

## シヨートノート

## 照度順応特性に基づく受容野モデル記述の改良

大山輝光<sup>†</sup> 高比良秀彰<sup>††</sup>  
中村千秋<sup>†††</sup> 中村 彰<sup>†††</sup>

輪郭線抽出などの問題に受容野モデルを適用する場合、受容野領域が拡大すると計算量の著しい増大を招き、極めて多大な計算時間を要することになる。この問題に対し本論文では、網膜における神経節細胞受容野の照度順応特性に着目して、中心部の直径だけの変更が容易な受容野モデル記述の改良を提案している。まず、受容野によって抽出される特徴が拮抗作用と、中心部の直径の変化だけに依存することを示す。次に、拮抗作用と照度順応特性に基づく受容野モデル記述の改良を提案し、その特性を明確にする。

### A Revised Description of the Retinal Receptive Field Model Based on the Illumination-Adaptive Properties

TERUMITSU OHYAMA,<sup>†</sup> HIDEAKI TAKAHIRA,<sup>††</sup> CHIAKI NAKAMURA<sup>†††</sup>  
and AKIRA NAKAMURA<sup>†††</sup>

A neural network model that has the illumination-adaptability and the antagonizing-ability of the retinal receptive field is introduced. First, the physiological viewpoints about interactions among the retinal cells and problems of the conventional model are summarized. Then on basis of them, a revised description of the retinal receptive field model is proposed and formulated. The model realizes two remarkable features: (1) the receptive field center area is free to transform, (2) the antagonism between the receptive field center area and its surroundings is approximated.

#### 1. はじめに

視覚系は提示画像によりその観測状態(ボケと視野)を変化させることが知られている。また、網膜の受容野は、外部の照度変化に順応してその形状を動的に変化させ、視覚情報の特徴抽出を行っている。特に、照度順応の際、受容野全体の直径は変化せず中心部だけが変化することが知られている<sup>1)~3)</sup>。

一方、受容野の工学的モデル化と、その空間微分特性による画像特徴の抽出や、視覚心理現象の工学的実現などが研究され、実用化も進められている<sup>4)~6)</sup>、特に、Marr と Hildreth は網膜におけるX型神経節細胞の受容野が  $V^2G$  で近似できることを示し、隣接す

るオン中心型とオフ中心型細胞の積 (AND) によってゼロ交差(輪郭線)の位置を検出する方法を提案している。また、 $V^2G$  フィルタは工学的には DOG 関数によって近似され、しばしば適用・改良されている<sup>7)~9)</sup>。

しかし、これらのオペレータを用いたネットワーク出力のゼロ交差をエッジ位置とみなすには、モデルを規定するパラメータの設定に注意しなければならない。例えば、多階調画像からの輪郭線抽出問題に受容野モデルを適用する場合、中心部と周辺部の拮抗状態の変動は偽のゼロ交差の要因となり、正確な特徴抽出が困難となる。また、受容野全体の領域を広げると、画像中のランダムノイズの影響が少なくなる反面、検出位置の精度劣化や近傍エッジ同士の干渉が大きくなり、求めるエッジ位置が得られないという問題がある<sup>10)</sup>。さらに、受容野領域の拡大は計算量の著しい増大を招き、極めて多大な計算時間を要することになる。

<sup>†</sup> 和歌山信愛女子短期大学  
Wakayama Shin-Ai Women's Junior College

<sup>††</sup> 鹿児島工業高等専門学校電子制御工学科  
Faculty of Engineering, Kagoshima College

<sup>†††</sup> 長崎大学工学部電気情報工学科  
Faculty of Engineering, Nagasaki University

これらの問題に対し本論文では、①拮抗作用を受容野モデルの記述に組み込むことと、②照度順応特性に基づいた受容野モデル記述の改良を提案している。

このモデルの特徴は次の点に要約できる。

- (1) 従来のモデルの特徴を保持しており、応答のゼロ交差による正確な輪郭線の抽出が可能である。
- (2) 受容野全体の直径は変化せず中心部だけの変更（受容野の照度順応特性の実現）が容易であり、特徴抽出に要する処理時間が短縮される。また、画像中のランダムノイズの影響や近傍エッジ同士の干渉を抑えることができる。
- (3) モデルの記述式が簡単であるため、パラメータの設定が容易である。

以下、従来の受容野モデルを用いた基礎実験によって、抽出される特徴が受容野中心部の変化だけに依存することを示した後、拮抗作用と照度順応特性に基づく受容野モデル記述の改良を提案し、その特性を明確にする。

## 2. 受容野中心部と周辺部の影響解析

### 2.1 受容野周辺部の影響解析

まず、受容野周辺部の形状変化が特徴抽出の結果に与える影響を調べるために、受容野中心部の直径を一定に保持したまま周辺部を変化させて特徴抽出を行った。実験に用いた神経回路網モデルを図1に示す。

モデルは視細胞ユニット層、双極細胞ユニット層からなり、層間の結合荷重を(1)式に示すようなDOG関数によって実現された受容野分布に従って与えてある。

$$f(x) = P_e \exp\left(-\frac{x^2}{\sigma_e^2}\right) - P_i \exp\left(-\frac{x^2}{\sigma_i^2}\right) \quad (1)$$

(1)式中、 $P_e$  と  $P_i$ 、および  $\sigma_e$  と  $\sigma_i$  はそれぞれ中心部と周辺部の最大値と標準偏差を表す。

実験では、画像サイズ 500 [pixel]、線幅 100 [pixel]

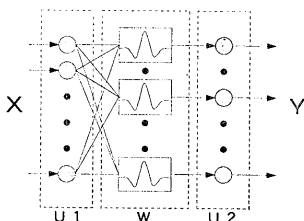
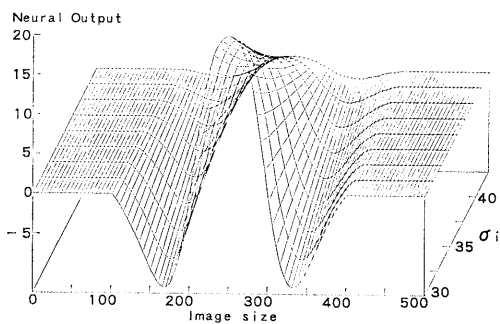


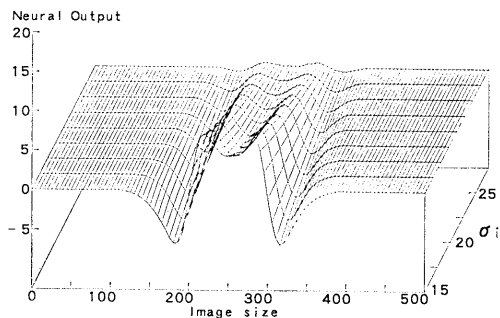
図1 実験に用いたネットワークモデル  
Fig. 1 The network model for the simulation.

の線状画像を処理対象とし、受容野中心部の直径を100 (一定) に保ちながら  $\sigma_e$  と  $\sigma_i$  を変化させて特徴抽出を行った。実験によって得られた神経回路網モデルの応答を図2(a)に示す。図中、横軸は画像サイズ、縦軸はネットワーク出力の強度、奥行き軸は  $\sigma_i$  を表している。

この実験によって、中心部の直径が一定の場合に周辺部が変化しても応答の形状(図の場合は、画像の中心線部分にただ一つの正の応答と輪郭線部分に二つの負の応答がある)は変化しないことが確認された。このように、中心部が処理画像の線幅より大きい場合、画像の中心線部分でネットワークの応答は最大となり、適当な閾値処理を行うことで画像の中心線の検出が可能となる。一方、実験の際、受容野中心部と周辺部とを常に拮抗するようにパラメータを変更すると、受容野の形状は相似的に変化するため中心部の拡大に伴って受容野全体の直径も大きくなり、計算量も多くなった。



(a) 中心部の直径=100  
(a) Diameter of center area=100



(b) 中心部の直径=50  
(b) Diameter of center area=50

図2 受容野中心部・周辺部と抽出される特徴の関係  
Fig. 2 The relation of the extracted features with the receptive field center-surrounding area.

## 2.2 受容野中心部の影響解析

次に受容野中心部の影響について解析するために、中心部の直径を 100 から 10 へ変化させながら同様の実験を行った。中心部の直径が 50 のときの結果を図 2 (b) に示す。このように、受容野中心部が縮小し中心部が処理画像の線幅より小さくなると画像の中心線を示す応答が消失し、輪郭線部分の応答だけが残った。

以上の結果から、2 値画像の場合、①拮抗状態が保持されていれば受容野のサイズに関係なく輪郭線をゼロ交差によって検出できる、②中心線を検出する(フィルタによる高周波成分のカットに相当)場合、画像の幅より大きくなるように受容野中心部のサイズを選べばよいことが確認された。

## 3. 受容野モデル記述の改良

(1)式において、中心部と周辺部の拮抗条件は次のように求められる(付録A)。

$$P_c \sigma_c^2 = P_i \sigma_i^2, \quad (2)$$

よって今回、(2)式と、中心部の変更パラメータの単純化、およびモデルの応答の均一化を考慮して、次に示すようなモデルを提案する。

$$f(x) = \frac{1}{P-1} \left\{ P \exp\left(-P \frac{x^2}{\sigma^2}\right) - \exp\left(-\frac{x^2}{\sigma^2}\right) \right\}, \quad (3)$$

(3)式中、 $x$  は受容野の中心からの距離、 $P$  は中心部を制御する定数、 $\sigma$  は中心部と周辺部を表すガウス関数の標準偏差で、 $\sigma$  の増加によって受容野全体の直径も大きくなる。従って、 $\sigma$  を一定に保持したまま、 $P$  によって中心部を変更することによって照度順応特性が容易に実現される。

さらに、(3)式によって実現される受容野分布の中心部の直径  $\overline{Aon}$  とパラメータ  $P$  と  $\sigma$  の関係式は次のように求められる(付録B)。

$$\overline{Aon}(P, \sigma) = 2\sigma \sqrt{\frac{1}{P-1} \log P}. \quad (4)$$

提案するモデルによって実現される受容野中心部の直径  $\overline{Aon}$  とパラメータ  $P$ 、 $\sigma$  との関係を図 3 に示す。図 3 において、 $\sigma$  が一定であれば受容野全体の直径も一定に保持されるので、パラメータ  $P$  によって受容野中心部が容易に変更できることが示されている。さらに図 3 は、受容野のパラメータを設定する場合、中心部の変化特性に従って、①  $\sigma$  の値を可能な限り小さく設定しておき、②  $P$  の操作によって受容野中心

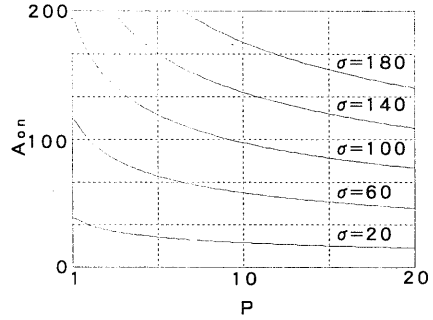


図 3 受容野中心部の直径  $\overline{Aon}$  と  $P$ 、 $\sigma$  の相互特性  
Fig. 3 The  $\overline{Aon}$ - $P$ - $\sigma$  characteristics.

部の形状を規定し、③必要に応じて  $\sigma$  を増加させることで計算量の増大を抑え、特徴抽出時間を短縮できることを示している。特に、中心線抽出の場合、画像の線幅と受容野中心部の直径との関係が重要であるため、計算量を抑えつつ照度順応の近似(中心部の変化)が容易な本モデルを用いることが有効である。また、受容野中心部の拡大は、フィルタによって高周波成分をカットすることと同じであるから、文字認識等における、かすれた線分や切断された線分の補間に対しても有効であると考えられる。

## 4. おわりに

本稿では、網膜における神経節細胞受容野の照度順応特性に着目し、中心部の直径だけの変更が容易な受容野モデル記述の改良と、その特性に基づいたパラメータの設定法を提案した。そして、提案手法によって、パラメータの設定が容易化され、受容野領域の拡大に伴う計算量の増大と処理時間を抑えることが可能であることを示した。特に、中心線抽出の場合、画像の線幅よりも受容野中心部の直径を大きく設定することが重要であるため、本手法が有効であると考えられる。また、本モデルでは常に拮抗状態が保持されるため、パラメータに依存しない正確な輪郭線抽出が可能となることを確認した。

今後は、文字画像や地形図など、より複雑な画像に対する適用可能性とその効果について検討を行っていく予定である。

## 参考文献

- 1) Glezer, V. D.: The Receptive Fields of the Retina, *Vision Res.*, Vol. 5, pp. 497-525 (1965).
- 2) 松井利一: 視覚系のモデル化と画像観測状態の推定, 信学論, Vol. J71-D, No. 12, pp. 2669-

- 2676 (1988).
- 3) 乾 敏郎: 視覚情報処理の基礎, サイエンス社, 東京 (1990).
  - 4) Grossberg, S.: A Solution of the Figure-ground Problem for Biological Vision, *Neural Networks*, Vol. 6, No. 4, pp. 463-483 (1993).
  - 5) Marr, D.: *Vision—A Computational Investigation into the Human Representation and Processing of Visual Information—*, W.H. Freeman and Co., San Francisco (1982).
  - 6) Bengtsson, M.: A Neural System as a Dynamical Model for Early Vision, *Neural Networks*, Vol. 6, No. 3, pp. 313-325 (1993).
  - 7) 石寺永記, 荒井祐之, 土屋雅彦, 宮内裕子, 高橋信一, 栗田正一: 主観的輪郭の形成に関する視覚情報処理モデル, 信学論, Vol. J76-D-II, No. 4, pp. 873-880 (1993).
  - 8) 中島和樹, 菅沼義昇, 伊藤正美: 心理的ポテンシャル場とニューラルネットによる図形認識, 信学技法, PRU 90-155, pp. 79-86 (1991).
  - 9) 金 旭炫, 平井有三, 古川 卓, 有田秀昶: 空間フィルタによる地図画像からの道路セグメントの抽出, 信学論, Vol. J76-D-II, No. 3, pp. 566-574 (1993).
  - 10) 仲野 豊, 松田定昭, 谷口慶治: 弱拡大組織画像からの細胞核領域の抽出法, 信学論, Vol. J77-D-II, No. 2, pp. 449-452 (1994).

**付録A 拮抗条件の解析的な導出**

興奮性領域を示すガウス関数  $z_1$  と, 抑制性領域を示すガウス関数  $z_2$  をそれぞれ,

$$z_1 = P_1 \exp\left\{-\frac{1}{\sigma_1^2}(x^2 + y^2)\right\},$$

$$z_2 = P_2 \exp\left\{-\frac{1}{\sigma_2^2}(x^2 + y^2)\right\},$$

とすると, 中心領域  $A_1$  は,  
 $D_1 = \{(x, y) | x^2 + y^2 \leq r_0^2, r_0 > 0\}$ ,  
 $D_2 = \{(x, y) | x^2 + y^2 \geq r_0^2, r_0 > 0\}$ ,  
 ただし,  $R^2 = D_1 \cup D_2$ ,

として,

$$A_1 = \iint_{D_1} P_1 \exp\left(-\frac{r^2}{\sigma_1^2}\right) r dr d\theta - \iint_{D_1} P_2 \exp\left(-\frac{r^2}{\sigma_2^2}\right) r dr d\theta$$

$$= \pi P_1 \sigma_1^2 \left\{1 - \exp\left(-\frac{r_0^2}{\sigma_1^2}\right)\right\} - \pi P_2 \sigma_2^2 \left\{1 - \exp\left(-\frac{r_0^2}{\sigma_2^2}\right)\right\}, \quad (1)$$

と求められる。

同様に, 周辺領域  $A_2$  は,

$$A_2 = \iint_{D_2} P_2 \exp\left(-\frac{r^2}{\sigma_2^2}\right) r dr d\theta - \iint_{D_2} P_1 \exp\left(-\frac{r^2}{\sigma_1^2}\right) r dr d\theta$$

$$= \pi P_2 \sigma_2^2 \exp\left(-\frac{r_0^2}{\sigma_2^2}\right) - \pi P_1 \sigma_1^2 \exp\left(-\frac{r_0^2}{\sigma_1^2}\right), \quad (2)$$

となる。

よって拮抗条件は  $A_1 = A_2$  より,

$$P_1 \sigma_1^2 = P_2 \sigma_2^2, \quad (3)$$

となる。

**付録B 中心領域の変化特性の解析的な導出**

オン中心型受容野を今回提案するモデル,

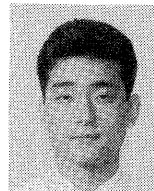
$$f(x) = \frac{1}{P-1} \left\{ P \exp\left(-P \frac{x^2}{\sigma^2}\right) - \exp\left(-\frac{x^2}{\sigma^2}\right) \right\}, \quad (4)$$

によって近似する場合, 中心領域の直径  $\overline{ACN}$  は,  $f(x) = 0$  としたときの  $x$  によって求めることができるから,

$$\overline{ACN}(P, \sigma) = 2\sigma \sqrt{\frac{1}{P-1} \log P} \quad (P > 1, \sigma > 0), \quad (5)$$

が得られる。

(平成6年3月7日受付)  
 (平成6年6月20日採録)



大山 輝光 (正会員)

昭和42年生。平成2年長崎大学工学部電気工学科卒業。平成4年同大学院修士課程修了。現在、和歌山信愛女子短期大学専任講師。JNNS, 電子情報通信学会各会員。



高比良秀彰

昭和42年生。平成2年長崎大学工学部電気工学科卒業。平成4年同大学院修士課程修了。現在、鹿児島工業高等専門学校助手。視覚情報処理および画像処理の研究に従事。

電子情報通信学会会員。

**中村 千秋 (正会員)**

昭和 39 年生。昭和 62 年佐賀大学  
理工学部電子工学科卒業。平成元年  
九州大学大学院修士課程修了。現  
在、長崎大学工学部電気情報工学科  
講師。画像処理、および計算機ネッ

トワークを用いたアプリケーションの研究に従事。

**中村 彰 (正会員)**

昭和 6 年生。昭和 33 年九州大学  
工学部通信工学科卒業。日本電信電  
話公社電気通信研究所を経て、現  
在、長崎大学工学部電気情報工学科  
教授。画像処理およびパターン認識

等の研究に従事。工学博士。電子情報通信学会会員。

---