



# 自律移動型照度計測ロボットの共進化的最適化

Co-evolutionary Optimization for  
Autonomous Illuminance Measurement Robot

東京都立大学大学院	井上 棟太	Ryota INOUE	Non-Member
東京都立大学大学院	草刈 佑太	Yuta KUSAKARI	Non-Member
株式会社きんでん	辻元 誠	Makoto TSUJIMOTO	Non-Member
株式会社きんでん	谷口 和彦	Kazuhiko TANIGUCHI	Non-Member
東京都立大学	久保田 直行	Naoyuki KUBOTA	Non-Member

Illuminance measurement is one of heavy burden tasks, which needs two people at least and conducts at night, in the construction work. For these reasons, the demand of optimized illuminance measurement system is becoming high, and we have proposed the system using a mobile robot. In the construction site which does not have enough landmarks for SLAM, illuminance measurement task cannot be successful because the robot cannot estimate its position, going to the wrong place. For this problem, this paper also proposes co-evolutionary optimization method which includes path planning and landmarks setting to estimate the robot's position correctly.

**Keywords:** Mobile Robot, Illuminance Measurement, Co-evolutionary Optimization, SLAM, Path Planning

## 1. 緒言

現在、様々な業界において人材不足を補うためや業務の高コスト構造の改善のために、ロボットの導入の重要性が示唆されている。このようなロボットを活用したサービスを提供する流れの中で、建築業界においてもロボットの利活用によって人的な負担の大きい建設作業をロボットが肩代わりする検討が多く行われている[1]。中でも負担の大きい建設作業の1つとして、照度計測という作業が挙げられる。照度計測作業には通常、記録者と測定者の2名を必要とし、外部からの光等の外乱を避けるため、主に夜間に行う必要がある。そこで、このような照度計測作業を、ロボットを用いることで自動化することで、建設現場における労働力不足を補うことができると考えられる。

上記の照度計測作業の問題点に対して、これまで移動ロボットを活用した照度計測システムを提案してきた[2]。システムでは予め作業者によって設定されたロボットの初期位置と測定点から経路の計画を行い、ロボットが測定点へと移動して照度計測を

連絡先:草刈佑太  
東京都立大学大学院システムデザイン研究科  
機械システム工学域  
〒191-0065 東京都日野市旭が丘 6-6  
E-mail: kusakari-yuta@ed.tmu.ac.jp

自動で行う。ここで、ロボットは Simultaneous Localization and Mapping(SLAM)技術を用いることで自己位置推定を行い、次の測定点へと移動する。SLAMでは、精度の高い自己位置推定を行うために、ランドマークとなる物体が必要であるが、広大な現場では、ランドマークを十分に捉えられずに SLAM に大きな誤差が生じ、照度計測の精度が悪化することがある。測定点がずれた際には、ロボットを再度走行させる必要があるため、余計に時間を要してしまう。これに加え、現場からはなるべく走行距離を短くして作業時間を短縮したいという要望もある。これらのことから、照度測定位置を辿る計画を行う際には、走行経路を短くしながらも、ロボットにとって自己位置推定が行いやすい経路を計画する必要がある。また、ランドマークの数が少ない広大な現場の場合には、現場の負担を考え、適切な場所になるべく少なくランドマークを追加配置することで、SLAM が破綻しないようにする必要がある。これらの問題を扱うためには、ランドマークの配置問題と経路計画を同時に最適化する必要がある。以上を踏まえ、本稿では SLAM のランドマークが少ない現場において、SLAM を破綻させることなく作業を完了させるための自律移動型照度計測ロボットにおける経路・追加ランドマーク配置計画の共進化的最適化を提案する。

## 2. 自動照度計測システム

### 2.1 自律移動型照度計測ロボット

我々はこれまで、照度計測を自動化するために Fig. 1 に示す自律移動ロボットを開発してきた[2]。ロボットは取得した初期位置、照度測定点を元に経路を設定し、照度計測タスクを遂行する。ロボットが測定点に到達すると、その場で照度値を測定する。ロボットの移動では LRF から取得された計測距離データを元に SLAM による自己位置推定を行い、自己位置と測定点の位置関係を元にファジィ制御によって出力を決定し、モータを制御する。

### 2.2 自動照度計測システムの流れ

開発したシステムの流れを Fig. 2 に示す。提案システムでは、図面上にロボットの初期位置、照度測定点が作業者によって設定されている状態を想定する。次に、設定された初期位置、照度測定点から、ロボットの走行距離を短くしながら、経路を表現した個体群と、追加ランドマーク配置パターンを表現した個体群を共進化させることで SLAM に大きな誤差が発生しない経路、追加設置するランドマーク配置の計画を行う。経路・追加ランドマーク配置計画後、ロボットは初期位置の推定を図面上で行い、計測作業へと移行する。また、ロボットは 2 次元の進化戦略に基づく SLAM[3]により自己位置を推定する。そして、ファジィ制御による目標追従、障害物回避、さらにこれらのタスクに対して多目的行動調停[4]を用いて最終的な出力を決定し、ロボットを制御する。ロボットが全ての照度測定点へ到達し、測定が完了した場合、作業を終了する。本研究では、照度測定を行うために設定された位置と、実際に測定する位置の誤差目標を 500 mm 以内に設定した。



Fig. 1 Mobile robot for illuminance measurement

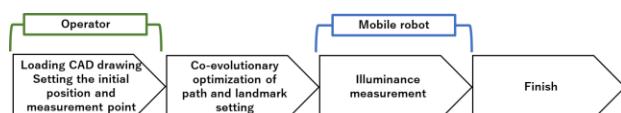


Fig. 2 Flow of the proposed system

## 3. 自動照度計測の共進化的最適化

経路・追加ランドマーク配置計画の共進化的最適化は、step 1:初期経路の生成、step 2:追加ランドマーク設置位置の抽出、step 3:経路を表現型とする個体群と、追加ランドマーク配置を表現型とする個体群を生成して共進化の 3 つのステップにより最適な経路と、追加ランドマーク配置を探索する。それぞれの個体の評価では、全ての個体に対して、物理演算シミュレーションを用いた評価を行うと、計算負荷が高くなるという問題点がある。そこで Multi-fidelity の考え方を利用した共進化を提案する。Multi-fidelity 解析による最適化では、パラメータ推定に関連するコストを最小に抑えながら、推定精度の最適化を図るために、Low-fidelity 計算と High-fidelity 計算を相補的に利用し、計算負荷の高い設計解の解析を効率的に行う。本研究では Low-fidelity として、SLAM を行う上でランドマークの捉えやすさを考慮した近似計算による評価関数を設定し、共進化による探索を行う。一定の共進化を行い、解が収束した場合、High-fidelity として Fig. 3 に示すように Open Dynamics Engine (ODE) [5]を使った現場環境のシミュレーションによる評価を行う。High-fidelity であるシミュレーション実験の結果を元に Low-fidelity でさらに探索を進めることで、計算負荷を低く保ちながら SLAM に誤差の生じない最適解を探索する。

### 3.1 step 1: 初期経路の生成

はじめに、Fig. 4 (a)に示す CAD 図（4 面が壁で囲まれた空間を示す 2 次元地図）、もしくは近似されたポリゴン地図（以下、初期地図）を元に環境中に既に存在する壁と壁の間の角や、凹凸が存在する部分をランドマークと定義し、これらを抽出する。以下にランドマークの抽出手順を示す。

1. 初期地図から、部屋の壁面を抽出する。そして壁面を構成する直線をピクセル単位に分割し、

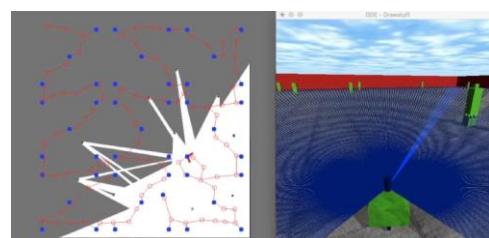


Fig. 3 ODE simulation for High-fidelity calculation

壁点群として扱う。

1. の壁点群に対して、隣り合う壁との関係を考慮して以下のようにラベル付けを行う。

Label 1：図面に対して横方向に伸びる壁点

Label 2：図面に対して縦方向に伸びる壁点

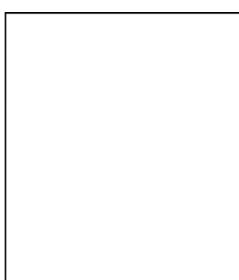
Label 3：図面に対して右斜めに伸びる壁点

Label 4：図面に対して左斜めに伸びる壁点

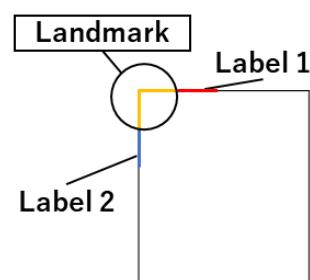
- Fig. 4 (b)はFig. 4 (a)の初期地図に対するランドマーク抽出の例である。対象となる壁点の周囲8ピクセルを探査し、Fig. 4 (b)のように、2種類以上のラベルが存在する場所をランドマーク点とする。また、ランドマーク点の周囲の壁点群を探査し、一定の距離以内の点を同じランドマークを構成する点とする。

次に、読み込まれた初期地図に対して Growing Cell Structures (GCS) [6]によるトポロジカルな構造の学習を行う。この時、初期地図に描かれている壁を跨ぐようなエッジが存在する場合、そのエッジを削除する。さらに、設定された初期位置、測定点をノードとして追加し、近傍のノードと結合する。Fig. 4 (a)の読み込まれた初期地図に対して、GCSにより行ったトポロジカル構造の学習結果を Fig. 5 (a)に示す。

続いて、GCS で得られたトポロジカル構造を利用して、初期経路探索を行う。本研究では、探索効率を考慮して、スタートの測定点からゴールとする測定点まで、全ての測定点を通る経路を A\*アルゴリズム[7]により生成する。Fig. 5 (b)はFig. 5 (a)の一部を抜粋したものであり、具体的にはFig. 5 (b)に示すようにn番目に設定された測定点から、n+1番目に設定された測定点までの間を、GCS によって生成されたノードの結合関係を利用して、A\*アルゴリズムによる経路探索を行う。これをスタートの測定点からゴールとする測定点まで行い、全ての測定



(a)



(b)

Fig. 4 Landmark's extraction.

点を通る経路を生成する。Fig. 5 (c)に、生成された初期経路を示す。ここで、青点は測定点の位置を表すノードであり、緑線は各測定点間の経路を A\*アルゴリズムで探し、全ての測定点を辿るよう生成された初期経路である。

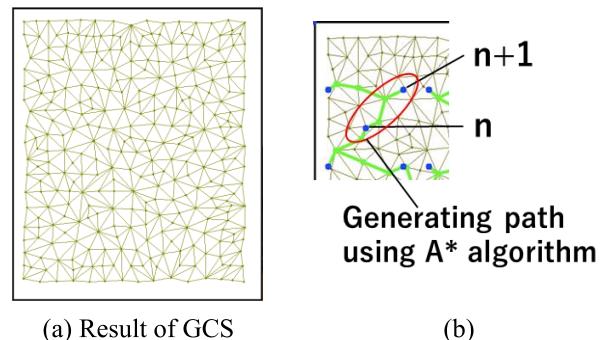
### 3.2 step 2: 追加ランドマーク配置位置の抽出

GCS のノードは、ロボットが実際に走行する際、参考とする経路になるため、このノード付近にランドマークを設置することでロボットがランドマークを捉えることができる。そこで、以下の処理に従ってランドマークの設置が可能なノードを抽出する。ここで、一次結合とは、経路を構成するノードとの直接的な結合関係を意味し、間接結合とは、経路と一次結合していないが、経路と一次結合しているノードとの直接結合を意味する。また、パラメータ値  $a$  は、LRF 計測可能距離の  $1/3$  として設定する。

- 経路を構成するノードと間接的結合があり、他のランドマークと一定の距離を保つことができる場合
- 一次結合しているノードのうち、距離  $a$  以内にランドマークが存在しない場合

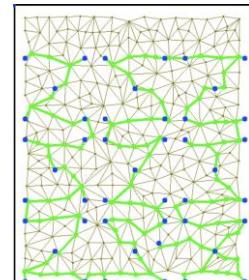
### 3.3 step 3: 経路・追加ランドマーク配置計画

ここでは測定点をたどる順番を遺伝子型とする経路個体群と、設置の有無を 0, 1 で表した追加ランドマーク配置個体群とで共進化を行う。遺伝的操作では、親個体群から、交叉、突然変異等の遺伝操作



(a) Result of GCS

(b)



(c) Generated path

Fig. 5 Generating the initial path using A\* algorithm

を行い、子個体を生成する。親個体と子個体合わせた中から、エリート選択による淘汰を行い、次世代の親個体とする。本研究では経路個体に対する交叉として、(i).ランダムに選んだ2点を入れ替える、(ii).ランダムに選んだ1点を、ある点の前に移動する(iii).隣り合った2点を入れ替える、のいずれかを行う。追加ランドマーク配置個体に対しては一様交叉を使用し、突然変異ではランダムに選択した位置の値を反転させる。

経路個体、追加ランドマーク配置個体の評価関数をそれぞれ(1), (2)式に示す。ここで $dis_{MAX}$ は、経路個体群のうち、最大経路長であり、 $dis_i$ は $i$ 番目の経路個体の経路長である。 $N_{i,node}$ は、 $i$ 番目の経路で通過するノードの総数であり、(3)式に示す $Eval_{i,j,k,slam}$ は、 $i$ 番目の経路で、 $j$ 番目の追加ランドマーク配置個体でのランドマーク配置において、経路を構成する $k$ 番目のノードでのSLAMへの評価を定式化したものである。 $N_{land}$ は、Fig. 6 のように $k$ 番目のノードからLRF計測範囲内のランドマークの数であり、 $N_{r,land}, N_{l,land}$ はノードの右側、左側に捉えられるランドマーク数である。 $NL_{MAX}$ は、追加ランドマーク設置可能位置の総数であり、 $NL_j$ は $j$ 番目のランドマーク配置個体の設置数である。

$$fitness_i^{path} = \left(1.0 - \frac{dis_i}{dis_{MAX}}\right) \cdot \sum_{j=0}^{N_{P_P}-1} \frac{\sum_{k=1}^{N_{i,node}} Eval_{i,j,k,slam}}{N_{i,node}} \quad (1)$$

$$fitness_j^{land} = \left(1.0 - \frac{NL_j}{NL_{MAX}}\right) \cdot \sum_{i=0}^{N_{P_P}-1} \frac{\sum_{k=1}^{N_{i,node}} Eval_{i,j,k,slam}}{N_{i,node}} \quad (2)$$

$$Eval_{i,j,k,slam} =$$

$$\begin{cases} 0 & \text{if } N_{land} = 0 \\ 1 & \text{if } N_{land} > 0 \text{ and } (N_{r,land} > 0 \text{ or } N_{l,land} > 0) \\ 2 & \text{if } N_{land} > 1 \text{ and } (N_{r,land} > 0 \text{ and } N_{l,land} > 0) \end{cases} \quad (3)$$

## 4. 実験

### 4.1 シミュレーション実験

本シミュレーションでは、Fig. 4 (a)に示す初期地

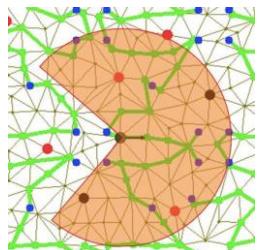


Fig. 6  $N_{land}$ ,  $N_{r,land}$ ,  $N_{l,land}$

図を使用し、追加ランドマークを最低限設置しなくてはならない数を、1回目：全体の75%(=18個)設置、2回目：50%(=12個)設置、3回目：25%(=6個)設置、4回目：0%(=0個)設置と、段階的に減らしていく、共進化計算による探索を行った。ロボットは、距離100 mm以内に入った時に照度計測を行うため、シミュレーション時のSLAM誤差の許容範囲を400 mm以内として設定した。

Fig. 7-9に、設置ランドマーク数の推移、経路長の推移、経路を構成する各ノードのSLAMへの評価( $Eval_{i,j,slam}$ )平均の推移グラフを示す。世代を重ねるにつれて、ランドマーク数、経路長が段階的に減少している一方で、ランドマーク数の減少に対し、各ノードのSLAMへの評価( $Eval_{i,j,slam}$ )平均は大きく減少しておらず、所望通りにSLAMに対してロバストな経路生成が行われていることが確認された。

1回目から3回目の共進化では、走行全体を通じて自己位置推定の誤差が最大で250 mm程度となり、許容範囲内であった。4回目に追加ランドマーク数

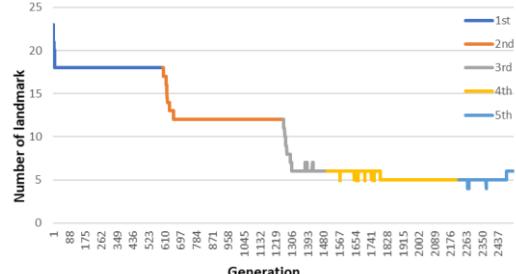


Fig. 7 Number of landmarks setting

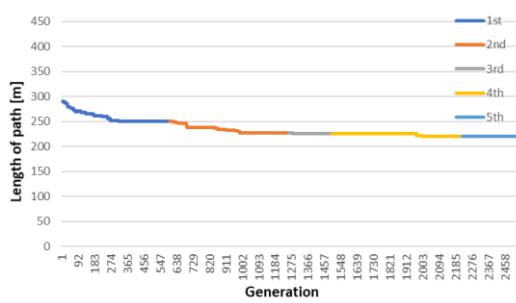


Fig. 8 Length of path

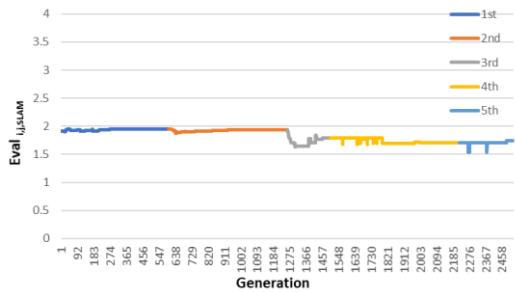


Fig. 9 Average of  $Eval_{i,j,slam}$  for each node

の下限を 0 として共進化させたところ、追加するランドマーク数が 6 個から 5 個へ減る結果となった。以下 Fig. 10 に共進化の結果と、SLAM の結果を示す。ODE 上での走行実験では、自己位置推定の適応度は常に高い値を保っていたが、誤差が 400 mm 以上となつたため、SLAM が破綻したとみなし、シミュレーションを終了した。適応度が高い値を保っていたにも関わらず、自己位置推定に誤差が生じた原因としては、LRF が計測データとして壁面を捉えているものの自己位置推定のために重要なランドマークとなる部分が十分に捉えられなかつたためであると考えられる。

5 回目は、4 回目の失敗結果を元にさらに共進化を行つた結果である。以下 Fig. 11 に共進化の結果と SLAM の結果を示す。4 回目の経路・追加ランドマーク配置結果と比べ、4 回目で誤差が大きくなつた位置でランドマークが捉えられるよう、新たにランドマークが 1 つ増える様子が確認された。ODE 上での走行実験では、自己位置推定誤差が 400 mm を超えることなく完走することができた。

## 4.2 実機実験

本項では、実環境でロボットの走行実験を行つた結果について説明する。本実験では、同一の初期地図、測定点に対して経路・追加ランドマーク配置計画無し、有りの 2 通りの走行実験を実施した。実験を行つた環境を Fig. 12 に示す。

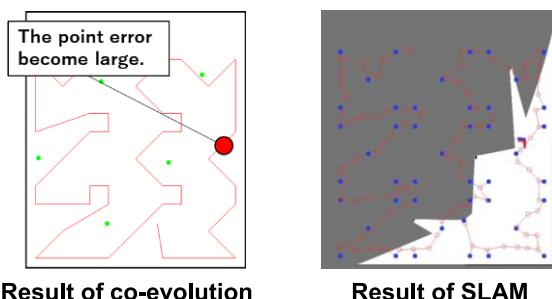


Fig. 10 Results of the fourth co-evolution

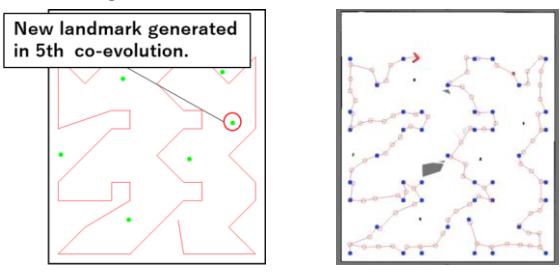


Fig. 11 Results of the fifth co-evolution

### 4.2.1 経路・追加ランドマーク配置計画無し

Fig. 13 に走行実験で得られた SLAM 結果を示す。また、Fig. 14 に自己位置推定に対する適応度の推移を示す。なお、図中の青矢印はロボットの位置、姿勢を、赤線は経路を示しており、赤点は測定点である。また、緑点は LRF によって計測された距離データを示しており、計測距離データのうち、SLAM で利用した 15 m 以内のものを青点で示す。今回は経路計画無しのため、測定点を順番に直線で結んだもの目標経路としている。また、実環境で経路計画なしで走行した際に必ず SLAM が破綻するよう、SLAM で利用する計測距離データの最大値を 15 m に設定した。Fig. 13 から分かる通り、



Fig. 12 Experimental environment

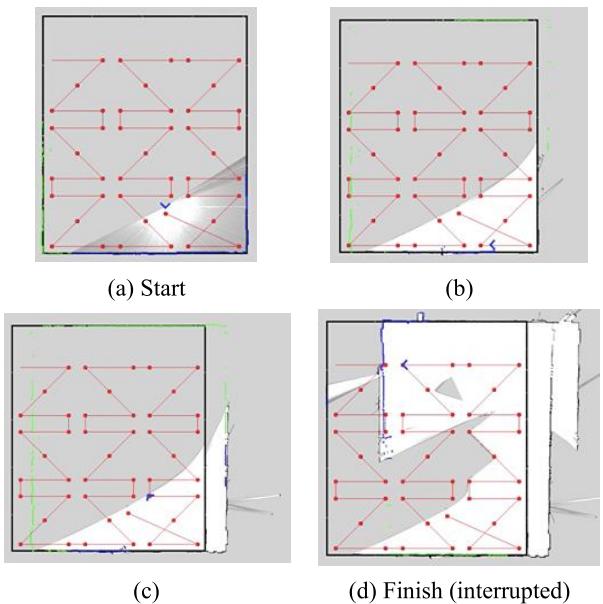


Fig. 13 Without optimization of

path and landmark setting

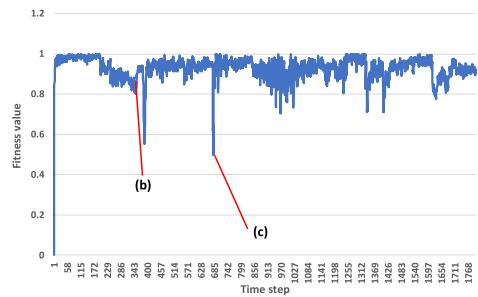


Fig. 14 Transition of fitness value

SLAM による自己位置推定が大きくずれてしまい、設定位置を辿ることが困難になった。構築地図が大きくずれているのに対し、自己位置推定結果では測定位置を辿る軌跡が確認され、実環境でのロボット位置とで大きな誤差が生じていることが確認された。Fig. 14 の適応度の結果を見ると、(b)の場面においては、LRF の計測距離データ 15 m 以上(緑点)の計測データと地図上で壁として表されている線との差から、自己位置推定に誤差が生じていることが確認された。これは、LRF によって一つの壁は捉えているが、ランドマークとなる計測データが十分に得られなかつたためである。また、(c)では適応度が 0.49 に下がっているが、これはロボットが方向転換し、推定姿勢に微小な誤差が発生した際、SLAM 地図の右側の壁と LRF 計測データの不一致が原因であると考えられる。また、SLAM 誤差が大きく発生した位置であっても、適応度が低下していない場面も見られた。これは、LRF で壁を捉えているものの、自己位置を一意に決めることができるようなランドマークとなる部分を捉えることができなかつたためである。その後も誤差が大きく蓄積されたため、照度計測実験を終了した。

#### 4.2.2 経路・追加ランドマーク配置計画有り

シミュレーション実験における 5 回目の共進化で得られた結果を元に、ランドマークとなるダンボール箱を設置し、経路を設定して走行実験を行った。今回、ロボットの目標経路は、提案手法の共進化によって生成された経路である。設置したダンボール箱の数は 6 個であり、共進化結果を元に設置した。Fig. 15 に SLAM による自己位置推定と環境地図構築の様子を示す。Fig. 15 に示すように、ロボットは経路を正しく追従し、SLAM によって構築された地図が大きく崩れることなく最後まで完走していることが確認された。

次に、自己位置推定と自己位置推定に対する適応度の推移を Fig. 16 に示す。実機実験では、複数回適応度が低下していることが確認された。まず、(b)ではロボットの推定位置と実際の位置に微小な誤差が発生し、SLAM 地図と一致しなかつた部分が存在したため、適応度が低下したことが考えられる。しかしながら、地図が破綻するほどの大きな誤差ではなく微小の誤差である点、その後の自己位置推定に影響を及ぼしていない点から、大きな問題ではな

いと考えられる。また、(c)で適応度が 0.4 以下に低下した場面では、ランドマークを複数捉えているが、ロボットの位置姿勢に微小の誤差が存在したため適応度が低下したと推測される。こちらも自己位置推定結果に大きな誤差が生じていないことから、問題ないと考えられる。

また Fig. 17 に照度計測結果を示す。SLAM 上で

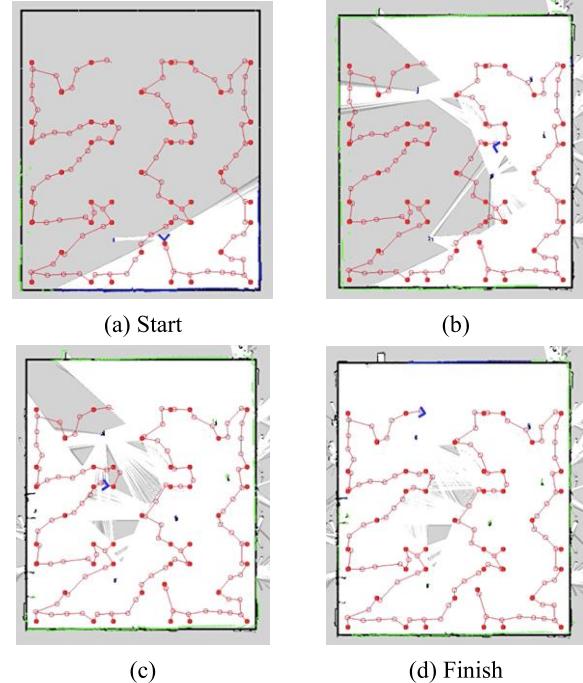


Fig. 15 With optimization of path and landmark setting

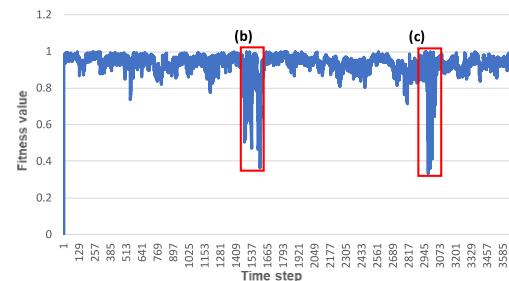


Fig. 16 Transition of fitness value

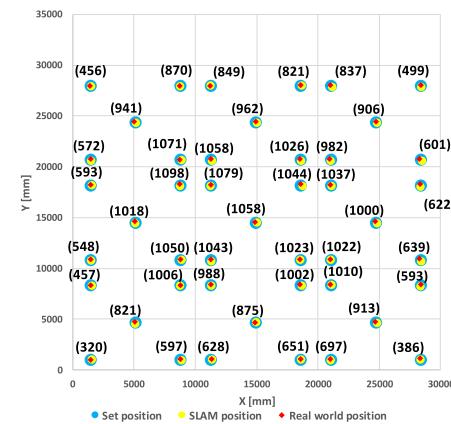


Fig. 17 Result of illuminance measurement

の測定位置と実環境での測定位置の誤差は最大で 242 mm 程度であった。誤差の要因としては、LRF の精度や占有格子地図の表現寸法、オンライン SLAM の累積誤差等が考えられる。また、設定位置と、ロボットが測定した位置の誤差は最大で 185 mm であり、目標の誤差 500 mm 以内での照度計測を達成することができたと結論付けられる。

## 5. 結言

本稿では、自律移動型ロボットの経路・追加ランダム配置に関する共進化的最適化手法を提案し、実機での走行実験を行った。提案手法ではSLAMに 対してのロバスト性を評価する関数を用いて近似計算を行ったが、より様々な条件を考慮した評価関数を用いることできさらに共進化が良く進むことが期待される。また、提案システムを用いて様々な現場で照度計測実験をすることが今後の展望である。

## 参考文献

- [1] 新エネルギー・産業技術総合開発機構(NEDO), NEDO ロボット白書 2014, <https://www.nedo.go.jp/content/100567345.pdf> , (確認: 2020 年 7 月 14 日).
- [2] 辻元誠, 谷口和彦, 久保田直行, 井上椋太, 大塙晃平, 戸田雄一郎: “自律走行型照度測定ロボットの開発”, 令和 2 年電気関係学会関西連合大会, pp.259-260, 滋賀 (2020).
- [3] 久保田直行, 戸田雄一郎, 辻元誠, 谷口和彦 : ”環境を測るためのロボット技術”, 保全学, pp.21-27 (2018).
- [4] 能島裕介, 小島史男, 久保田直行: “多目的行動調停に基づく移動ロボットの行動獲得”, 日本機械学会論文集 C 編, Vol.68, No.671, pp.2067-2073 (2002).
- [5] Open Dynamics Engine, <https://www.ode.org> (確認: 2020 年 1 月 2 日).
- [6] B. Fritzke: “Growing cell structures—a self-organizing network in k dimensions”, *Artificial Neural Networks*, Vol.2, No.2, pp.1051-1056 (1992).
- [7] P. E. Hart, N. J. Nilsson and B. Raphael: "A Formal Basis for the Heuristic Determination of Minimum Cost Paths," in *IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics*, Vol. 4, No. 2, pp. 100-107 (1968).

(2021 年 3 月 31 日受理, 2022 年 2 月 3 日採択)