 姿勢安定機能を利用していれば、強風の影響がない場合、安定した飛行ができ、RFIDセンサーの通信圏内を飛行が可能であった。
- ひび割れの撮影では、ズーム機能を用いない場合、2m以内まで接近しなければ、ひび割れを鮮明に撮影することが出来なかった。

撮影画像

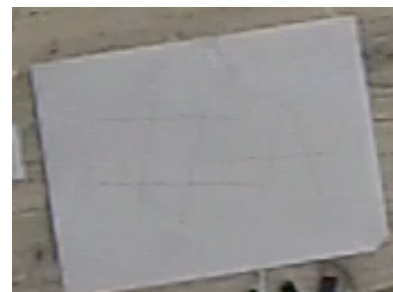
1m



2m



3m



2mを超えると鮮明な画像を撮影できない。

RFIDセンサーによるデータの取得実験

- RFIDセンサーによるモニタリングデータの取得実験

- 壁面に3軸の加速度が取得出来るRFIDセンサーを設置し、PCに接続されたRFIDリーダーでモニタリングデータを取得。



結果

- 5mまでの距離ではデータを取りこぼさずに取得が可能であったが、それを超えた辺りからデータの取りこぼしが発生し始めた。
 - 今回使用したRFIDリーダーには指向性があり、向きによっては5mを超えても取得が出来ることがあった。
- 確実にデータを収集するには5m以内に接近しなければならない

考察

- 飛行実験とモニタリングデータの取得実験の結果より、強風の影響がなければ、GPSを利用した自動航行によって、橋梁から5m以内に接近してデータの収集を行うことが出来ると予想される。
- ひび割れの撮影に関しては、ヘリコプターで2m以内に接近することが難しいため、カメラにズーム機能が必要である。

まとめ(1)

- 飛行実験などにより、GPSによる姿勢制御と自動航行、およびRFIDセンサーとの通信距離から、提案システムを実現することが出来ると考えられる。
- しかしながら、橋梁下部のようなGPSを利用できない箇所に適用することは困難と予想される。そのため、搭載カメラの映像と手動操作、飛行の安全性が今後解決すべき課題と考えられる。

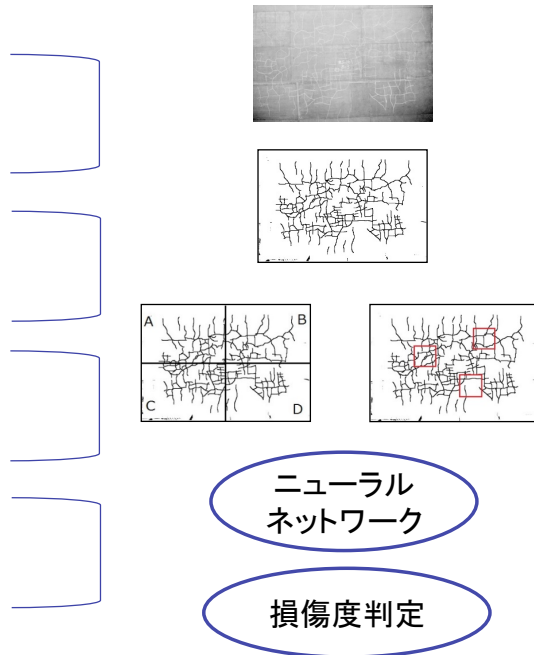
点検画像を用いた 橋梁損傷度評価

報告内容

- ひび割れの損傷度判定は、
簡便性から目視による外観評価が行われている。
 - 熟練技術者の退職と予算不足による人員削減が行われている現状では、損傷度の質の確保と作業を効率化する点検頻度の改善が必要とされている
- 本研究では、チョーキング無しの画像に対する処理と同様のものをチョーキングされた画像へ適用し、パターン認識による損傷度評価を行う。

研究全体の流れ

1. ひび割れ画像
2. ひび割れのみを抽出
3. 特徴量抽出
4. パターン認識処理
5. 損傷度判定

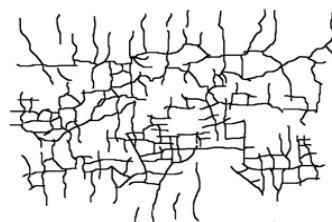


ひび割れの抽出方法

1. 画像の入力
2. フィルタ処理
(ガウシアンフィルタ)
3. 自動閾値処理
(2値化)
4. ノイズ除去
5. ひび割れを抽出

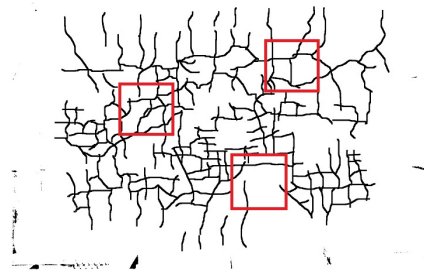
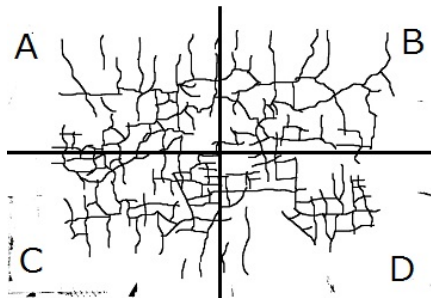


↓ ノイズ除去後



特徴量

- 平均・分散
 - 十字分割
 - 各領域に対する黒点の計算
- 密度
 - 33x33の四角形から黒点の数値を計算



実験概要

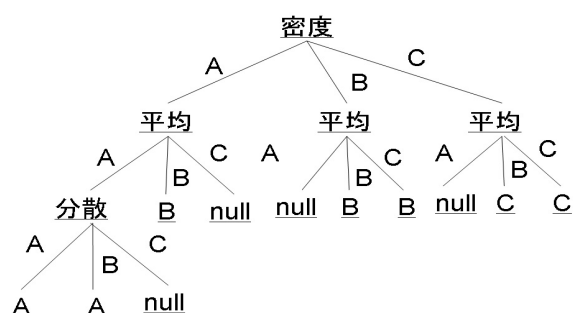
1. チョーキング有のデータに対して、
損傷度判定を行う
1. 1.で構築されたデータを基に、
未知データの認識を行う
特徴量における抽出法, 認識率の検証
3. 1,2で用いた同様の特徴抽出を
チョーキング無の画像に対して適用する
チョーキング有り無しの違いに対する検証

実験内容1

- 既存データ46枚
 - 損傷度(クラス) A、B、C
 - 教師データ 各損傷度ごとに5枚:計15枚
 - テストデータ 31枚
 - 識別器として、ニューラルネットワーク(NN)を用いる
中間ニューロン:8 学習係数:0.6 学習回数:
50000回
 - 教師データをランダムで選択し、5回試行した結果を以下のスライドで示す

実験結果1

	平均	分散	密度	ID3
平均	70%	65%	70%	74%
最大	83%	80%	83%	87%



ID3 決定木

考察1

- それぞれの特徴で、約7割の認識率を示した
- 1箇所集中して、ひび割れが起こっている画像は、実際の判定基準より、損傷度高くなる傾向がある
 - 特徴抽出を細分化する検討が必要



- 全体的にひび割れが分布している画像は、実際の判定基準より、損傷度が低くなる傾向がある

実験2

- 実験1で構築された決定木を基に新規(未知)データに対する認識率を検証する
- 未知データ25枚
 - 教師データ 既存データからABC各7枚:計21枚
 - テストデータ 未知データ25枚

NNのパラメータ設定は実験1と同様である

実験結果2

	平均	分散	密度
最大	50.4%	46%	56%
平均	56%	56%	56%

実験①でのID3決定木を使った識別結果

	ID3
最大	60%
平均	57%

考察2

- 本システムは約5割の認識率を持つことを示した
- 目視した際、実験1と損傷度が同じようなひびわれでも、未知データでは違う損傷度となっている
 - 画像認識に用いるために撮影されたものではなく、ノイズを多く含む



- ひびわれ画像だけでは、損傷度判定は困難である

実験3 チョーキングなし画像ひび割れ抽出について



まとめ(2)

- 実験1では、認識率約80%となり、高精度な識別結果を得ることができた
 - 実験2のように、違う場所などで撮影を行った場合、認識率が下がることがわかった
- ひびわれ画像のみでの損傷度判定は、未知データに対する場合、有効とは言えない
 - ひび割れ以外の付加情報が必要である
- チョーキングのないひび割れは、ある程度のノイズがあっても抽出できる
 - 撮影の条件に左右される可能性がある

結論と今後の展望

- 模型ヘリコプターを用いた橋梁データの収集
 - GPSを利用できる範囲での収集は可能
 - 利用できない橋梁下面の撮影は安全性の確保が必要
- 点検画像を用いた橋梁損傷度評価
 - チョーキングなしの画像からひび割れを抽出可能
 - ヘリコプターが撮影した画像に対する評価
 - 接近した撮影が困難であるため、画像処理による補正が必要
 - 画像以外の情報も含めた損傷度評価の検討

鋼橋の高力ボルト軸力診断への カオス理論適用に関する研究

Diagnosis for Axial Force of High-Strength Bolts Using
Chaos Theory

○大江真紀子, 広兼道幸, 小西日出幸,
鈴木直人

○Makiko Ooe, Michiyuki Hirokane, Hideyuki Konishi ,
Naoto Suzuki

はじめに

- 高度成長期に大量に建築された橋梁の老朽化
- 鋼橋の架設に利用されている高力ボルトも腐食や緩みが発生するため点検の必要性の更なる増加

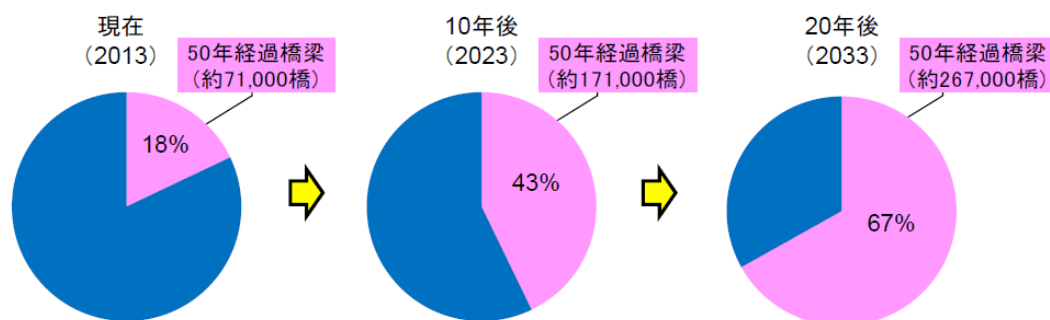


図1 50年経過橋梁の割合

点検法

- ひずみゲージ
 - 設置作業が単調・長い寿命
 - ✓ 軸力とひずみの関係のキャリブレーションと事前加工が必要
- 超音波軸力計
 - 初期ボルト長が既知であれば精度良く測定可能
 - ✓ 材質や温度の影響を受けやすい
- 打音法
 - 簡単かつ低コストに診断可能・もっとも一般的
 - ✓ 熟練技術者の経験や勘に依存

打音法の課題

- **経験技術者のみの方法では客観性や熟練者不足の問題**



打音データを分析し客観的で信頼性の高い定量的評価が必要

研究目的

打音データをカオス時系列解析法を用い分析, 定量的評価を行うことでのボルト軸力の識別法の確立

研究内容

1. 既存の高力ボルトの打音データを時系列やアトラクタで特徴の発見
2. 特徴を相関次元法を利用し軸力別に定量評価
3. 定量評価を基に閾値を設定し, 打音データの軸力を識別

使用する打音データについて①

- 「鋼橋の高力ボルト軸力診断技術の基礎的研究」より流用した時系列打音データ
- 高力ボルトを締め付けた要素試験体を架台に溶接し打撃
- ノイズの少なく、データ分析に有用な特徴量が検出出来るとされた環境のものを利用



図2 要素試験体

使用する打音データについて②

素材：F10TのM22

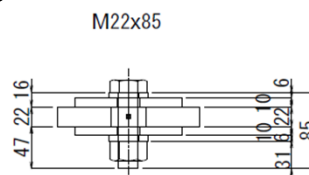
長さ：85mm

設計軸力：205kNを目安に100%，80%，60%の軸力のもの

叩く箇所：ナット辺

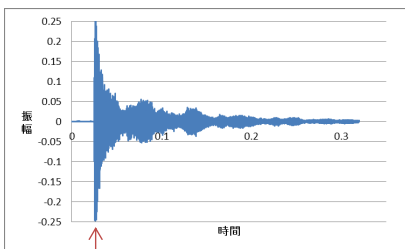
ハンマ：250gの点検用ハンマ

マイク位置：締め付け板の隙間，ボルト軸を狙った位置

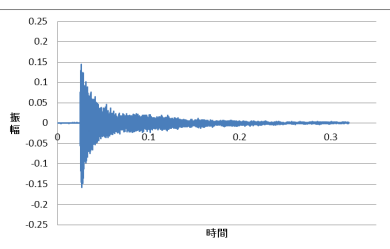


各軸力5つのサンプルデータを分析

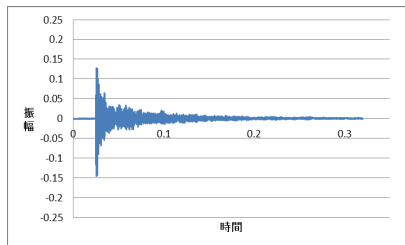
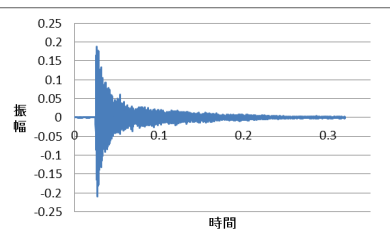
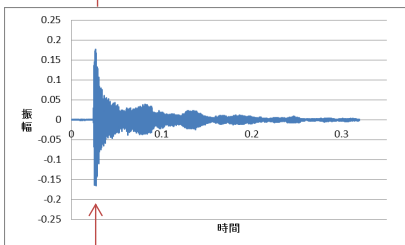
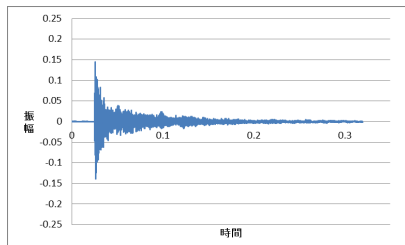
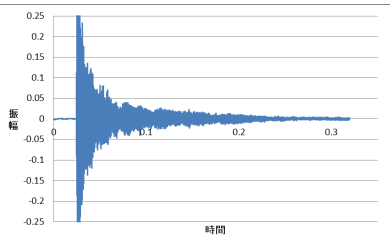
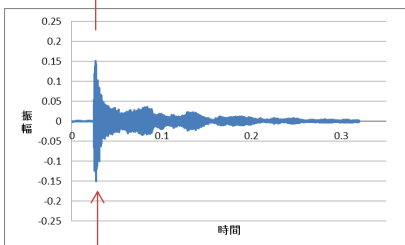
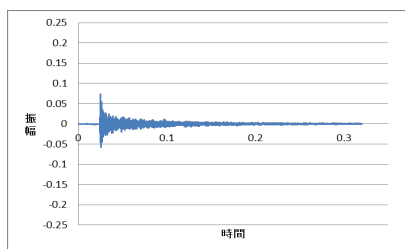
軸力100%



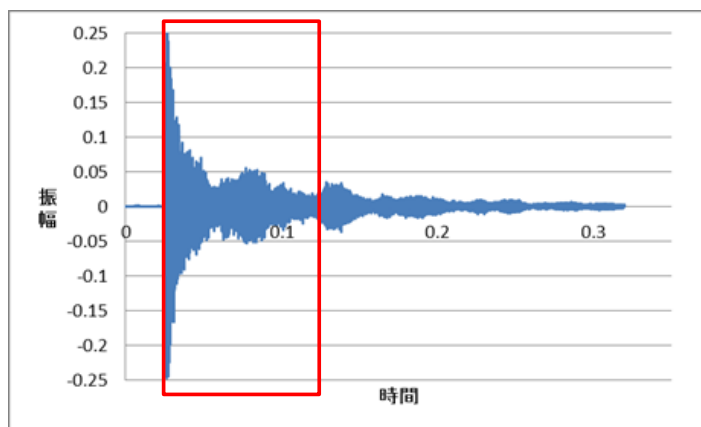
軸力80%



軸力60%



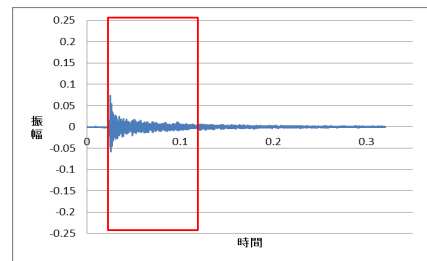
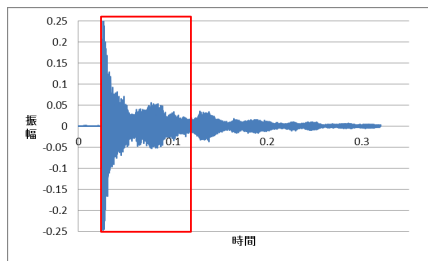
時系列データ



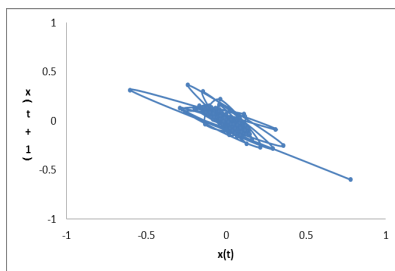
最大振幅から約0.1秒間の減衰に着目

アトラクタ構築

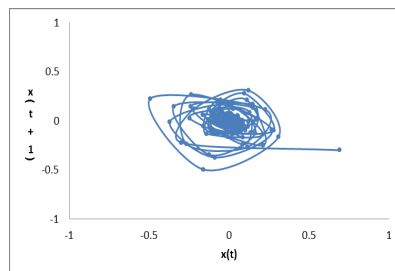
- 各時系列データの最大振幅から0.1秒間の中で等間隔で256点を抽出したもの
- アトラクタ図は2次元上にタケンスの埋め込み定理でプロットしたもの
- 減衰時の特徴を見やすくするため構築時に正規化



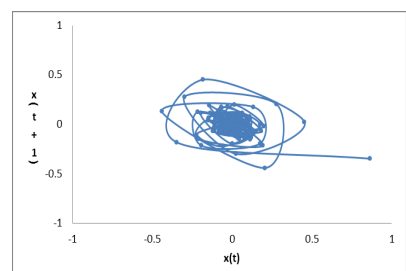
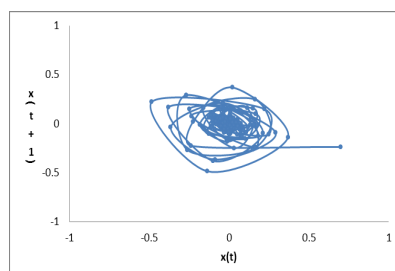
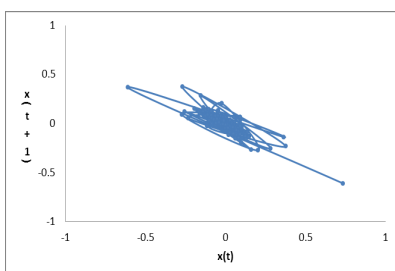
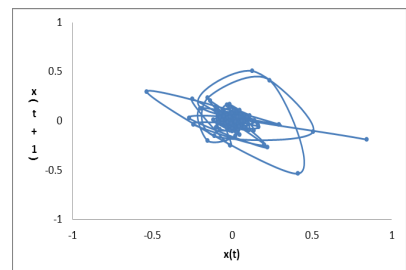
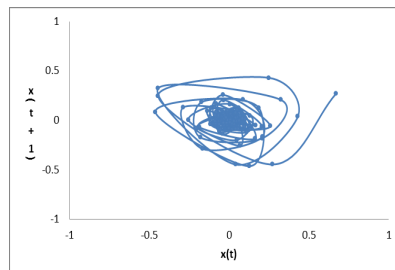
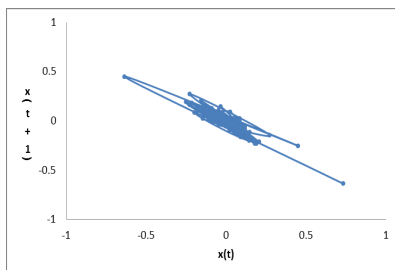
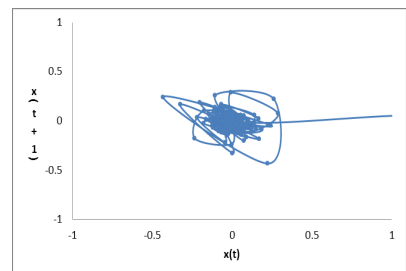
軸力100%



軸力80%



軸力60%



フラクタル次元

- 図形や不規則な変動の複雑さを定量化したものでカオス性を調べる際によく利用される
- 図形Sをある長さの物差しrと測った回数をN(r)とした時

$$N(r) \propto r^D$$

このDがSのフラクタル次元

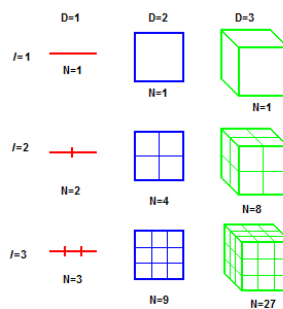


図3 単位図形による次元の定義

相関次元法

- 算出方法は
1. データを埋め込み次元nを変化させつつアトラクタ上の任意の点における半径rの超級と累積分布関数C(r)を算出
 2. 両対数グラフの傾きから相関指数vの変化を求める.
 3. 相関指数vは元データがカオス性を有するなら、ある程度高い次元に於いて一定の非整数の値に収束(フラクタル次元)

$$C(r) = \frac{1}{N^2} \sum_{i \neq j} H(r - \|\vec{x}_i - \vec{x}_j\|) \quad H(z) = \begin{cases} 1 & (z \geq 0) \\ 0 & (z < 0) \end{cases}$$

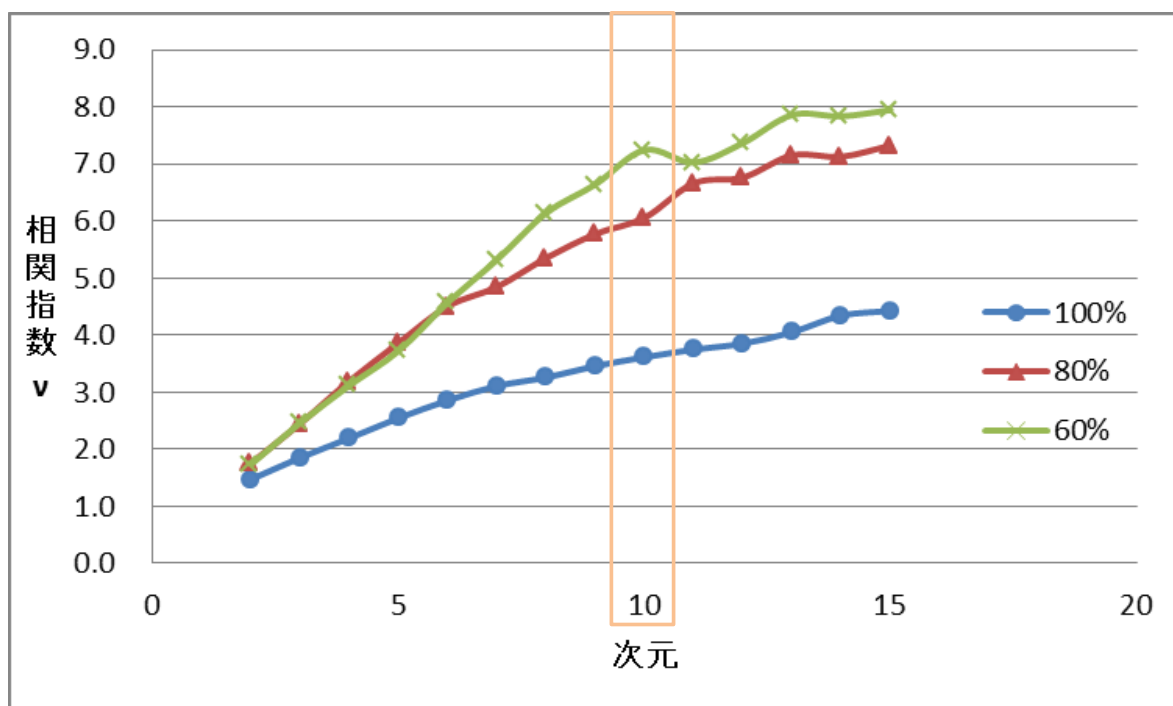
問題点

- フラクタル次元はノイズの影響を受けやすく相関指数 ν はノイズがあると値が一定にならない
- 打音データは収束するため恒常的なカオスではなく、微小なノイズも入っているためフラクタル次元は求まらない



各次元での相関指数 ν の値を軸力に比較する

計算結果



考察

- 低次元上だと軸力100%の健全時は明らかに他の2つと比べ値が低く、特徴的であるが軸力60%と80%の値の差が不明確
- 高次元上だと比較すると相関指数が60%>80%>100%となるため状態識別には特に値が明確である10次元の値を使用し、識別実験を行う

識別

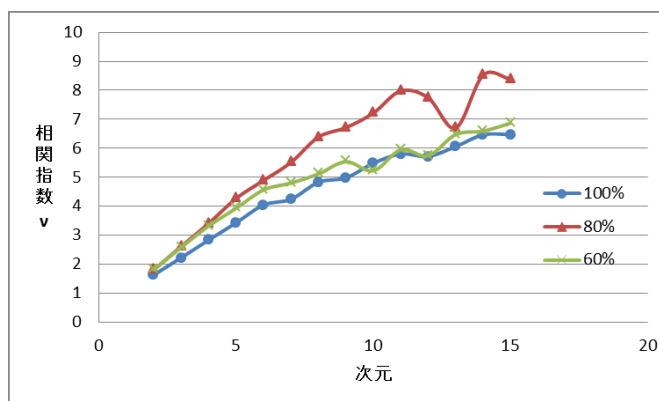
1. 分析に利用した各軸力5回分の打音データから、3回分の打音データをそれぞれランダムに選択
2. 全9種の打音データを学習用データとして、相関指数を算出し軸力を識別の閾値を設定
3. 各軸力の残り2回分、全6種の打音データを評価用データとして、閾値を使い評価用データの軸力を識別

表1 識別結果

		正解		
		軸力100%	軸力80%	軸力60%
分類	軸力100%	100	10	0
	軸力80%	0	90	10
	軸力60%	0	0	90

ボルト辺での検証

- ボルト辺での打音データは既存の研究においてナット辺よりもノイズが大きいという結果
- ナット辺での検証と同様の手法で相関指数を算出



まとめ

- 相関次元法にて求められる相関指数 v による打音データの初期減衰に対する定量評価によって、90%以上と精度良く高力ボルト軸力の識別が行えた
- ボルト辺はナット辺と違い識別が困難
- 今後の課題は、本研究に使った打音データ数が少なかったため、より多くのデータを分析、また識別実験や今回考慮しなかった塗料の有無やボルトの長さ、材質の違いによる結果の変化の確認の必要性

ARを用いた集中豪雨疑似体験システム における視聴覚情報の効果

Effect of the Audio-Visual Information in the AR Based Localized
Severe Rain Simulated Experience System

○ 松岡隼平, 広兼道幸

○ Shunpei Matsuoka, Michiyuki Hirokane

研究の背景

- 集中豪雨や台風が増加
- テレビを通じて雨量などの情報を取得しても、災害が発生することを想像しにくい
- 3D 技術の進歩・実用化とともに、現実環境にコンピュータを用いて情報の付加提示が可能

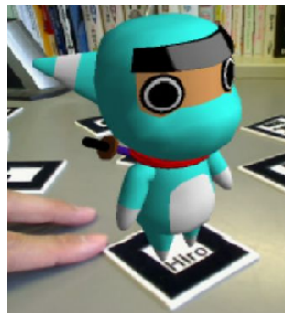
研究の目的

- 集中豪雨の再現
 - 雨音のリアリティの向上
- 危険予知能力の向上
 - 早期の避難
 - 降雨状況のイメージ



ARとは

現実世界にコンピュータを用いて
情報を付加提示する技術



AR

- ・位置情報を利用したAR



セカイカメラ

- ・マーカーを利用したAR



- ・マーカーを利用しないAR

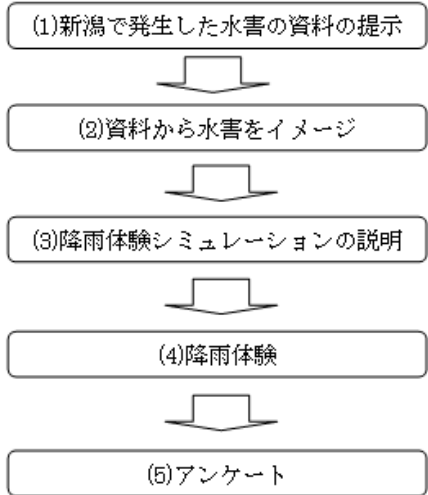


実験の目的

- ・危険予知能力の向上
 - 高槻市民の災害意識の改善
- ・音声の追加
 - ステレオ録音とバイノーラル録音の比較

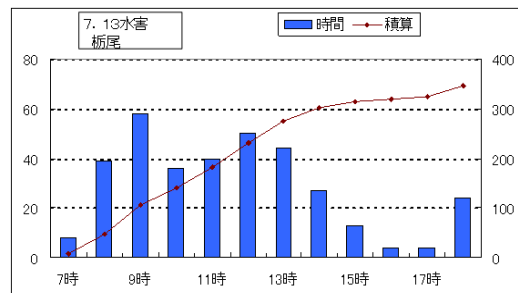
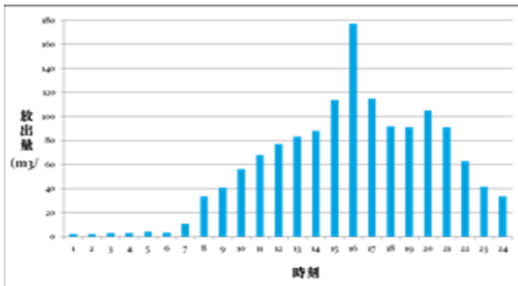
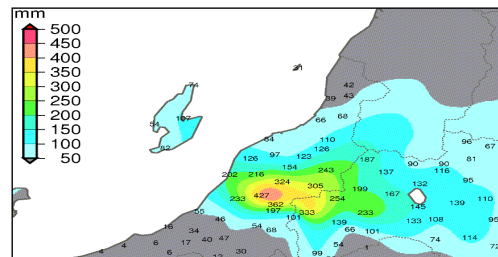
実証実験(Ⅰ)

- 2011年11月6日高槻市防災フェスティバルで実験
- 約60名に体験



水害の資料

死者	16人	全壊	70棟
負傷者	4人	半壊	5,354棟
出典 新潟地方気象台 総務省消防庁	一部損壊	94棟	
	床上浸水	2,149棟	
	床下浸水	6,208棟	



システムの概要

- 降雨量は4種類
 - 5mm/h,35mm/h,50mm/h,60mm/h
- 新潟県栃尾市をモデル
- 音声の追加



アンケート内容

- Q1.CGの雨は見やすかったですか？
Q2.CGの雨はリアルに感じましたか？
Q3.雨の音はリアルに感じましたか？
Q4.洪水が発生する雨量のイメージができましたか？
Q5.今回の体験が今後役立つと思いますか？
Q6.降雨体験車のブースには行きましたか？
Q7.(Q6.で「はい」にした人だけ)
災害をイメージできた順に順位をつけて下さい
Q8.災害をイメージできた順に順位をつけて下さい
Q9.あなたの年齢を教えてください
Q10.あなたの性別を教えてください
Q11.何か意見や感想などあればお願いします。

アンケート結果(1)

Q1.CGの雨は見やすかったですか？

Q2.CGの雨はリアルに感じましたか？

Q3.雨の音はリアルに感じましたか？

Q4.洪水が発生する雨量のイメージができましたか？

Q5.今回の体験が今後役立つと思いますか？

	Q1	Q2	Q3	Q4	Q5
とてもそう思う	13	8	6	8	10
そう思う	16	19	13	13	14
どちらとも言えない	5	4	12	6	8
そう思わない	0	3	1	5	2
とてもそう思わない	0	0	5	5	0

アンケート結果(2)

Q6.降雨体験車のブースには行きましたか？

Q7.(Q6.で「はい」にした人だけ)

災害をイメージできた順に順位をつけて下さい

Q8.災害をイメージできた順に順位をつけて下さい

Q7

	資料 1	資料 2	資料 3	資料 4	資料 5	拡張 現実感	降雨 体験車
1位	2	0	1	0	2	3	6
2位	0	3	0	1	4	2	4
3位	2	2	8	0	1	1	1

Q8

	資料 1	資料 2	資料 3	資料 4	資料 5	拡張 現実感
1位	0	1	4	1	9	2
2位	0	2	2	5	1	6
3位	1	5	4	3	1	2

アンケート結果(3)

- 19歳以下(小学生)と20歳以上

Q4.洪水が発生する雨量のイメージができましたか？

Q5.今回の体験が今後役立つと思いますか？

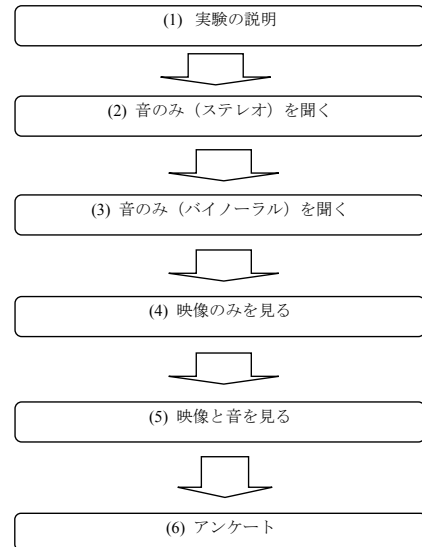
年齢	19歳以下		20歳以上	
	Q4	Q5	Q4	Q5
質問番号				
とても思う	6	6	2	4
そう思う	3	4	10	10
どちらとも言えない	1	3	5	5
そう思わない	3	2	2	0
とても思わない	2	0	0	0

アンケート結果(4)

- シミュレーションを体験できてよかった
- 再現度が高かった
- 水が溜まっていけば洪水が起こるイメージがしやすいと思う
- 降雨体験車の方が実感できたが表よりはリアルに感じられた
- もっといろいろな場面で活用できたらいいと思う
- ほかの災害事例がもっとほしい

実証実験(Ⅱ)

- 2013年11月9日高槻市
防災訓練で実験
- 芥川区の高槻市民30名



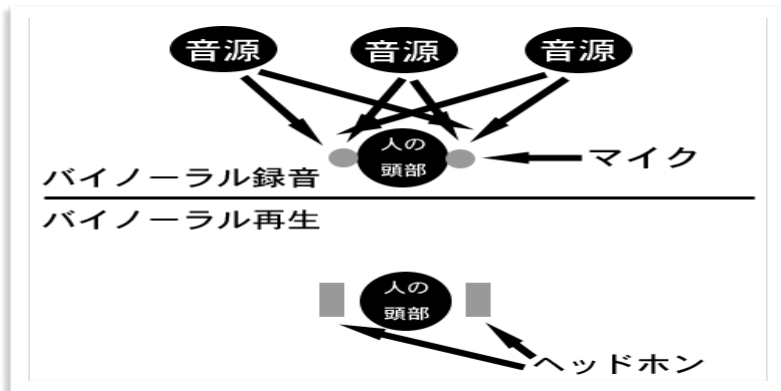
実験の概要

- 0~300mmの雨をARで再現
- ステレオ録音とバイノーラル録音

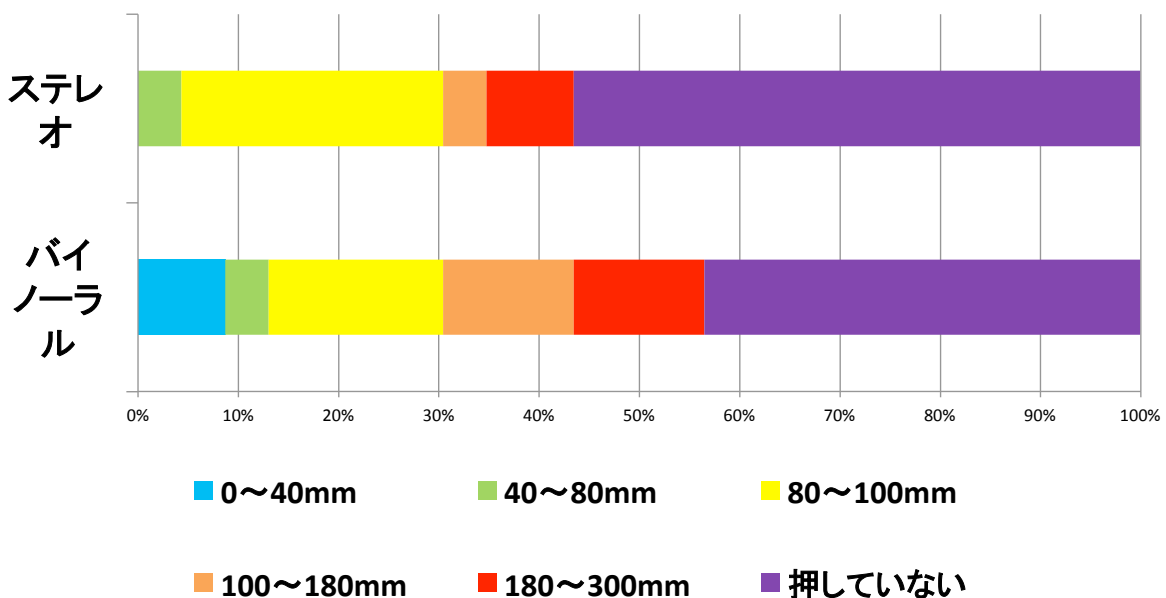


バイノーラル録音

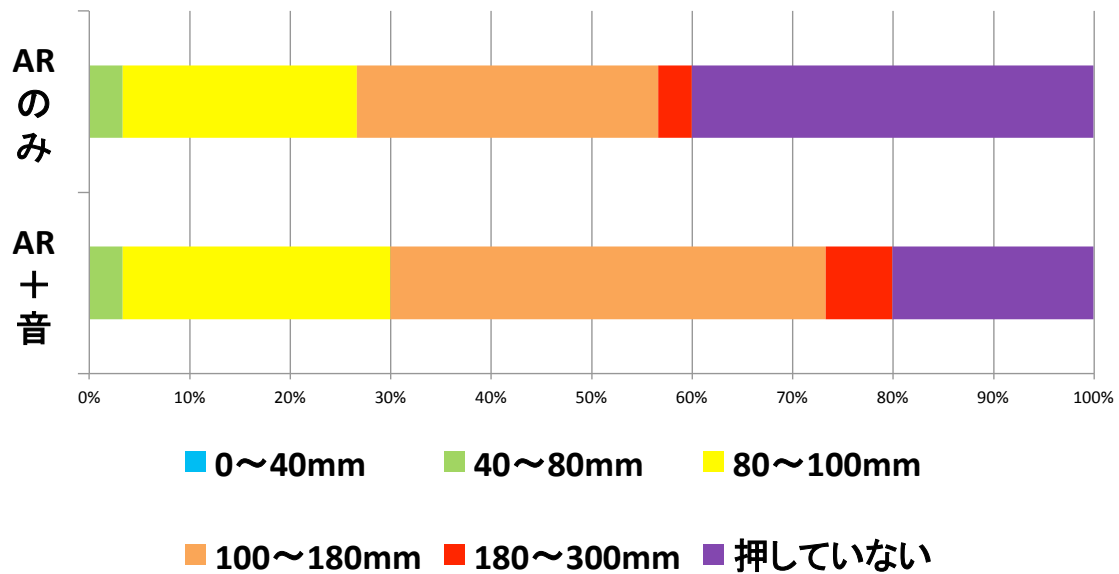
- 音の3D体験ができる
- 人間の鼓膜に近いところにマイクを配置して録音し、音の再生をヘッドホンで行うと、まるでその現場にいるような、臨場感の高い音を聴くことができる



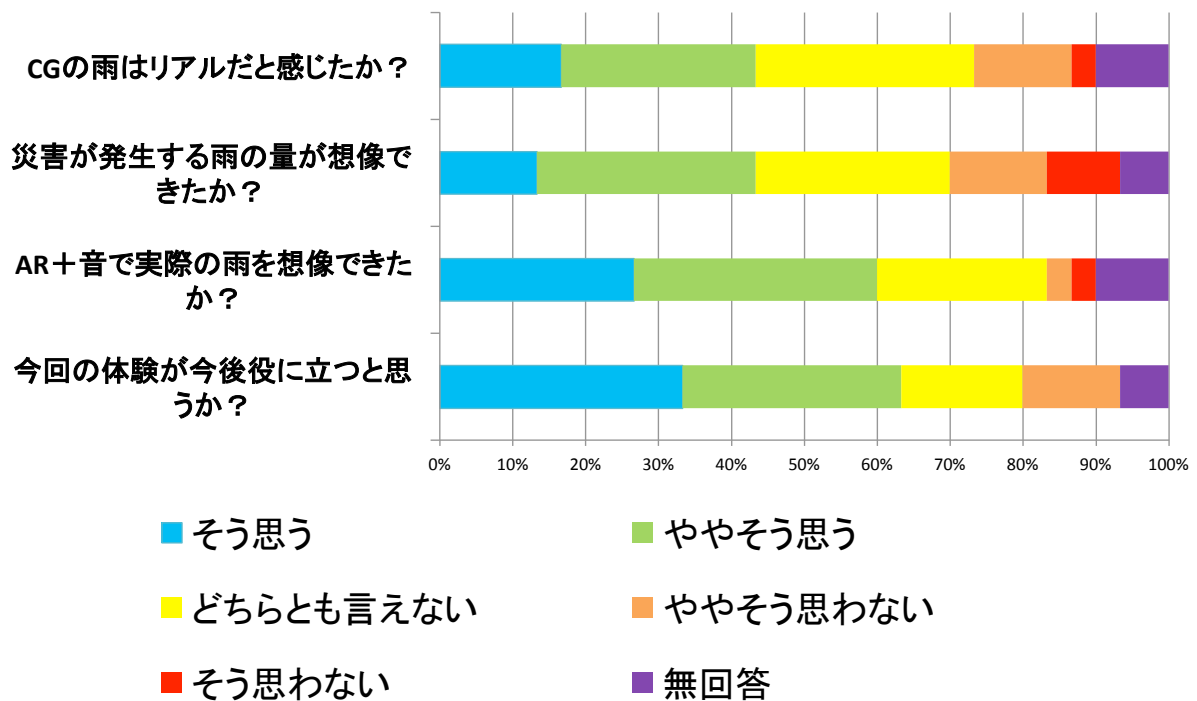
実験結果①



実験結果②



アンケート結果(1)



アンケート結果(2)

- 風の音があったほうがよい
- 音は大きな判断材料だと思う
- 水が地面に溜まっていく映像があったほうがよい
- 背景の色の変化が欲しい

まとめ①

- 5種類の資料と本シミュレータを比較したところ、本シミュレータの方が災害を想像しやすかった
- アニメーションの評価は高かったが、降雨体験車の降雨の再現度には至らなかった
- 本シミュレータは小学生の危険予知能力を高めることに向いている

まとめ②

- ステレオ録音に比べ、バイノーラル録音のほうがリアリティが高い
- 映像のみの実験と映像に音を付加した実験を比較した結果、映像に音を付加したほうが再現度が高い

無人機を利用した 橋梁検査のための基礎技術の開発

一画像からのリアルタイム形状復元と打音検査のための雑音分離

福井友季也・荻野正樹（関西大学）

日本のインフラ整備

- 日本は1960年代の高度経済成長期に道路や上下水道、橋などの社会インフラが一斉に整備された
- 整備が必要なインフラに対し、圧倒的に人の手が足りていない
- 実際に整備不足による事故も起きている
 - 笹子トンネル天井板落下事故（2012）
- 国土交通省は重点政策の「国民の安全・安心の確保」で取り上げている
 - 国土交通省重点政策2014

マルチコプターの利用

- マルチコプターを利用した打音検査
- マルチコプターの搭載したカメラによるSfMデータの利用

マルチコプターとは

- ヘリコプターの種類、2つを超える数のロータを搭載した回転翼機
- 近年、その性能が大きく向上し国土交通省の「次世代社会インフラ用ロボット（橋梁維持管理）」における現場検証対象技術にも多く用いられている



打音検査での利用

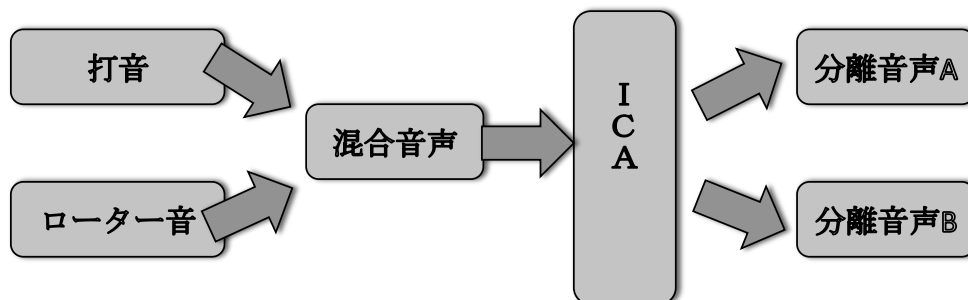
- 橋梁などの構造物には人の手の届かない箇所が多く存在する
- その検査をマルチコプターで行うことができれば橋梁検査車のような大型設備が不要になる



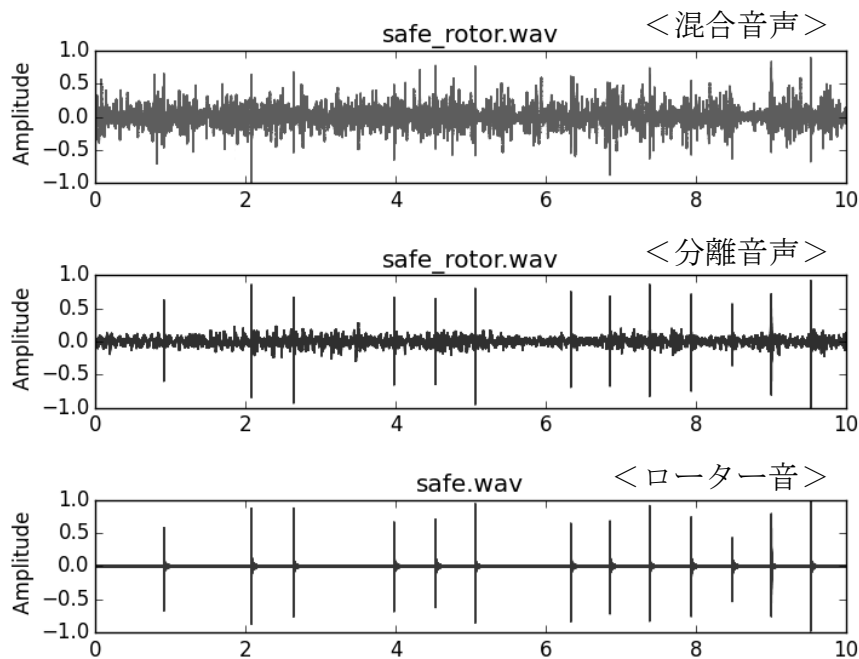
資料) 東日本高速道路株式会社

実験内容（打音）

- マルチコプターによる音声録音には、そのローター音の問題がついて回る
- 検査対象となる音データを確実に取り出す方法として「FastICA」による独立成分分析を行う
- 本実験における独立成分分析の流れ



実験結果（打音）



まとめ（打音）

- ICAを利用することで多少雑音としてローター音が残るものの充分、音声分析を行える打音を取得することが出来た
- この取得した音声进行分析することで打音検査自体も人間の代わりにコンピュータが行うことができると考えられる

マルチコプターの利用

- マルチコプターを利用した打音検査
- マルチコプターの搭載したカメラによるSfMデータの利用

Structure from Motionとは

- Structure from Motion（以下SfM）とはあるシーンをカメラの視点を変えながら撮影した複数枚の画像からそのシーンの3次元形状とカメラの位置を同時に復元する手法である



広島 土砂災害での活用



SfMの問題点

- SfMによる3Dモデルは土砂災害の調査に使われるなど注目を集めているが、その作成手順は以下のような流れであり避けられない問題点が存在する

<一般的なSfMの流れ>

多視点画像
の撮影

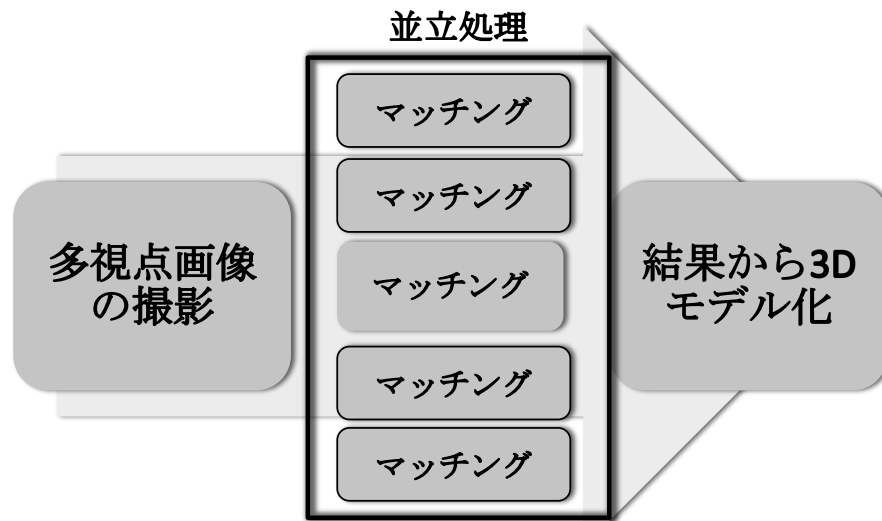
マッチング

結果から3D
モデル化

撮影後に処理を行うため結果が出るまでに時間がかかり
その結果も求めるものであるかがわからない

提案手法

<リアルタイムSfMの流れ>



指定枚数のみのマッチングを並立処理することで精度は下がるものの画像の入力を行いつつ、モデル化を行うことができる

動作画像

まとめと課題

<まとめ>

- 処理を省略しているため一般的なSfMによるモデルと比べると精度が下がるもののモデルを作成することが出来た
- リアルタイムで処理を行うことで撮影時に撮影不足箇所を確認することができ、また一般的なSfMによるモデルの出来も推測することができる

<課題>

- 処理の高速化（外部マシンを用いたオンライン化など）
- メッシュ、テクスチャを付加し完成度を高める

使用ツール,参考資料

- FastICA
 - <http://research.ics.aalto.fi/ica/fastica/>
- Bundler
 - <http://www.cs.cornell.edu/~snaveily/bundler/>
- Phantom2
 - <http://www.dji.com/ja>
- 国土交通省「次世代インフラ用ロボット」
 - <https://www.mlit.go.jp/common/001047636.pdf>

並列計算環境を使った Randomforest による 音声情報からの 脳波情報推定

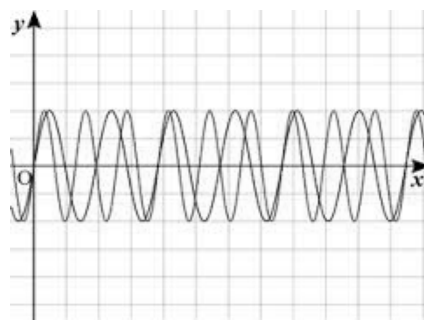
梅本侑作, 荻野正樹 (関西大学)

研究の背景

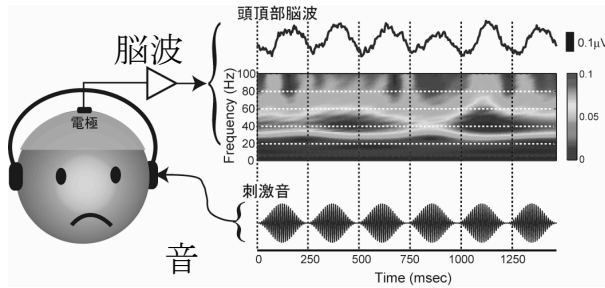
- ・インフラ検査の熟練者はどこに注意を払っているのか。
環境情報から推測→ロボットに応用! ?

- ・今回は **音** に注目
環境音からの脳波を推測
できるかについて調べた。

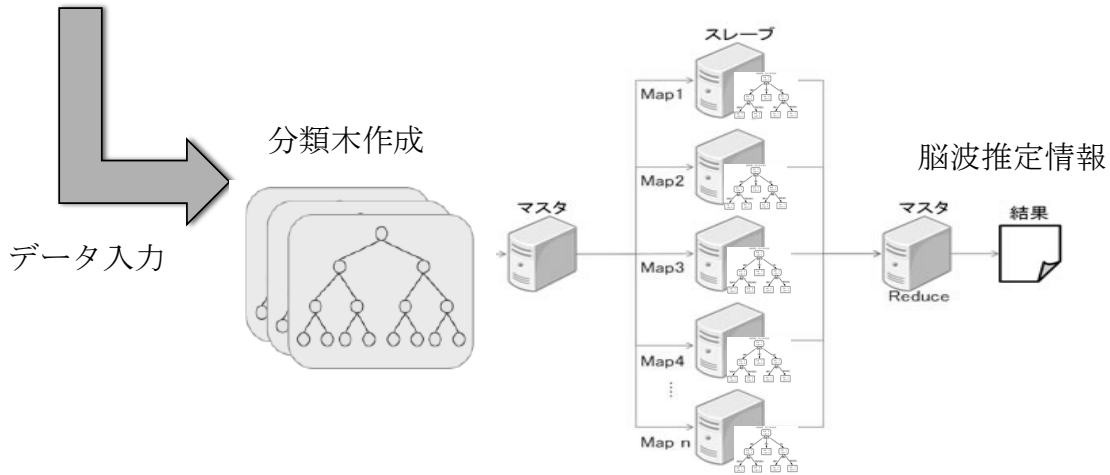
長時間の録音 = ビックデータ
= 分散処理



システム概要



・脳波と音のデータを同期し、分類木を作成。作成した分類木を分散処理し、脳波を推定する。



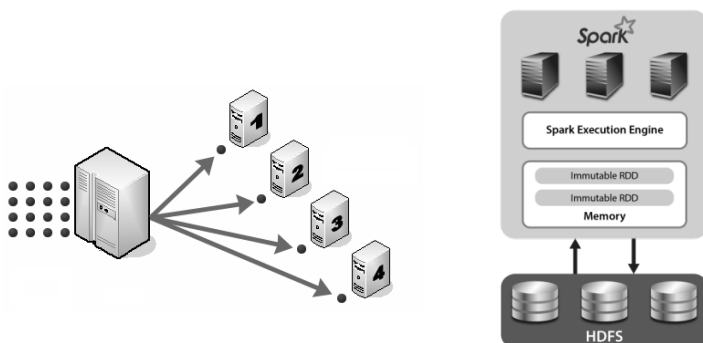
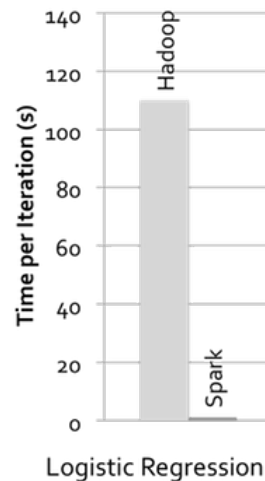
今回使うのがSpark



<https://spark.apache.org/>

カリフォルニア大学バークレー校のAMPLabが開発
2014年にApacheのトップレベルプロジェクトに昇格
<特徴>

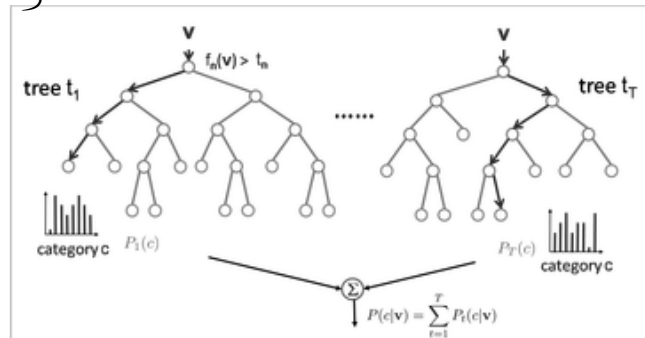
- 分散処理技術の一つ
- メモリ上のデータの再利用による高速化
- 従来のシステム(Hadoop)より高速
- 特に機械学習など反復計算の処理が得意



Random forest

- 2001年にカリフォルニア大学Leo Breiman が提案。
- 機械学習の技術の1つ

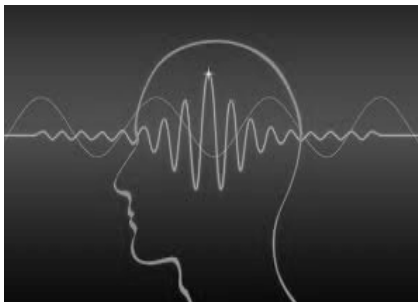
入力データからランダムにサンプリング。複数の決定木を使い、結果を導きだす



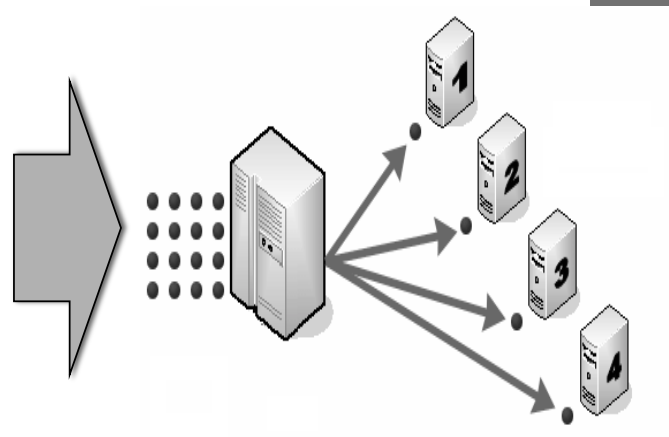
特徴

- 説明変数が多数であってもうまく動く
- 学習と評価が高速で高精度

実験概略



- 脳波と音を同時に取得

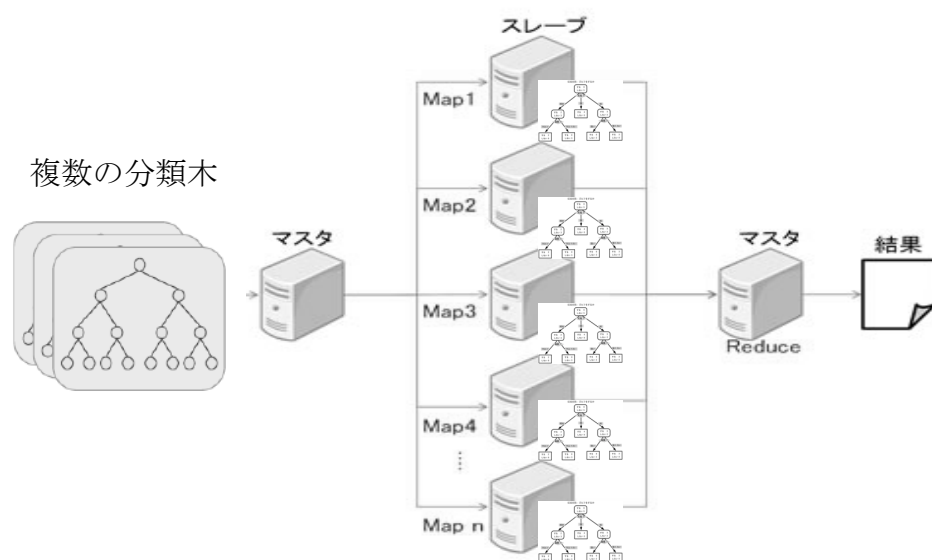


Sparkで分散処理

RandomForest の Spark への実装

工夫点

CPUのCoreごとに決定木を作成。=高速化



実験設定

脳波測定

マイク

スピーカー



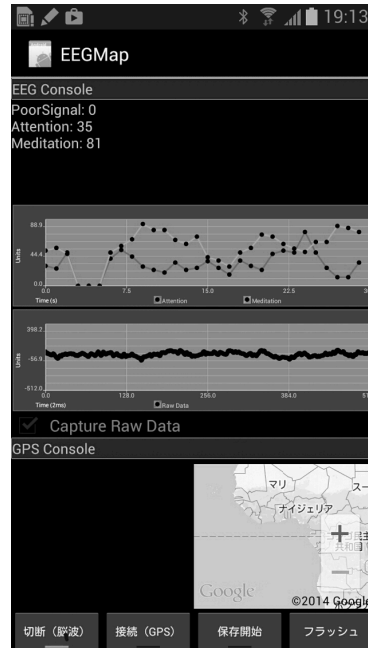
脳波計測

B3band 脳波



B3バンドの標準機能の集中力を計測する機能を利用

Androidでデータを取得



実験道具

- ・「世にも奇妙な物語」：20分を視聴
脳波データ：590KB
音データ：22.6MB

音データ

- MFCC(メルケプストラム特徴量) 12個
- pitch
- 音量

の14個のデータを29万5389サンプル取得

脳波データ

Attention Level

(B3bandの標準機能で集中度を0~100で出力される)

- ① 50以上を集中していると判断して判別解析
- ② 80以上を集中していると判断して判別解析
- ③ 0-50,51-80, 81-100 に3分割して判別解析

実験道具

学校のパソコンルームで分散処理

Imacのスペック

iMac 27-inch 2013

CPU : Intel Core i5 3.2GHz

メモリ : 16GB DDR3

1台 : 15GB , 4Core

6台 : 90GB , 24Core

11台 : 165GB , 44Core

でそれぞれで時間計測



実験結果 「脳波推定」

脳波推定

実験② (80以上) 88%の正解率

実験① (50以上) 75%の正解率

実験③ (0-50, 51-80, 81-100 に3分割) 67%の正解率

集中度が高い部分に関しては、Randomforestによる推定が可能

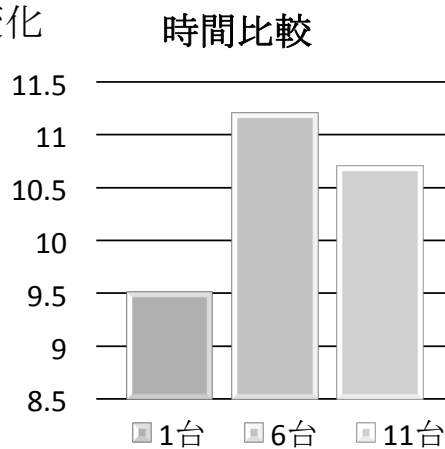
実験結果 「Spark時間」

Sparkの台数の違いによる時間変化

1台 約9.5秒

6台 約11.2秒

11台 約10.7秒



台数が多くなると、データ転送に時間がかかってしまうため遅くなる。

ご清聴ありがとうございました

3. 発表論文

鋼橋の高力ボルト軸力診断への カオス理論の適用に関する研究

広兼道幸¹, 大江眞紀子², 小西日出幸³, 鈴木直人⁴

¹正会員 関西大学教授 総合情報学部 (〒569-1095 大阪府高槻市霊仙寺2-1-1)

E-mail:hirokane@res.kutc.kansai-u.ac.jp

²非会員 関西大学大学院 総合情報研究科 (〒569-1095 大阪府高槻市霊仙寺2-1-1)

E-mail:imoimomaturi3@gmail.com

³正会員 日本橋梁株式会社 技術開発室 (〒675-0164 兵庫県加古郡播磨町東新島3)

E-mail:konishi@nihon-kyoryo.co.jp.

⁴非会員 日本橋梁株式会社 技術開発室 (〒675-0164 兵庫県加古郡播磨町東新島3)

E-mail:n-suzuki@nihon-kyoryo.co.jp.

現在, 高度経済成長期に建造された構造物の老朽化が進み, 維持管理対象にある構造物の数が急激に増加している. 橋梁も例外ではなく, 日本の50年経過橋梁の数は, 2011年時点で全体の9%の約15,000橋であるが, 2021年には28%に相当する44,000橋, 更に10年後には53%にも上る84,000橋にまで増加する見込みである. その中で, 鋼橋の架設に利用されている高力ボルトも時間経過と共に緩みが発生するため, 定期的に点検する必要がある. 様々な点検方法の中で, 打音法は低コストで危険を伴わず, 簡便に作業を行うことができ, 信頼性の高いよく使われる点検法である. しかしこの方法は熟練者の勘や経験に依る部分がある. そのため非熟練者でも高い精度で診断できることを目的として, 打音データからアトラクタを構築し定量的に評価することで状態識別を試みた.

Key Words : steel bridge, high-strength bolts, impact acoustics, chaos theory, attractor analysis

1. はじめに

現在, 高度経済成長期に建造された構造物の老朽化が進み, 維持管理対象にある構造物の数が急激に増加している. 橋梁も例外ではなく, 日本の50年経過橋梁の数は2011年で全体の9%の約15,000橋だが, 2021年には28%に相当する44,000橋, 更に10年後には53%にも上る84,000橋にまで増加する見込みである¹⁾. この様に橋梁全体の経年劣化が進む中で, 1960年代から鋼橋の架設に利用されている高力ボルトも時間経過と共に腐食や疲労により, 緩みが発生するため定期的に点検する必要がある.

高力ボルトの緩みを点検するためにひずみゲージや超音波等²⁾種々の非破壊検査法が利用されている. しかし, これらの方法の多くは, ボルトの抜き取りを前提とし, 測定精度を確保するため, 事前加工処理が必要になるなど, 施工性に問題がある. 一方, 抜き取りをしない方法については, 精度確保に問題がある. この問題の解決方法として打音法を利用すれば, 低コストで危険を伴わず簡便に作業を行うことが可能である. 従来の打音法は, 高力ボルトのナット側をハンマで打撃し, 熟練者が打音

を聞き分けることによって異常を検知するものである.

しかし, この方法は熟練者の勘や経験に依る部分があるため, 経験者とはいえ客観性に乏しい. 同時に熟練技術者の減少による人材不足の問題も抱えている.

そこで本研究では, 非熟練者でも高い信頼性を保ちつつ, 容易により正確な軸力診断が出来るデータ分析法の確立を目指す. 提案する方法は, 様々な分野において有用性が確認されているカオス時系列解析法³⁾⁴⁾⁵⁾を用いて, 定量的評価を行うもので, 打音データを分析し, ボルトの軸力の識別を行う. さらに, 識別精度の定量的評価を行う際, 小西らが行った文献6)において得られた打音分析の結果との比較を行った.

2. システムの概要

本システムは高力ボルトをハンマで打撃した際に発生する打音データに対して, カオス時系列解析法を用いて定量的評価を行い, 軸力の識別を行う. まず, 打音データに対して, アトラクタ解析を行う. 次に, アトラクタ解析の結果に対して, 相関次元法を用いて相関指数を算

出することで定量的評価を行う。予めサンプルの打音データから相関指数の平均を求め、識別に適した次元を決定した後、各サンプルの同次元上の相関指数を比較することによって、軸力ごとの閾値を決定する。その後、求めた識別に適した次元において、テストデータと閾値を比較し、軸力を推定する。

(1) アトラクタ解析

アトラクタとはエネルギーの散逸を伴う一般システムにおいて、定常的に長時間安定して観測し続けるシステムの状態のことである。ある散逸系のシステムにおいて、その状態変数（時々刻々のシステムの状態を表す数字の組）を多次元再構成状態空間上にプロットしていくと、そのシステムの過渡状態経過後の定常状態を表すアトラクタを見つけることが出来る。また、カオス性を有する時系列から再構成されたアトラクタはストレンジアトラクタとなる⁴⁾。

本研究では、打音データに対して遅れ時間をとることによって多次元状態空間に埋め込み位相構造を確認する。埋め込み方法はタケンスの定理を利用する。タケンスの定理は等間隔で得られた1変数の時系列データから多次元状態空間に埋め込む操作である。

(2) 相関次元法

相関次元法とはフラクタル次元を算出する手法の一つである。フラクタルとはフランスのMandelbrotにより考え出されたもので、複雑な形状の乱雑さを数値化して表現するための概念である^{7,8)}。海岸線のような図形のある物差しで測った長さを r 、同じ物差しで測った回数を $N(r)$ とした時

$$N(r) \propto r^D \quad (1)$$

が成立する。この D をフラクタル次元と呼び、フラクタル次元が大きいほど図形は複雑であるとされる。アトラクタのフラクタル次元を決定することで、カオス性を有する時系列データを特徴付けることができる。

相関次元法によるフラクタル次元の求め方は、データを埋め込むための次元 n を変化させつつ累積分布関数 $C(r)$ を求める。 N をサンプリング数とし、 $C(r)$ は2体相関関数の積分

$$C(r) = \frac{1}{N^2} \sum_{i \neq j} H(r - \|\vec{x}_i - \vec{x}_j\|) \quad (2)$$

$$H(z) = \begin{cases} 1 & (z \geq 0) \\ 0 & (z < 0) \end{cases} \quad (3)$$

を考える。元のデータがカオス性を有しているならば、 $\log r$ と $\log C(r)$ は次元数を増やしても整数でない定数になるため、両対数グラフの直線部の傾き ν から各埋め込み次元数の相関指数の変化を求め、値が飽和した位置をそのデータのフラクタル次元とできる。

3. 分析に利用する打音データ

本研究では、文献6)で用いた打音データの一部を利用する。利用したデータは、文献6)の打音データ取得方法の検証において最も識別率の高かったデータの採取環境である、市販されている1.3kgのセットハンマでナット辺を打撃し、内側に設置したマイクで集音した打音データを利用することにした。データ数は軸力100%、80%、60%の各5回分、計15回分である。これらのうち、各3回分のデータから相関指数を求めることによって、軸力識別の閾値を求める。そして、残りの各2回分をテストデータとし識別実験を行う。打音データを採取する際に使用した要素試験体や採取方法、検証結果を以下に述べる。

(1) 打音データ採取の要素試験体

打音データを採取する際に利用した高力ボルトの要素試験体を図-1に示す。要素試験体は、図-1のような高力ボルトを1本のみ締め付けたものを、架台に溶接で固定したものである。ひずみゲージで軸力を測定するために軸部に間を設けている。高力ボルトは一般的に使用されてきた、材質F10T、径M22とし、首下長さは標準的な85mmのものである。

(2) 打音データの採取方法

要素試験体の高力ボルトを設置した状況を図-2に示す。通常の施工要領と同様にトルクレンチで設計軸力(206kN)の60%程度で予備締めを行った後、ひずみゲージで軸力を測定しつつ設計軸力を目安に本締めを行っている。小西らが行った研究⁹⁾では、マイク位置やハンマの種類、叩く箇所などを変えて、どのような条件であれば最適な打音データが採取できるのかを検証している。

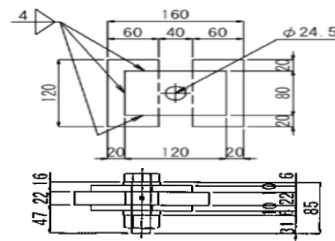


図-1 要素試験体図

(3) 既存研究の検証方法と結果

打音データ採取時の条件を表-1 に示す。表-1 の各条件において打音データを5回ずつ採取している。採取した打音データを周波数データに変換するために高速フーリエ変換を適用し、ハールウェーブレット変換でノイズを除去した。変換した周波数データを条件別に比較しながら、周波数分析を行った。検証の結果、叩く強さに関係なく、打音データ採取の際にはナット辺を叩き、マイクをボルト軸に隣接して設置すれば比較的ノイズが少なく、分析に有用な打音データが収集できることが分かった⁶⁾。

4. 分析結果

打音データからアトラクタを構築し、軸力毎に比較を行う。その後、相関指数を求め、軸力毎の閾値を決定する。最後にテストデータの相関指数と閾値を比較し、相関指数による識別が有用であるかを検証する。

(1) 打音データの分析

図-3、図-4、図-5 は打音診断の実験において得られた軸力 100%、80%、60%時の打音データの一例である。横軸は時間、縦軸は振幅である。図-3、図-4、図-5 を



図-2 試験体設置状況 (ナット側)

表-1 採取データ種別

首下長さ	軸力目安	マイク位置	たたき箇所	たたき位置	たたき方
100	100%	内	ナット	角	軽く
				辺	強く
			ボルト頭	角	軽く
		外	ナット	角	軽く
				辺	軽く
			ボルト頭	角	軽く
85	100%	内	ナット	角	軽く
				辺	軽く
			ボルト頭	角	軽く
		外	ナット	角	軽く
				辺	軽く
			ボルト頭	角	強く
	80%	内	ナット	角	インパルスハンマ
				辺	軽く
			ボルト頭	角	軽く
		外	ナット	角	インパルスハンマ
				辺	軽く
			ボルト頭	角	軽く
60%	内	ナット	角	インパルスハンマ	
		ボルト頭	角	軽く	
		ナット	角	インパルスハンマ	

確認すると、振幅の大きさ自体は軸力に対して比例または反比例などの関連性は見られないことが分かる。

また図-3、図-4、図-5 から、図-3 における初期振幅からの減衰が増減を繰り返しながら小さくなっていくことが分かる。他の4つの軸力100%の打音データにおいても似たような変化が見られたため、軸力100%の打音データの特徴と考えられる。軸力80%、60%においては、目視で減衰の特徴の違いを識別することができないが、軸力100%と同様に減衰に特徴がある可能性が考慮される。そのため、軸力100%時の打音データの最大振幅から約5%未満に十分に収束するまでの0.1秒間を基準⁴⁾にして、軸力の違いによる初期減衰に着目し、特徴を明らかにするため、アトラクタを構成する。

(2) アトラクタの構成

元の打音データで確認できた減衰の特徴を視覚的に理解するために、打撃により得られた時系列を遅れ時間ととって多次元状態空間に埋め込み、アトラクタを構成した。アトラクタを構成する際の埋め込み作業はタケンス

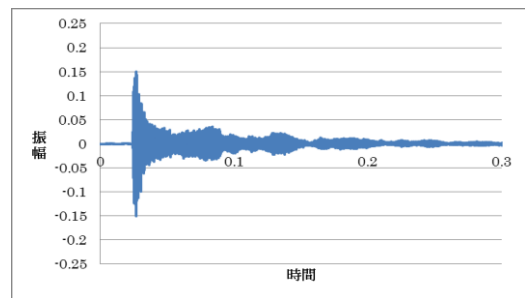


図-3 軸力 100%時の時系列データ

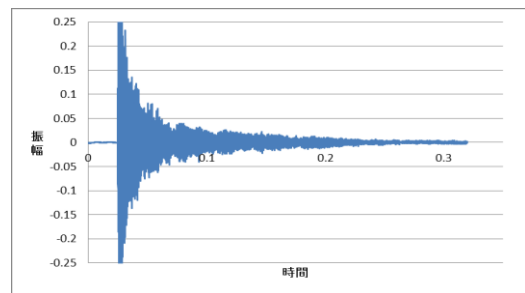


図-4 軸力 80%時の時系列データ

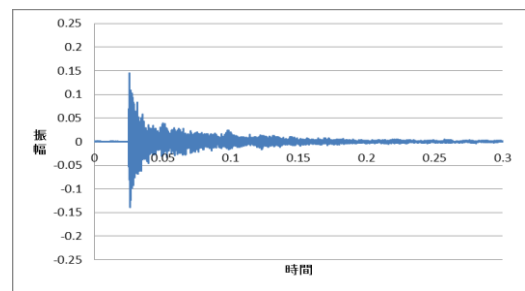


図-5 軸力 60%時の時系列データ

の埋め込み定理³⁾に基づいている。埋め込みデータは時系列データより各データの最大振幅から 0.1 秒後までを等間隔で取り出した 256 点を使用する。埋め込み次元は 2 次元とする。遅れ時間に関しては時系列予測分野において 1 が最適とされているために 1 に設定している⁵⁾。

図-3, 図-4, 図-5 のアトラクタ構成結果を図-6, 図-7, 図-8 に示す。図-6, 図-7, 図-8 から、軸力毎にアトラクタの位相構造に差異が表れることが分かる。軸力によるアトラクタの傾向として、図-6 より、軸力 100%の打音データからは、左上と右下を往復するアトラクタが構成されることが分かる。図-7 より、軸力 80%の打音データからは潰れた楕円を描きながら、ややゆっくり収束していることが分かる。図-8 より、軸力 60%の打音データからは、全体的に軌道が乱れながら収束していることが分かる。同じ軸力の他のデータにおいても、微妙な叩き方の強弱やノイズの影響で多少の差異はあったが、軸力が低くなる毎に収束時の乱れ方が不規則になりやすいことが分かった。しかし、軸力 80%のアトラクタと軸力 60%のアトラクタの違いは、視覚的には判別しにくいものもあり、アトラクタの視覚化だけでは軸力を識別するためには不十分と思われる。そのため、相関次元法に

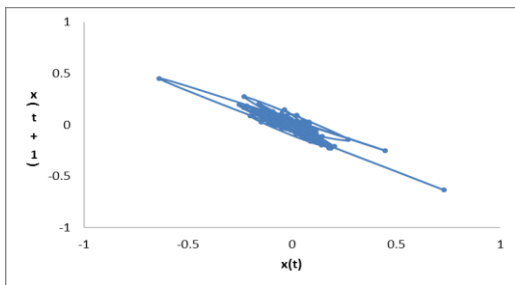


図-6 軸力 100%時のアトラクタ

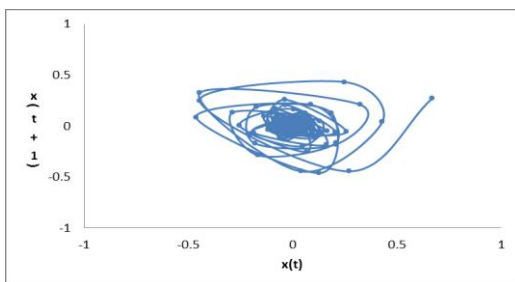


図-7 軸力 80%時のアトラクタ

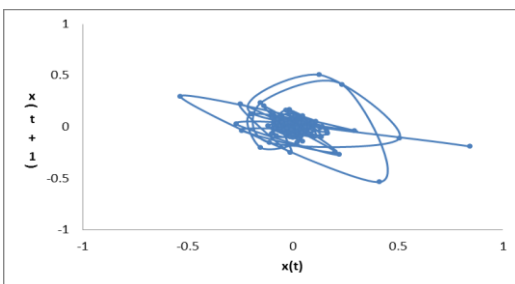


図-8 軸力 60%時のアトラクタ

より定量的評価を行うことによって、軸力の違いによる特性の違いを明らかにした。

(3) 相関次元による分析

軸力 100%のアトラクタのデータのの一つから埋め込み次元を変化させた $C(r)$ と r の関係を両対数グラフで表すと図-9のようになった。図-9のグラフの直線部の傾きから相関指数 ν を算出する。このグラフは 8 次元まで示しているが、実際の計算では 15 次元まで求め傾きを概算している。例として、図-10 は軸力 100%の中から 3 回分の打音データを取り出し、各次元に対する相関指数の値を示したものである。同様の処理を全データで行い、算出された軸力ごとの平均を表-2 に示す。

時系列データがカオスの挙動を取るならば次元が増加しても相関指数 ν の値は飽和するため、ある一定の値を保つ。しかし、本研究の打音データは一度の打撃から得られるものである。時間経過と共に振幅が減衰し、やがて原点に収束してしまうため、定常的にカオス性を有するとは考えにくい。また、相関次元法はノイズに敏感であり相関指数 ν はノイズがあると低次元上では値が飽和せず、次元に比例して大きくなり、フラクタル次元を決定することができない。今回採取した打音データも定常的なカオスではなく、図-10を見ると値が収束しないことからノイズが含まれていることが分かる。さらに、相関指数 ν は次元の増加と共に値が増加している。

そのため相関指数 ν からのフラクタル次元の決定は困難である。そのため本研究では定量的に評価するための指標として、アトラクタを基に算出したフラクタル次元ではなく、相関次元法でフラクタル次元を求める際に算出した相関指数 ν を比較する。表-2 の平均値をグラフ

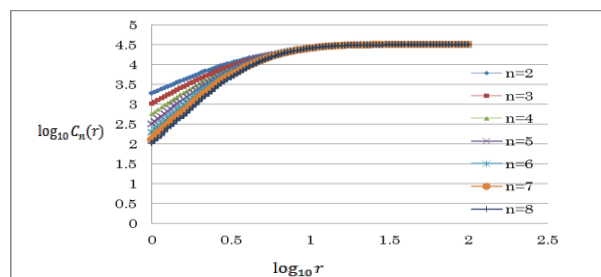


図-9 両対数グラフ

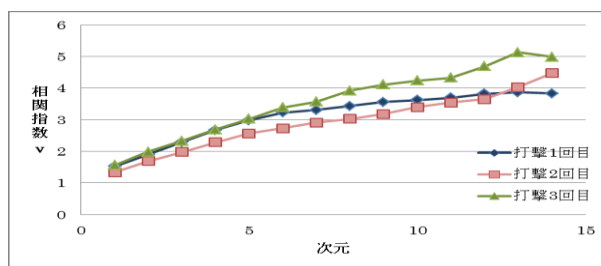


図-10 次元別相関指数データ(100%)

表-2 次元別相関指数の平均値(ナット辺)

ナット相関指数	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
100%	1.47594	1.85580	2.19877	2.55077	2.85837	3.11158	3.25916	3.46034	3.61427	3.74981	3.85375	4.05380	4.34440	4.42692
80%	1.76283	2.45697	3.20077	3.86936	4.51095	4.84854	5.35613	5.77421	6.06061	6.66302	6.76470	7.15250	7.12871	7.32451
60%	1.74195	2.46659	3.12408	3.73042	4.57676	5.32680	6.14199	6.64561	7.24605	7.02655	7.36873	7.85969	7.83610	7.94720

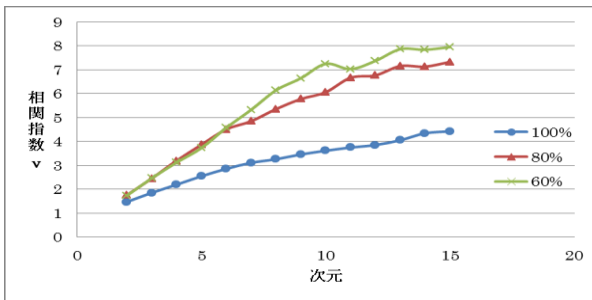


図-11 次元別相関指数平均グラフ (ナット辺)

表-3 学習用データの相関指数の値の例

		軸力		
		100%	80%	60%
回数	1	3.5622154	6.3778606	6.9544323
	2	3.1741658	5.4071560	7.9582768
	3	4.1064416	6.3968217	6.8254476

化したものが図-11となる。図-11を見ると高次元上において、軸力によって相関指数 v に差があることが分かる。また、軸力60%の相関指数 v は11次元で一度小さくなり10次元で値が飽和する傾向が見られ、軸力別に明確に差が出ていることが分かる。さらに、フラクタル次元はノイズに敏感であり、特に低次元だと判別が困難になる。これらのことから、今回の実験では10次元に埋め込んだアトラクタの相関指数 v を分析に利用することとした。10次元における相関指数 v の各値は表-3のようになった。表-3より、相関指数 v の値は各軸力で差があるため、軸力ごとに閾値を設定することにより、ある程度識別できることが分かる。

(4) 識別実験

本論文で提案した相関指数による識別がどの程度有効か確かめるため、分析に利用した各軸力5回分の打音データから、3回分の打音データをそれぞれランダムに選び、全9種の打音データを学習用データとして、相関指数を算出し軸力を識別するための閾値を求めた。更に各軸力の残り2回分の打音データ、全6種の打音データを評価用データとして、学習用データによって求めた閾値を使い軸力を求めた。例として、表-3より軸力100%と80%の識別時は100%の最大値(4.10644)と80%の最小値(5.40715)の平均4.75679を、軸力80%と60%の識別時は80%の最大値(6.39682)と60%の最小値(6.82544)の平均6.61113を閾値にして、軸力の識別に利用す

表-4 識別用データの相関指数の例

		軸力		
		100%	80%	60%
回数	4	3.78370	4.92288	7.57194
	5	4.08589	6.16490	7.69415

表-5 識別結果

		正解		
		軸力100%	軸力80%	軸力60%
分類	軸力100%	100	10	0
	軸力80%	0	90	10
	軸力60%	0	0	90

ることとした。表-5は、5回分の打音データから3回分の学習データを取り出してくる100パターンで識別した結果である。表-5から識別率は90%以上であり、相関指数 v による識別は高い精度を持つことが分かる。

(5) ボルト辺の検証

文献6)ではボルト頭を打撃することによって得られた打音データは識別に向かないとされているが提案手法ではどのような傾向が出るか調べた。前述した(1), (2), (3)と同様の手順で5つのサンプルから相関指数を求めたところ、次元別相関指数の平均は表-6と図-12のような結果が得られた。図-12を見ると、軸力80%よりも60%の値が全体的に小さくなっており、100%と60%も相関指数の差が殆ど見られず、高次元になっても相関指数の上下が曖昧である。表-6を確認すると、相関指数からは軸力の識別が困難であることがわかる。これらの結果より、ボルト頭を打撃した場合は、軸力の違いによる特徴を相関指数によって定量化は困難であり、小西らの研究⁹⁾と同じく識別には向かないという結果が得られた。

(6) 実験結果の考察

相関次元法によってフラクタル次元を求める際に算出した相関指数の値による閾値の設定によって、軸力を識別することができた。今回の場合、軸力毎に全9種の学習用データから閾値を決定し、全6種の評価用データを評価した。その結果、100%と80%では完全に識別できた。アトラクタでは識別の難しかった60%と80%も相関指数の値に差があり80%と60%の打音データ比較しても識別可能であった。このことから、今後更なる評価は必要であるが、相関次元法における相関指数の比較に

表-6 次元別相関指数の平均値(ボルト頭)

ボルト相関指数	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
100%	1.63288	2.22832	2.83768	3.42998	4.04643	4.24483	4.83081	4.98559	5.48398	5.80698	5.72168	6.06163	6.46658	6.47765
80%	1.80710	2.61755	3.41104	4.27237	4.89386	5.51753	6.38885	6.71495	7.21696	7.98233	7.73785	6.70186	8.52185	8.38780
60%	1.81144	2.58542	3.32093	3.93190	4.56755	4.80458	5.11664	5.54010	5.22795	5.95016	5.74660	6.47603	6.59379	6.86703

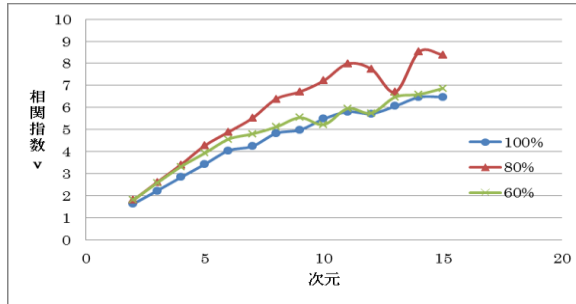


図-12 次元別相関指数平均グラフ(ボルト頭)

よる評価によって、軸力のある程度の精度で識別が可能であることが分かった。

5. おわりに

本研究では、ボルトの打音データに対して、カオス時系列解析法を用いて定量的評価を行い、軸力の識別を行った。本研究により得られた知見は以下の通りである。

- ・相関次元法にて求められる相関指数 v によって、定量的評価をすることで、軸力80%の打音データを100%と誤識別したケースが100ケース中10ケース、軸力60%の打音データを80%と誤認識したケースが100ケース中10ケースと精度良く軸力の識別が可能であることがわかった。
- ・提案した手法においても、ボルト辺から得られた打音データは識別に向かないという、文献6)で得られた結果と同様の結論が得られた。

今後の課題として、今回実験に使った打音データ数が少なかったため、より多くのデータを分析し、識別実験する必要がある。また、今回考慮しなかった塗装の有無等条件の違いによる結果の確認を行うことも挙げられる。

参考文献

- 1) 国土交通省：日本の橋梁の現況, www.mlit.go.jp/road/sisaku/yobohozen/yobo1_1.pdf, (2013.10.1 現在)
- 2) 西村昭, 加藤修吾, 神田正孝, 山崎信之, 米谷真二：既設高力ボルトの各種非破壊検査の特質, 橋梁と基礎 Vol.17, No.11, pp.26-33, 1983.11
- 3) 合原一幸, 池口徹, 山田慶司, 小室元政：カオス時系列解析の基礎と応用, 産業図書, 2000
- 4) 野村泰稔, 広兼道幸, 古田均, 川谷充郎, 小西日出幸：打撃音のアトラクタ解析に基づく鋼・コンクリート合成床版の剥離検出法の開発, 土木学会論文集 A vol64 No1, pp107-120
- 5) 長嶋弘幸, 馬場良和：カオス入門 減少解析と数理, 培風館, 1992
- 6) 小西日出幸, 鈴木直人, 広兼道幸, 中田弘一：パターン認識を用いた高力ボルトの打音による軸力診断技術の研究, 年次学術講演会, VI-102, 土木学会, pp.203-204, 2013.9
- 7) 二宮弘：様々なカオスとフラクタル, www.gavo.t.u-tokyo.ac.jp/~mine/japanese/soft1-2012/no6/pie.pdf, (2013.10.1 現在)
- 8) 高安秀樹：フラクタル科学, 朝倉書店, 1987.10

(2013. 7. 12受付)

DIAGNOSIS FOR AXIAL FORCE OF HIGH-STRENGTH BOLTS USING THE CHAOS THEORY

Michiyuki HIROKANE, Makiko OOE, Hideyuki KONISI and Naoto SUZUKI

Now, the deterioration of a structure built at period of high economic growth advances, and the number for diagnosis is increasing rapidly. The bridges is no exception, although the number of the 50-year progress bridges in Japan was approximately 15,000 of 9% of the whole in 2011, they are excepted to increase even to 44,000 which will be equivalent to 28% in 2021, and also 84,000 to be gone up also to 53% in ten years. Even among them, it is necessary to inspect the high power bolt used for the construction of the steel bridge in that regularly because the slack occurs with progress at time. We can carry out without being dangerous activity easily at low cost if we use hammering test. However, this method has a part depending on perception and the experience of the expert, and is insufficient of them. Therefore, we tried to evaluate quantitatively the atteacors that obtained from impact acoustics for the purpose of what even a engineers without enough experience can diagnose.

ARを用いた集中豪雨疑似体験システムにおける視聴覚情報の効果

関西大学[院] ○松岡隼平* 関西大学 広兼道幸**

Effect of the Audio-Visual Information in the AR Based Localized Severe Rain Simulated Experience System

Shunpei Matsuoka* and Michiyuki Hirokane**

*Graduate School of Informatics, Kansai University

2-1-1 Ryozenji, Takatsuki 569-1095, Osaka, Japan

Blackjack7743@gmail.com

**Faculty of Informatics, Kansai University

2-1-1 Ryozenji, Takatsuki 569-1095, Osaka, Japan

hirokane@res.kansai-u.ac.jp

1. はじめに

近年, 地球温暖化やヒートアイランド現象等の気象変化に伴い, 集中豪雨等の水害の被害が増加している. 集中豪雨は台風とは異なり予測が困難であり, 土石流や地すべりなどの土砂災害や洪水などの水害を発生させ, 被害がより拡大する傾向にある. 降雨による水害の典型的な被害として, 外水氾濫と内水氾濫がある. 外水氾濫とは, 川の水が堤防から溢れる, あるいはそれによって川の堤防が破堤した場合等に起こる洪水のことである. 内水氾濫とは, 市街地に降った雨が雨水処理能力を超え, 川が溢れかえってしまい水を排水できなくなり都市内部で浸水を引き起こすことである. 集中豪雨は他の大雨災害と比べて, 急激な豪雨により市街地における排水能力を大きく超えてしまうことが多く, 早いスピードで水位が上昇して氾濫を起こす事例が多い. 平成 24 年 7 月九州北部豪雨では, 河川の氾濫や土石流が発生し, 熊本県, 大分県, 福岡県で死者 21 名, 行方不明者 8 名となった¹⁾. 集中豪雨は台風とは異なり, 予測が困難である. また, 土石流や地すべりなどの土砂災害, 洪水などの水害を発生させ, 被害がより拡大する傾向がある. 集中豪雨などの災害時においては, 住民自らが危険を予知し早めに避難行動を起こすことが身の安全を守ることにつながるものと報告されている²⁾. しかし危険予知能力を高めるための教育はほとんどされていないのが現状である³⁾. 台風や集中豪雨などの災害を過去に経験した人に比べ, 経験していない人は危険予知能力が不足していると考えられる. このことは, 経験のなさに加えて台風や集中豪雨をテレビの映像やインターネットなどの画像を見ても現実味がなく, 雨や洪水の状況をイメージしにくいことが原因であると考えられる. このような経験のなさを解消するために大雨の体験が可能な施設が滋賀県のアクア琵琶にあるが, 高価な機材や広い場所が必要である⁴⁾.

近年, 3D 技術の進歩・実用化とともに, 現実環境にコンピュータを用いて情報の付加提示が可能となり, 拡張現実感 (AR; Augmented-Reality) に関する研究が急速に進んでいる. 比較的手軽に安価に現実感を味わうことができる技術として, 拡張現実感が様々な分野で注目を集めている. AR とは現実の環境から視覚に与えられる情報に, コンピュータが作り出した情報を重ね合わせ, 補足的な情報を付加する情報処理技術である. そこで, 辻原

らは, 拡張現実感と音を用いた集中豪雨疑似体験シミュレータを開発し, その有用性について検証した⁵⁾. 実験結果から, 被験者がより被害を想像できるよう, リアルティを向上させることが課題として残されていた.

そこで 1 回目の実験では, 集中豪雨に対する危険予知能力を高めることを目的として, 集中豪雨を疑似体験できるシミュレータを作成し, 過去の災害資料による防災教育との比較を行うことで集中豪雨疑似体験シミュレータの有用性を検証した.

また 2 回目の実験では, 集中豪雨の疑似体験シミュレータに使用する雨音の再現方法にバイノーラル録音を用いた. バイノーラル録音は, 永野らが実際に騒音環境にいるような心理的感覚を得ることに成功した録音方法である⁶⁾. さらに, その効果を検証するため, 訓練参加者に本シミュレータを実際に体験してもらい, 視覚情報と聴覚情報が危険予知能力に与える効果を検証した.

2. システム概要

2.1.1 集中豪雨疑似体験シミュレータ (平成 23 年度)

本研究では, 拡張現実感という情報処理技術を使い, ヘッドマウントディスプレイを使用した集中豪雨疑似体験シミュレータを開発した. 集中豪雨疑似体験シミュレータは, 2004 年 7 月 13 日に新潟・福島での大水害で, 特に雨量が多かった新潟県栃尾市の降雨状況をモデル化したものである. ヘッドマウントディスプレイにはイヤホンも装備されており, 本装置を着用することで, 災害発生時の豪雨を映像と音によって疑似体験することができる.

2.1.2 集中豪雨疑似体験シミュレータ (平成 25 年度)

本研究では, 拡張現実感という情報処理技術を使い, ヘッドマウントディスプレイを使用した集中豪雨の疑似体験シミュレータを開発した. 本装置を着用することで, 災害発生時の豪雨を視覚と聴覚によって疑似体験することができる. また, 雨音については, 臨場感の得られる再生音場の表現を意図し, ステレオ録音に加え, バイノーラル録音も使用した. これらを比較・検討し, 本シミュレータの有用性について検証した. 本研究では, 0~300mm からの雨を再現した. 雨による大規模な災害の発生するおそれが強くなる降雨量は 1 時間に約 80mm で

あると報告されている⁷⁾。

2.2.1 3D-CG アニメーションの作成 (平成 23 年度)

降雨の 3D-CG アニメーションを実現するために、今回は OpenGL を使用した。集中豪雨疑似体験シミュレータで再現した雨量と雨音は、滋賀県にあるアクア琵琶の雨体験室のデータを参考に作成した。雨体験室は体験室上部に設置されたスプリンクラーから水を放出することで、通常の降雨状況から世界的に最も雨量が多かったとされる日の降雨状況まで、解説を聴きながらさまざまな降雨体験ができる施設である。体験できるのは 5mm/h、35mm/h、187mm/h、600mm/h の降雨であり、それぞれの降雨の映像情報と音情報を記録した。降雨の 3D-CG アニメーションでは、記録した映像情報とアニメーションを比較し、アニメーション内の降雨の状況を調整しながら 5mm/h、35mm/h の降雨の様子を再現した。Fig. 1 は OpenGL で作成した降雨の様子である。雨音はアクア琵琶で記録した音に対して音量増幅と編集を行い、5mm/h と 35mm/h のアニメーションと共に再生されるように準備した。また、作成したアニメーションをもとに 50mm/h と 60mm/h の降雨も再現した。集中豪雨疑似体験シミュレータでは、5mm/h、35mm/h、50mm/h、60mm/h の降雨のアニメーションとこの時間雨量データを比較することで、当時の栃尾市の降雨状況を再現した。

2.2.2 3D-CG アニメーションの作成 (平成 25 年度)

降雨の 3D-CG アニメーションを実現するために、今回は Metasequoia を使用した。前回の実験と同様に、集中豪雨疑似体験シミュレータで再現した雨量と雨音は、滋賀県にあるアクア琵琶の雨体験室のデータを参考に作成した。降雨の 3D-CG アニメーションでは、記録した映像情報とアニメーションを比較し、アニメーション内の降雨の状況を調整しながら 0mm/h~300mm/h の降雨の様子を再現した。Fig. 2 は Metasequoia で作成した降雨の様子である。雨音はアクア琵琶で記録した音に対して音量増幅と編集を行い、0mm/h~300mm/h のアニメーションと共に再生されるように準備した。

2.3 ARToolKit とは

ARToolKit は AR アプリケーションを実装するために開発された C/C++ 言語用のプログラミングライブラリである。1999 年に奈良先端科学技術大学院大学の加藤博一教

授が拡張現実感の研究のために開発した⁸⁾。

このライブラリでは、マーカーと呼ばれる正方形の目印をカメラで読み取ることで 3D のオブジェクトを簡単に表示するアプリケーションを作ることができる。このライブラリを利用することで、AR アプリケーションを比較的容易かつリアルタイムに実装することが可能である。

2.4 バイノーラル録音とは

バイノーラル(BINAURAL)という単語は、「2 つ」と「聴覚」を組み合わせた造語である。人間と両耳間距離がほぼ同じダミーヘッドの両耳部にマイクロホンを埋め込み、2 つのマイクロホンからの出力を録音し、再生すると、実際に自分がダミーヘッドを置いた場所にいるような臨場感を得ることができる⁹⁾。

人間は、音を聴く時、両耳間の音量差、両耳間の時間差、周波数特性の変化の 3 つの要素を元に、音源の位置を特定する能力を持っている。通常、ステレオソースをヘッドホンで再生すると、これらの情報が欠落しているため、音は頭の中に定位する。これに対しバイノーラル録音は、ダミーヘッドの耳に取り付けられた 2 つのマイクによって音声を収録する録音方法である。

バイノーラル録音の音声をヘッドホンで再生すると、左右の音が混ざり合うことが無い為、実際のその場にいるような臨場感を得ることができる。ステレオ再生では、基本的にスピーカとスピーカの間にしか音を定位させることができないが、バイノーラル録音ではリスナーの頭部がダミーヘッドにそのまま置き換わるので、定位に制限がない。5.1ch などのマルチチャンネル再生でも難しい「真横」、「頭上」、「耳元」といった位置関係も、簡単に実現することが出来る。また、通常のステレオ録音には、スピーカで聴くことを想定した録音方法のため、ヘッドホンで聴くと定位が正確に再現できず、長時間聴いていると使用者に疲労感を与えてしまうという問題点などがある。

3. 実証実験の方法

3.1 高槻防災フェスティバルでの実験 (平成 23 年度)

平成 23 年 11 月 6 日 (日) 13:00~15:00、高槻市防災フェスティバル実行委員会主催で高槻市消防フェスティバルが、高槻市土室小学校の敷地内で開催された。このイベントにおいて、集中豪雨疑似体験シミュレータの体験コーナーを設置し、イベントに参加した市民を対象に集



Fig. 1 OpenGL による降雨の様子



Fig. 2 Metasequoia による降雨の様子

中豪雨疑似体験シミュレータの有用性の評価を実施した。実験の様子を Fig. 3 に示し、実験の流れを Fig. 4 に示す。

被験者には 2004 年 7 月 13 日に新潟県で発生した水害のデータを提示した。提示したデータは、水害による被害状況を示した表（資料 1）、水害発生前日 7/12（18 時）から 7/13（24 時）までの総雨量分布図（資料 2）、水害で氾濫した刈谷田川上流ダムの 1 時間あたりの放出量を時系列で表したグラフ（資料 3）、1 時間あたりの雨量を時系列で表したグラフ（資料 4）、水害による被害状況を表す画像（資料 5）、の 5 種類のデータを準備した。なお、今回使用したこれらの情報は平成 16 年 7 月新潟・福島豪雨（http://ncmroorg/news/nr_006.htm）、災害時気象速報（<http://www.jma.go.jp/jma/kishou/books/saigaiji/200407gouu.pdf>）に掲載された情報を用いている。

3.2 防災訓練での実験（平成 25 年度）

本実験は平成 25 年 11 月 9 日、大阪府高槻市立芥川小学校で開催された防災訓練に参加した芥川地区の高槻市民 30 名に対して行った。このイベントにおいて、集中豪雨疑似体験シミュレータの体験コーナーを設置し、イベントに参加した市民を対象に集中豪雨疑似体験シミュレ



Fig. 3 平成 23 年度疑似体験の様子

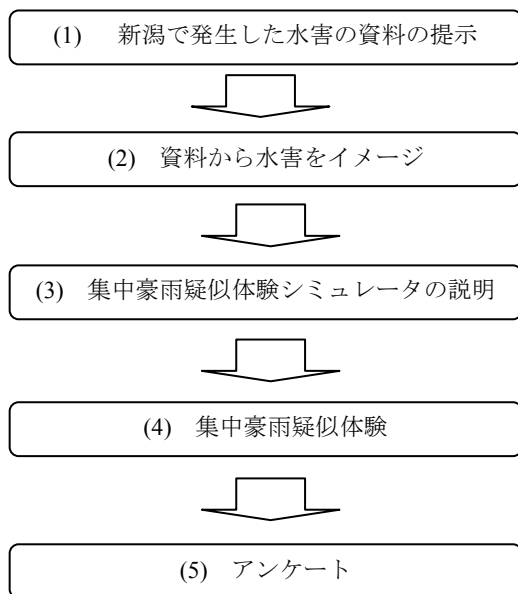


Fig. 4 平成 23 年度疑似降雨体験の流れ

ータの有用性の評価を実施した。実験の様子を Fig. 5 に示す。実験では、聴覚のみ(ステレオ)、聴覚のみ(バイノーラル)、視覚のみ、視覚と聴覚を合わせたものの 4 つのパターンを体験してもらった。実験の流れを Fig. 6 に示す。被験者には、実験開始前に、災害が発生する可能性が高くなる降雨量は 1 時間に約 100mm~180mm であることを説明した上、避難行動を開始しなければならないと感じたタイミングで指定のキーを押下してもらった。それにより、視覚と聴覚で避難行動を意識するタイミングにどの程度の差が出るのかを検証した。ここで、視覚と聴覚を合わせた実験には、バイノーラル録音を使用した。雨音と映像はすべて 1 分間流し、段階的に降雨量を増加させた。実験終了後アンケートに答えてもらった。

4. 実験結果と考察

4.1 高槻防災フェスティバルでの実験（平成 23 年度）

約 60 名に実際に体験していただき、その中の 32 名の



Fig. 5 平成 25 年度疑似体験の様子

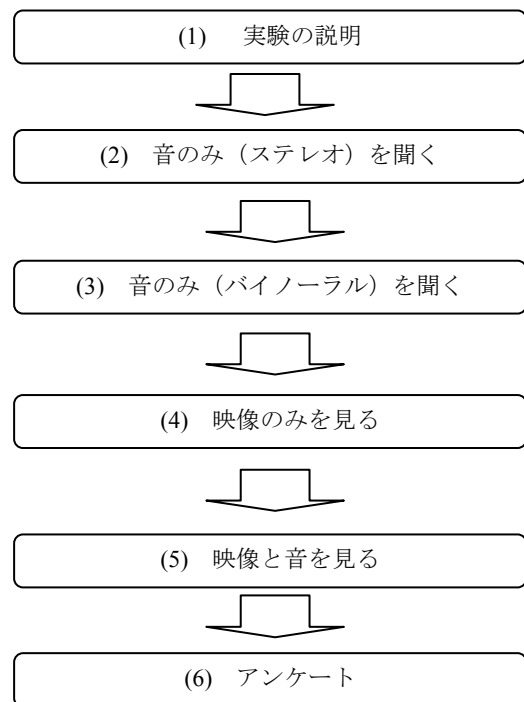


Fig. 6 平成 25 年度疑似降雨体験の流れ

市民からアンケートを回収することができた。回収したアンケートの集計結果を以下で述べる。今回作成したアンケートの内容を Fig. 7 に示す。

①「CGの雨は見やすかったですか」②「CGの雨はリアルに感じましたか」③「雨の音はリアルに感じましたか」④「洪水が発生する雨量をイメージできましたか」の4つの質問は、本実証実験での集中豪雨疑似体験シミュレータでの体験がどれくらいリアルに感じたかを尋ねる内容になっており、いずれも5段階（とても思う、そう思う、どちらとも言えない、そう思わない、とてもそう思わない）で回答してもらった。⑤「今回の体験が今後役に立つと思いますか」という質問については、危険予知能力を高めるために有用であるか否かを尋ねる内容になっている。本実証実験と同じ会場で降雨体験車での降雨体験も可能だったので、⑥「降雨体験車のブースには行きましたか」で実際に降雨を体験したか否かの確認を行った。これは降雨体験車での体験が疑似降雨体験にどの程度影響しているかを確認するためである。⑥で降雨体験車に行ったと答えた方には、⑦「降雨体験車とどっちがわかりやすかったですか」で降雨体験車と拡張現実感での疑似降雨体験のみを比較してもらい、⑧「災害をイメージできた順に順位をつけてください」で、最初に提示された5つの資料に、拡張現実感による疑似降雨体験、降雨体験車の2つの項目も加味して、合計7つの項目で災害をイメージしやすい順に番号を付けてもらった。⑥で降雨体験車に行っていないと答えた方には、⑦の質問を飛ばし、⑧で最初に提示された5つの資料に拡張現実感による疑似降雨体験を加え、合計6つの項目で災害をイメージしやすい順に番号を付けてもらった。

これらの回答には年齢や性別によってばらつきがあることを考え、⑨「あなたの年齢を教えてください」と⑩「あなたの性別を教えてください」を選択してもらうことにした。最後に⑪「何か意見や感想などがあればお願いします」で、意見と感想を自由に書ける自由記述欄を用意した。

アンケートは32名に答えてもらった。19歳以下は主に小学生である。①～⑤の集計結果を Table 1 に、⑥で「はい」を選んだ人の⑧の集計結果を Table 2 に、⑥で「いいえ」を選んだ人の⑧の集計結果を Table 3 に示す。

Table 1 の①～④までの回答結果より、集中豪雨疑似体験シミュレータは災害時の降雨をある程度リアルに再現できていることがわかった。また、⑤の回答結果から危険予知能力を高めるために有用であることがわかった。また、「水がたまっていく様子があればもっとイメージがしやすくなるとおもった」という自由記述の意見もあり、これらを実現することで、さらなる有用性が期待できることがわかった。

降雨体験車を体験した人に対して尋ねた「災害をイメージしやすい順序」の回答結果 (Table 2) では、6名の被験者が、降雨体験車が最も災害をイメージしやすいと回答していた。降雨体験車に続いて3名が、集中豪雨疑似体験シミュレータがイメージしやすかったと回答していて、危険予知能力を高めるために有用であることがわかった。また、次に多かったのは資料5で、実際の被害

状況が再現できればさらに効果的であることがわかった。降雨体験車を体験しなかった人に対して尋ねた「災害をイメージしやすい順序」の回答結果 (Table 3) では、9名が資料5で災害を最もイメージしやすかったと回答している。これは実際の被害状況の画像を示したもので、水がたまって浸水していく様子を再現することでさらに効果があることがわかった。続いて2位で6名の支持を得たのが集中豪雨疑似体験シミュレータであった。1位が少なかった原因としては、当日は小雨で室内での実験となり、降雨を想像するにはあまり適さなかったことや、風などの要素を考慮に入れていなかったため、実際の災害が想像しにくかったためであると考えられる。また、集中豪雨疑似体験シミュレータは降雨量の変化が離散的であったため、実際の雨と違い違和感を覚える部分もあった。

Table 2 と Table 3 の結果の違いについて、消防フェスティバルに参加した人は親子ずれがほとんどで、降雨体験

①	CGの雨は見やすかったですか？
②	CGの雨はリアルに感じましたか？
③	雨の音はリアルに感じましたか？
④	洪水が発生する雨量のイメージができましたか？
⑤	今回の体験が今後役に立つと思いますか？
⑥	降雨体験車のブースには行きましたか？
⑦	(Q6. で「はい」にした人だけ) 降雨体験車とどっちがわかりやすかったですか？
⑧	災害をイメージできた順に順位をつけて下さい
⑨	あなたの年齢を教えてください
⑩	あなたの性別を教えてください
⑪	何か意見や感想などあればお願いします。

Fig. 7 アンケートの質問内容

Table 1 ①～⑤の集計結果

	①	②	③	④	⑤
とてもそう思う	13	8	6	8	10
そう思う	16	19	13	13	14
どちらとも言えない	5	4	12	6	8
そう思わない	0	3	1	5	2
とてもそう思わない	0	0	5	5	0

Table 2 ⑥で「はい」を選んだ人の⑧の集計結果

	資料1	資料2	資料3	資料4	資料5	拡張現実感	降雨体験車
1位	2	0	1	0	2	3	6
2位	0	3	0	1	4	2	4
3位	2	2	8	0	1	1	1

Table 3 ⑥で「いいえ」を選んだ人の⑧の集計結果

	資料1	資料2	資料3	資料4	資料5	拡張現実感
1位	0	1	4	1	9	2
2位	0	2	2	5	1	6
3位	1	5	4	3	1	2

車を体験した人は子供が多く、Table 2 は主に小学生、Table 3 は小学生の親の回答結果と考えることができる。Table 3 では、資料5が集中豪雨疑似体験シミュレータに比べて災害をイメージしやすいという結果であったが、Table 2 では集中豪雨疑似体験シミュレータが資料5よりわずかではあるがイメージしやすいという結果が得られた。Table 4 は19歳以下と20歳以上の④、⑤の結果をまとめたもので、Table 4の結果よりすべての質問において19歳以下のほうが「とてもそう思う」という人数が多くなっていることがわかる。このことより、今回提案した集中豪雨疑似体験シミュレータは、小学生の危険予知能力を高めることに、より効果的であると考えることができる。

4.2 防災訓練での実験（平成25年度）

今回作成したアンケートの内容をFig. 8に示す。

Fig. 9とFig. 10に、キー押下時の降雨量をまとめたものを示す。Fig. 9は、キーを押下したタイミングの録音方法による違いを比較したものである。バイノーラル録音では、0mm~40mmの間に危険を感じた被験者は2人、40mm~80mmの間は1人、80mm~100mmの間は4人、100mm~180mmの間は3人、180mm~300mmの間は3人であった。また最初から最後まで危険を感じずキーを押さなかった被験者は10人と比較的多かった。ステレオ録音では、0mm~40mmの間に危険を感じた被験者は0人、40mm~80mmの間は1人、80mm~100mmの間は6人、100mm~180mmの間は1人、180mm~300mmの間は2人であった。また最初から最後まで危険を感じずキーを押さなかった被験者は13人と比較的多かった。また最初から最後まで危険を感じずキーを押さなかった被験者の割合がステレオ録音に比べバイノーラル録音のほうが低い。この結果から、ステレオ録音よりバイノーラル録音のほうがよりリアリティが高いことが分かる。

Fig. 10は、視覚と聴覚を合わせた実験と視覚のみの実験を比較したものである。AR+音では、0mm~40mmの間に危険を感じた被験者は0人、40mm~80mmの間は1人、80mm~100mmの間は8人、100mm~180mmの間は13人、180mm~300mmの間は2人であった。また最初から最後まで危険を感じずキーを押さなかった被験者は6人であった。ARだけでは、0mm~40mmの間に危険を感じた被験者は0人、40mm~80mmの間は1人、80mm~100mmの間は7人、100mm~180mmの間は9人、180mm~300mmの間は1人であった。また最初から最後まで危険を感じずキーを押さなかった被験者は12人と比較的多かった。

Table 4 19歳以下と20歳以上の④、⑤の集計結果

年齢	19歳以下		20歳以上	
	④	⑤	④	⑤
質問番号	④	⑤	④	⑤
とてもそう思う	6	6	2	4
そう思う	3	4	10	10
どちらとも言えない	1	3	5	5
そう思わない	3	2	2	0
とてもそう思わない	2	0	0	0

ここでは、80~100mmの項目において、視覚と聴覚を合わせた実験が視覚のみの実験より比率が高くなっている。また、キーを押さなかった被験者も、およそ半分に減少している。この結果から、聴覚からの情報が被験者の危険予知能力をより向上させるということが分かる。

Fig. 11は、被験者に行ったアンケートの結果である。アンケート項目は、⑤CGの雨はリアルだと感じたか、⑦災害が発生する雨の量が想像できたか、⑨AR+音で実際の雨が想像できたか、⑪今回の体験が今後役に立つと思

- [1]① どちらの音がリアルに感じましたか？
 ② どちらの音が危ないと感じましたか？
 ③ 実際の雨を想像できた順に順位をつけてください。
 ④ 危ないと感じた順に順位をつけてください。
 [2]当てはまる箇所に○をつけてください。
 1, そう思う 2, ややそう思う 3, どちらとも言えない 4, ややそう思わない 5, そう思わない
 ⑤ CGの雨はリアルだと感じましたか？
 ⑥ ⑤で4か5を選択した人は、なぜリアルに感じなかったか、よければご記入ください。
 ⑦ 洪水などの被害が発生する雨の量が想像できましたか？
 ⑧ ⑦で4か5を選択した人は、なぜ想像できなかったか、よければご記入ください。
 ⑨ AR+音で実際の雨を想像できましたか？
 ⑩ ⑨で4か5を選択した人はなぜ想像できなかったか、よければご記入ください。
 ⑪ 今回の体験が今後役に立つと思いますか？
 ⑫ ⑪で4か5を選択した人はなぜそう思わなかったか、よければご記入ください。
 ⑬ 何か意見や感想などあれば、ご記入ください。

Fig. 8 アンケートの質問内容

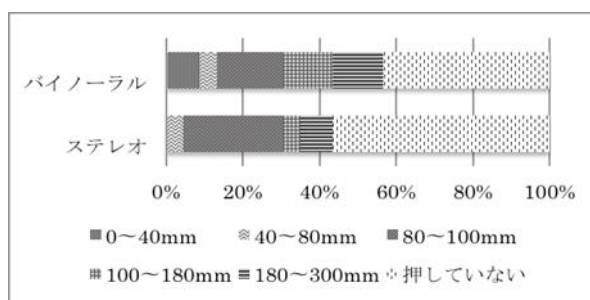


Fig. 9 録音方法の比較

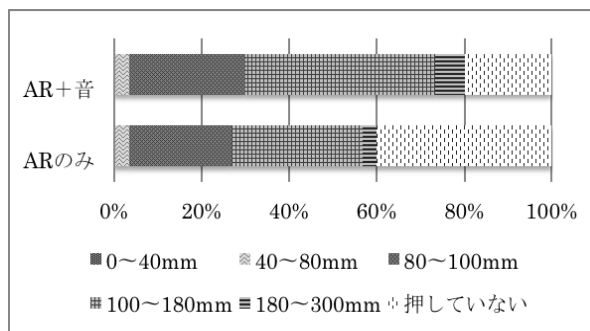


Fig. 10 視覚と聴覚の比較

うか、である。⑤の項目については、30人中4人の被験者が「そう思う」と回答し、9人が「ややそう思う」と回答していた。⑦の項目については、30人中5人の被験者が「そう思う」と回答し、8人が「ややそう思う」と回答していた。⑤と⑦の項目は、40%強の被験者が「そう思う」、「ややそう思う」と回答しているものの、評価が比較的低かった。実験会場が屋内であったことや、周囲の雑音が多かったことが原因であると考えられる。⑨の項目については、30人中10人の被験者が「そう思う」と回答し、9人が「ややそう思う」と回答していた。⑪の項目については、30人中30人中8人の被験者が「そう思う」と回答し、10人が「ややそう思う」と回答していた。⑨と⑪の項目は、「そう思う」、「ややそう思う」と回答している被験者が60%を超え、良い評価を得ることができた。⑨の結果からある程度降雨の再現が来ているものだと考えられる。また、⑪の結果から市民の危険意識の改善が見られたと考えられる。

5. まとめ

本研究では、雨に対する危険予知能力を高めるための教育を目的として、ARと音を用いた集中豪雨疑似体験シミュレータを開発した。防災教育教材として集中豪雨疑似体験シミュレータの有用性を検証した。

平成23年度の実験の結果より、新潟で発生した水害の5種類の資料と拡張現実感による集中豪雨疑似体験シミュレータを比較したところ、水害の被害状況を映した画像以外の資料に比べて、本実証実験での疑似降雨体験の方が災害を想像しやすかったという結果が得られた。またアニメーションの評価は良かったが、降雨体験車の降雨の再現度には至らなかった。集中豪雨疑似体験シミュレータは小学生の危険予知能力を高めることに向いているものと考えられる。今後の課題として、時間経過による水位の変化や水の流れを再現することによって、水害をよりリアルに想像しやすくなるアニメーションを準備する必要がある。また、アンケートの自由記述より、瞬時に雨量が変化することに対して違和感を感じた被験者がいた。そのためアニメーションの切り替えは、雨量が徐々に変化しているように感じさせるアニメーションを準備する必要がある。このようなシミュレータを用いて実際に起こりうる災害を想像することによって、個々の危険意識や危険予知能力が高まり、被害抑制に繋がると考える。

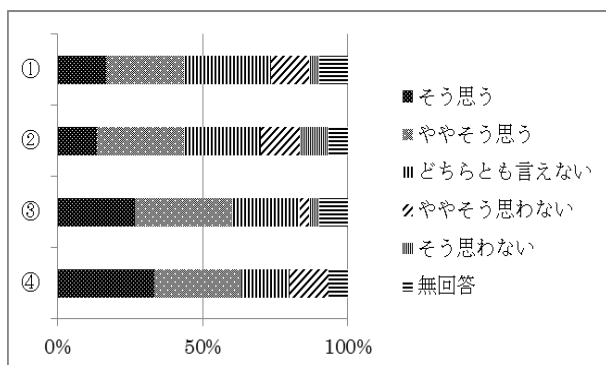


Fig. 11 アンケート結果

平成25年度の高槻市芥川地区の防災訓練での実証実験において、ステレオ録音よりバイノーラル録音のほうが、避難行動を起こしたほうが良いと感じるタイミングが速くなっていた。映像のみの実験と映像に音を付加した実験を比較した結果、映像に音を付加した実験のほうが、避難行動を起こしたほうが良いと感じるタイミングが速くなっていた。また、アンケート項目については、CG映像のリアルさと、音を加えた実験の印象、シミュレータ自体の有用性について被験者に回答してもらった。アンケートの結果、概ね良い評価を得ることができたが、CG映像のリアルさについては、他の項目と比べ、少し評価が低かった。

平成25年度の実験の結果から、危険予知能力を高めるためには聴覚が重要であることが確認できた。比較的低い評価であった⑤CGの雨はリアルだと感じたか、⑦災害が発生する雨の量が想像できたか、の項目については、実験会場が屋内であったことや、他の実験も行われていたため、周囲の雑音が多かったことが原因であると考えられる。⑪の項目の評価が60%を超えたが、今後はさらに災害に対する市民の方々の危険予知能力を向上させる必要があると考えられる。また、アンケートの自由記述の項目で、「風の音があったほうがよい」「音は大きな判断材料だと思う」「雨粒が物にあたる映像があったほうが分かりやすい」「水が地面に溜まっていく映像があったほうがよい」などの意見があった。このことから、環境音や映像の追加、降水量の増加に伴って水が地面に溜まっていく映像の追加、コントラストの変化など、改善の余地があることが分かった。

参考文献

- 1) 気象庁：平成24年7月九州北部豪雨，http://www.data.jma.go.jp/obd/stats/data/bosai/report/new/jyun_sokuji20120711-0714.pdf, 2014. 6 現在
- 2) 廣井修：土砂災害と避難行動，砂防学会誌，pp. 64-71, 1999
- 3) 岩田貢：地震津波に備えた学校防災教育：和歌山県広川町の事例，龍谷大学龍谷紀要，2012
- 4) 水のめぐみ館：アクア琵琶 <http://www.aquabiwa.jp/>, 2014.10 現在
- 5) 辻原涼，広兼道幸，戸松純一，徳井亮輔：拡張現実を用いた集中豪雨疑似体験システムの開発と評価，ファジイシステムシンポジウム講演論文集，pp.685-690, 2012.9.12
- 6) 永野剛，安田徳興，降旗健治，柳沢武三郎：騒音体験用バーチャルリアリティシステムの検討，電子情報通信学会技術研究報告，pp. 33-40, 1999
- 7) 気象庁：雨の降り方と強さ，http://www.jma.go.jp/jma/kishou/known/yougo_hp/amehyo.html
- 8) 加藤博一：ARのシステム構築ツールARTOOLKITの開発，電子情報通信学会，No.101, pp79-86, 2002
- 9) Roland：<http://www.roland.co.jp/recorder/CS-10EM/>, 2014年10月現在

高力ボルトの軸力診断のための特徴量の検討

関西大学[院] ○辻欣輝* 関西大学 広兼道幸**

Analysis of Characteristics for Diagnosing Axial Force of High-Strength Bolts

Yoshiki TSUJI* and Mitiyuki HIROKANE**

* Graduate School of Informatics, Kansai University,
2-1-1 Ryouzen-cho, Takatsuki-shi, Osaka 569-1052, Japan
E-mail: hrknsmsg2@yahoo.co.jp

** Faculty of Informatics, Kansai University,
2-1-1 Ryouzen-cho, Takatsuki-shi, Osaka 569-1052, Japan
E-mail: hirokane@res.kutc.kansai-u.ac.jp

1 緒 言

現在, 高度経済成長期に建造された構造物の老朽化が進み, 構造物の健全度診断の対象数が急激に増加している. 高度経済成長期に建造された橋梁は全橋梁の約 40% を占めており, 建造時に用いられた高力ボルトの劣化による軸力低下が懸念されている¹⁾. 経年変化に伴う軸力の低下や腐食で劣化した高力ボルトを発見するためには定期的な診断が不可欠であり, 様々な検査技術が研究・開発されている. 検査技術には, ひずみゲージを用いたものや超音波・電磁式の軸力計を用いたもの, 打音法といったものが挙げられる²⁾³⁾⁴⁾⁵⁾⁶⁾. ひずみゲージを用いたものはひずみゲージをボルトに貼り付けて使用し, 精度や信頼性の高さに利点がある. しかし, ひずみゲージを貼り付けるためのボルトの加工や軸力とひずみの関係をキャリブレーションする必要があり, 既存の高力ボルトに対しては一度外さなければならないといった欠点がある. これらの問題を解決するために, 超音波や電磁式の軸力計を用いた非破壊検査技術が研究・開発されているが, 専用の機材が必要であり, 材質・ボルトの長さによっては測定できない場合がある.

一方, 他の軸力測定方法として打音法が挙げられる. 打音法は高力ボルトをハンマーで叩いた際に発生する音を熟練技術者が聴くことによって診断する. 打音法は低コストで危険を伴わず, 簡便に作業が行えるという利点を持ち, 国土交通省の橋梁点検要領などに検査方法として記載されていることから, 高力ボルトの軸力診断によく用いられる⁷⁾. 打音法による軸力診断の信頼性が高い理由として, 診断対象の状態に関する有益な情報が打音そのものに含まれていることや, 診断結果が熟練技術者の長年の経験により裏付けられていることが挙げられる. 田中らはパターン認識手法の 1 つであるニューラルネットワークと高力ボルトを打撃した時に得られる反発力波形と加速度波形を用いた軸力推定のシステムを提案している⁸⁾. この研究からも, 軸力推定におけるパターン認識手法の有効性と打音そのものに有益な情報が含まれていることが分かる. しかし, 熟練技術者の経験や勘に依存する打音法は熟練技術者不足などの問題があるため, 非熟練技術者でも精度良く効率的に診断を行える方法の確立が求められている.

そこで本研究では, 高力ボルトを締結した試験体をハンマーで叩き, 打撃音の波形データから周波数データを

取得する. また, 元の打音波形データから波形の減衰率を算出したものも特徴量として取得し, パターン認識の精度が比較的良好と報告されている⁹⁾ ランダムフォレストを用いて高力ボルトの軸力低下率を認識し, その認識精度を比較した.

2 システム概要

2.1 処理の流れ

本システムは鋼板を高力ボルトで締結した試験体を用いて, それから得た打音データを周波数データに変換し, 得られた周波数データから特徴量の抽出を行う. また, 打音波形データから, 移動平均などの方法を用いて打音の減衰率を特徴量として抽出する. そして, 抽出した特徴量を用いて軸力を推定する. 本システムのパターン認識における各処理について以下に述べる.

(1) 入力

本研究では, 高力ボルト打音診断実験により得られた打音波形データから, 高速フーリエ変換を用いて周波数データを取得し, 入力データとして使用する.

(2) 前処理

前処理部において, ウェーブレット変換と平滑化により得られた周波数データのノイズの除去を行う. 次に, それぞれに正規化を行うことで不規則変動を少なくしたデータを抽出する. これらの処理を行ったデータを, 周波数パターンとして特徴抽出に用いる. また, 打音波形データの振幅の絶対値をとる. こうして加工したデータを用いて減衰率特徴量の抽出を行う.

(3) 特徴抽出

次に, 特徴抽出部では, 周波数データのレスポンスに注目し, レスポンスがピークとなっている周波数とレスポンスを特徴量として取得する. また, 前処理部で加工された打音波形データから, 移動平均などの方法を用いて, 打音の減衰率を特徴量として取得する.

(4) 識別

特徴抽出部で抽出した特徴量を用いて識別処理を行う. 識別処理は入力パターンに対して複数のクラスのうち一つを対応させることによって行われる. 通常のパターン認識系においては, あらかじめ識別辞書を用意し, 抽出された特徴をこの辞書と照合することにより入力パターンの所属するクラスを出力する. しかし, 実際に特徴ベクトルとして生起しうる全ての可能性を網羅する識別辞

書を構成することは非現実である。そこで、収集されたパターンを学習することにより識別部の設計を行う。

2.2 特徴量抽出

本研究では、打音波形データから抽出した様々な特徴量を用いて、軸力の推定を行う。軸力推定時に用いる特徴量として、打音波形データから抽出した周波数特徴量とレスポンス特徴量、減衰率特徴量の3種類の特徴量を用いる。周波数特徴量とレスポンス特徴量、減衰率特徴量の抽出方法を以下に述べる。尚、減衰率特徴量は移動平均法を適用して、元の打音波形データを加工後、特徴量を抽出する方法と、元の打音波形データを加工せずに減衰継続回数を適用して、特徴量を抽出する方法の2種類について検証を行う。

2.2.1 周波数特徴量とレスポンス特徴量の抽出

本研究では、周波数特徴量とレスポンス特徴量の抽出は、打音波形データを変換した周波数データを用いる。周波数データは高速フーリエ変換で打音波形データに周波数データに変換した後、ウェーブレット変換と平滑化、正規化を適用したものである。Fig.1 に特徴量抽出時に用いる周波数データを示す。Fig.1の縦軸は打音波形データのレスポンス、横軸は周波数を示す。周波数特徴量は周波数データのレスポンスの値がピークとなっている周波数の上位5つを抽出する。Fig.1中のF1~F5が特徴量として抽出する周波数である。

また、レスポンス特徴量においても、レスポンスの値がピークとなっているレスポンスの上位5つを抽出する。Fig.1中のR1~R5が特徴量として抽出するレスポンスである。尚、レスポンスの1位は本実験で用いた全てのデータにおいて、Fig.1中のR1とほぼ同じ値を示したため、軸力推定には使用しない。つまり、ピーク周波数の1位~5位の5個とピークレスポンスの2位~5位の4個の計9個の特徴量を使用して、軸力の推定を行う。

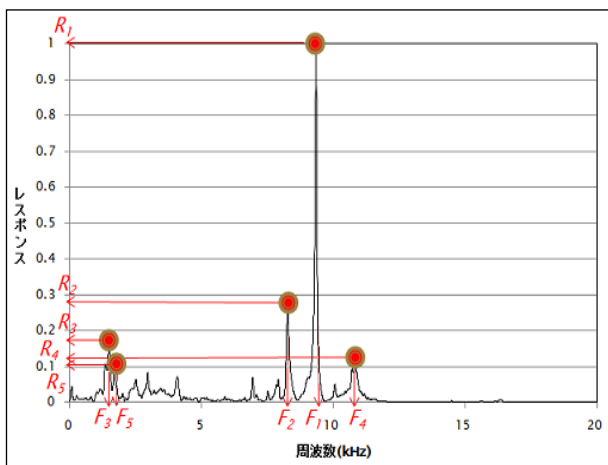


Fig.1 周波数データ

2.2.2 移動平均法

減衰率特徴量の抽出方法について述べる前に、移動平均法について説明する。移動平均法とは、観測したデー

タからある一定の区間を定め、現データの値をその区間中のデータの平均値をとり、プロットし直す方法である。移動平均法の特徴として、時系列データを平滑化することによって、変動の激しい時系列データの傾向を把握することが可能な点が挙げられる。しかし、平滑化することによるデータの欠損が発生することがある。本研究では、最も基本的な方法である単純移動平均を用いて、減衰率特徴量の抽出を行う。

単純移動平均(Simple Moving Average : SMA)は、直近の n 個のデータに対して重み付けをしない単純な平均である。区間 n における単純移動平均を求める式は次のようになる。 $V(t)$ はある時点 t での振幅を表す。

$$SMA(n) = \frac{\sum_{t=0}^{n-1} v(t)}{n} \quad (1)$$

2.2.3 移動平均法を適用した減衰率特徴量の抽出

減衰率特徴量の抽出には、元の打音波形データに移動平均法を適用したものを用いる。元の打音波形データを Fig.2、打音波形データに移動平均法を適用した打音波形を Fig.3 に示す。Fig.2~Fig.3 の縦軸は打音波形データの振幅、横軸は時間を示す。Fig.3 は 128 点ずつの平均を取り、プロットし直したものである。打音波形データのサンプリング周波数が 51.2kHz なので、512 点ずつ、512 の 1/2 である 256 点ずつ、512 の 1/4 である 128 点ずつとした。Fig.3 は 128 点ずつの平均のみ表示しているが、512 点ずつ、256 点ずつで移動平均法を適用しても、Fig.3 と似た波形となった。つまり、移動平均法を適用することによって波形が崩れて、減衰の傾向が把握できない状態になってしまった。そこで、Fig.4 のように打音の振幅の絶対値をとることによって、打音波形データを加工したものを用いて、移動平均法を適用する。移動平均法を適用したものを Fig.5、Fig.6、Fig.7 に示す。Fig.5~Fig.7 は 128 点ずつ、256 点ずつ、512 点ずつの平均を取り、プロットし直したものである。Fig.5~Fig.7 より、波形の傾向が把握できる状態になっていることが分かる。よって、打音波形データの振幅の絶対値をとり、加工したものを減衰率特徴量の抽出に用いる。減衰率特徴量は最大振幅の時間から最大振幅の 1/2、1/3、... となるまでの時間を計測したものとす。つまり、Fig.8 のように最大振幅から一定の振幅に減衰するまでの時間を減衰率特徴量とする。図中の W_1 、 W_2 が抽出する減衰率特徴量である。本研究で用いる移動平均法を適用した減衰率特徴量の個数は、最大振幅の 1/2、1/3、...、1/11 の 10 個である。つまり、 W_1 ~ W_{10} までの特徴量を抽出し、軸力推定に用いる。実験では、特徴量の個数によって識別率がどのように変化するかを検証するために個数を変えて識別実験を行う。また、平均値の取り方として、128 点ずつ、256 点ずつ、512 点ずつの 3 パターンにおいて識別実験を行い、比較検証をした。

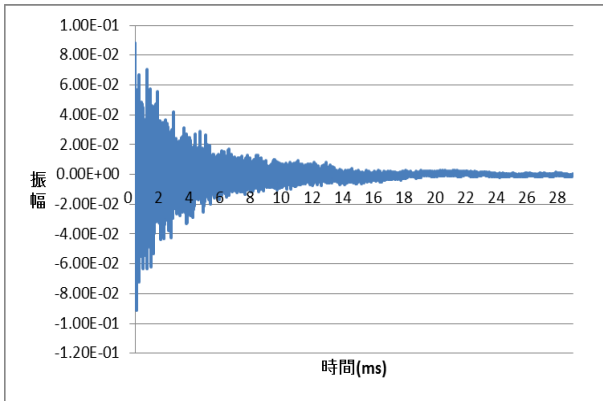


Fig.2 元の打音波形データ

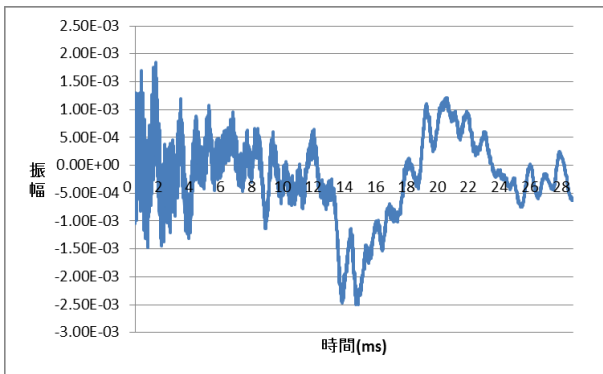


Fig.3 移動平均を適用した打音波形
(128点ずつの平均)

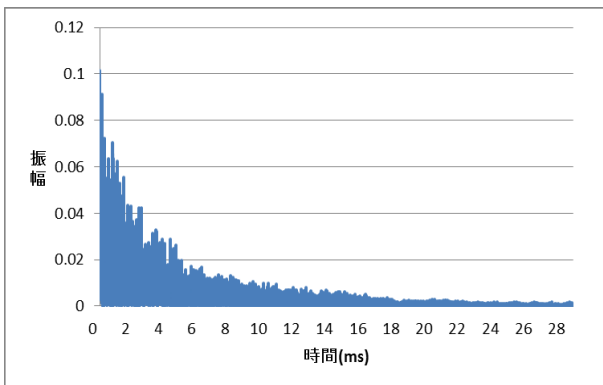


Fig.4 元の打音波形データを加工したもの

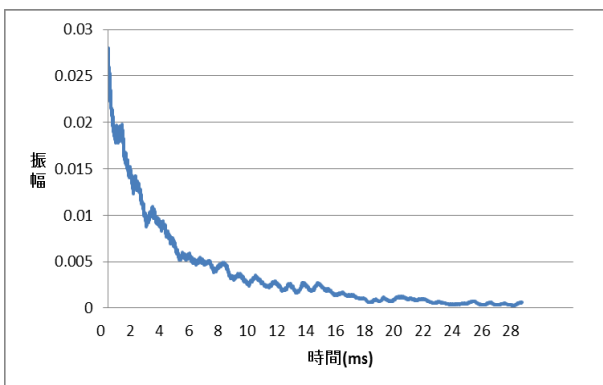


Fig.5 移動平均を適用した打音波形
(128点ずつの平均)

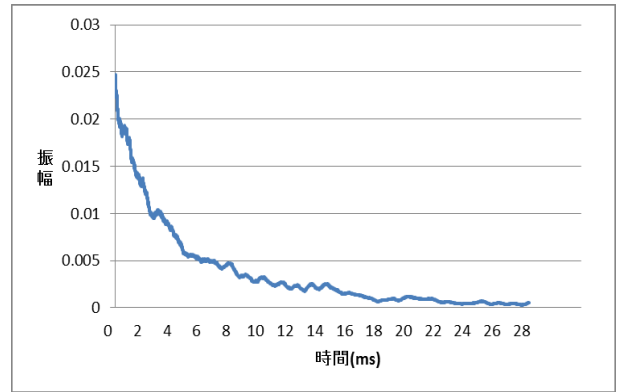


Fig.6 移動平均を適用した打音波形
(256点ずつの平均)

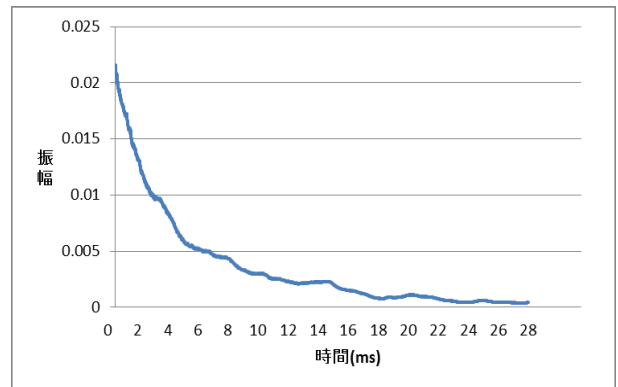


Fig.7 移動平均を適用した打音波形
(512点ずつの平均)

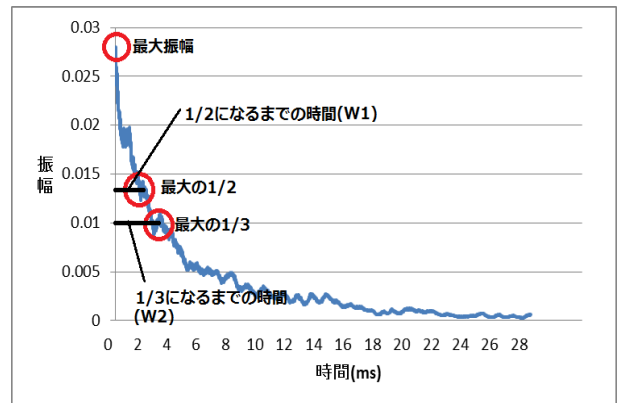


Fig.8 減衰率特徴量の抽出方法

2.2.4 減衰継続回数を適用した減衰率特徴量の抽出

移動平均法の欠点として、平滑化することによるデータの欠損が発生する場合があります。実際、Fig.5の波形にある特徴がFig.6、Fig.7の波形では欠損していることが分かる。そこで、移動平均法によって欠損した波形の特徴が軸力推定に有効であるかを検証するために、移動平均法を適用しない減衰率特徴量についても識別実験を行い、比較検証を行う。減衰率特徴量は移動平均法を適用したものと同様に、最大振幅の時間から最大振幅の1/2、1/3、・・・となるまでの時間を計測したものとす。移動平均法を適用した打音波形はFig.5～Fig.7のように滑らかなので、減衰する時間の計測が容易である。し

かし、移動平均法を適用しない場合、振幅の変動が激しく、最大振幅の1/2, 1/3, …, となる時間を正確に計測することが困難である。そこで、N 回以上連続で最大振幅の1/2, 1/3, …, となった時に減衰したと判断し、時間を計測することによって減衰率特徴量を抽出する。実験で用いる減衰継続回数を適用した減衰率特徴量の個数は移動平均法を適用したものと同様に10個である。実験では、特徴量の個数と波形の減衰を判断する基準であるNの値について識別実験を行い、比較検証する。

3 識別実験

3.1 実験概要

実験で使用するデータは、Fig.9に示すような橋梁の桁を模した小型試験体を用いてデータ収集を行った。Fig.10は高力ボルトの管理番号を示している。実験に用いた試験体は2種類であり、たたく箇所や軸力、集音位置を変えて打音波形データを収集した。データ収集をした時の状況を表5.1に示す。試験体Aと試験体BはM22×85のF10T高力ボルトで締結している。また、試験体Bのみ無機ジンクリッチペイントで塗装されている。たたく箇所や集音位置の番号はFig.10の高力ボルトの管理番号とそれぞれ一致する。Table.2の条件のもと、ハンマーで各10回ずつ打撃し、その発音音をマイクロフォンにより、51.2kHzのサンプリング周波数で打音波形データを収集した。データ収集で得た打音波形データは、軸力100%が60個、軸力80%が60個、軸力60%が60個、軸力40%が60個の計240個である。各識別実験において、Table.2の各条件で得られた10個のデータの内、7個を学習データ、残り3個をテストデータとして実験を行った。



Fig.9 小型試験体例(写真)

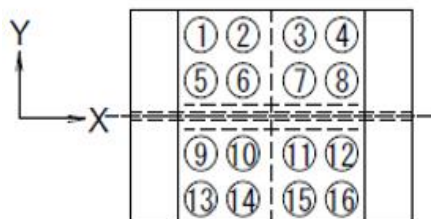


Fig.10 高力ボルト管理番号

3.2 識別実験1

(周波数・レスポンス特徴量を用いた識別)

識別実験1では基礎的な実験として、周波数特徴量とレスポンス特徴量を用いて識別実験を行い、比較検証をする。実験は周波数特徴量のみを用いた場合と周波数特徴量とレスポンス特徴量の両方を用いた場合の2種類において行う。また、特徴量の個数によって識別率がどのように変化するかを検証するために、特徴量の個数を変えた識別実験も行い、比較検証する。

結果としては、軸力推定時に用いる周波数特徴量の個数は3個よりも5個の方が良く、レスポンス特徴量の個数は2個よりも4個の方が精度良く識別できることが分かる。また、Table.3に示すように周波数特徴量5個のみにおける平均識別率が74%となっており、6ケースの内、2番目に高い識別精度となった。このことから、レスポンス特徴量よりも周波数特徴量の方が軸力推定に大きな影響を与えていることが考えられる。しかし、全体的に軸力80%の時に識別率が56%と低くなっており、これが平均識別率を低くしている要因となっている。よって、軸力80%の識別率を向上させるためには、周波数特徴量とレスポンス特徴量以外の特徴量を用いる必要があると考えられる。

Table.2 収集した打音波形データの種類の一覧

パターン	ケース	たたく箇所	軸力(kN)	集音位置
パターン1 試験体A (無塗装)	CASE-1	①	216.15	①～②間
	CASE-2		163.90	
	CASE-3		121.26	
	CASE-4		81.45	
パターン2 試験体A (無塗装)	CASE-1	①	205.34	②～③間
		②	204.90	
	CASE-2	①	164.22	
		②	164.09	
	CASE-3	①	122.72	
		②	122.66	
	CASE-4	①	82.34	
		②	82.31	
パターン3 試験体A (無塗装)	CASE-1	⑥	204.08	⑥～⑦間
	CASE-2		164.59	
	CASE-3		123.61	
	CASE-4		81.08	
パターン4 試験体B (塗装)	CASE-1	①	205.14	①～②間
	CASE-2		164.70	
	CASE-3		124.21	
	CASE-4		81.25	
パターン5 試験体B (塗装)	CASE-1	②	201.65	②～③間
	CASE-2		163.39	
	CASE-3		122.06	
	CASE-4		82.91	

Table.3 周波数のみを用いた平均識別率

		推定軸力				識別率
		100%	80%	60%	40%	
実際の軸力	100%	15	2	0	1	83%
	80%	5	10	1	2	56%
	60%	3	0	15	0	83%
	40%	2	2	1	13	72%
平均識別率						74%

3.3 識別実験 2

(周波数・レスポンス・減衰量を用いた識別)

識別実験 1 の結果から、周波数特徴量とレスポンス特徴量を用いた軸力推定では、軸力 80%時の識別率が低いことが分かった。そこで、識別実験 2 では、軸力 80%時の識別率向上のために周波数特徴量とレスポンス特徴量に加えて、減衰率特徴量を用いた識別実験を行い、比較検証する。実験は、周波数特徴量と減衰率特徴量を用いた場合と周波数特徴量とレスポンス特徴量、減衰率特徴量を用いた場合の 2 種類において行う。識別実験 1 の結果から、周波数特徴量の個数が 5 個の時に最も精度良く識別できたので、実験で用いる周波数特徴量の個数は 5 個とした。また、実験で用いるレスポンス特徴量の個数は実験 1 の結果から 4 個とした。減衰率特徴量に関しては、移動平均法を適用して特徴量抽出したものと減衰継続回数を適用して特徴量抽出したものの 2 種類において識別実験を行い、比較検証する。また、減衰率特徴量の個数についても比較検証を行う。最後に、2 種類の実験から得られた結果を用いて、減衰率特徴量が軸力推定にどれくらい影響を及ぼしているかを検証するために、減衰率特徴量のみを用いた識別実験を行う。

3.3.1 移動平均法を適用した場合の識別実験

移動平均法を適用する際、何点ずつの平均を取るかによって平滑化の程度が変化する。本実験では、打音波形データのサンプリング周波数が 51.2kHz なので、512 点ずつ、512 の 1/2 である 256 点ずつ、512 の 1/4 である 128 点ずつの 3 種類において平均を取り、比較検証を行う。また、減衰率特徴量の個数については最大振幅の 1/2~1/4 の 3 個、1/2~1/6 の 5 個、1/2~1/9 の 8 個、1/2~1/10 の 9 個、1/2~1/11 の 10 個の 5 種類において実験を行う。

本実験結果と識別実験 1 の結果から、周波数特徴量とレスポンス特徴量のみを用いて軸力推定を行うよりも、減衰率特徴量を併用して軸力推定を行う方が精度良く識別が可能なが分かる。また、周波数特徴量と減衰率特徴量を用いた場合と周波数特徴量とレスポンス特徴量、減衰率特徴量を用いた場合を比較すると、周波数特徴量と減衰率特徴量を用いた場合の方が精度良く識別ができていることも分かる。この結果から、識別実験 1 の結果と同様に周波数特徴量が軸力推定に大きな影響を及ぼしていることが考えられる。また、減衰率特徴量の個数においては、全体的に 8 個~10 個の時に識別精度が 80%を超える結果となった。特に、Table.4 に示すように周波数特徴量と 512 点ずつの平均を取った減衰率特徴量を 10 個用いた時、平均識別率が 85%となった。

Table.4 周波数 5 個と減衰率 10 個の識別結果
(512 点ずつの平均)

		推定軸力				識別率
		100%	80%	60%	40%	
実際の軸力	100%	15	3	0	0	83%
	80%	2	15	1	0	83%
	60%	1	1	16	0	89%
	40%	0	2	1	15	83%
平均識別率						85%

3.3.2 減衰継続回数を適用した場合の識別実験

移動平均法を適用すると、データの欠損が発生することがあり、実際に移動平均法を適用した打音波形データにはデータの欠損があった。そこで、本実験では移動平均法を適用せずに減衰継続回数を適用して減衰率特徴量を抽出し、識別実験を行う。特徴量の抽出は減衰継続回数を適用した減衰率特徴量の抽出の項で述べたように、N 回以上連続で最大振幅の 1/2, 1/3, ... となった時に減衰したと判断する方法を使用する。本実験では、まず適切な N の値について比較検証を行った後、特徴量の個数について比較検証を行う。N の値は 3, 5, 8, 10, 15 の 5 種類において比較検証する。N の値について検証する際の減衰率特徴量の個数は 9 個とした。その理由として、移動平均法を適用した場合の識別実験において、8 個~10 個の時に精度良く識別ができたためである。また、識別実験 1 の結果から周波数特徴量の個数は 5 個、レスポンス特徴量の個数は 4 個とした。

結果は、周波数特徴量と減衰率特徴量を用いた時の平均識別率は N=3 が 75%, N=5 が 76%, N=8 が 72%, N=10 が 82%, N=15 が 75%となり、周波数特徴量とレスポンス特徴量、減衰率特徴量を用いた時の平均識別率は N=3 が 75%, N=5 が 76%, N=8 が 68%, N=10 が 79%, N=15 が 74%となった。これらの結果から、N=10 つまり、10 回連続して最大振幅の 1/2, 1/3, ... となった時に減衰したと判断する方が精度良く識別ができることが分かった。次に、減衰率特徴量の個数についての比較検証を行う。N の値についての比較検証の結果から、N=10 の時に最も精度良く識別ができたので、本実験では N=10 で識別実験を行う。特徴量の個数は移動平均法を適用した場合の識別実験と同様に、最大振幅の 1/2~1/4 の 3 個、1/2~1/6 の 5 個、1/2~1/9 の 8 個、1/2~1/10 の 9 個、1/2~1/11 の 10 個の 5 種類において実験を行う。

結果は、周波数特徴量を併用した場合においては全体的に平均識別率が約 80%となり、高い精度で識別できることが分かった。しかし、Table.5 に示すように軸力 80%時の識別率は 56%と依然低いままであった。このことから、減衰継続回数を適用した識別は有用ではないと分かった。

3.3.3 減衰特徴量のみを用いた識別実験

本実験では、減衰率特徴量のみを用いて識別実験を行い、減衰率特徴量がどれくらい軸力推定に影響を及ぼしているかを検証する。実験は、128 点ずつの平均を取った減衰率特徴量と 256 点ずつの平均を取った減衰率特徴量、512 点ずつの平均を取った減衰率特徴量、減衰継続回数を適用した減衰率特徴量の 4 種類において、特徴量の個数を 8 個~10 個の 3 種類にして行う。減衰継続回数

Table.5 減衰継続回数を適用した場合の平均識別率

		推定軸力				識別率
		100%	80%	60%	40%	
実際の軸力	100%	12	5	1	0	67%
	80%	2	10	3	3	56%
	60%	0	0	17	1	94%
	40%	1	2	0	15	83%
	平均識別率					

を適用した減衰率特徴量の抽出方法は、減衰継続回数を適用した場合の識別実験の結果から、10回連続とした。

結果は、減衰率特徴量の抽出方法によるが、減衰率特徴量のみを用いた軸力推定が有効であることが分かる。特に、128点ずつの平均を取った減衰率特徴量9個と10個を用いたものに関しては、周波数特徴量とレスポンス特徴量のみを用いた場合よりも平均識別率が高くなった。この結果からも、減衰率特徴量が軸力推定に大きな影響を及ぼしていることが分かる。また、周波数特徴量とレスポンス特徴量を併用した場合よりも平均識別率が低いことも分かる。特に、Table.6に示すように周波数特徴量と512点ずつの平均を取った減衰率特徴量10個を用いた時に平均識別率が85%であったにも関わらず、512点ずつの平均を取った減衰率特徴量10個のみを用いた時の平均識別率は68%であった。この結果から、減衰率特徴量は周波数特徴量やレスポンス特徴量などの他の特徴量と一緒に用いる必要があり、併用することによってより高い効果が期待できると考えられる。

Table.6 減衰率10個の識別結果(512点ずつの平均)

		推定軸力				識別率
		100%	80%	60%	40%	
実際の軸力	100%	13	3	0	2	72%
	80%	4	8	5	1	44%
	60%	1	2	15	0	83%
	40%	3	2	0	13	72%
平均識別率						68%

4 まとめ

本研究で行った実験において、減衰率特徴量の抽出方法や減衰率特徴量の有用性、軸力推定時に用いる各特徴量の個数について識別実験を行い、比較検証をした。その結果、減衰率特徴量が軸力推定に大きな影響を及ぼしており、周波数特徴量やレスポンス特徴量と併用することによって、精度良く識別が可能であることが分かった。減衰率特徴量の抽出方法においては、移動平均法を適用した場合と減衰継続回数を適用した場合の2種類について識別実験を行い、比較検証をしたが、どちらも精度良く識別が可能であった。このことから、移動平均法を適用することによるデータの欠損は軸力推定に影響を及ぼす可能性が低いことが考えられる。また、各特徴量の個数を比較検証する実験においては、周波数特徴量は5個、レスポンス特徴量は4個、減衰率特徴量は8個～10個の時に精度良く識別できることが分かった。特に、周波数特徴量5個と移動平均法を適用し、512点ずつの平均を取った減衰率特徴量10個を用いた時には平均識別率が85%となった。

実際の橋梁における識別実験については、橋梁のボルトの軸力を調査中であり、識別率は分からないが、腐食具合と推定軸力の結果から本研究で提案したシステムが有効である可能性を示すことができた。

今回、打音波形データから得られる周波数とレスポンス、波形減衰率を特徴量に用いたが、叩く位置や軸力、塗装の有無が全く同じボルトにおいても、かなり特徴量に差が出ている場合があった。これはハンマーによる打撃が人の手によるものであり、試行ごとに力加減や当たり所がずれてしまうために起こったものと考えられる。よって、誰でも全く同様に打撃できる自動ハンマーなどを用いれば、より精度良く識別が可能であると考えられる。また本実験では、複数の識別器と複数の打音波形データを用いることによって、軸力推定をしたが、識別器やデータの個数を5個、7個と3個よりも多い数にすることによって、識別不可や誤識別などがなくなると考えられる。また今回は、実験用の試験体を用いて識別実験を行ったので、実際の現場の環境とは違うことが考えられる。実際の橋梁のデータを用いて識別実験を行っているが、実際の軸力は調査中である。よって、肥後橋の調査結果と識別結果の検証を行う必要がある。また、肥後橋以外の橋梁などでも同様に識別実験を行い、検証していく必要がある。

参考文献

- (社)日本道路協会, “道路橋補修・補強事例集(2012年版)”, 2012.3 日本道路協会: 道路橋示方書・同解説 IV 下部構造編, pp.110-119, 1996.
- 西村昭, 加藤修吾, 神田正孝, 山崎信之, 米谷真二, “既設高力ボルトの各種非破壊検査の特質”, 橋梁と基礎 Vol.17, No.11, pp.26-33, 1983.11
- (社)日本鋼構造協会, “土木鋼構造物の点検・診断・対策技術 2011年改訂版”
- 榎並宏治, 須山昇司, 若山精一, 伴實, 堀川好一 “超音波式ボルト軸力管理装置の開発”, 三菱重工技報, Vol.25, No.3, pp.268-273, 1988
- 上野幹二, 山口隆司, 小林昭一 “超音波縦波および横波を用いた高力ボルト軸力測定に関する基礎的研究”, 構造工学論文集, 土木学会, Vol.46A, pp.1147-1152, 2000
- 柏谷賢治 “交流消磁法を併用した磁気異方性センサによる応力測定”, 非破壊検査, 第34巻, 第3号, 1985
- 国土交通省, “橋梁定期点検要領(案)”, 2004.3
- 田中成典, 三上市蔵, 樋渡達也, 窪田諭 “ニューラルネットワークを適用した鋼橋の高力ボルトの軸力測定方法に関する研究”, 日本ファジィ学会誌, Vol.12, No.4, pp.539-551, 2000
- 広兼道幸, 中田弘一, 小西日出幸, 鈴木直人, “パターン認識を用いた高力ボルトに関する研究”, pp.5-6, 2013

次の論文は、著作権の関係により非公開としております。

P3~P11 : Mathematical analysis of the Accordion Grating illusion: A differential geometry approach to introduce the 3D aperture problem

P12~P17 : A new psychophysical estimation of the receptive field size

P120~P133 : Multiscale sampling model for motion integration

P134~P144 : Object-centered reference frames in depth as revealed by induced motion

P145~P164 : Neural dynamics of feedforward and feedback processing in figure-ground segregation

4. 研究成果の刊行と広報・教育活動

研究成果の刊行

<2014年度>

- 1) H.Furuta and H.Fujikawa: Damage assessment for concrete bridge based on automatic extraction using image processing technology, Proceedings of 27th KKHTCNN Symposium on Civil Engineering (USB), p.SU-4-5 (2014)
- 2) H.Furuta, K.Nakatsu, K.Takahashi, K.Ishibashi and Y.Kagawa: Analysis of the reliability of road network considering regional resilience in earthquake preparedness, Proceedings of 27th KKHTCNN Symposium on Civil Engineering (USB), p.SU-1-8 (2014)
- 3) K. Murata, R. Yataka and M. Hirokane: Evaluation of the estimation accuracy for harmony between music and images based on various combinations of features, International Symposium on Affective Science and Engineering 2015, ISASE2015, in Press (2015)
- 4) M. Hirokane, H. Nakata, R. Yataka, H. Konishi and N. Suzuki: Diagnosis for Axial Force of High-Strength Bolts Using Pattern Recognition, Vulnerability and Risk Analysis and Management (ICVRAM 2014), American Society of Civil Engineers, pp. 2598-2607 (2014)
- 5) Lena Sherbakov, Arash Yazdanbakhsh: Multiscale sampling model for motion integration, Journal of Vision, 13(11):18, 1-14, (2014)
- 6) Jasmin Leveille, Emma Myers, Arash Yazdanbakhsh: Object-centered reference frames in depth as revealed by induced motion, Journal of Vision, 14(3):15, 1-11, (2014).
- 7) Oliver W. Layton, Ennio Mingolla, Arash Yazdanbakhsh: Neural dynamics of feedforward and feedback processing in figure-ground segregation, frontiers in PSYCHOLOGY, Vol. 5, Article 972, doi: 10.3389/fpsyg.2014.00972, (2014).
- 8) 石橋 健, 古田 均, 野村 泰稔, 中津 功一朗, 高橋 亨輔: セルオートマトンPSOを用いた多重モード解析による構造物の信頼性解析, 材料, Vol.64, No.3, 掲載決定済 (2015)
- 9) 古田 均, 中津 功一朗, 高橋 亨輔, 石橋 健, 香川 圭明: 地域レジリエンスを考慮した道路網の信頼性解析に基づく地震対策の評価, 土木学会論文集F6, Vol.70, No.2, 掲載決定済 (2014)
- 10) 古田 均, 石橋 健, 藤川 浩史, 佐藤 郁: RFIDセンサーと無人飛行体による橋梁点検システムの開発, 土木学会年次学術講演会概要集 (CD-ROM) , Vol.69, p.I-558 (2014)
- 11) 石橋 健, 古田 均, 世羅 愛子, 香川 圭明: 中途視覚障害者のための歩行支援システムに関する研究, ファジィシステムシンポジウム講演論文集 (CD-ROM) , Vol.30, p.TF3-2 (2014)
- 12) 石橋 健, 古田 均, 中津 功一朗: 制約付き最適化問題へのセルオートマトンPSOの適用, ファジィシステムシンポジウム講演論文集 (CD-ROM) , Vol.30, p.TB1-3 (2014)
- 13) 古田 均, 中津 功一朗, 石橋 健: 粒子の自律性と相互作用に基づくセルオートマトンPSOの提案, 情報処理学会論文誌, Vol.55, No.4, pp.1378-1388 (2014)
- 14) 辻 欣輝, 広兼 道幸: 高力ボルトの軸力診断のための特徴量の検討, 信頼性シンポジウム, 材料学会, 掲載決定済 (2014)
- 15) 松岡 隼平, 広兼 道幸: ARを用いた集中豪雨疑似体験システムにおける視聴覚情報の効果, 信頼性シンポジウム, 材料学会, 掲載決定済 (2014)

- 16) 伴場 翔, 広兼 道幸: 不安全行動に対する脈拍による注意喚起システムの構築, ファジィシステムシンポジウム, 日本知能情報ファジィ学会, pp.129-134 (2014)
- 17) 松岡 隼平, 広兼 道幸: ARを用いた集中豪雨疑似体験システムにおける視聴覚情報の効果, ファジィシステムシンポジウム, 日本知能情報ファジィ学会, pp.704-707 (2014)

<2013年度>

- 18) H.Furuta, K.Ishibashi, N.Miyoshi, M.Aira, M.Usui: A practical bridge maintenance scheduling using genetic algorithm considering uncertainty, Proceeding of 11th International Probabilistic Workshop (IPW11), (2013).
- 19) K.Nakatsu, H.Furuta, Y.Nomura, K.Ishibashi, M.Uchida: Finding various failure modes of lifeline network using metaheuristic, Proceeding of the Seventh International Symposium on Steel Structures, (2013).
- 20) K.Nakatsu, H.Furuta, K.Takahashi, K.Ishibashi, M.Uchida: Effectiveness of optimization for bridge maintenance planning, Proceeding of the Seventh International Symposium on Steel Structures, (2013).
- 21) I.Hayashi, J.Leveille, M.Ogino, S.Tsuruse: PosDI-Boosting: A boosting method by fuzzy data interpolation for brain-computer interface, Proceeding of the 14th International Symposium on Advanced Intelligent Systems (ISIS2013), No.S1a-2 (2013).
- 22) K.Nakatsu, H.Furuta, Y.Nomura, K.Ishibashi and M.Uchida: Finding Various Failure Modes of Lifeline Network Using Metaheuristic, Proceedings of the 7th International Symposium on Steel Structures, pp.182-183 (2013)
- 23) K.Nakatsu, H.Furuta, K.Takahashi, K.Ishibashi and M.Uchida: Effectiveness of Optimization for Bridge Maintenance Planning, Proceedings of the 7th International Symposium on Steel Structures, pp.184-185 (2013)
- 24) H.Furuta, K.Ishibashi, N.Miyoshi, M.Aira and M.Usui: A practical bridge maintenance scheduling using genetic algorithm considering uncertainty, Proceedings of 11th International Probabilistic Workshop, pp.101-112 (2013)
- 25) H.Furuta, K.Nakatsu, K.Takahashi and K.Ishibashi: Proposal of Bridge Management System Using Cloud Computing for Local Government, The 13th East Asia-Pacific Conference on Structural Engineering and Construction (CD-ROM), p.B-3-5 (2013)
- 26) H.Furuta, Y.Nomura, K.Nakatsu, K.Ishibashi and M.Uchida: Optimal Restoration Scheduling considering Group Priority of Restoration Works for Uncertain Environments, Proceedings of the 3rd International Conference on Soft Computing Technology in Civil, Structural and Environmental Engineering (CD-ROM), p.CSC16 (2013)
- 27) H.Furuta, Y.Nomura, K.Nakatsu, H.Hattori and S.Yasuda: Influence of Exceptional Data on Bridge Damage Assessment based on One-Class SVM Pattern Recognition, Proceedings of the 3rd International Conference on Soft Computing Technology in Civil, Structural and Environmental Engineering (CD-ROM), p.CSC13 (2013)
- 28) H.Furuta, M.Usui and K.Ishibashi: Reliability Analysis for Large-Scale Structures by Using Metaheuristic, Full-length papers of The 12th Japan-Korea Joint Symposium on Steel Bridges (JSSB-JK12), pp.169-179 (2013)

- 29) H.Furuta, K.Takahashi, K.Nakatsu, K.Ishibashi and M.Aira: Robust Maintenance Planning with Flexible Periods against Uncertainty of Deterioration Prediction, Safety, Reliability, Risk and Life-Cycle Performance of Structures & Infrastructures, Proceedings of International Conference on Structural Safety & Reliability (ICOSSAR 2013), p.381 (2013)
- 30) H.Furuta, K.Takahashi, K.Nakatsu, K.Ishibashi, M.Uchida and M.Usui: Reliability Analysis of Structures with Various Failure Modes by Using Metaheuristics, Safety, Reliability, Risk and Life-Cycle Performance of Structures & Infrastructures, Proceedings of International Conference on Structural Safety & Reliability (ICOSSAR 2013), p.731 (2013)
- 31) H.Furuta, K.Nakatsu and K.Ishibashi: Application of Group Based Sorting Method to Multiple-Constrained Optimization Problems, Proceedings of 10th World Congress on Structural and Multidisciplinary Optimization (CD-ROM), p.ID-5308 (2013)
- 32) M.Hirokane, S.Banba, K.Ohdo: Development of AR based safety education support system in construction site, Proceeding of the International Conference on Fall Prevention and Protection 2013 (ICFPP2013), pp.139-144 (2013).
- 33) 石橋 健, 古田 均, 野村 泰稔, 中津 功一朗, 高橋 亨輔: メタヒューリスティクスを用いた複数の破壊モードを持つライフラインネットワークの信頼性解析, 日本材料学会, Vol.63, No. 2, pp.143-148 (2014)
- 34) 古田 均, 野村 泰稔, 中津 功一朗, 高橋 亨輔, 石橋 健: 年度予算の変動を考慮した橋梁維持管理計画の最適化に関する研究, 第27回信頼性シンポジウム講演論文集 (2013)
- 35) 石橋 健, 古田 均, 野村 泰稔, 中津 功一朗, 高橋 亨輔: メタヒューリスティクスを用いた複数の破壊モードを持つライフラインネットワークの信頼性解析, 材料, Vol.63, No.2, pp. 143-148 (2014)
- 36) 古田 均, 野村 泰稔, 中津 功一朗, 高橋 亨輔, 石橋 健: 年度予算の変動を考慮した橋梁維持管理計画の最適化に関する研究, 第27回信頼性シンポジウム講演論文集, pp. 183-187 (2014)
- 37) 野村 泰稔, 古田 均, 日下 貴之, 吉田 和世, 石橋 健: 画像相関法とフラクタル次元解析を用いたBaseline-free損傷検出法, 土木学会論文集 A2(応用力学), Vol.69, No.2, pp.I_633-I_642 (2013)
- 38) 石橋 健, 中津 功一朗, 古田 均, 野村 泰稔, 高橋 亨輔: GAを用いた大規模橋梁群の長期的な維持管理計画の最適化, 土木学会論文集 A2(応用力学), Vol.69, No.2, pp.I_731-I_740 (2013)
- 39) 古田 均, 石橋 健, 野村 泰稔, 中津 功一朗: 例外検出を考慮したパターン認識に基づく橋梁損傷度判定の実用性の向上, 土木学会論文集 A2(応用力学), Vol.69, No.2, pp.I_751-I_760 (2013)
- 40) 古田 均, 臼井 理登, 矢須田 成貴, 始良 麻美: 多次元入力によるパターン認識のための複合特徴選択の検討, 第29回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp.469-470 (2013)
- 41) 広兼 道幸, 大江 眞紀子, 小西 日出幸, 鈴木 直人: 鋼橋の高力ボルト軸力診断へのカオス理論の適用に関する研究, 土木学会論文集F6, Vol.69, No.2, pp.63-68 (2014)
- 42) 広兼 道幸, 中田 弘一, 小西 日出幸, 鈴木 直人: パターン認識を用いた高力ボルトの軸力診断に関する研究, 土木学会論文集F6, Vol.69, No.2, pp.69-74 (2014)
- 43) 広兼 道幸, 松岡 隼平, 辻原 涼, 戸松 純一, 徳井 亮輔: 拡張現実感を用いた集中豪雨疑似体

- 験システムの開発と評価, 土木学会論文集F6, Vol.69, No.2, 土木学会, pp.141-146 (2014)
- 44) 広兼 道幸, 伴場 翔, 大幢 勝利, 田邊 準一: AR技術を用いた現場における安全管理情報の共有化システムの構築, 土木学会論文集F6, Vol.69, No.2, 土木学会, pp.165-170 (2014)
- 45) 小西 日出幸, 広兼 道幸, 鈴木 直人, 中田 弘一: パターン認識を用いた高力ボルトの打音による軸力診断技術の研究, 年次学術講演会, VI-102, 土木学会, pp.203-204 (2013)
- 46) 大幢 勝利, 北條 哲男, 広兼 道幸: Web上のデータを活用した建設工事における墜落災害要因分析とその対策, 年次学術講演会, VI-275, 土木学会, pp.549-550 (2013)
- 47) 広兼 道幸, 宮永 真央, 山本 尚佳: 災害発生後におけるツイート情報の時系列分析について, 年次学術講演会, 研究討論会, 研-22資料, 土木学会, pp.10-13 (2013)
- 48) 中田 弘一, 広兼 道幸, 小西 日出幸, 鈴木 直人: パターン認識を用いた高力ボルトの軸力診断に関する研究, ファジィシステムシンポジウム, 日本知能情報ファジィ学会, pp.633-638 (2013)
- 49) 大江 眞紀子, 広兼 道幸, 小西 日出幸, 鈴木 直人: カオス理論を用いた鋼橋の高力ボルトの打音データ分析, ファジィシステムシンポジウム, 日本知能情報ファジィ学会, pp.941-946 (2013)
- 50) 広兼 道幸, 宮永 真央, 山本 尚佳: 災害発生後におけるツイート情報の時系列分析について, 安全工学シンポジウム, 日本学術会議安全工学研究委員会, pp.88-91 (2013)

広報・教育活動

<2014年度>

- 1) 2014年7月15日, 13:00~14:30, 14:45~16:15, University of Liverpool, Probabilistic Modeling and Analysis, ICVRAM2014 & ISUMA2014, ASCE (司会: 広兼)
- 2) 2014年8月29日, 2時限~4時限, 赤大路小学校, ロボットによる図形の授業, 4年生×3クラス×1時間, 関西大学, 赤大路小学校
- 3) 2014年9月13日, 10:30~12:30, 高槻市役所, 安全・安心・安定な社会づくりに向けた地域継続計画, 高槻市役所, 土木学会 (高槻市役所HPで広報)
- 4) 2014年9月14日, 京都情報大学院大学, ETロボコン2014関西地区大会, いろはす! (総合7位/8チーム), 組込みシステム技術協会
- 5) 2014年10月28日, 1時限~6時限, 赤大路小学校, ロボットによる図形の授業, 4年生×3クラス×2時間, 関西大学, 赤大路小学校 (J:COM高槻で放映)
- 6) 2014年11月27日, 9:00~17:00, 土木学会, 安全・安心・安定な社会づくりに向けた地域継続計画, 安全問題討論会'14, 土木学会 (実行委員長; 広兼)
- 7) 2014年12月19日, 1時限~3時限, 赤大路小学校, 防災に関する授業 (集中豪雨の実証実験), 5年生×3クラス, 関西大学, 赤大路小学校
- 8) 2015年1月25日, 14:00~16:00, 今城塚公民館, 避難と避難行動 (香川大学, 井面教授), 集中豪雨の疑似体験 (関西大学, 広兼研究室), 香川大学, 関西大学, 高槻市役所

<2013年度>

- 9) 2013年7月4日, 日本学術会議, 自然災害と安全・危険予知, 安全工学シンポジウム, 日本学術会議 (OS座長),
- 10) 2013年8月24日, 10:30~16:00, 高槻キャンパス, 2輪倒立振子ロボットで様々な障害物に挑戦!, サマーキャンパス, 関西大学
- 11) 2013年8月29日, 2時限~4時限, 赤大路小学校, ロボットによる割合の授業, 6年生×3クラス, 関西大学, 赤大路小学校 (J:COM高槻で放映)
- 12) 2013年9月6日, 14:00~15:30, BCP/DCPを巡る課題と動向~市民目線で捉えた減災と地域継続計画の在り方~, 年次学術講演会, 土木学会 (パネリスト)
- 13) 2013年9月22日, 京都情報大学院大学, ETロボコン2013関西地区大会参加, いろはす! (総合3位/26チーム), シルバーチャリオッツ (総合23位/26チーム), 組込みシステム技術協会
- 14) 2013年10月28日, 2時限~3時限, 赤大路小学校, タブレットによる小数の授業, 5年生×2クラス, 関西大学, 赤大路小学校
- 15) 2013年11月1日, 1時限~3時限, 赤大路小学校, ロボットによる割合の授業, 6年生×3クラス, 関西大学, 赤大路小学校
- 16) 2013年11月9日, 8:40~12:00, 芥川小学校, ARを用いた集中豪雨疑似体験シミュレータの実証実験, 芥川地区防災訓練, 高槻市
- 17) 2013年11月28日, 9:30~17:00, 土木学会, 社会基盤施設の耐久性と維持管理問題, 安全問題討論会'13, 土木学会 (実行委員長; 広兼)