

2E-02 カオスニューラルネットワークを用いた照明設計とその可視化

難波 隆一† 長谷川 幹雄‡ 西田 友是† 合原 一幸†

† 東京大学 ‡ 独立行政法人通信総合研究所

1. はじめに

照明設計とは生活空間に合理的に光エネルギーを配分し、十分な輝度分布を提供する照明を設計することである。本稿ではカオスニューラルネットワークを用いた照明の最適化と他の最適化手法を用いた場合との比較を行い、得られた照明効果のCG (Computer Graphics)を用いた可視化手法について述べる。

2. 背景

照明設計では、光源の個数、配置、色、配光特性など様々な物が最適化の対象とされてきた[1]。CG を用いて照明設計を行う場合、リアルな結果画像を生成するためには直接光だけでなく、相互反射光を考慮に入れることが必要不可欠である。この相互反射光の計算は Radiosity 法を用いて行われるが、計算コストが高く、与えられた輝度から逆に光源パラメータを算出する問題は解析的に解くことはできない。そのため何らかの制約条件を課すことで設計を行うことになる。本手法ではカオスニューラルネットワーク[2]を始めとする最適化手法を導入することで3次元空間の照明設計を実現することを目的とする。

3. 提案システム

3.1 前提条件

使用できる光源の種類を限定し、配置位置をあらかじめ決めた場所から選択するようにする。そしてユーザーが行った輝度指定を満たす解(光源の個数、種類、位置)をカオスニューラルネットワーク(CNN)、ホップフィールド型ニューラルネットワーク(NN)、遺伝アルゴリズム(GA)、Simulated Annealing(SA)の手法を用いて求め、その解を比較する。輝度の指定には以下の図1のようなユーザーインターフェースを用いて行う。

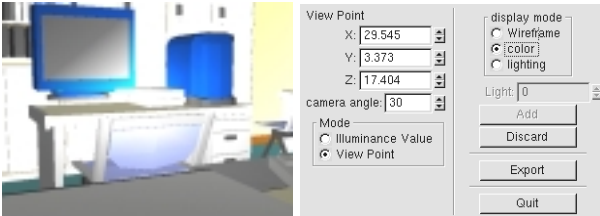


図1: 左図: 照明設計の対象となる空間, 右図: control panel

Lighting Design by Using Chaotic Neural Network and Visualization.

Ryuichi Nanba †, Mikio Hasegawa ‡, Tomoyuki Nishita † and

Kazuyuki Aihara †.

† The University of Tokyo

‡ Wireless Communications Division Communications Research

Laboratory Independent Administrative Institution

3.2 カオスニューラルネットワークを用いた最適解の探索手法

タイムステップ($t+1$)におけるカオスニューロンの内部電位 $I_{ij}(t+1)$ は以下のように表される。

$$I_{ij}(t+1) = \sum_{m,n} p_{ij,mn} Out_{mn}(t) + (1-k_d)q_{ij} + k_d I_{ij}(t) - \alpha Out_{ij}(t).$$

ここで i, m は光源を置く位置を表し j, n は光源の種類を表す。 k_d は減衰パラメータ、 α はカオスの不応頂のパラメータである。出力関数には以下のシグモイド関数を用いる。(ε はパラメータ)

$$Out_{ij}(t+1) = \frac{1}{1 + \exp\left(\frac{-I_{ij}(t+1)}{\varepsilon}\right)}.$$

Out_{ij} は位置 i で種類 j の光源が点灯すれば 1.0、消灯していれば 0.0 となる。最小化する目的関数の定義は以下のように定める。

$$\phi = A\left(\sum_k (light_k - R_k)^2\right) + B\left\{\sum_i \left(\sum_j Out_{ij} - 1\right)^2\right\}.$$

ここで R_k は位置 k での輝度で、位置 i で光源 j が点灯した時の位置 k での輝度を表す b_{ijk} を用いて

$$R_k = \sum_i \sum_j Out_{ij} b_{ijk},$$

と表される。 $light_k$ は位置 k でユーザーが指定した輝度、 A, B は重みで、エネルギー関数の定義は以下の式である。

$$E = -\frac{1}{2} \sum_i \sum_j \sum_m \sum_n p_{ij,mn} Out_{ij} Out_{mn} - \sum_i \sum_j q_{ij} Out_{ij}.$$

この目的関数とエネルギー関数の係数を比較することで以下の重み $p_{ij,mn}$ と閾値 q_{ij} の値を得ることができる。

$$p_{ij,mn} = -2A \sum_k b_{ijk} b_{mnk} - 2B \delta_{im} (1 - \delta_{jn}),$$

$$q_{ij} = 2A \sum_k light_k b_{ijk} + B.$$

この重みと閾値を持つネットワークを状態更新していくことで目的関数を最小化する最適解を探索する。

3.3 ニューラルネットワークを用いた探索手法

ニューロンの内部電位を表す式はカオスニューラルネットワークと同じパラメータを利用し、

$$I_{ij}(t+1) = \sum_{m,n} p_{ij,mn} Out_{mn}(t) + (1-k_d)q_{ij} + k_d I_{ij}(t),$$

のように表され、出力関数、重み、閾値の値もカオスの場合と同じ物を用いる。

3.4 Simulated Annealing を用いた探索手法

Simulated Annealing は局所解から抜ける能力を持つ探

素手法のひとつであるが本稿では温度 T と採用確率 P の定義には

$$T = \frac{k}{\log(t + 2.0)}, \quad P = \frac{1.0}{1.0 + \exp(\frac{\Delta energy}{T})}$$

を用いている。(t はタイムステップ、 k は定数、 $\Delta energy$ はエネルギーの変化)

3.5 遺伝アルゴリズムを用いた探索手法

エリート戦略 (各タイムステップで最高の適応度を持つ個体を必ず次の世代 (タイムステップ) に保存する手法、自然淘汰、突然変異、交叉の手続きを実装している。

4. 実行結果

実行では全数探索を行って得た最適解を、各手法を用いて得ることができるか確認することができる小さなサイズの問題 (光源の最大同時使用数が 6) 中程度の問題 (光源の最大同時使用数が 12) 実行時間の点でどの手法が有利か調べる大きなサイズの問題 (光源の最大同時使用数が 18) について実行を行った (表 1, 2, 3)。使用できる光源の種類は 4 種 (それぞれ 60w と 100w の白色電球と蛍光灯) に限定した。解の平均は各問題、各手法 (ニューラルネットは除く) 共に 15 回の試行で得られた解の平均で、最良解は 15 回の試行で得られた解の内最も目的関数の値が低い解、CPUtime1 は実行に使った全 CPU 時間で、CPUtime2 は各試行で最良解を得るまでに使用した CPU 時間の 15 回の試行の平均である。ニューラルネットでは局所解に落ちた以降は探索を続けても無意味なので他の手法と同じ位の CPU 時間を割り当てて試行回数を増やし、かかった時間を CPUtime1 として表してある。

	最適解	NN	CNN	GA	SA
解の平均	0.0000	0.3983	0.0000	0.0003	0.0000

表 1: 小さなサイズの問題の実行結果

	NN	CNN	GA	SA
解の平均	108.610	11.9918	20.8843	29.2012
最高解	67.4626	9.6081	10.4602	9.6356
CPUtime 1 (sec)	80.12	73.89	81.38	78.52
CPUtime 2 (sec)	N/A	46.62	59.65	43.66

表 2: 中程度のサイズの問題の実行結果

	NN	CNN	GA	SA
解の平均	343.85	111.187	183.760	126.291
最高解	299.178	106.102	134.468	112.548
CPUtime 1 (sec)	250.060	212.871	236.785	232.540
CPUtime 2 (sec)	N/A	82.4353	155.598	140.528

表 3: 大きなサイズの問題の実行結果

小さなサイズの問題の結果 (表 1) から、局所解に落ちてしまう NN 以外の手法は最適解を探索する能力を持っていることがうかがえる。また問題サイズが大きくなるにつれて GA の探索効率落ち、得られる解の精度が低下す

ること、CNN の最高解を得る速さが際立ってくることで表 2, 3 からわかる。また CNN は全てのサイズの問題で最も高い探索能力があると言える。図 2 はカオスニューラルネットワークを用いた探索の様子で、縦軸がコスト関数 (この値が低いほど最適解に近い) で、横軸がタイムステップである。図 3 は美術館を対象とした照明設計の結果画像、図 4 は一般的なオフィス環境を対象とした照明設計の結果画像である。

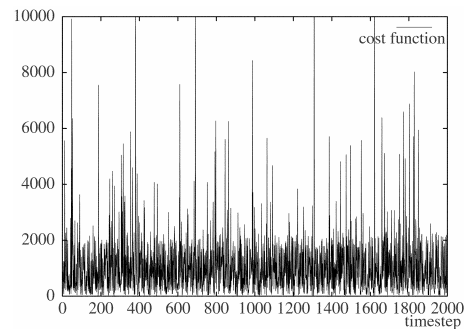


図 2: カオスニューラルネットワークを用いた探索の様子



図 3: 美術館の照明設計の結果画像



図 4: オフィス環境の照明設計の結果画像

5. まとめと今後の課題

カオスニューラルネットワークを用いた 3 次元空間を対象とする照明設計システムを実装し、他の最適化手法を用いた場合との比較を行い、その優位性を確認した。今後の課題は光源の種類を選択肢の追加や、輝度指定を行った場所毎の重み付けを変更可能にする点が挙げられる。

参考文献

- [1] Dobashi, Y., Nakatani, H., Kaneda, K. and Yamashita, H. (1998) An Interactive Lighting Design System Integrating Forward and Inverse Approach. The Institute of Image Electronics Engineers of Japan, 27, 4.
- [2] Aihara, K., Tanabe, T. and Toyoda, M. (1990) Chaotic neural networks. Phys. Lett. A, 144, 6, 7, 333-340.