

修士論文

Actor-Critic アルゴリズムにより
感覚尺度を学習する照明制御システム

同志社大学大学院 工学研究科 情報工学専攻
博士前期課程 2009年度 740番

中村 彰之

指導教授 三木 光範 教授

2011年1月21日

Abstract

In this thesis, intelligent lighting system that users can order brightness sensuously such as "very lighten " or "little darken " by using Actor-Critic algorithm was proposed. It is necessary to learn for this system so that it can act depending on two kinds of states; the demand of user and the brightness around user. For this purpose, learning algorithm using Actor-Critic algorithm with two kinds of Actors applying to two kinds of states was introduced. Through the computer simulation and real environment experiment, the effectiveness of the proposed algorithm was confirmed and discussed.

目次

1	序論	1
2	知的照明制御システム	1
3	感覚的操作による照明制御システム	2
3.1	概要	2
3.2	要件	3
4	感覚尺度の学習	3
4.1	強化学習	3
4.2	Actor - Critic アルゴリズム	4
4.3	2種類の Actor を利用する Two-Actor - Critic アルゴリズム	6
5	Two-Actor - Critic アルゴリズムの学習効率の検証	8
5.1	実験内容	8
5.2	結果	11
5.3	考察	12
6	Two-Actor - Critic アルゴリズムのユーザに対する学習能力の検証	13
6.1	目標照度と初期照度が変化しない実験	14
6.2	目標照度と初期照度が変化する実験	18
7	結論	21

1 序論

従来の照明制御システムは複数の照明を一括して制御するシステムであった。一方、現在は複数の照明を個別に制御でき、多様な光環境を作ることが可能となっている。更に、ソフトウェアの進歩により照明の知的な動作も実現されている¹⁾²⁾。その例の1つが知的照明システムである³⁾。知的照明システムとはオフィスにおける知的生産性を向上させることを目的とした、同一空間内の複数ユーザ各々に任意の照度（物体を照らす明るさの指標：lx）を提供するシステムである。高度化した照明制御システムの操作手段として、知的照明システムのようにユーザが照度を入力するものや、複数の照明の明るさを個別に設定するものなどがある⁴⁾。

これらの操作手段に対して、本研究では「とても明るく」や「やや暗く」といった感覚的な指示により、任意に明るさを操作できるシステムの実現を目指している。なぜならこの操作であればユーザにとってより負担の少ない操作を提供できると考えられるからである⁵⁾⁶⁾。ただし、この「とても」や「やや」という感覚尺度はユーザによって異なる⁷⁾。そこで、システムがユーザごとに感覚尺度を学習する必要がある。本研究ではその学習に強化学習の一手法である Actor - Critic アルゴリズムを用いる。なぜなら、この手法であれば学習に予備実験を必要としないためにユーザの負担を省け、且つ照明の明るさをどれ程変化させるかという連続値を扱えるためである⁸⁾。

ここで考慮すべきは、その時の照度に応じて照度の変化量に対する人の感覚量が変わることである⁹⁾¹⁰⁾。そのため、システムは「とても明るく」や「やや暗く」などの要求をユーザから与えられた時、その要求と要求時のユーザ周辺の照度という2種類の状態に応じて照度を変化させなければならない。2種類の状態を学習する時、一般的な Actor - Critic アルゴリズムは学習器を1種類しか備えていないため、それらの状態の全組み合わせに対して学習を行うことになる¹¹⁾¹²⁾。これでは状態数が増える程、学習に時間が掛かってしまう。本システムにおいては学習時間が増えることはユーザの負担が増えることに等しいため、効率的な学習アルゴリズムが必要となる。そこで本稿では、2種類の学習器を持つ Actor - Critic アルゴリズム（Two-Actor - Critic アルゴリズム）を備えた感覚的操作による照明制御システムを提案する。

2 知的照明制御システム

知的照明システムとは、オフィスにおける知的生産性を向上させることを目的とした照明制御システムである³⁾。このシステムは、複数の調光可能な照明とその明るさを制御する照明制御装置、移動可能な照度センサを1つのネットワークに接続することで構成される。各照明に制御装置を搭載することにより、独立して光度制御を行うことができる。現在の一般的な照明システムでは、点灯パターンが電源配線およびスイッチに依存し、ユーザの望む点灯パターンを実現できない場合がある。しかし、知的照明システムでは各照明を任意の光度で点灯できるため、照度センサ値を元に各ユーザに最適な明るさを提供可能であり、知的生産性を向上できると考えられる。また、ユーザがいない場所や照度が高すぎる場所の unnecessary 照明を点灯させることなく、省エネルギーな点灯パターンを実現することが可能である。

現在の知的照明システムでは、ユーザが欲しい照度をシステムに入力するという操作手段を用いて

いる．これに対して，本研究では照度などの専門的な知識が無いユーザとっても容易な操作を実現するために，「とても明るく」や「やや暗く」といった感覚的な指示によってユーザが明るさを操作できるシステムの構築を検討する．

3 感覚的操作による照明制御システム

本章では「とても明るく」や「やや暗く」といった感覚的操作による照明制御システムの概要と要件を述べる．

3.1 概要

本システムの概要図を Fig.3.1 に示す．

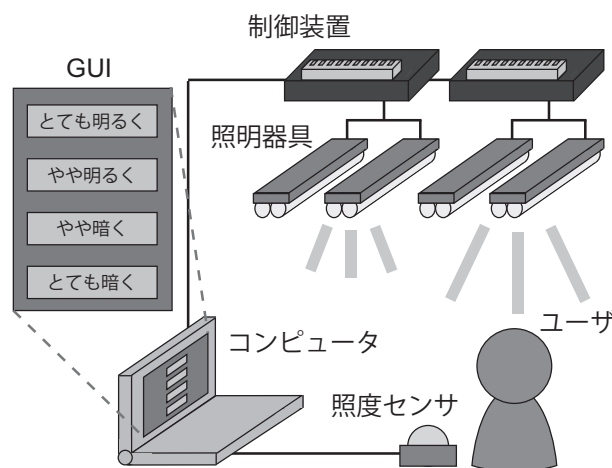


Fig. 3.1 システムの概要図

Fig.3.1 に示す様なコンピュータの Graphical User Interface (GUI) によりユーザはどれだけ明るさを变化させたいかを指示する．現在はコンピュータに対して現在の照度からの変化の指示をコンピュータに対して行うが，将来は部屋に存在する家庭用ロボットに対して行うなどの可能性が考えられる．この時，ユーザはシステムが指定する選択肢，「とても明るく」「明るく」「やや明るく」「ほんの少し明るく」「ほんの少し暗く」「やや暗く」「暗く」「とても暗く」などの中から明るさに対する要求を選択する．システムはユーザの要求に基づいて室内の明るさを変更する．要求を入力してはシステムが明るさを変化させるという手順を，ユーザが明るさに満足するまで反復する．ユーザはこのシステムが制御する照明の設置された部屋に入室する度にこのやり取りを繰り返す．初期段階ではユーザの希望となる照度を満たすまでに何度も指示を行わなければならないが，システムはユーザの感覚尺度を学習するので，入室を繰り返すごとにシステムに指示する回数が減少する．また，実際の利用を考えるとユーザが複数人存在することが考えられるが，本研究ではその基礎的な検討としてユーザが1人のみの状況を学習対象とする．

3.2 要件

本システムの要件を以下に示す。

- 照度制御

従来，ユーザはスイッチやつまみにより照明の光度（照明が放つ明るさの指標：cd）を調節していた．しかし，ユーザにとっては照明自体の光度を変化させるのではなく，自らの手元や周囲の照度を変化させることが望ましい．そのため，本システムは部屋の明るさを光度ではなく照度に基づいて操作する．ただし，システムが直接制御できるものは照明の光度のみであるから，照度センサを用いて光度と照度の関係を推測することで照度制御を実現する．具体的な照度制御アルゴリズムに関しては，既存研究で用いられているアルゴリズムを利用する¹³⁾¹⁴⁾．

- 感覚尺度の学習

ユーザの指示である「とても」や「やや」といった感覚的な尺度はユーザによって異なるため，ユーザごとに感覚尺度を学習する必要がある．また，その時の照度に応じて照度の変化量に対する人の感覚量が変化する．そのため，システムはユーザからの要求と要求時のユーザ周辺照度という2種類の状態に対応した学習を行う．本システムでは学習の進行度合はユーザの要求入力回数に比例することから，ユーザの操作負担を減らすために効率の良い学習アルゴリズムが必要となる．

上記の2つの要件の内，本稿では感覚尺度の学習について4章で説明する．

4 感覚尺度の学習

本研究では感覚尺度を学習するアルゴリズムとして，動的に変化する人の感覚にも動的な学習によって対応できる強化学習を用いる．更に，本システムに求められる出力は照度の変化量という連続値であるため，強化学習の中でも連続値の出力に適している Actor - Critic アルゴリズムに着目する．本システムにおいてはユーザの負担軽減のために効率的な学習アルゴリズムが求められるため，Actor - Critic アルゴリズムを改変した Two-Actor - Critic アルゴリズムについて検討する．

本章では，強化学習及び Actor - Critic アルゴリズム，Two-Actor - Critic アルゴリズムについて説明する．

4.1 強化学習

強化学習とは，システムが試行錯誤を繰り返すことで環境の状態に応じた適切な行動パターン（方策）を学習する手法である¹⁵⁾¹⁶⁾．Fig.4.1 に示すように，強化学習には環境とエージェントという概念が存在する．

環境とは学習における対象問題であり複数の状態を持つ．エージェントは学習を行う存在であり，環境の状態 s_t を観測し，それに応じた行動 a_t を自らの方策により決定する．エージェントには学習するための指標が必要であるから，環境はエージェントに行動 a_t の評価として報酬 r_t を与える．エージェントは将来に渡って得られる報酬の最終的な累積が最大化するように方策を更新していく．本問

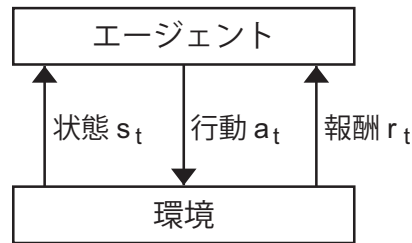


Fig. 4.1 強化学習の概念図

題ではユーザは環境に含まれ、報酬はユーザの要求の変化に従って決定される。例えば、ユーザから「とても明るく」という要求を受けてエージェントが照度を変化させ、その次の要求が「ほんの少し明るく」に変わったとする。その時、エージェントの行動によってユーザ周辺の照度が目標照度に近付いたことを表すため、環境はその行動に対して正の報酬を与える。

強化学習では環境のダイナミクスをマルコフ決定過程 (MDP) によってモデル化する。MDP とは将来における事象の起こる確率は過去のいかなる状態にも依存せず、現在の状態にのみ依存し決定する性質を持つ確率過程のモデルである。そのため、将来に渡って得られる最終的な累積報酬 R_t を式 (4.1) のように表すことができる。

$$R_t = \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k r_{t+k+1} \quad (4.1)$$

ここで r_t は離散時間 t における実報酬、 γ は割引率である。割引率とは、遠い将来に得られる報酬ほど小さく評価するものであり、 $0 \leq \gamma \leq 1$ を満たす。そしてこの累積報酬 R_t を用いて、状態 s の価値 $V^\pi(s)$ は式 (4.2) のように定式化できる。

$$V^\pi(s) = E_\pi\{R_t | s_t = s\} = E_\pi\left\{\sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k r_{t+k+1} | s_t = s\right\} \quad (4.2)$$

ここで s_t は離散時間 t における状態とし、 π は方策を示す。 $E_\pi\{\}$ はエージェントが方策 π に従う時の期待値を示す。つまり状態 s の価値 $V^\pi(s)$ は方策 π に依存するため、各状態 s における価値 $V^\pi(s)$ を最大化する方策を探すことが学習の目的である。

本システムの問題ではユーザ周辺の照度と、ユーザがどの要求をしているかという2種類の離散的な状態 (ユーザ周辺照度は照度という連続値を一定の範囲で区切ることで離散的と捉える) が存在する。行動は照度変化量の決定という連続的なものである。そのため、本システムでは強化学習手法の中でも連続値を行動として扱うことに適している Actor - Critic アルゴリズムを用いる⁸⁾。

4.2 Actor - Critic アルゴリズム

Actor - Critic アルゴリズムにおけるエージェントは Actor と Critic により構成される。Actor は保持する確率の方策 $\pi(s)$ (行動を一意にではなく確率的に選択する) に従って行動 a を決定する。Critic は各状態の評価を示す状態価値関数 $V(s)$ を持ち、Actor の実行した行動を評価して方策を更新する。Actor - Critic アルゴリズムの概念図を Fig.4.2 に示す。

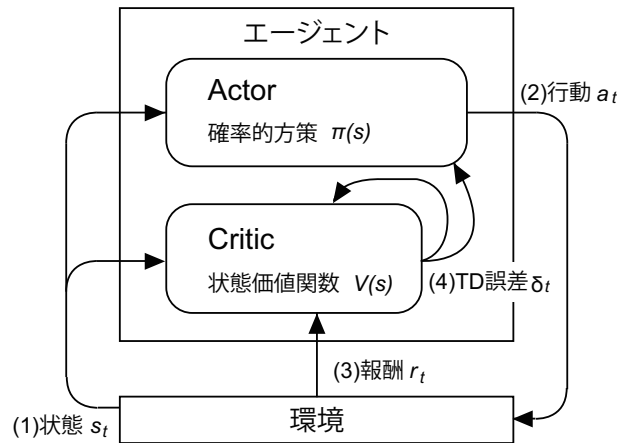


Fig. 4.2 Actor - Critic アルゴリズムの概念図

以下に，Fig.4.2 の各ステップを説明する．

(1) 状態観測

エージェントが環境から状態 s_t を受け取る．

(2) 行動

Actor が確率的方策 $\pi(s_t)$ に従い，環境に対して行動 a_t を実行する．

(3) 報酬

行動 a_t によって状態が s_{t+1} に遷移し，その評価として Critic に報酬 r_t が与えられる．

(4) 強化信号

Critic は報酬 r_t と次の状態 s_{t+1} を観測し，Critic と Actor の学習指標となる Temporal Difference 誤差 (TD 誤差) を計算する．TD 誤差 δ_t は式 (4.3) のように表される．

$$\delta_t = r_t + \gamma V(s_{t+1}) - V(s_t) \quad (4.3)$$

γ は割引率と呼ばれ， $0 \leq \gamma \leq 1$ の係数である．この TD 誤差 δ_t によって Critic は状態価値関数 $V(s_t)$ を，Actor は確率的方策 $\pi(s_t)$ を更新する．Critic の状態価値関数 $V(s_t)$ の更新は式 (4.4) のように表される．

$$V(s_t) \leftarrow V(s_t) + \alpha_c \delta_t \quad (4.4)$$

α は学習率と呼ばれ， $0 \leq \alpha \leq 1$ の係数である．ここでの α_c は Critic のための学習率であることを表す．また Actor の確率的方策 $\pi(s_t)$ は，TD 誤差 δ_t が正数であるなら a_t の選択確率が上がるように，負数であるなら選択確率が下がるようにパラメータを更新する．本システムで

は確率の方策 $\pi(s)$ に正規分布を用いているため $\alpha_m \delta_t$ に従って平均を, $\alpha_s \delta_t$ に従って標準偏差の値を更新している. α_m は Actor における平均のための学習率を表し, α_s は Actor における標準偏差のための学習率を表す.

本システムの扱う状態はユーザ周辺照度と, ユーザ要求という2種類の離散的なものである. そのため一般的な Actor - Critic アルゴリズムでは, 2種類の状態を組み合わせた全通りの状態を学習する必要がある. しかし3.2節で述べたように, 本システムでは効率的な学習を行うことでユーザの操作負担を減らす必要がある. そこで効率の良い学習のために, ユーザ周辺照度に関する Actor とユーザ要求に関する Actor というように, 2種類の Actor を用いて2種類の状態を別々に学習する Actor - Critic アルゴリズムを検討する. この2種類の Actor を利用するアルゴリズムを Two-Actor - Critic アルゴリズムと呼ぶこととする.

4.3 2種類の Actor を利用する Two-Actor - Critic アルゴリズム

Two-Actor - Critic はユーザ周辺照度に関する Actor とユーザ要求に関する Actor という2種類の Actor を持つ. 各要求において求められる照度変化量の周辺照度による増減比率は各要求間で同じであるという仮定の下, ユーザ周辺照度に関する Actor はユーザ要求に関する Actor の増減比率を決定するものとする. 期待としてはユーザ周辺照度が低い程小さな値を, ユーザ周辺照度が高い程大きな値を選択することが望ましい. この2種類の Actor の関係を Fig.4.3 に示す. なお, 本システムでは Actor の確率の方策として正規分布を用いる.

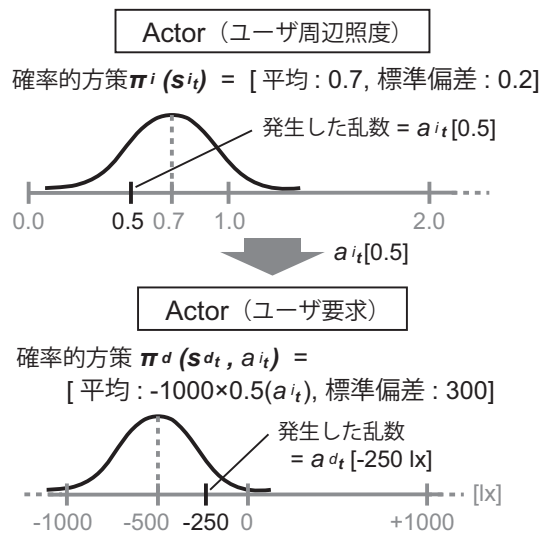


Fig. 4.3 2種類の Actor の関係

a_t^i は離散時間 t でのユーザ周辺照度に関する Actor の行動, a_t^d はユーザ要求に関する Actor の行動を表す. また s_t^i はユーザ周辺照度に関する状態 (「0-1000 lx」「1000-2000 lx」など), s_t^d はユーザ要求に関する状態 (「とても明るく」「やや暗く」など) を表す. Fig.4.3 に示すように, まずユーザ周辺照度に関する Actor の確率の方策 $\pi^i(s_t)$ における行動 a_t^i を決定する. そして, ユーザ要求に関する Actor の確率の方策 $\pi^d(s_t, a_t^i)$ は平均の基礎となる値と a_t^i を掛け合わせた値を正規分布の平

均として行動を決定する．このように本システムでは2種類の Actor を備えた学習アルゴリズムを用いることを検討する．この Two-Actor - Critic アルゴリズムの概念図を Fig.4.4 に示す．

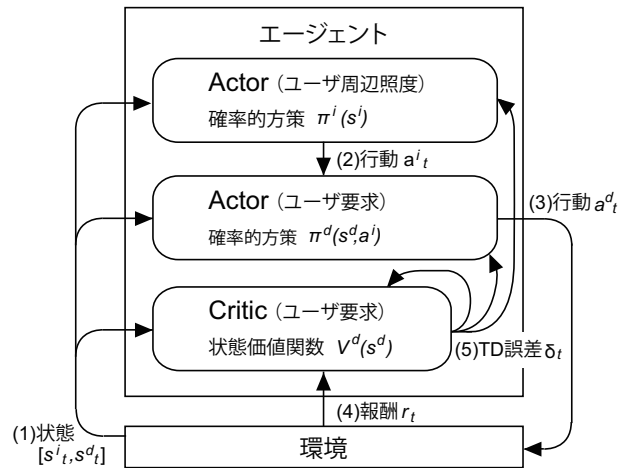


Fig. 4.4 Two-Actor - Critic アルゴリズムの概念図

Fig.4.4 に示すように，本アルゴリズムにおいて Actor はユーザ要求とユーザ周辺照度に関する2種類の Actor が存在するが，Critic はユーザ要求に関する1種類しか存在しない．なぜなら Critic の役割は Actor の行動を評価することであり，本システムにおいては Actor の行動によってユーザ要求が「満足」の状態にどれだけ近付いたのかが行動を評価する唯一の指標だからである．以下に，Fig.4.4 における各工程を説明する．

(1) 状態観測

エージェントが環境から状態 $[s^i_t, s^d_t]$ を受け取る．

(2) ユーザ周辺照度に関する Actor の行動

ユーザ周辺照度に関する Actor が確率的方策 $\pi^i(s^i_t)$ に従って行動 a^i_t を決定する．

(3) ユーザ要求に関する Actor の行動

ユーザ要求に関する Actor が確率的方策 $\pi^d(s^d_t, a^i_t)$ に従い，環境に対して行動 a^d_t を実行する． $\pi^d(s^d_t, a^i_t)$ における a^i_t の動きは Fig.4.3 に示した通りである．

(4) 報酬

行動 a^d_t によって状態が $[s^i_{t+1}, s^d_{t+1}]$ に遷移し，その評価として Critic に報酬 r_t が与えられる．

(5) 強化信号

Critic は報酬 r_t と次の状態 s^d_{t+1} を観測し，Critic と Actor の学習指標となる TD 誤差 δ_t を計算する．TD 誤差 δ_t は式 (4.5) のように表される．

$$\delta_t = r_t + \gamma V^d(s^d_{t+1}) - V^d(s^d_t) \tag{4.5}$$

γ は割引率であり, $0 \leq \gamma \leq 1$ の係数である. この TD 誤差 δ_t によって Critic は状態価値関数 $V^d(s_t^d)$ を, ユーザ周辺照度に関する Actor は確率的方策 $\pi^i(s_t^i)$ を, ユーザ要求に関する Actor は確率的方策 $\pi^d(s_t^d, a_t^i)$ を更新する. Critic の状態価値関数 $V^d(s_t^d)$ の更新は式 (4.6) のように表される.

$$V^d(s_t^d) \leftarrow V^d(s_t^d) + \alpha_c \delta_t \quad (4.6)$$

α は学習率であり, $0 \leq \alpha \leq 1$ の係数である. ここでの α_c は Critic のための学習率であることを表す. また各 Actor の確率的方策は, TD 誤差 δ_t が正数であるなら t 時間での行動の選択確率が上がるように, 負数であるなら選択確率が下がるように各々のパラメータを更新する. ただし, 確率的方策 $\pi^i(s_t^i)$ と $\pi^d(s_t^d, a_t^i)$ は値のスケールが異なるため, TD 誤差を反映させる際の学習率を個別に設定する必要がある.

5 Two-Actor - Critic アルゴリズムの学習効率の検証

本問題において, Two-Actor - Critic アルゴリズムの学習効率を検証するためにシミュレーション実験を行った. 学習効率を検証するために, Two-Actor - Critic アルゴリズムを従来の Actor - Critic アルゴリズムと学習の速度と精度の観点から比較する必要がある.

5.1 実験内容

本実験では, 周辺照度に応じて各要求に必要な照度変化量が変わる仮想ユーザを設計し, それを各アルゴリズムで学習した.

下記にシミュレーション上での, 実験手順を示す.

- (1) 周辺照度を初期照度に設定する.
- (2) 仮想ユーザは自身の保持する目標照度を満たせるように要求を決定する.
- (3) 学習アルゴリズムは仮想ユーザからの要求に応じて周辺照度を変更する.
- (4) 周辺照度と目標照度との差が許容照度差以下にならなければ (2) に戻る. 許容照度差以下になれば仮想ユーザが「満足」の状態になったとする.

上記の工程を 1 ステップとし, 1 つのシステムにつき指定のステップ数, シミュレーションを行った.

5.1.1 仮想ユーザの概要

仮想ユーザの感覚尺度の例を Fig.5.1 に示す .

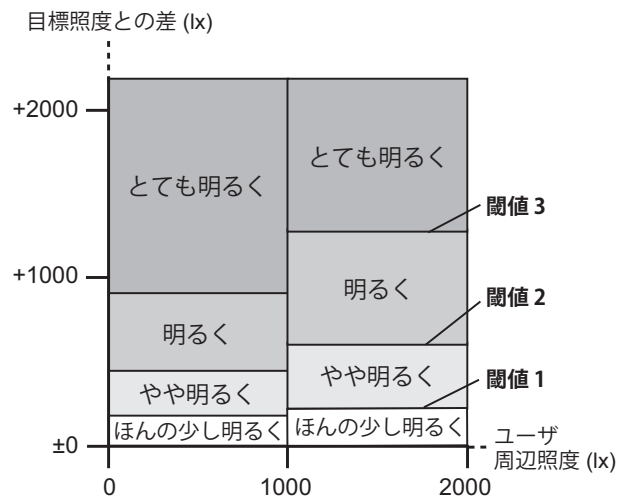


Fig. 5.1 仮想ユーザの感覚尺度の例

Fig.5.1 の横軸はユーザ周辺照度を示す . 縦軸は目標照度からユーザ周辺照度を引いた照度である . つまり Fig.5.1 はユーザ周辺照度および目標照度までの差によって , ユーザの要求 (「とても明るく」や「ほんの少し明るく」など) が定まることを示す . 例えば , ユーザ周辺照度が 500 lx で目標照度までの差が +1000 lx の時には仮想ユーザは「とても明るく」という要求をするが , ユーザ周辺照度が 1500 lx で目標照度までの差が +1000 lx の時には「明るく」という要求をする . システム上で仮想ユーザが感覚尺度として実際に保持しているのは Fig.5.1 に示した各ユーザ要求の境目となる各閾値 (lx) のデータである . 本実験で使用した仮想ユーザ 1 の感覚尺度を Table 5.1 に示す . ここでは Fig.5.1 に示すように「ほんの少し明るく」と「やや明るく」の境目を閾値 1 , 「やや明るく」と「明るく」の境目を閾値 2 , 「明るく」と「とても明るく」の境目を閾値 3 とする .

Table 5.1 仮想ユーザ 1 の感覚尺度

ユーザ 周辺照度 \ 閾値	閾値 1	閾値 2	閾値 3
0-1000 lx	+20 lx	+40 lx	+80 lx
1000-2000 lx	+80 lx	+160 lx	+320 lx
2000-3000 lx	+320 lx	+640 lx	+1280 lx
3000-∞ lx	+1280 lx	+2560 lx	+5120 lx

Table 5.1 には「明るく」系統の要求しか記載していないが , 目標照度からユーザ周辺照度を引いた照度がマイナスの場合には , 「暗く」系統の要求を出すために Table 5.1 の各閾値をマイナスにしたものを適用する .

5.1.2 仮想ユーザの検証

本問題では2種類の状態が存在するが、この仮想ユーザ1は Actor - Critic アルゴリズムがその2種類の状態に対応しない場合とする場合で差が出ることを目的に設計されている。そのため、その差が無いのであれば本研究で改訂した感覚尺度の性質を模倣できていないことを意味し、本実験の対象問題として相応しくない。ここで、2種類の状態に対応しない場合とはユーザ要求だけで照度変化量を判断することを意味し、この Actor - Critic アルゴリズムはユーザ要求に関する8個の状態しか学習しない。一方で対応する場合はユーザ要求とユーザ周辺照度の両方により照度変化量を判断することを意味し、ユーザ周辺照度が4個の状態に分かれているため、 4×8 の32個の状態を学習することになる。この2つの Actor - Critic アルゴリズムが仮想ユーザ1を学習した結果に差が生じるかを検証するために予備実験を行った。その実験結果を Fig.5.2 に示す。また、本実験における Actor - Critic アルゴリズムのパラメータを Table 5.2 に示す。これらのパラメータ等の設定は予備実験により得られた経験則に基づいて設定したものである。

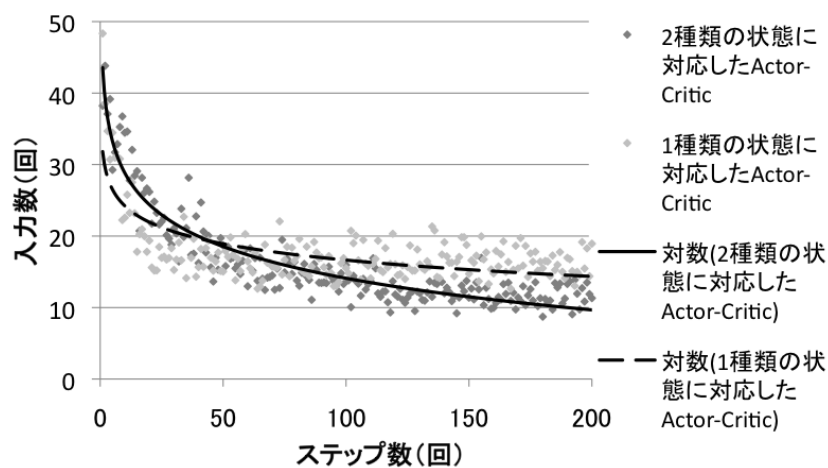


Fig. 5.2 1種類および2種類の状態に対応した Actor - Critic アルゴリズムの各ステップでの入力数

Table 5.2 仮想ユーザ検証実験での Actor - Critic アルゴリズムのパラメータ

ステップ数	200 回
割引率	0.5
Critic の学習率	0.5
Actor の学習率	0.1
「満足」状態遷移時の報酬	800
その他の状態遷移時の報酬	-50
目標照度	ランダム [0 lx ~ 4000 lx]
初期照度	ランダム [0 lx ~ 4000 lx]
許容照度差	100 lx

本システムでは，ユーザが部屋に入る度に要求照度に到達できるようにシステムに希望を指示するが，希望照度に到達するまでに複数回の要求が必要である．Fig.5.2の入力数とは1ステップの間にユーザが要求を入力し直した複数回の要求回数を指す．部屋へ入る回数がステップ数と対応しており，ステップ数が進展するごとにシステムは学習を行うので入力数が減少すると考えられる．またFig.5.2の点は各ステップにおける30試行の入力数の平均値である．そして，実線は2種類の状態に対応したActor - Critic アルゴリズムの入力数を，破線は1種類の状態に対応したActor - Critic アルゴリズムの入力数を対数近似したものである．

Fig.5.2 に示すように2つの対数近似曲線を見ると，2種類の状態に対応したActor - Critic アルゴリズムの方が入力数が少なくなっている．つまり，仮想ユーザ1は2種類の状態に対応した方が良い学習が行える設計になっていることが分かる．

5.2 結果

Two-Actor - Critic アルゴリズムとActor - Critic アルゴリズムで，仮想ユーザ1を学習した際の入力数の推移（30試行の平均値）をFig.5.3に示す．ここでのActor - Critic アルゴリズムとはFig.5.2における2種類の状態に対応したものである．また，本実験におけるTwo-Actor - Critic アルゴリズムのパラメータをTable 5.3に示す．目標照度，初期照度，許容照度差，ステップ数の設定およびActor - Critic アルゴリズムのパラメータは5.1.2項の実験時と同じである．これらのパラメータ等の設定は予備実験により得られた経験則に基づいて設定したものである．

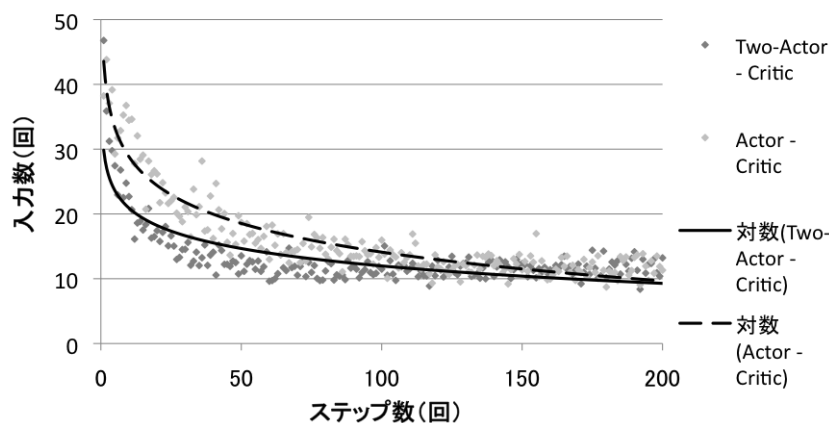


Fig. 5.3 仮想ユーザ1でのTwo-Actor - Critic アルゴリズムとActor - Critic アルゴリズムの各ステップでの入力数

Fig.5.3の横軸はステップ数，縦軸は入力数を示す．またFig.5.3の点は各ステップにおける30試行の入力数の平均値である．そして，実線はTwo-Actor - Critic アルゴリズムの入力数を，破線はActor - Critic アルゴリズムの入力数を対数近似したものである．Fig.5.3に示すように実線で表すTwo-Actor - Critic アルゴリズムは破線で表したActor - Critic アルゴリズムと比べて，学習精度は同等且つ学習速度が速いという結果になった．

Table 5.3 シミュレーション実験での *Two - Actor - Critic* アルゴリズムのパラメータ

割引率	0.5
Critic の学習率	0.5
Actor (ユーザ要求) の学習率	0.1
Actor (ユーザ周辺照度) の学習率	0.0005
「満足」状態遷移時の報酬	300
その他の状態遷移時の報酬	-50

5.3 考察

本実験においてはユーザ要求に関する状態が8個、ユーザ周辺照度に関する状態が4個であり、Actor - Critic アルゴリズムは 4×8 の32個の正規分布を最適化しなければならない。一方で Two-Actor - Critic アルゴリズムでは $4+8$ の12個の正規分布を最適化するだけで良い。そのため、Two-Actor - Critic アルゴリズムは Actor - Critic アルゴリズムと比べて学習速度が速いという実験結果が得られたと考えられる。

この考察を検証するために、更にユーザ周辺照度に関する状態数を増やした仮想ユーザ2を用いて実験を行った。仮想ユーザ2の感覚尺度を Table 5.4 に示す。

Table 5.4 仮想ユーザ2の感覚尺度

ユーザ 周辺照度 \ 閾値	閾値 1	閾値 2	閾値 3
0-500 lx	+10 lx	+20 lx	+40 lx
500-1000 lx	+20 lx	+40 lx	+80 lx
1000-1500 lx	+40 lx	+80 lx	+160 lx
1500-2000 lx	+80 lx	+160 lx	+320 lx
2000-2500 lx	+160 lx	+320 lx	+640 lx
2500-3000 lx	+320 lx	+640 lx	+1280 lx
3000-3500 lx	+640 lx	+1280 lx	+2560 lx
3500- ∞ lx	+1280 lx	+2560 lx	+5120 lx

Table 5.4 示すように、仮想ユーザ2はユーザ周辺照度に関する状態が8個に分かれている。仮想ユーザ2を5.1.2項の実験と同様に Two-Actor - Critic アルゴリズムと Actor - Critic アルゴリズムで学習した際の入力数の推移(30試行の平均値)を Fig.5.4 に示す。なお、各アルゴリズムで使用したパラメータは5.1.2項の実験時と同じである。

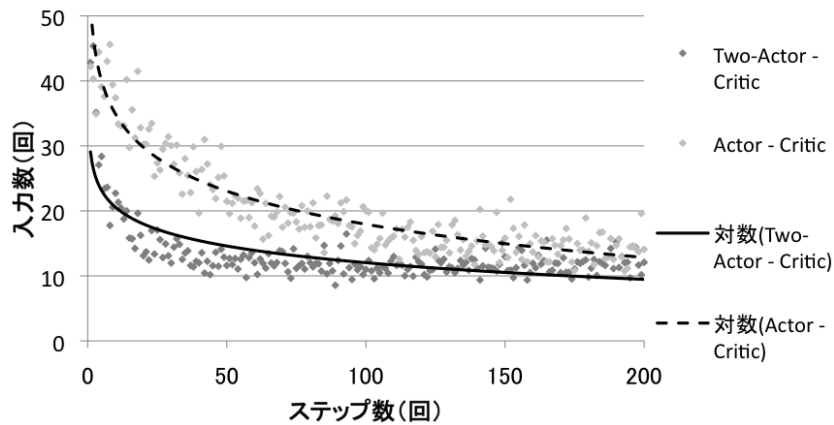


Fig. 5.4 仮想ユーザ 2 での Two-Actor - Critic アルゴリズムと Actor - Critic アルゴリズムの各ステップでの入力数

Fig.5.4 の横軸はステップ数，縦軸は入力数を示す．また Fig.5.4 の点は各ステップにおける 30 試行の入力数の平均値である．そして，実線は Two-Actor - Critic アルゴリズムの入力数を，破線は Actor - Critic アルゴリズムの入力数を対数近似したものである．

Fig.5.3 では 200 ステップの時点における，Two-Actor - Critic アルゴリズムと Actor - Critic アルゴリズムの対数近似曲線の差は Fig.5.3 の結果よりも Fig.5.4 の結果の方が大きくなった．このことから上述した考察が正しく，Two-Actor - Critic アルゴリズムは 2 種類の状態を 2 種類の Actor で対応することで学習効率を向上できていると言える．

6 Two-Actor - Critic アルゴリズムのユーザに対する学習能力の検証

Two-Actor - Critic アルゴリズムが，ユーザの感覚尺度を学習し得るのかを検証するために実環境における実験を行った．学習能力を検証するために，本実験ではユーザが照明制御システムを使用した際に本アルゴリズムによって入力数が減少するかを観察する必要がある．ただし，入力数はユーザの慣れによっても減少し得るため，本アルゴリズムを用いた照明制御システムと用いない照明制御システムにおける入力数の減少を比較する．

この実験では 5 章の実験と同様に，ユーザ周辺照度が初期照度から目標照度に変化するようにユーザに照明システムを操作させたが，本実験では難易度の異なる 2 種類の実験を行った．1 つは目標照度と初期照度が全ステップで変化しない実験，もう 1 つは目標照度と初期照度がステップごとに变化する実験である．

6.1 目標照度と初期照度が変化しない実験

本実験における目標照度と初期照度は全ステップで共通である．これは本実験においては，ユーザのある要求に求められる照度変化量がユーザ周辺照度によって変化するという性質が発現しないことを意味する．なぜなら目標照度と初期照度が変化しないのであれば，ある要求が呼び出されるユーザ周辺照度は限定されるためである．例えば目標照度が 1000 lx で初期照度が 2000 lx の時，「とても暗く」という要求を 2000 lx 付近で呼び出すユーザが，その要求を 1100 lx 付近で呼び出すことは考え難い．そのため，本実験は上記の性質を考慮しなくても良い設計となっている．このような設計にした理由は，学習難易度が異なる様々な実験下で Two-Actor - Critic アルゴリズムの有用性を示していくためである．

6.1.1 実験環境

本実験は同志社大学京田辺キャンパスにある医心館の IN205N に構築した実験室にて行った．実験室の様子を Fig.6.1 に，仕様を Table 6.1 に示す．



Fig. 6.1 実験室

Table 6.1 実験室の仕様

縦	6.15 m
横	8.26 m
高さ	2.75 m
照明数	48 灯

Fig.6.1 に示すように，48 灯の照明は 2 灯 1 組でグリッド状に設置されている．この 1 組は 2 種類の蛍光灯，電球色蛍光灯と白色蛍光灯によって構成されている．各蛍光灯の仕様を Table 6.2 に示す．

Table 6.2 蛍光灯の仕様

	電球色蛍光灯	白色蛍光灯
型番	FHF24SEL	FHF24SEW
色温度	3000 K	4000 K
光度	0, 272 ~ 1090 cd	

このように本実験室は色温度の異なる2種類の蛍光灯を計48灯備えており、これらの光度を個別に調節できるために多様な光環境を実現することが可能である。

本実験システムの操作画面を Fig.6.5 に示す。



Fig. 6.2 操作画面

Fig.6.5 に示すように、本実験ではコンピュータの操作画面に「明るく」「やや明るく」「ほんの少し明るく」「ほんの少し暗く」「やや暗く」「暗く」「満足」の7つのボタンを配置した。「とても明るく」「とても暗く」のボタンを排除した理由は、本実験室の照明が実現できる照度幅では一般ユーザがそれらの要求を出す場面が少ないことが予備実験から判明したためである。また「満足」ボタンの右側には目標照度とユーザ周辺照度との差を表示した。これは純粋な学習の効果を抽出するべく、実験におけるヒューマンエラーを極力回避するためである。上述したように、本実験ではユーザのある要求に求められる照度変化量がユーザ周辺照度によって変化するという性質が発現しないため、このように目標照度との差を表示しても実験の有意性に影響はないと考えられる。

次に本実験における被験者位置やコンピュータ位置を示す間取りを Fig.6.3 に示す。

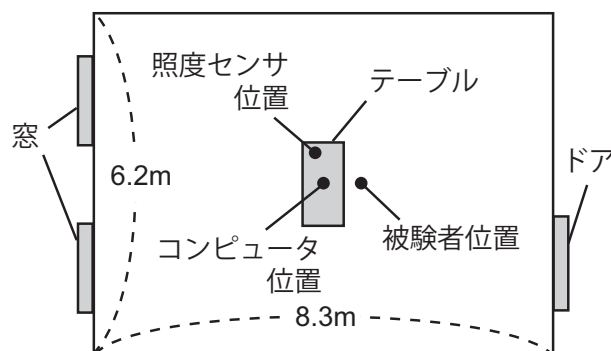


Fig. 6.3 実験室の間取り

Fig.6.3 に示すように本実験ではテーブル上に照度センサを配置し，そのセンサ値を被験者の周辺照度とした．Fig.6.3 におけるテーブルの高さは0.7mである．

本実験では被験者に学習システムと無学習システムの2種類の照明制御システムを操作させた．学習システムとは Two-Actor - Critic アルゴリズムを用いてユーザの感覚尺度を学習するものである．ただし，学習の際に更新する要素が多ければ多い程時間が必要となる．そのため，本実験では被験者の負担を考慮し，更新する要素を2種類の Actor の平均のみとした．つまり，各 Actor の標準偏差と状態価値関数の値は予備実験から導いた適切な値を予めから設定しておき，更新は一切行わないものとした．一方，無学習システムとは上記の学習システムから，あらゆるパラメータの更新を無くしたものである．

6.1.2 実験内容

被験者は20歳代の男女10名（男性9名，女性1名）であった．実験の手順を以下に示す．なお，下記の目標照度と初期照度はシステムが指定するものである．

- (1) 被験者に可能な限り少ない要求入力回数で「満足」の状態に辿り着けるように教示を与える．
- (2) 実験システムは被験者の周辺照度が目標照度になるように照明を点灯させる．
- (3) 被験者は目標照度の明るさを覚える．
- (4) 実験システムは被験者の周辺照度が初期照度になるように照明を点灯させる．
- (5) 被験者は目標照度になるように要求を入力する．
- (6) 実験システムは被験者からの要求に応じて照明の明るさを変化させる．
- (7) 周辺照度と目標照度との差が許容照度差以下にならなければ(4)に戻る．許容照度差以下になれば「満足」の状態になったとする．

上記の工程を1ステップとし，被験者には1つのシステムにつき20ステップ操作させた．そして，1つのシステムで20ステップが終わると，同様にもう1つのシステムで20ステップ操作させた．このシステムの操作順は被験者間でカウンタバランスを取った．また，ユーザ周辺照度に関する状態は

「700-1200 lx」「1200-1700 lx」「1700-2200 lx」「2200-2700 lx」の4個に区切った．これは本実験室で実現できる照度の範囲がおおよそ700-2700 lxであることを考慮した結果である．

6.1.3 結果

Two-Actor - Critic アルゴリズムを用いた学習システムと無学習システムを被験者が操作した際の入力数の推移（10人の平均値）を Fig.6.4 に示す．また，Two-Actor - Critic アルゴリズムや実験内容のパラメータを Table 6.4 に示す．これらの設定は予備実験により得られた経験則に基づいて設定したものである．

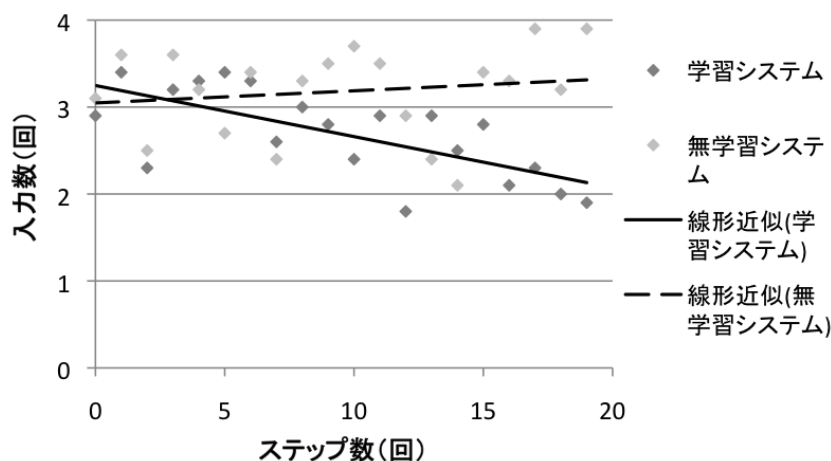


Fig. 6.4 学習システムと無学習システムにおける入力数の推移

Table 6.3 目標照度と初期照度が変化しない実験で用いたパラメータ

ステップ数	20回
割引率	0.8
Actor (ユーザ要求) の学習率	0.8
Actor (ユーザ周辺照度) の学習率	0.0001
「満足」状態遷移時の報酬	600
その他の状態遷移時の報酬	-300
目標照度	1200 lx
初期照度	2700 lx
許容照度差	100 lx

Fig.6.4 の横軸はステップ数，縦軸は入力数を示す．また Fig.6.4 の点は各ステップにおける10人の入力数の平均値である．そして，実線は学習システムの入力数を，破線は無学習システムの入力数を線形近似したものである．Fig.6.4 が示すように，学習システムの方が無学習システムと比べて入力数が減少するという結果となった．

6.1.4 考察

6.1.3 項で示したように、学習システムと無学習システムの入力数の推移に差が出る結果となった。これらのシステムの違いは Two-Actor - Critic アルゴリズムに従った 2 種類の Actor の平均更新の有無である。つまり、無学習システムに比べて学習システムの入力数が減少した要因は Two-Actor - Critic アルゴリズムによる学習ということになる。このことから本実験と同様の環境下では、Two-Actor - Critic アルゴリズムはユーザの明るさに対する感覚尺度を学習し得ると言える。

6.2 目標照度と初期照度が変化する実験

本実験における目標照度と初期照度はステップごとに変化する。これは 6.1 節の実験と異なり、本実験ではユーザのある要求に求められる照度変化量がユーザ周辺照度によって変化するという性質が発現することを意味する。

6.2.1 実験環境

本実験は 6.1 節の実験と同様の実験室で行った。本実験システムの操作画面を Fig.6.5 に示す。

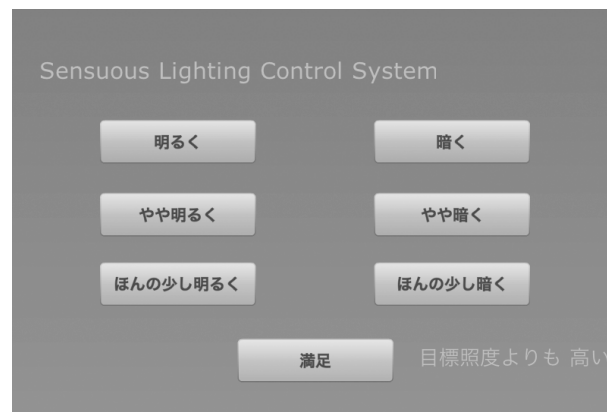


Fig. 6.5 操作画面

Fig.6.5 に示すように、「満足」ボタンの右側には目標照度とユーザ周辺照度の上下関係を表示した。6.1 節の実験と異なって上下関係のみを表示する理由は、照度差を表示するとユーザのある要求に求められる照度変化量がユーザ周辺照度によって変化しなくなり得るためである。

本実験では被験者に学習システムと無学習システムの 2 種類の照明制御システムを操作させた。この学習システムと無学習システムは 6.1 節の実験と同じものである。

6.2.2 実験内容

被験者は 20 歳代の男女 8 名（男性 7 名、女性 1 名）であった。実験の手順は 6.1 節の実験と同じである。被験者には 1 つのシステムにつき 20 ステップ操作させた。そして、1 つのシステムで 20 ステップが終わると、同様にもう 1 つのシステムで 20 ステップ操作させた。また目標照度と初期照度はステップごとに変わるものであり、予めステップ数分の目標照度と初期照度をデータセットとして用意した。このデータセットは 2 種類存在し、これらを 2 つのシステムで使い分けた。このシステムの操作順やデータセット順は被験者間でカウンタバランスを取った。また、ユーザ周辺照度に関する

る状態は 6.1 節の実験と同様に、「700-1200 lx」「1200-1700 lx」「1700-2200 lx」「2200-2700 lx」の 4 個に区切った。

6.2.3 結果

Two-Actor - Critic アルゴリズムを用いた学習システムと無学習システムを被験者が操作した際の入力数の推移（8 人の平均値）を Fig.6.6 に示す。また、Two-Actor - Critic アルゴリズムや実験内容のパラメータを Table 6.4 に示す。これらの設定は予備実験により得られた経験則に基づいて設定したものである。

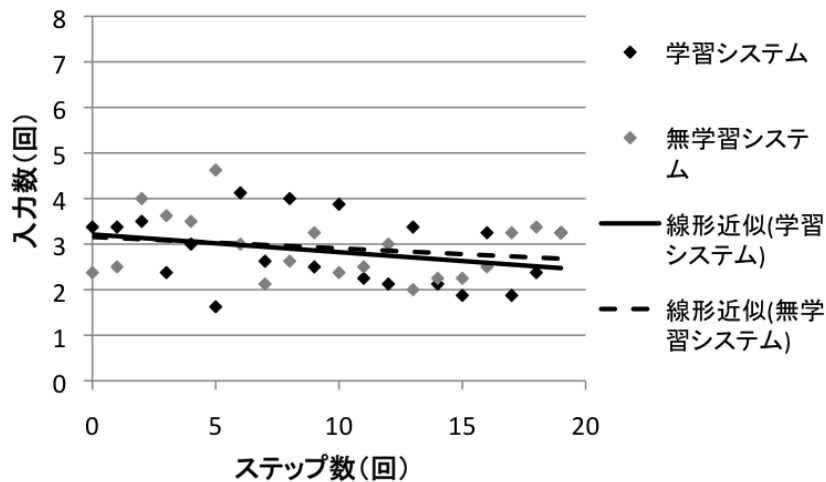


Fig. 6.6 学習システムと無学習システムにおける入力数の推移

Table 6.4 目標照度と初期照度が変化する実験で用いたパラメータ

ステップ数	20 回
割引率	0.8
Actor (ユーザ要求) の学習率	0.8
Actor (ユーザ周辺照度) の学習率	0.0001
「満足」状態遷移時の報酬	600
その他の状態遷移時の報酬	-300
許容照度差	100 lx

Fig.6.6 の横軸はステップ数、縦軸は入力数を示す。また Fig.6.6 の点は各ステップにおける 8 人の入力数の平均値である。そして、実線は学習システムの入力数を、破線は無学習システムの入力数を線形近似したものである。Fig.6.6 が示すように、線形近似において学習システムと無学習システムに顕著な差は見られない結果となった。

6.2.4 考察

6.2.3 項で示したように、学習システムと無学習システムの入力数の線形近似には顕著な差が見られなかった。しかし、Two-Actor - Critic アルゴリズムを用いた学習システムが本実験において被験者の感覚尺度を全く学習できなかった訳ではない。なぜなら被験者ごとに結果を見てみると、学習システムにおいて入力数が増加している被験者と減少している被験者が混在しているためである。Fig.6.7 と Fig.6.8 に被験者 A と被験者 B の学習システムと無学習システムにおける入力数の推移を示す。

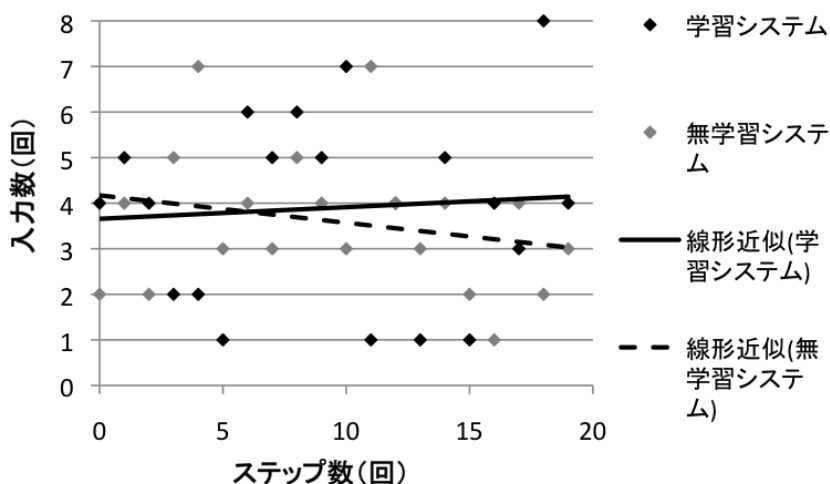


Fig. 6.7 被験者 A の学習システムと無学習システムにおける入力数の推移

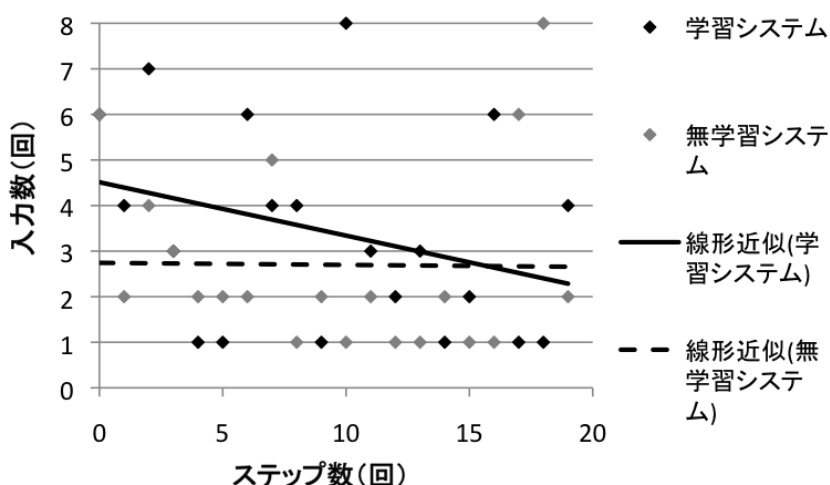


Fig. 6.8 被験者 B の学習システムと無学習システムにおける入力数の推移

Fig.6.7 と Fig.6.8 の横軸はステップ数、縦軸は入力数を示す。また Fig.6.7 と Fig.6.8 の点は各ステップにおける 8 人の入力数の平均値である。そして、実線は学習システムの入力数を、破線は無学習システムの入力数を線形近似したものである。Fig.6.7 に示すように、被験者 A の学習システムにおける入力数の線形近似はステップ数に従って増加している。一方で Fig.6.8 に示すように、被験者 B の学習システムにおける入力数の線形近似はステップ数に従って減少している。つまり、学習シス

テムは被験者 A に対しては効果的な学習を行えなかったが、被験者 B に対しては効果的な学習が行えたと考えられる。

被験者間で学習結果に差が生じた原因の 1 つとして、被験者の感覚尺度における揺らぎの大きさの違いが挙げられる。本実験では 6.2 節の実験と異なり、ユーザ周辺照度と目標照度の照度差を表示していない。照度差を表示すれば目標照度までの間隔を全被験者が正確に把握できるが、表示しない場合は目標照度までの間隔を正確に把握できるかできないかは被験者間で異なる。正確に把握できない被験者は何 lx 変化させたい時には何と要求するかという感覚尺度の揺らぎがより大きくなる。感覚尺度の揺らぎが大きければ、学習システムにとって各 Actor の平均を収束させることは困難となる。これが被験者間で学習結果に差が生じた原因の 1 つとして考えられる。

つまり本実験と同様の環境下では、Two-Actor - Critic アルゴリズムは感覚尺度における揺らぎが大きいユーザの感覚尺度を学習することは困難であるが、揺らぎが小さいユーザの感覚尺度は学習し得ると言える。

7 結論

本稿では照明制御システムにおける操作負担の増加という課題に対して、2 種類の Actor を利用するアルゴリズムを用いた感覚的操作による照明制御システムを提案した。提案アルゴリズムは本対象問題に存在する 2 種類の状態に対して 2 種類の Actor を用いることで、より効率的な感覚尺度の学習を目的としたものである。

本稿ではこのアルゴリズムの概要を説明すると共に、有効性を示すための実験について述べた。一つは仮想ユーザを用いたものであり、提案アルゴリズムは Actor - Critic アルゴリズムよりも高い学習効率を持つことを示した。もう一つは実環境における実験であり、提案アルゴリズムが人の明るさに対する感覚尺度を学習し得ることを示した。しかし、感覚尺度における揺らぎが大きいユーザに対しては学習が難しいことが判明した。

今後は感覚尺度における揺らぎが大きいユーザに対しても効果的な学習が行えるように、学習アルゴリズムを改良する必要がある。また、今回の実環境における実験では被験者の負担を考慮したため、学習を簡略化して実験を行った。そのため、今後各 Actor の標準偏差と状態価値関数の更新も含めた学習システムで実験を行う必要がある。そして今回の実験で示したのはユーザの感覚尺度を学習し得るということのみであり、人を対象とした場合にも提案アルゴリズムが Actor - Critic アルゴリズムよりも効率的な学習が可能かを示す必要がある。その点における提案アルゴリズムの有効性を実環境での実験によって検証することが今後の課題として挙げられる。更に、今回のシステムはユーザが 1 人であることを想定したが、将来的には同一空間に複数のユーザが存在する状況にも対応できる必要がある。

謝 辞

本研究を遂行するにあたり、同志社大学生命医科学部の廣安知之教授には多大なる御指導と御鞭撻を頂きました。この3年間の研究生活の中で、幾度となく困難に直面し、挫けそうになりました。その度に自分を奮起させ、乗り越えることができた原動力は、廣安知之教授の研究に対する熱意や私たちに対する愛情に応えたいという想いでした。廣安知之教授のような尊敬できる方の下で研究生活を送れたことは、私にとって幸福でした。誠に有り難うございました。

同志社大学理工学部の三木光範教授には、本研究のために大変有益な御助言や御指摘を頂きました。またこの知的システムデザイン研究室という素晴らしい環境を与えてくださったことに誠に感謝しております。三木光範教授の類稀なるバイタリティがあってこそ、この研究室には学生が熱心に切磋琢磨する風土が根付いたのだと思います。この環境だからこそ私は大きく成長できたと感じております。心より御礼申し上げます。

同志社大学理工学部の吉見真聡助教には本研究に対しても貴重な御意見を頂くと共に、その論理的な思考や鋭い視点は良い御手本として非常に勉強になりました。また、吉見真聡助教は研究室内の雰囲気明るくすることにも寄与してくださり、忙しいながらも健やかな精神で研究生活を送ることができました。心より感謝致します。

私の指導院生であった石田裕幸さんには、未熟であった私に研究する上での基礎を教え込んで頂きました。この私の中に築かれた基礎は、今では私の自信となり、これからも私を支え続けてくれることと思います。誠に感謝しております。そして、同じ研究グループの先輩であった篠原翔さんには、大変親身になってご指導頂きました。私が忙しい研究生活の中で心身の健康を保つことができたのは、本当に篠原翔さんの御陰です。本当に有り難うございました。また、同じ研究グループの学生として鋭い視点から幾度となく有意義な意見をくれた横田山都君、普段の研究室や気まずいミーティングも明るい雰囲気に変えてくれた宮地正大君、自分のことで忙しい中も丁寧に何度も論文を見てくれた米田有佑君、大変感謝しています。

そして、よく研究の相談に乗ってくれた小林祐介君、チーフとして研究室のために尽力してくれた藤田宗佑君や秋田雅俊君を始めとする同学年の皆さんには本当に感謝しています。この3年間の研究生活では辛いことや投げ出したくなることも沢山ありました。それでも皆さんがいたからこそ、この3年間は幸せなものだったと自信を持って言えます。本当に有り難うございました。

参考文献

- 1) V Singhvi, A Krause, C Guestrin, JH Garrett Jr, HS Matthews : Intelligent light control using sensor networks, Proceedings of the 3rd international conference on Embedded networked sensor systems, pp.218-229, 2005.
- 2) B Brumitt, JJ Cadiz : "Let There Be Light" Examining Interfaces for Homes of the Future, Proceedings of Interact'01, pp.375-382, 2001.
- 3) M Ashibe, M Miki, T Hiroyasu, : Distributed Optimization Algorithm for Lighting Color Control using Chroma Sensors, 2008 IEEE International Conference on Systems Man and Cybernetics, pp.174-178, 2008.
- 4) K Gajos, DS Weld : SUPPLE -Automatically Generating User Interfaces-, Proceedings of the 9th international conference on Intelligent user interfaces, pp.93-100, 2004.
- 5) LC Throop : Field of play -sensual interface-, Proceedings of the 2003 international conference on Designing pleasurable products and interfaces, pp.82-86, 2003.
- 6) K Tsukada, M Yasumura : Ubi-Finger -Gesture Input Device for Mobile Use-, Proceedings of APCHI 2002, Vol.1, pp.388-400, 2002.
- 7) SS Stevens : On the psychophysical law, Psychological Review, Vol.64(3), pp.153-181, 1957.
- 8) AG Barto, RS Sutton, CW Anderson : Neuronlike adaptive elements that can solve difficult learning control problems, Neurocomputing; foundations of research, pp.535-549, 1988.
- 9) T Shikakura, H Morikawa, Y Nakamura : Perception of Lighting Fluctuation in Office Lighting Environment, Journal of Light and Visual Environment, Vol.27, No.2, pp.75-82, 2003.
- 10) DH Kelly : Visual Responses to Time-Dependent Stimuli. I. Amplitude Sensitivity Measurements, Journal of the Optical Society of America, pp.422-429, 1961.
- 11) J Morimoto, K Doya : Acquisition of Stand-up Behavior by a Real Robot using Hierarchical Reinforcement Learning, Proceedings of the Seventeenth International Conference on Machine Learning, pp.623-630, 2000.
- 12) GR Gajjar, SA Khaparde, P Nagaraju, SA Soman : Application of actor-critic learning algorithm for optimal bidding problem of a GenCo, IEEE Transactions on Power Engineering Review, Vol.18, No.1, pp.11-18, 2003.
- 13) M Miki, T Hiroyasu, K Imazato, M Yonezawa : Intelligent Lighting Control using Correlation Coefficient between Luminance and Illuminance, Proc IASTED Intelligent Systems and Control, Vol.497, No.078, pp.31-36, 2005.

- 14) M Miki, E Asayama, T Hiroyasu : Intelligent Lighting System using Visible-Light Communication Technology, 2006 IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems, pp.1-6, 2006.
- 15) T Mitchell, B Buchanan, G DeJong, T Dietterich, P Rosenbloom, A Waibel : Machine Learning, Annual Review of Computer Science, Vol.4, No.1, pp.417-433, 1990.
- 16) RS Sutton, A Barto : Reinforcement Learning -An Introduction-, The MIT Press, 1998.

付 図

3.1	システムの概要図	2
4.1	強化学習の概念図	4
4.2	Actor - Critic アルゴリズムの概念図	5
4.3	2種類の Actor の関係	6
4.4	Two-Actor - Critic アルゴリズムの概念図	7
5.1	仮想ユーザの感覚尺度の例	9
5.2	1種類および2種類の状態に対応した Actor - Critic アルゴリズムの各ステップでの入力数	10
5.3	仮想ユーザ1での Two-Actor - Critic アルゴリズムと Actor - Critic アルゴリズムの各ステップでの入力数	11
5.4	仮想ユーザ2での Two-Actor - Critic アルゴリズムと Actor - Critic アルゴリズムの各ステップでの入力数	13
6.1	実験室	14
6.2	操作画面	15
6.3	実験室の間取り	16
6.4	学習システムと無学習システムにおける入力数の推移	17
6.5	操作画面	18
6.6	学習システムと無学習システムにおける入力数の推移	19
6.7	被験者 A の学習システムと無学習システムにおける入力数の推移	20
6.8	被験者 B の学習システムと無学習システムにおける入力数の推移	20

付 表

5.1	仮想ユーザ1の感覚尺度	9
5.2	仮想ユーザ検証実験での Actor - Critic アルゴリズムのパラメータ	10
5.3	シミュレーション実験での Two - Actor - Critic アルゴリズムのパラメータ	12
5.4	仮想ユーザ2の感覚尺度	12
6.1	実験室の仕様	14
6.2	蛍光灯の仕様	15
6.3	目標照度と初期照度が変化しない実験で用いたパラメータ	17
6.4	目標照度と初期照度が変化する実験で用いたパラメータ	19