

視覚属性に対する注意の影響と網膜像の皮質における写像を考慮した視覚探索モデル

矢野 勝也¹, 小濱 剛²

要旨

初期視覚神経系の情報処理の特徴を定式化した顕著性マップモデルは、顕著さの勾配に従って走査することで視線の移動を再現することができるが、特定の候補点の中から視線の移動先が選出されるために、ある程度長時間のシミュレーションでは循環が生じてしまう。本研究では、同じ視対象を繰り返し注視することを防ぐ復帰抑制と、周辺視野において生じる目標対象と同じ属性への応答を強化させる復帰増強と呼ばれる現象に着目し、従来の顕著性マップモデルに対して、これらの緒特性についての拡張を行った。さらに、網膜上の錐体細胞の密度分布に起因する第1次視野における皮質拡大を考慮し、視線移動のたびに生じる大脳皮質における網膜像の表象の変化を実装した。提案モデルによる視覚探索のシミュレーションを行った結果、従来モデルよりもターゲットの発見率が向上され、また、視線移動の軌跡が一定の戦略を持った探索時の視線移動に似たパターンとなることが示された。

1. 緒論

視野の中から何かを探し出そうとする時（視覚探索）、ランダムに視線を移動させているわけではなく、特定のルールに従って視線を移動させながら目的の物体（ターゲット）を探索している。例えば、一度視線を向けた場所に対して空間的な抑制を施し、同じ対象が繰り返し注視されることを防ぐ復帰抑制⁽¹⁾がある。これとは逆に、周辺視野においては、目標とする視対象と同じ視覚属性を有する対象への反応が促進される復帰増強⁽²⁾⁽³⁾と呼ばれる現象が知られており、これらが視覚探索の効率の向上に関係していると考えられる。さらには、網膜上の錐体細胞の分布は中心窩において極度に密であり、周辺に向かうほど急激に粗となることから⁽⁴⁾、視線移動が生じるたびに大脳皮質が受け取る網膜像の表象が激変し、目標の探索に影響を及ぼすはずである。

視覚探索のメカニズムを説明する数式モデルとして Itti&Koch の顕著性マップモデル⁽⁵⁾がある。これは視覚探索時の初期視覚系の振る舞いを模したものであり、視覚シーン中の目立ちやすさの分布である顕著性マップを算出して、視線が誘導されやすい場所を予測するものである。得られた顕著性マップに対して、顕著さの勾配に従って走査することにより視線移動の再現が可能であるが、特定の候補点の中からのみ視線の移動先が選出されることから、一定のパターンで視線が巡回するという問題がある。そのために、実際に観測されるような脈絡を持った視線移動を再現できない。この原因は、前述した復帰抑制や視覚属性への復帰増強、さらには、網膜上の錐体細胞の密度分布に起因する網膜像の歪み（皮質拡大）⁽⁶⁾が十分に考慮されていないためであると考えられる。そこで本研究では、より実際の視線移動を再現する数学的モデルの確立を目的に、Itti&Koch の顕著性マップモデルに対して、復帰抑制や復帰増強に類する機能と皮質拡大を考慮した拡張を施したモデルを提案し、Motter&Belky⁽⁷⁾の視覚探索実験における計測データとの比較を行うことで、モデルの妥当性を評価した。

原稿受付 2011年6月19日

本研究は近畿大学生物理工学部戦略的研究 No.09-IV-10, 2010 の助成を受けた。

1. 近畿大学大学院生物理工学研究科 電子システム情報工学専攻, 〒649-6493 和歌山県紀の川市西三谷 930

2. 近畿大学生物理工学部 システム生命科学科, 〒649-6493 和歌山県紀の川市西三谷 930

2. 初期視覚系の生理的特徴

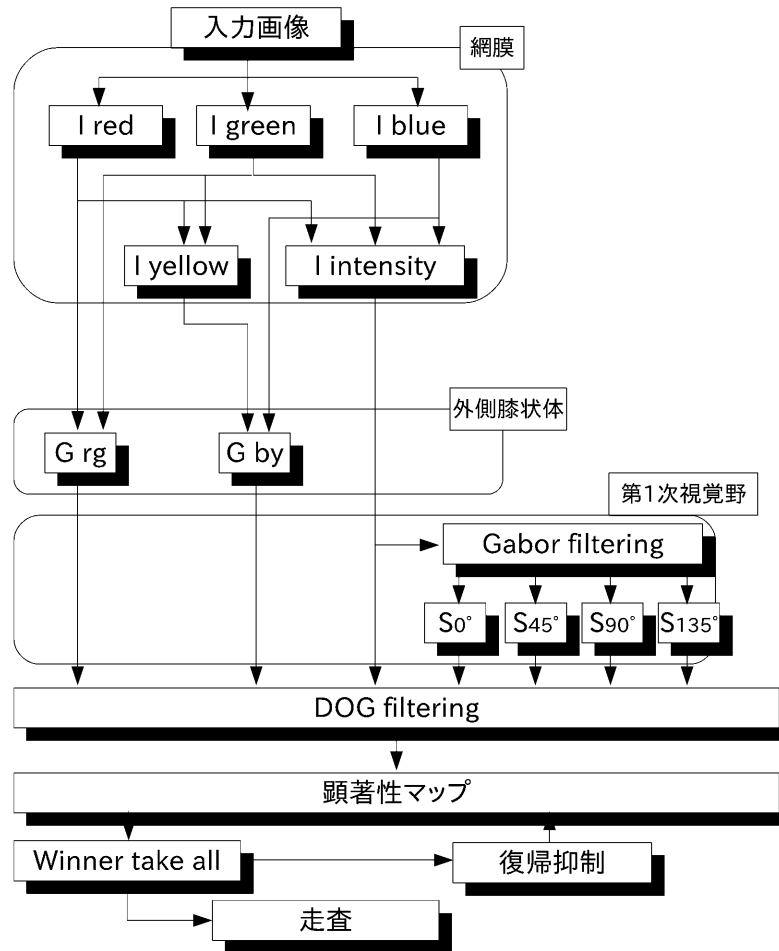


図1 顕著性マップモデル

Itti&Kochの顕著性マップモデル⁽⁵⁾は、初期視覚系の情報処理プロセスを定式化したものであり、網膜から外側膝状体を経由して第1次視覚野に至るまでの生理学的知見に基づいている。網膜の視細胞には、桿体細胞と錐体細胞が存在する。桿体細胞は、光刺激の輝度変化に反応し、反応の強さで輝度(Intensity)の分布を表現している。また、錐体細胞は、赤錐体、緑錐体、青錐体の3種類に分けられ、それぞれ長波長(赤)、中波長(緑)、短波長(青)の光刺激に反応する。網膜では、これらの興奮の割合で外界の色が表現される。錐体細胞が抽出した色成分は、網膜の神経細胞ネットワークを経由して視床の外側膝状体へ伝達される。外側膝状体には赤錐体と緑錐体から入力を受ける赤-緑型と、青錐体および赤錐体と緑錐体の線形和を入力として受ける青-黄型の細胞があり、これらの活動によって赤-緑、青-黄の反対色に対する色コントラストが検出される⁽⁸⁾。

外側膝状体の出力は、大脳皮質後頭葉の第1次視覚野に伝えられる。第1次視覚野には方位選択性を持った単純型細胞が存在する。方位選択性とは、特定の傾きを持った情報だけに選択的に反応する性質であり、単純型細胞の受容野、すなわち、ある神経細胞が受け取ることのできる視覚性入力空間的な拡がり、ガボール関数に似た縦長の分布を示す⁽⁹⁾。視覚系の神経細胞に共通する性質として、側抑制型の空間荷重を持つ点が挙げられる。これによって、視覚情報のコントラスト差がより強調されることになる。また、細胞によって神経連絡の拡がり方が異なっており、対象物の大きさの識別に寄与しているとされる。Itti&Kochはこのような視覚神経系の情報処理過程を図1に示すネットワークにより記述した。その詳細については、以後に示す提案モデルと併せて述べる。

3. 提案モデル

Itti&Kochのモデルでは、算出した顕著性マップに対して、顕著性の勾配に従って走査することで視線移動の予測を行う。このとき、一度視線が向けられた場所に対して一定の強度で顕著さを減衰させることにより、復帰抑制の機能を実装している。しかしながら、抑制された場所は一定回数の視線移動の後に抑制から回復するために、ある程度長時間のシミュレーションにおいては、視線は特定の軌道上を巡回してしまう。郷地と小濱⁽¹⁰⁾により、この復帰抑制の問題に対する解決案が提案されているが、周辺視野で生じる復帰増強については検討されていなかった。そこで本研究では、周辺視野で生じる非空間属性における復帰増強の特性⁽²⁾⁽³⁾を考慮して注意が向けられた色情報に対して、周辺部で増強が生じるように拡張を行った。図2に提案モデルの概要を示す。

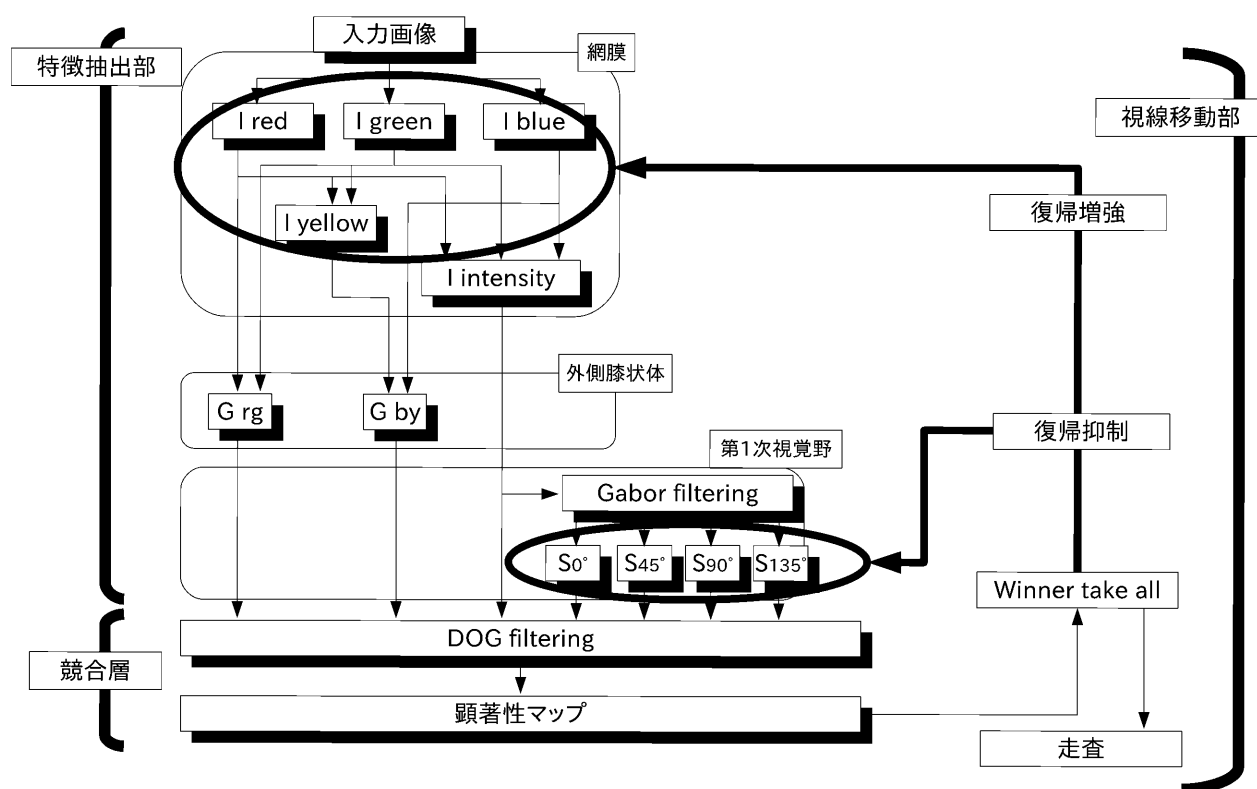


図2 提案モデルの概要

Torsion mirror

3.1. 特徴抽出部

特徴抽出部は、主に網膜から第1次視覚野にかけての特性を考慮した処理を行う。顕著性マップ算出の手順を確認するために、入力画像として図3に示す100×75ピクセルの自然画像を用いた⁽¹¹⁾。顕著性マップが得られるまで、全て同サイズの2次元マップとして処理し、1ピクセルを単一のユニットとして扱う。入力画像のファイル形式はppmファイルとした。入力画像は、まず3原色に応じた錐体細胞の応答に相当する情報として、R(赤)、G(緑)、B(青)の3色に分離される。次にRとGの平均からY(黄)情報を求め、R、G、Bの平均から輝度値 $I_{intensity}$ を算出する。桿体細胞の出力に相当するRとGの差分に対して絶対値を取ることにより、外側膝状体の働きに相当する赤-緑コントラスト情報 I_{RG} を算出し、同様にBとYの差分に対して絶対値を求めて青-黄コントラスト情報 I_{BY} を算出する。このようにして得られた輝度成分情報、赤-緑反対色コントラスト情報、青-黄反対色コントラスト情報をそれぞれ図4～図6に示す。



図3 入力画像



図4 輝度成分情報

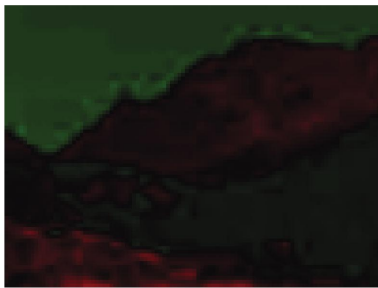


図5 赤-緑コントラスト情報

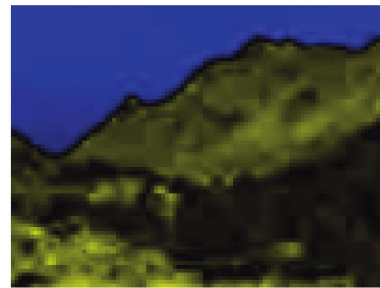
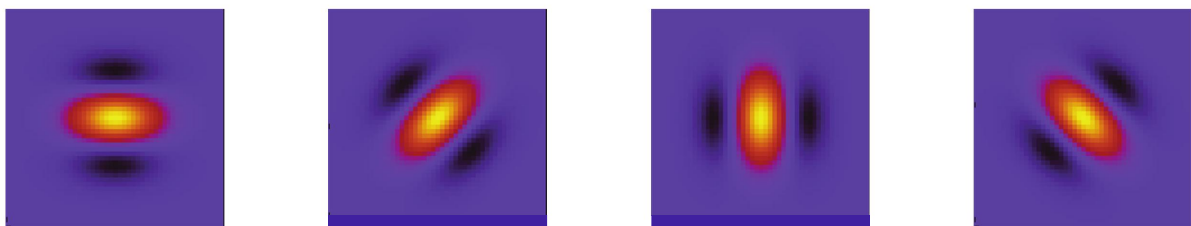


図6 青-黄コントラスト情報

第1次視覚野の単純型細胞は、特定の方位の線分に対して選択的に応答することが知られている⁽⁴⁾。第1次視覚野の応答として、輝度成分情報に対してガボールフィルタにより畳み込み演算を行うことで、 0° 、 45° 、 90° 、 135° の各方向成分情報 S_{0° 、 S_{45° 、 S_{90° 、 S_{135° を抽出する。

$$G_{\theta\omega}(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left\{-\frac{(x^2 + y^2)}{2\sigma^2}\right\} \sin\{2\pi\omega(x \cos\theta - y \sin\theta)\} \quad (1)$$

ここで、 x 、 y はフィルタ中心からの距離、 σ 、 ω はガボールフィルタのサイズおよび波長に関するパラメータであり、 $\sigma = 0.2$ 、 $\omega = 3.0$ とする。 θ はガボールフィルタの傾きをコントロールするパラメータである。図7にシミュレーションに用いた4方向のガボールフィルタを示す。

図7 ガボールフィルタ (左から 0° 、 45° 、 90° 、 135°)

また、図8～図11は各フィルタを用いて算出した出力を示しており、これらは第1次視覚野の単純型細胞の方位選択性応答に相当する。

3.2. 競合層

特徴抽出部と視線移動先の決定部との間にある競合層では、空間の側抑制効果を表した種々のサイズのDOG (difference of Gaussians) フィルタを繰り返し適用することにより特徴成分同士での競合処理を行い、周辺とは異なる特徴を持つ部分をより強調させ、目立ち易い部分とそうでない部分との差を明確にする。DOG フィル



図 8 方向成分情報 0°



図 9 方向成分情報 45°

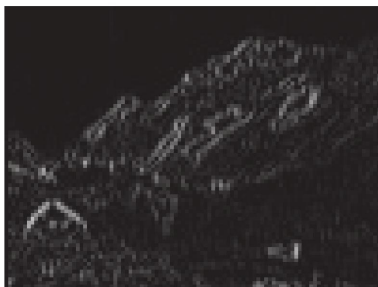


図 10 方向成分情報 90°

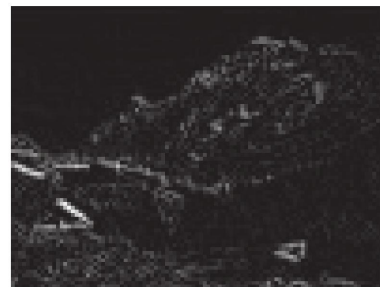


図 11 方向成分情報 135°

タの定義式を以下に示す.

$$DOG(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_{ex}^2} \exp\left\{-\frac{(x^2 + y^2)}{2\sigma_{ex}^2}\right\} - \frac{1}{2\pi\sigma_{inh}^2} \exp\left\{-\frac{(x^2 + y^2)}{2\sigma_{inh}^2}\right\} \quad (2)$$

本研究では、空間周波数 6 チャンネル説⁽¹²⁾に基づき、以下のような標準偏差の異なる 6 種類の DOG フィルタを用意した。本研究では、入力画像の高さが中心視野に収まるように視野角 30deg 程度に相当する大きさとし、 σ_{ex} 、 σ_{ey} は視野角として定義した。DOG フィルタの 1 例を図 12 に示す。

$$(\sigma_{ex}, \sigma_{inh}) \in \{(0.005, 0.040), (0.005, 0.080), (0.010, 0.080), (0.010, 0.160), (0.020, 0.160), (0.020, 0.320)\} \quad (3)$$

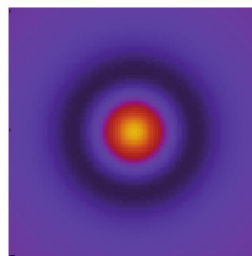


図 12 DOG フィルタ

競合層の処理を式 (4) ~ 式 (7) に示す。特徴抽出部で算出した輝度情報成分 $I_{intensity}$ 、赤-緑コントラスト成分 G_{RG} 、青-黄コントラスト成分 G_{BY} 、各方向成分 S_{0° 、 S_{45° 、 S_{90° 、 S_{135° に対して 6 種類の DOG フィルタを用いて畳み込み演算を行い、全ての出力結果を足し合わせて平均を取ることで一枚の顕著性マップを得る (図 13)。なお、式中の記号 * は畳み込み演算子である。以上が、Itti&Koch の手続きを踏襲した処理過程である。

$$M_I = D * I_{intensity} \quad (4)$$

$$M_G = D * G_C, C \in \{RG, BY\} \quad (5)$$

$$M_S = D * S_\theta, \theta \in \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\} \quad (6)$$

$$M_{saliency} = M_I + \sum_c M_G + \sum_\theta M_S \quad (7)$$



図 13 顕著性マップ

3.3. 視線移動部

視線移動部では、競合層で出力される顕著性マップに対して、最大値を示す場所を視線位置として定め、結果を記憶させる。これに続いて、Itti&Koch のオリジナルモデルでは 2 番目に顕著性の高い場所が次の視線位置として選出されるが、この時、元の視線位置との間で往復運動が発生することを防ぐために、一定の範囲、一律の強度で顕著性を抑制する（復帰抑制）。この抑制は、数回の視線移動の後に原状に回復するために視線が巡回することとなる。これに対し、復帰抑制の空間分布を 2 次元ガウス分布で近似し、文脈依存性を考慮してランダムな強度で抑制されるよう改良することで、こうした巡回が回避できることが示されている⁽¹⁰⁾。

視線の移動先が決定されると同時に、入力画像の画像情報を参照し、R、G、B、Y 情報の中で最も割合の高い成分を求める。これが、その時点でボトムアップ的に向けられる色属性への注意に相当する。視覚属性の中でも、色情報は極めて高速に処理されることが知れており⁽¹³⁾、また、復帰増強の知見によれば、周辺視野では色などの視覚属性への増強効果が生じることが示されている⁽²⁾⁽³⁾。このような特性を考慮して、注意が向けられた色に対して、視線位置の周辺部に増強が生じるようなフィードバックを行い、周辺視野における色の情報処理の促進を再現する。

注意を向けた色情報に対して式 (8) の DOG フィルタを $\sigma_{ex} > \sigma_{inf}$ として乗じ、反対色情報に対しては $\sigma_{inf} > \sigma_{ex}$ として乗じることで、周辺部において注意を向けた色情報の増強がもたらされる（図 2 中の復帰増強）。一方で、線分の傾きで定義された情報にはこうした増強が確認されていないことから、輝度情報から求めた方向成分には郷地と小濱の拡張⁽¹⁰⁾を踏襲して式 (9) で表されるガウス関数を用いて抑制のみを施し、復帰抑制だけを機能させた。

復帰増強処理に用いたパラメータは $\sigma_{inf} = 0.055$, $\sigma_{ex} = 0.065$ であり, 復帰抑制のためのパラメータは $\sigma_g = 0.055$ とした. また, $rand$ は増強や抑制の強度を定める一様乱数であり, $0 \leq rand \leq 1$ とした.

$$DOG(x, y) = 1 - rand \left[\frac{1}{2\pi\sigma_{ex}^2} \exp \left\{ -\frac{(x^2 + y^2)}{2\sigma_{ex}^2} \right\} - \frac{1}{2\pi\sigma_{inh}^2} \exp \left\{ -\frac{(x^2 + y^2)}{2\sigma_{inh}^2} \right\} \right] \quad (8)$$

$$G_g(x, y) = 1 - rand \left[\frac{1}{2\pi\sigma_g^2} \exp \left\{ -\frac{(x^2 + y^2)}{2\sigma_g^2} \right\} \right] \quad (9)$$

3.4. シミュレーション結果

提案モデルの動作を検証するために, Motter&Belky⁽⁷⁾ の視覚探索実験の再現を試みた. 図 14 に示す視覚探索課題に用いられるパターンを 256×256 ピクセルの画像として入力し, 左下に存在する唯一の特徴を持ったターゲット (左 45° に傾いた赤いバー) の発見率を評価した. 図 15 には Mottr&Belky により計測された実測データの一部を示す⁽⁷⁾. 図 15 中の黒は赤に, 白は緑に対応している.

提案モデルによる視線予測の一例を図 16 に示す. 入力画像の中心から探索を開始させ, 最大 20 回の視線移動を計算し, この間にターゲット上に視線を向けられたか否かを合計 100 回の試行について計上して, この時のターゲット発見率を求めた. 図 17 には, 提案モデルによるターゲット発見率と, 郷地と小濱の復帰抑制のみを考慮したモデルによるターゲット発見率との比較を示す.

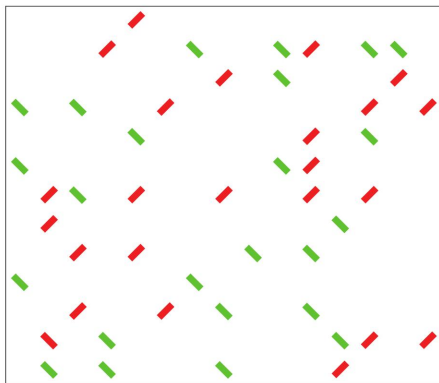


図 14 入力画像

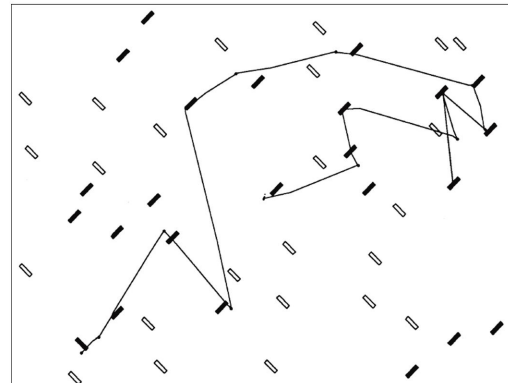


図 15 実際の視線移動の軌跡

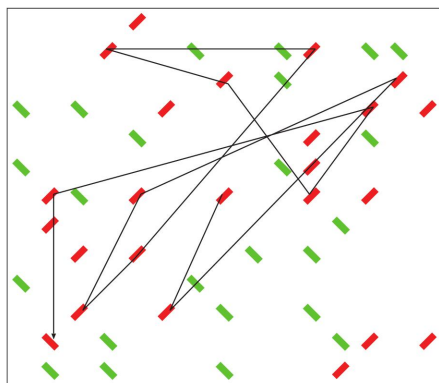


図 16 シミュレーション結果

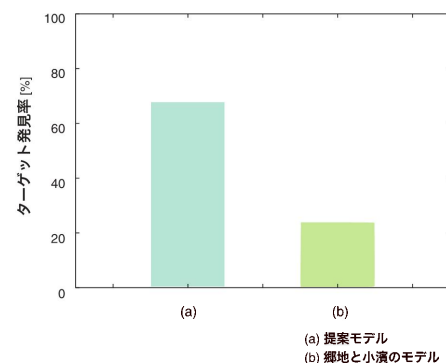


図 17 ターゲット発見率

図 17 に示すように, 提案モデルの方が郷地と小濱のモデルよりもターゲット発見率が高い. このことから, 周辺部における色情報の増強が探索効率の向上に寄与している可能性が示唆される. しかしながら, 図 16 に示

した例のように、視線移動の軌跡はランダムに推移し、実測データ（図 15）に見られる脈絡のある視線移動とは著しく異なるものとなった。

4. 提案モデルの改善

前述したように、シミュレーションにより予測された視線移動の特徴は実測データと著しく異なるものとなった。視線移動が発生すると、網膜の錐体細胞の密度分布に起因する網膜像の歪みのために、第 1 次視覚野における外界の表象は激変することになる。この網膜から第 1 次視覚野への視覚情報の投射を皮質拡大という。こうした特徴的な空間の写像は、視覚探索の効率に影響を持つものと考えられることから、皮質拡大を考慮した拡張を行った。

4.1. 網膜-第 1 次視覚野への投射

網膜から第 1 次視覚野への視覚情報の投射は、網膜上の錐体細胞が中心窩において極度に集中していることから、視野の中心で解像度が高く、そこから離れるに従って急激に低解像度となる。青西と福島⁽¹⁴⁾は、網膜から第 1 次視覚野への視覚情報の投射を極座標系の等角写像として定式化したが、いわゆる皮質拡大因子⁽⁶⁾に基づいた定式化であるために、これを画像に適用した場合、中心窩像の画素が拡大されてしまい、意図とは逆に視野の中心に近づくほど解像度が低下する。これを解決するために、網膜から第 1 次視覚野への投射を次式で定義した。

$$W_x = c \left\{ 1 - \exp\left(-\frac{ar}{\lambda}\right) \right\} \cos \theta \quad (10)$$

$$W_y = c \left\{ 1 - \exp\left(-\frac{ar}{\lambda}\right) \right\} \sin \theta \quad (11)$$

ここで、 r 、 θ は入力画像の中心を原点とする極座標系で表した任意の画素の座標であり、 W_x 、 W_y は r 、 θ の直交座標系への写像である。各パラメータは $c = 85.6$ 、 $\lambda = 1.7$ 、 $a = 0.02$ とした。

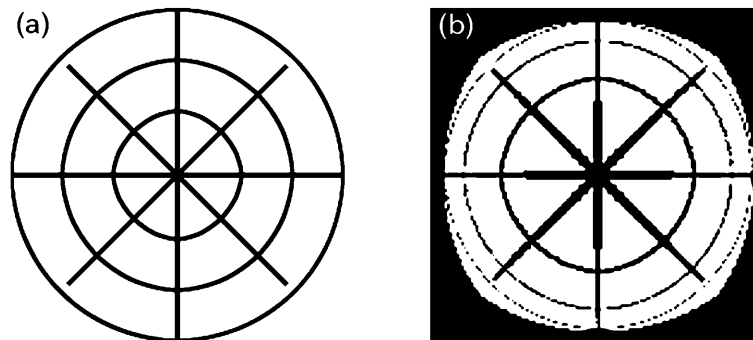


図 18 網膜-第 1 次視覚野間の視覚情報の投射（皮質拡大）

サルの大脳皮質において、網膜上に投影された視覚情報が、第 1 次視覚野でどのような表象となるかを調べた実験結果によると⁽¹⁵⁾、網膜に投影された不均一な間隔で描かれているダーツボード状のパターンが、第 1 次視覚野に達した段階ではほぼ等間隔の同心円状に投射されていることが示されている。図 18 (a) に示した画像に対して式 (10) と式 (11) で定義した写像を求めた結果を図 18 (b) に示す。等間隔の同心円状パターンに対して周辺部が圧縮されるように投射される。本研究では、入力画像が与えられた直後に式 (10)、式 (11) による写像を求め、得られた出力に対して 3.1 節から 3.4 節に記した処理を行った。自然画像を入力とし、第 1 次視覚野の投射を求めた例を図 19 に示す。

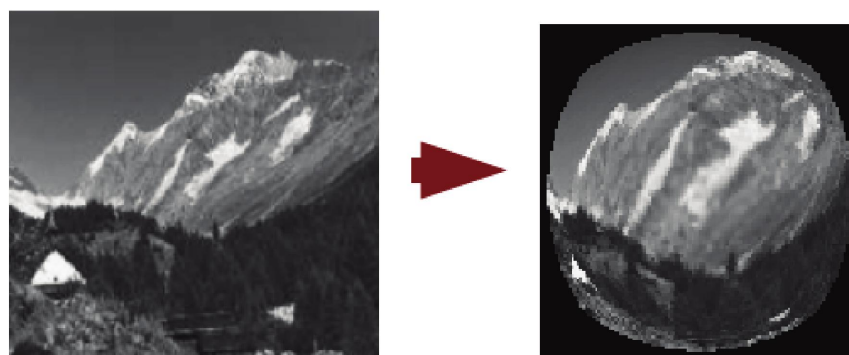


図 19 網膜から第 1 次視覚野への投射のシミュレーション

4.2. 有効視野の定義

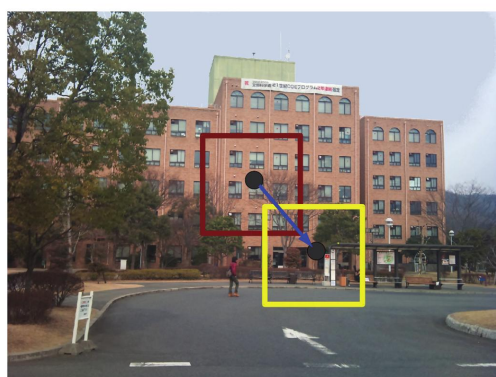


図 20 有効視野を考慮した実装

我々の視野は片眼で 160deg 程度に達するとされる⁽⁴⁾。第 1 次視覚野における皮質拡大は、広範囲の視覚情報を同時に処理するための仕組みであると考えられる。しかしながら、視覚系はこうした広範囲の情報を均等に処理しているわけではなく、視覚認知が可能な範囲はある程度限定される。これを有効視野という。有効視野はタスクによって範囲が変化することから明確に定義されていない。提案モデルでは、このような視覚系の特徴を考慮し、入力画像には 1500×1000 ピクセルの比較的大きな画像を用い、256×256 ピクセルの範囲を有効視野として切り出し、視線移動が生じるたびに切り出す場所を変更して入力として用いた (図 20)。

4.3. シミュレーション結果

改善モデルによるシミュレーションの結果、得られた視線移動の例を図 21 に示す。図 16 の例と比較すると、図 15 の実測データに示されるような脈絡を持った視線移動に近くなっている。また、ターゲット探索を 100 試行繰り返し、20 回の視線移動内でのターゲット発見率を比較をした結果を図 22 に示す。復帰増強を考慮した先述の提案モデルと第 1 次視覚野における網膜像を考慮した改善モデルを比べた場合、改善モデルの方が高いパフォーマンスを示した。

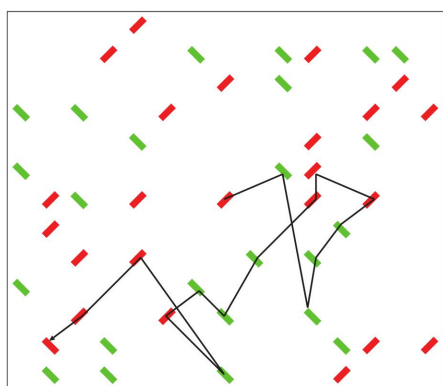


図 21 シミュレーション結果の例

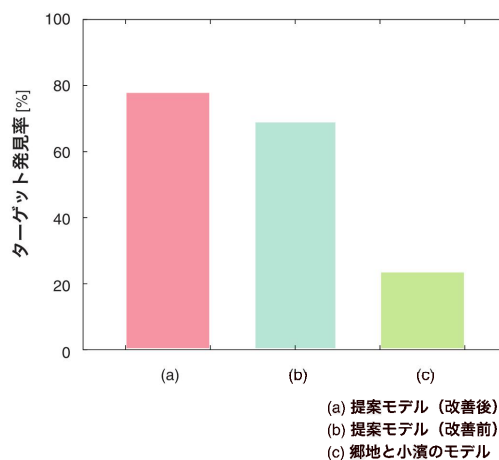


図 22 改善モデルによるターゲット発見率

5. 結論

本研究では、Itti&Kochの顕著性マップモデルに対して、復帰抑制や復帰増強といった視覚探索時の空間的な特性、さらには、網膜から第1次視覚野への視覚情報の写像を考慮した拡張を行い、視覚探索課題のシミュレーションにおけるターゲット発見率に基づいて、その動作を検証した。

Itti&Kochのモデルでは、一旦算出した顕著性マップは視線移動が発生しても更新されることがなく、また、復帰抑制の定式化が単純であるために、視線移動の軌跡には巡回が生じた。そのために、視覚探索課題のようなシミュレーションにおいては探索効率が低くなる。これに対して、提案モデルでは、復帰増強や復帰抑制によってもたらされる空間の修飾がランダムな強度で生じるものと仮定しており、同じ場所に繰り返し視線が向けられることを防ぐとともに、注意が向けられた特定の色情報に対して視線を向ける確率が高くなり、これにより視覚探索課題におけるターゲット発見率が向上することが示された。しかしながらシミュレーションにより予測された視線の軌跡は脈絡の無いランダムなものとなり、実測データの特徴とは著しく異なることが明らかとなった。そこで、網膜から第1次視覚野への投射によって生じる皮質拡大を考慮し、視野の中心と周辺とで解像度に勾配が生じるような修正を行った。その結果、予測された視線の軌跡は実測データの特徴に似た脈絡を持ったものに近づき、ターゲット発見率も復帰抑制と復帰増強のみの場合よりも向上することが示された。

これらのことから、視覚心理物理学的手法により定量化される復帰抑制や復帰増強といった視覚系のマクロな空間特性や、解剖学的に知られる視覚系の神経連絡の特徴を併せて定式化することにより、よりリアリスティックな視線移動が再現されることが示された。

参考文献

- (1) Posner M.I., Cohen Y. (1984) Components of visual orienting. *Attention and Performance X*, 531–556
- (2) Tanaka Y., Shimojo S.H. (2000) Repetition priming reveals sustained facilitation and transient inhibition in reaction time. *Journal of Experimental Psychology*, 26, 1421–1435
- (3) Pratt J., Castel A.D. (2001) Responding to feature or location: A re-examination of inhibition of return and facilitation of return. *Vision Research*, 41, 3903–3908
- (4) Palmer S.E. (1999) *Vision Science*. MIT Press, London
- (5) Itti L., Koch C. (2000) A saliency-based search mechanism for overt and covert shifts of visual attention. *Vision Research*, 40, 1489–1506
- (6) Daniel P.M., Whitteridge D. (1961) The representation of the visual field on the cerebral cortex in monkeys. *Journal of Physiology*, 159, 203–221
- (7) Motter B.C., Belky E.J. (1998) The guidance of eye movements during active visual search. *Vision Research*, 38, 1805–1815
- (8) De Monasterio F.M., Gouras P., Tolhurst D.J. (1975) Concealed colour opponency in ganglion cells of the rhesus monkey retina. *Journal of Physiology*, 251, 217–229
- (9) Hubel D.H., Wiesel T.N. (1959) Receptive fields of single neurons in the cat's striate cortex. *Journal of Physiology*, 148, 574–591
- (10) 郷地大紀, 小濱剛 (2009) 復帰抑制の特性を考慮した顕著性マップモデルの拡張による視線予測. 近畿大学生物理工学部紀要, 24, 45–55
- (11) Ouerhani N., Wartburg R., Hugli H., Muri R. (2003) Empirical validation of the saliency-based model of visual attention. *Computer Vision and Image Analysis*, 3, 1, 13–24
- (12) Wilson H.R., McFarlane D.K., Phillips G.C. (1983) Spatial frequency tuning of orientation selective units estimated by oblique masking. *Vision Research*, 23, 873–882
- (13) Thorpe S.J., Brilhault A., Mathey M., Crouzet S.M. (2010) Colour based target selection for ultrarapid saccades: The fastest controllable selection mechanism? *Perception*, 39, Suppl., pp.158
- (14) 青西亨, 福島邦彦 (1995) 網膜と皮質の不均一性を考慮した注視点移動モデル. 電子通信情報学会論文誌, D-II, 78, 9, 1363–1371
- (15) Tootell R.B.H., Switkes E., Silverman M.S., Hamilton S.L. (1988) Functional anatomy of macaque striate cortex. II. Retinotopic organization. *Journal of Neuroscience*, 8, 5, 1531–1568

英文抄録**Visual search model considering spatial modification of visual attributes and cortical magnification of retinal images.**Katsuya Yano¹ and Takeshi Kohama²

The saliency map model is a mathematical expression of the characteristics of early visual information processing systems, which calculates the distribution of the saliency of a visual scene. Such models can predict the distribution of gaze positions (Itti & Koch 2000). However, the simulated gaze patterns show iterating profiles for long-range simulations. In order to avoid these unrealistic gaze patterns, the abstraction of inhibition of return (IOR) is important; IOR refers to the suppression of processing of objects that have recently been gazed. In peripheral vision, there is a phenomenon called facilitation of return (FOR), which refers as an enhancement of the visibility of particular visual attributes to make a search more efficient. Furthermore, the heterogeneous distribution of cone cells on the retina, which are extremely concentrated in the fovea, might affect the target search process. In this study, we modified the IOR operation using a Gaussian function proportion decrement with random peak value and the FOR operation by filtering with DOG (difference of Gaussians) functions during the early-stage processing of saliency map calculation. Moreover, input images were remapped to represent the cortical magnification in visual area 1. We tested the proposed model by the target detection rate in a visual search task simulation. The results indicate that the target detection rate was higher than that of the previous model, and the simulated scan-paths show similar profiles with the scan-path of visual search under certain strategy.

1. Graduate School of Biology-Oriented Science and Technology, Kinki University, Kinokawa, Wakayama 649-6493, Japan

2. Faculty of Biology-Oriented Science and Technology, Kinki University, Kinokawa, Wakayama 649-6493, Japan