

人混みでも環境地図を学習して稼働する自律移動ロボットを開発

東京工業大学

森岡 博史・長谷川 修

近年のロボット産業の発展にともない、警備ロボットや介護ロボットなどの、人の生活環境で安全に動く自律移動ロボットの導入が期待されている。近年は特に、取得できる情報の多さ、価格の安さから、カメラを用いたSLAM・ナビゲーションの研究が注目されている。しかし、混雑な環境下でカメラ画像から特徴点を抽出すると、動いている人物からも抽出されるなど、不安定な特徴点が多く抽出されてしまう問題が起こる。そのため、従来の手法では人の多い混雑した環境下では安定してSLAM・ナビゲーションを行えなかった。そこで我々は、カメラから連続的に取得した複数の画像とオドメトリのデータから、安定した三次元上の特徴点を取り出すことで、不特定多数の人が存在する混雑な環境下で安定したSLAM・ナビゲーションを行う手法を構築した。

はじめに

近年のロボット産業の発展にともない、警備ロボットや介護ロボットなどの、自律移動ロボットの導入が期待されている。一般に、移動ロボットが自律的にナビゲーションを行うためには、障害物の位置情報などを表した地図の構築と、地図を用いた自己位置推定が必要となる。未知の環境で移動ロボットが自律的に地図構築・自己位置推定を行う問題は SLAM (Simultaneously Localization And Mapping)、行動計画を行う問題はナビゲーションとよばれ、従来から広く研究してきた。

SLAM・ナビゲーションにおける従来の手法の多くは、レーザ測域センサを用いていた。測域センサを用いた手法は、乱雑でなく閉

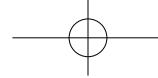
じた環境には適用できるが、起伏の多い環境や混雑した環境では十分な性能を発揮できなかった。さらに、測域センサは高価であるため、測域センサを搭載した自律移動ロボットの導入には大きなコストが必要だった。そこで近年特に注目されているのがカメラを用いた手法である。カメラから得られる情報は豊富であり、環境に関する多くの情報が得られる。さらには

近年はカメラの小型化・低価格化により、ロボットや携帯電話などさまざまなデバイスに搭載可能となっている。

そのようなカメラを用いた手法の多くは、画像上の局所的な特徴点としてコーナ点やSIFTなどをランドマークとして用いていた。しかしそれらのシステムでは、駅構内やショッピングモールのように不特定多数の人が入り乱れ



第1図 人の多い混雑な環境の例(東京工業大学の食堂)。実験において実際にロボットが取得した画像。常に不特定多数の人が出入りしている。



ている環境下では、安定した地図構築・自己位置推定ができなかつた。その理由としては、混雑な環境下で画像から特徴点を抽出した場合、人間のように動いている物からも特徴点が抽出されることが原因として挙げられる。そのような特徴点をランドマークとして認識してしまうことによって、地図構築・自己位置推定に誤りが生じ、アルゴリズムが破綻してしまうという問題が起こる。そのため、現在実用化されている技術では、人混みのような変動要因の大きな環境で移動ロボットを稼働させるには、あらかじめ床に誘導ラインを引くなどの事前の作り込みが必要だった。

そこで我々は、単眼カメラから連続的に取得した複数の画像とオドメトリ（タイヤの回転角を用いた自己位置推定）の情報から安定な三次元上の特徴点を抽出することで、混雑な環境下でも安定なSLAM・ナビゲーションを行う手法を構築した。なお、この手法では移動ロボットは学習フェーズとナビゲーションフェーズとよぶ処理を行う。学習フェーズは人間が操縦することによってロボットを移動させ、ロボットに通ることのできる経路を覚えさせる処理であり、ナビゲーションフェーズは覚えた経路上で行動計画を行い、任意の位置に自律的に移動する処理である。3章の実験結果では、本手法を用いることで不特定多数の人が入り乱れる混雑した環境下でも、移動ロボットが経路を学習し、自律的に行動できることを見る。

混雑な環境下での SLAM・ナビゲーション手法

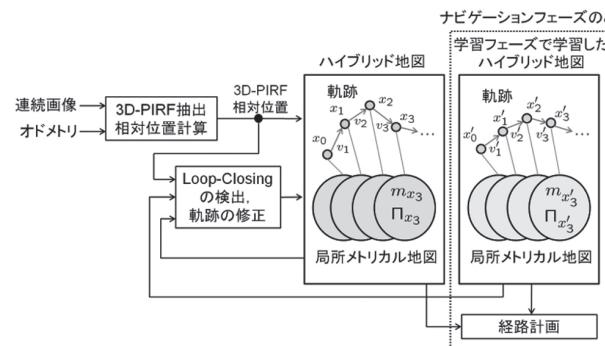
本手法ではセンサとして単眼全方位カメラと車輪のエンコーダーを用いて地図構築を行う。また環境として駅構内やショッピングモールのような、不特定多数の人が入り乱れている混雑な環境を想定する。そのような混雑な環境下では動いている人などから多くの特徴点が抽出されるため、SLAMを行なうのは極めて困難である。

そこで本手法では、カメラから得られる特徴点として、人の多い混雑な環境下でも安定して得ら

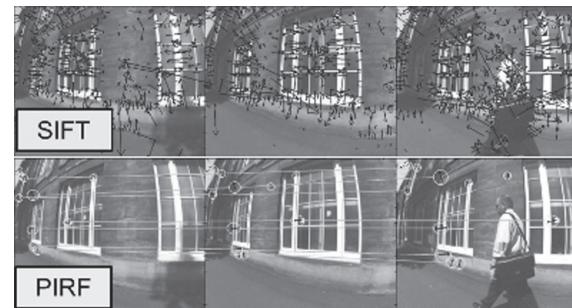
れる三次元上の特徴点を用いることで、混雑な環境下でロバストにSLAM・ナビゲーションを行う。我々が構築したシステムを第2図に示す。以下、各処理の詳細を述べる。

混雑な環境下でも安定な三次元上の特徴点の抽出

画像を用いたSLAMにおいて多く用いられている特徴点として、SIFTやコーナ点がある。一般にSIFTやコーナ点などの局所特徴点は対応付けが取りやすく、画像を用いたSLAMに適している。しかし、不特定多数の人が入り乱れる混雑な環境下でロボットが取得した画像からそれらの特徴点を抽出すると、動いている人物からの



第2図 構築したシステム。連続画像とオドメトリから3D-PIRFを抽出することでハイブリッド地図を構築し、ナビゲーションを行う。

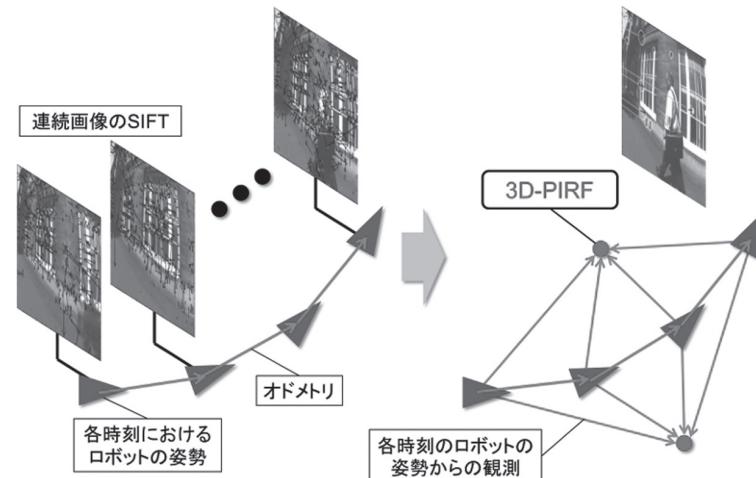


第3図 連続画像から、我々独自の局所特徴量であるPIRF^{1) 2)}を抽出。PIRFは各画像から抽出されたSIFT特徴点のうち、すべての隣り合った画像間でマッチングがとれた特徴点として抽出されるため、見た目の変化の大きい部分の特徴点を除外できる。

特徴点や、ロボットが少し移動しただけで観測できなくなるような不安定な特徴点が多く抽出されるという問題があった。そのような不安定な特徴点が多いと、地図構築、自己位置推定に悪影響を及ぼすという問題が起こる。

そこで近年我々は、PIRF (Position Invariant Robust Feature) という特徴量を提案した^{1) 2)}。PIRF は複数枚の連続画像から SIFT を抽出して連続的にマッチングを取り、すべての画像でマッチングが取れた特徴点のみを抽出する手法である(第3図)。PIRF はロボットの移動に対して見た目の変化の小さい部分を特徴点として抽出でき、逆に、動いている人物などから抽出される見た目の変化の大きい部分の特徴点を除外できるという特徴がある。

しかし PIRF は画像から抽出される画像上の特徴点であり、直接 SLAM に適用することはできない。そこで本手法では、連続画像の特徴点にオドメトリの情報を組み合わせることで、PIRF を三次元空間にマッピングする手法を構築した。以後、この三次元空間にマッピングした特徴点を 3D-PIRF とよぶ。第4図は 3D-PIRF の概念図を表している。3D-PIRF は複数のステップにおいてロボットが取得した連続画像と、各ステップ間のオドメトリの情報から、三次元上の特徴点として抽出される。なお、三次元位置の推定には過去数ステップの観測データが必要であるため、ロボットの現在の状態しか保持しないカルマンフィルタなどの手法を使えないという問題がある。そこで本手法では SWF



第4図 連続画像から抽出したSIFTの観測データとオドメトリのデータから3D-PIRFを抽出。本手法で提案した3D-PIRFはPIRF特徴点の拡張であり、PIRF特徴量とその三次元位置で表される。

(Sliding Window Filter)³⁾を用いた定式化を行い、特徴点の位置推定を行った。SWF はカルマンフィルタなどのオンライン型の手法と、過去すべてのデータを用いるバッチ型の手法との中間的な手法であり、一定期間よりも古い姿勢・特徴点を周辺化して消去していくことで、計算時間を一定に保てるという特徴がある。これを用いることで、連続画像とオドメトリの情報から 3D-PIRF の三次元位置を推定可能となる。

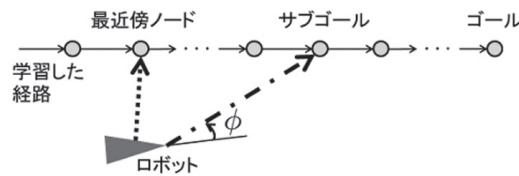
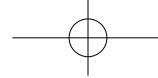
局所地図を用いたハイブリッド地図の構築

SLAM には大きく分けて、地図を連続的な空間配置で表すメトリカルな手法と、地図が離散的なグラフ構造で表されるトポジカルな手法、それらを組み合わせたハイブリッドな手法がある。ハイブリッドな手法では、各ノードが局所的なメトリカル地図の情報を持つようなトポジカルな地図が構築される。本手法では、ハイブリ

ッドな手法を用いる。ハイブリッドな手法はグラフ構造を有するため経路計画が容易であり、距離情報も用いることが可能であるため、最短経路の探索など、より高度な経路計画を行えるという特徴がある。本手法で構築するハイブリッド地図は第2図の図中に示すものである。ロボットの経路はノードとエッジによるグラフで表され、各ノードはノード位置周辺で観測した 3D-PIRF の位置と分散の情報を持ち、各エッジはノード間の相対位置の情報を持つ。

Loop-Closingによる経路の修正

一般的に SLAM においては、移動距離が長くなるほど誤差が蓄積する問題が起り、本手法の場合、誤差は経路のゆがみとして蓄積する。この経路の誤差を修正するには、現在いる場所が過去に訪れたことのある場所かどうかを判断し、その情報を用いて経路を計算し直す(Loop-Closing)必要がある。本手法では過去に訪れ



第5図 ナビゲーションフェーズでのロボットの行動計画

たことのある場所かどうかを認識するための手法として、近年我々が提案したオンラインでの Loop-Closure 検出手法である [4] を用いる。この手法では画像から抽出する特徴量として PIRF を用いており、混雑した環境下で過去に訪れたことのある場所かどうかをオンライン、追加的に認識 (Loop-Closure 検出) 可能である。Loop-Closure が検出されると、Loop-Closure による情報と各時刻でのロボットの姿勢、ノード間の相対位置の情報から経路が修正される。この処理により、誤差が蓄積することなく経路を学習できる。

ナビゲーション

本手法は移動ロボットの自律ナビゲーションが目標であり、移動ロボットは学習フェーズとナビゲーションフェーズを行う。学習フェーズは人がロボットを操縦することでロボットに通ることのできる経路を教える段階であり、ロボットは移動しながら前節まで述べた方法によりハイブリッド地図を構築することで、通ることのできる経路を学習する。

次のナビゲーションフェーズでは、学習フェーズで学習した経路を用いて自律的に移動する。具体的には、まず学習フェーズで学習した経路上で、スタート地点と

ゴール地点を指定する。すると移動ロボットは学習した経路上でスタート地点からゴール地点までの最短経路を探査し、その経路に沿ってスタート地点からゴール地点まで自律的に移動する。具体的な行動計画としては、ロボットはまず最短経路上で最も近いノードを探し、そのノードの数ステップ先のノードをサブゴールとして設定する（第5図）。そして現在のロボットの向いている方向と、サブゴールの方向との差 ϕ を求め、その値によって、サブゴールに近づくように左右の車輪の速度を決定する。この処理によりロボットは計画した最短経路に沿って移動を行う。

人混みでの稼働実験

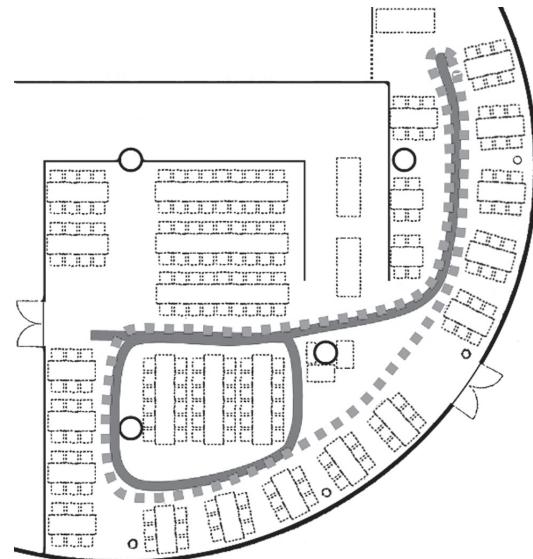
今回用いた自律移動ロボットは iXs Research 社の iWs09（第6図）である。ロボットには、高さ約 130[mm] の位置にヴィストン株式会社の全方位カメラが搭載されており、800 × 600 画素で環境の全方位画像を取得できる。また、下部前面に北陽電機社の二次元のレーザ距離計が搭載されており、障害物の有無を確認できる。モータは MAXON 社のものが用いられており、エンコーダによりモータの回転角度を検出できる。処理にはロボットに搭載したノート PC を用いる。CPU は Core2Duo 2.54[GHz]、メモリは 2[GB] であり、プログラムは MATLAB を用いて記述した。

実験は 20[m] × 20[m] 程度の屋内環境（第1図）で行った。この環境は食堂であり、常に不特定多数の人が出入りし、混雑している。このような常に人がいる環境の場合、従来の手法では動いている人から抽出される特徴点が悪影響を与え、ロバストに SLAM・ナビゲーションを行えなかった。一方本手法では、混雑な環境下でもロバストに SLAM・ナビゲーションを行えるという特徴がある。

まず学習フェーズでは、全方



第6図 実験で用いた自律移動ロボット。上部に全方位カメラ、下部前面に測域センサが搭載されており、すべての制御はロボットに搭載されたノートPCで行う。



第7図 学習フェーズで移動させた経路。実験は第1図の環境で行い、常に不特定多数の人が出入りしている。今回は、まず実線のループを右回りに2周させた後、右上に移動し、点線のループを2周させた。ただし、経路はどのような順番で学習させてもよい。

位カメラとエンコーダセンサを搭載したロボットが人間の操縦によって、本手法を用いて自己位置推定と地図構築を行いながら移動する。第7図は環境の真値地図と、学習フェーズでロボットを移動させた道順を表しており、まず左下の実線で示した小さいループを2周、次に右上に移動し、そこから点線で示した大きなループを2周

させた。第10図は以上の経路に対してカメラの情報を使わずオドメトリのみから計算したロボットの経路である。図において、左の丸はスタート地点、右上の丸はゴール地点を表している。この図か



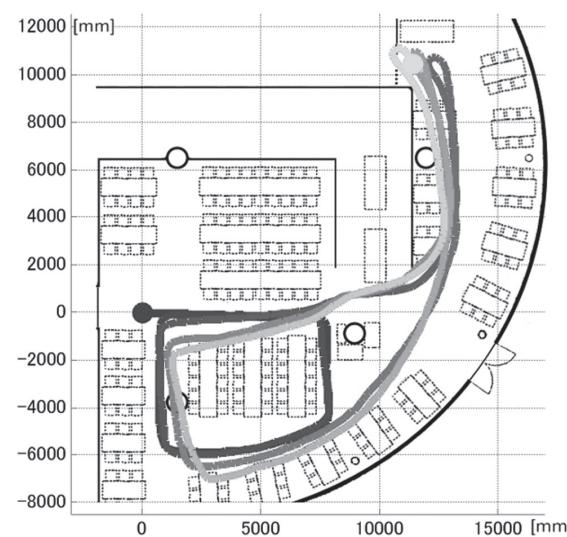
第8図 実験においてロボットの取得した画像

ら、オドメトリのみから計測した場合には移動距離が伸びるほど自己位置推定の誤差が溜まり、正しい経路が学習出来ていないことがわかる。

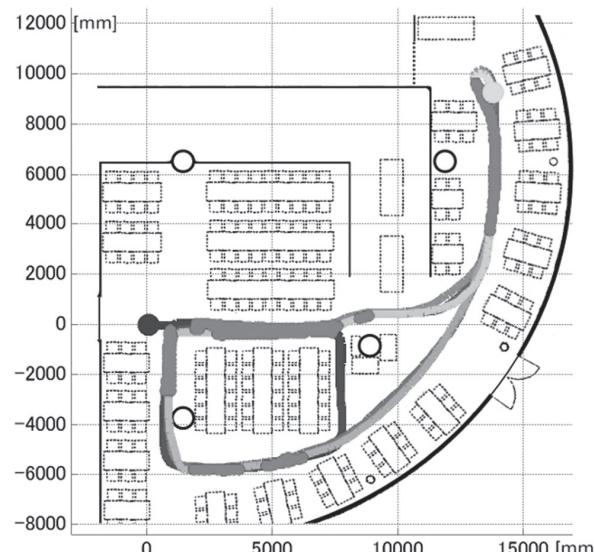
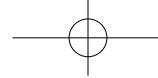
この環境において3D-PIRFを抽出した例が第8図、第9図である。この位置ではPIRFが21個抽出



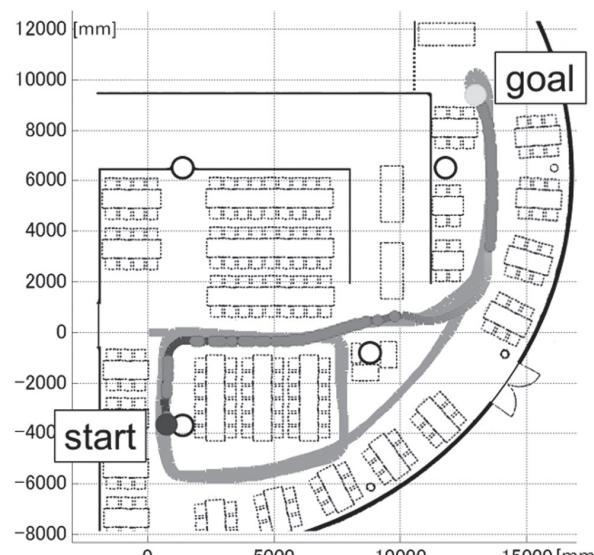
第9図 第8図から抽出されたPIRF。動いている人の周囲からは抽出されず、掲示物や蛍光灯、窓枠などの、ロボットから比較的安定して観測できるもののみから抽出されている。



第10図 オドメトリ(タイヤの回転角を用いた自己位置推定)のみから計算した経路。徐々に誤差が蓄積している。(左はカラー用、右はモノクロ用)



第11図 本手法により学習した経路。第10図で生じていた経路のずれがなくなり、オドメトリのみから計算した経路(第10図)から改善されている。(左はカラー用、右はモノクロ用)



第12図 ナビゲーションフェーズでのロボットの経路。学習した経路を薄いグレーで示し、その学習データを用いて実際にロボットが移動した経路を濃いグレーで示す。Loop-Closureが検出された位置は黒い丸で示す(詳細は本文参照)。この図から、スタート地点からゴール地点まで自律的に移動出来ていることがわかる。(左はカラー用、右はモノクロ用)

された。この図から、3D-PIRFは動いている人の周囲からは出ず、比較的遠くにある掲示物や蛍光灯、窓枠などの、ロボットから比較的安定に観測できるもののみか

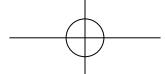
ら抽出されていることがわかる。このように、3D-PIRFは混雑な環境下でも比較的安定して観測できる物から多く抽出されるため、本手法を用いることで安定して自己

位置推定・地図構築を行うことができる。

第11図は本手法によりロボットが学習した経路である。図において、丸で表されているのは過去に訪れたことがあると認識(Loop-Closure検出)された位置である。この図から、移動距離が延びても誤差が溜まっておらず、Loop-Closing処理を行うことによってルートを正しく学習出来ていることが分かる。

次にナビゲーションフェーズでは、学習フェーズで学習した経路に沿うように、ロボットが自律的に移動する。今回は左下から右上まで移動するように経路計画を行った。第12図はロボットが自律的に移動した経路である。図において、学習フェーズで学習した経路を薄いグレーで、ナビゲーションフェーズでロボットが移動した経路を濃いグレーで示しており、過去に訪れたことがあると認識(Loop-Closing検出)された位置を黒い丸で示している。この図から、ロボットは学習フェーズで学習した経路を用いて左下から右上に至る経路計画を行い、自律移動してゴール地点まで到達できていることがわかる。また、第13図はナビゲーションフェーズでの移動ロボットと環境の写真であり、混雑な環境下で自律的に移動していることがわかる。

なお、移動途中の左カーブの部分で、ロボットが学習した経路から外れていることがわかる。これは左カーブの付近でLoop-Closure検出が行えず、自己位置推定に誤差が乗ったためであると考えられる。再びLoop-Closure



第13図 ナビゲーションフェーズでのロボットの稼働の様子。混雑した環境下でも自律的にゴールに向かって移動している。

検出が行われると、もとの経路に戻れている。

現状では1ステップあたりの計算時間は平均3.87[s]、移動速度は平均38.4[mm/s]である。現在、速度と精度の向上が目標であり、消費電力が低く、高い演算能力の見込めるGPGPUによる実装に取り組んでいる。



おわりに

本稿では、人の多い混雑な環境下でロバストにSLAM・ナビゲーションを行う手法として、画像から得られる、人の多い混雑な環境下でも安定な特徴点を用いてSLAM・ナビゲーションを行う我々の手法を紹介し、不特定多数の人が常に映りこんでいる状況下でも安定してSLAM・ナビゲーションが行えることを見た。この技術

は将来的にロボットを実環境に適応させ、人と共存させるためには必要不可欠な要素であり、ロボットの実用化に大きく貢献することが期待できる。また、本手法は2輪の移動ロボットだけでなく、車やヒューマノイドなど、様々なものに適用でき、広い応用可能性がある。

謝辞

本研究は、NEDO 産業技術研究助成事業から支援を頂きました。記して感謝致します。

参考文献

- 1) A. Kawewong, S. Tangruamsuab and O. Hasegawa: "Position-invariant Robust Features for Long-term Recognition of Dynamic Outdoor Scenes," IEICE Transactions on Information and Systems, Vol. E93-D, No. 9, pp. 2587-2601, 2010.
- 2) A. Kawewong, N. Tongprasit, S. Tangruamsuab, O. Hasegawa: "Online Incremental Appearance-based SLAM in Highly Dynamic Environments," International Journal of Robotics Research (IJRR), 2010 accepted
- 3) G. Sibley, L. Matthies and G. Sukhatme: "Constant time sliding window filter slam as a basis for metric visual perception," IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA) Workshop, 2007.
- 4) Tongprasit Noppharat, Kawewong Aram, Osamu Hasegawa : "PIRF-Nav 2: Speeded-up Online and Incremental Appearance-based SLAM in Highly Dynamic Environment," IEEE Workshop on Applications of Computer Vision (WACV) 2011 , accepted
- 5) 森岡 博史, 李想撰, Tongprasit Noppharat, 長谷川 修: "人の多い混雑な環境下でのSLAMによる移動ロボットのナビゲーション", 第28回日本ロボット学会学術講演会, (2010)

【筆者紹介】

森岡 博史

東京工業大学
大学院 総合理工学研究科
知能システム科学専攻 修士2年
〒226-8503
横浜市緑区長津田町4259 R2-52
TEL : 090-9735-9021
FAX : 045-924-5175
E-mail : morioka.h.aa@m.titech.ac.jp

長谷川 修

東京工業大学
像情報工学研究所
准教授
〒226-8503
横浜市緑区長津田町4259 R2-52
TEL : 090-1742-6928
FAX : 045-924-5175
E-mail : oh@haselab.info