

## 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

郷地 大紀<sup>1</sup>, 小濱 剛<sup>2</sup>

### 要旨

視線予測の代表的な理論に Itti らの顕著性マップモデルがある。これは、生理学的知見を考慮して、周辺とは異なる視覚的特徴を顕著性の高い領域として抽出し、視線の移動先を予測する計算モデルであるが、予測される視線分布が特定の場所だけに限定されるという問題がある。Itti らのモデルでは、復帰抑制の機能が注視点として選択された領域の周辺を一定の強度で抑制するものとして単純化されている。そのため、計算される視線の移動先は特定の場所だけが繰り返し選択されることになる。復帰抑制の強度は、文脈に依存して変化する注視対象の重要性を反映するものと考えられることから、機械的な一律の抑制は非現実的である。そこで本研究では、復帰抑制の強度がランダムに変動するよう Itti らのモデルを修正しシミュレーションを行った。その結果、予測された視線分布は実測データとよく一致することが示され、外界の効率的な走査過程において復帰抑制が効果的に機能している可能性が示された。

### 1. 緒論

人の視野は片眼で約 160°、両眼では約 200° にまで及ぶが、詳細に情報を抽出できる領域は非常に狭く、色やきめなどの視覚情報を詳細に分析できるのは、中心窩と呼ばれる 2° 程度の範囲に限られるとされる<sup>(1)</sup>。中心窩は、視線が向けられた先、すなわち注視点のごく近傍に相当するため、外界にあふれる膨大な視覚情報の中から必要な情報だけを詳細に取得するためには、注視点を対象物へと向ける必要がある。このような、ある視対象に視線を移動させるプロセスは、ボトムアップ過程とトップダウン過程の 2 種類に分類される。ボトムアップ過程は、観測者が特に目的も無く周囲を見渡す状態に発生する、色や輝度といった入力画像が持つ特徴に依存した視線運動のプロセスであり、トップダウン過程とは、観測者が目的や課題に依存して視線の移動先を決定するプロセスである。

かつては、トップダウン過程が主となって視線が移動されていると考えられていたが、最近では、周辺視野における視覚情報の認識能力と処理能力の低さによって、注視点の外側には何があるのかが詳細に認識できないため、トップダウン過程による計画的な視線移動よりも、ボトムアップ過程による視線移動の方が頻繁に起きていると考えられるようになった<sup>(2)</sup>。しかしながら、視線移動のメカニズムは未だ十分に解明されておらず、視覚的な注意のメカニズムを含めて眼球運動研究の一つの争点となっている。こうした問題に対し、近年の計算機の処理能力の向上や計算科学の発達によって、モデルシミュレーションにより視線移動のメカニズムを明らかにしようとする取り組みがなされ始めている。

ボトムアップ過程による視線移動をモデル化した先行研究は、Itti らの顕著性マップモデルに代表される<sup>(3)</sup>。顕著性マップモデルとは、入力画像における場所ごとの目立ちやすさ、すなわち、視覚シーンにおける顕著さの空間分布を算出するものであり、顕著さの分布に基づいて視線移動を予測するモデルである。しかしながら、Itti らの顕著性マップモデルには、特定の場所だけに視線移動を繰り返すという問題点が存在する。この原因

---

原稿受付 2009 年 6 月 22 日

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 電子システム情報工学科, 〒 649-6493 和歌山県紀の川市西三谷 930

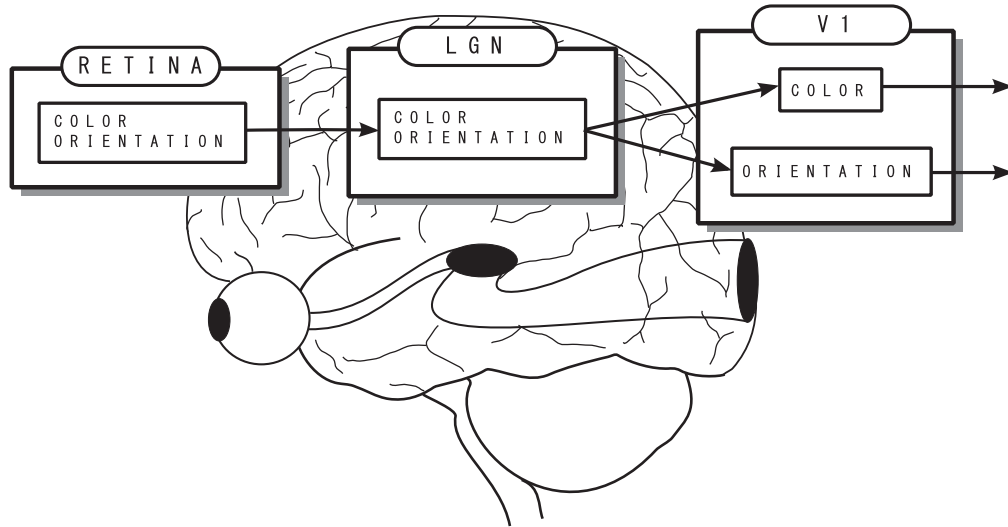


図 1: 初期視覚系における情報処理

は、ある対象を繰り返し注視することを防ぐ復帰抑制と呼ばれる現象<sup>(4)</sup>の定式化にあると考えられる。Ittiらは、復帰抑制の機能が注視点として選択された領域の周辺を一定の強度で抑制するものとして単純化しており、そのために、計算される視線の移動先は特定の場所だけが繰り返し選択されることになる。復帰抑制の強度は注視対象の重要性に依存すると考えられ、機械的な一律の抑制は非現実的である。そこで本研究では、復帰抑制の強度がランダムに変動するよう修正し、シミュレーション実験の結果と実際の注視点分布とを比較することでモデルの評価を行った。

## 2. 初期視覚系の生理学的知見

顕著性マップモデルは、図 1 に示す初期視覚系の情報処理プロセスをモデル化したものであり、網膜 (retina) から外側膝状体 (LGN) を経由して第一次視覚野 (V1) に至るまでの生理学的知見を考慮したものである。

図 2 は、網膜内の視細胞である桿体細胞 (rod cell) および錐体細胞 (cone cell) と神経節細胞 (ganglion cell) との情報伝達を模式的に表したものである。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といえる。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) の色成分に反応する。網膜ではこれらの興奮強度の割合で外界の色が表現されている。

錐体細胞が抽出した色成分は、水平細胞や双極細胞からなる網膜の神経細胞ネットワークを経由して神経節細胞へ伝達される。神経節細胞には、赤錐体と緑錐体から入力を受ける赤-緑型神経節細胞と、赤錐体と緑錐体

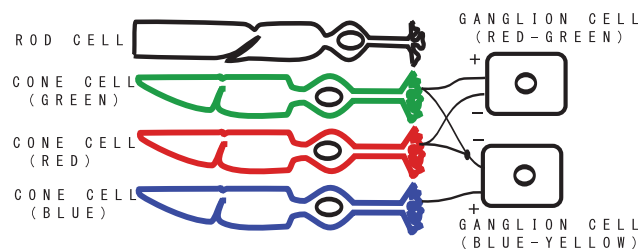


図 2: 網膜内の視細胞

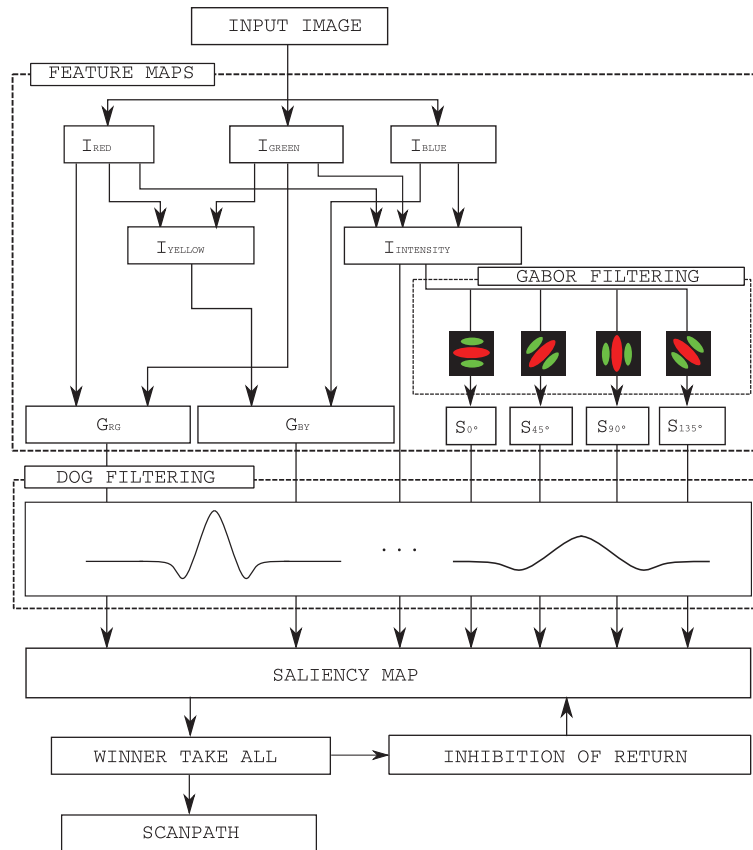


図 3: 顕著性マップモデル

の線形和と青錐体からの入力を受ける青-黄神経節細胞があり、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<sup>(5)</sup>。

神経節細胞の出力は、視床後部の外側膝状体を通り、大脳皮質後頭葉の第一次視覚野に伝えられる。第一次視覚野には、視覚情報を傾き成分に分解する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の空間的な拡がりの形状はガボール関数に似た楕円形の分布を示す<sup>(6)</sup>。

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ている。

### 3. 顕著性マップモデルの概要

Ittiらは、先述した生理学的知見に基づき、視野内の視覚情報の顕著さ、すなわち目立ちやすさの空間分布を算出するモデルである顕著性マップモデルを提唱した。図3に、Ittiらの顕著性マップモデルの概要図を示す。まず、入力パターンに対して生理学的知見に基づいた情報処理を行い、場所ごとの顕著さを算出して一枚の顕著性マップを作成する。続いて、最も高い顕著さを示した点へ視線が移動され、次に顕著性が高い場所が視線の移動先として選出される。この時、視線を向けた領域には一時的に復帰抑制が働いて、同じ場所に繰り返し視線が向けられるのを防いでいる。以下に顕著性マップモデルにおける情報処理過程を解説する。

### 3.1. 輝度情報, 色情報の抽出

赤, 緑, 青の三原色に対応する錐体細胞の出力は, 入力画像を色チャンネルに分解することにより得られる. 入力画像の赤チャンネルを  $I_{Red}$ , 緑チャンネルを  $I_{Green}$ , 青チャンネルを  $I_{Blue}$  と表すと, 桿体細胞が検出する輝度成分  $I_{Intensity}$  は次式により定義される.

$$I_{Intensity} = \frac{I_{Red} + I_{Green} + I_{Blue}}{3} \quad (1)$$

すなわち, 式 (1) により算出される  $I_{Intensity}$  は, 入力画像をグレースケール化する処理に相当する. 赤-緑神経節細胞の応答は, 式 (2) に示すように  $I_{Red}$  と  $I_{Green}$  の差を求めることにより得られる, また, 黄色に対する反応は, 赤錐体出力と緑錐体出力の平均値として算出され, これを用いて青-黄神経節細胞の応答が得られる. これを式 (3), (4) に示す.

$$G_{RG} = I_{Red} - I_{Green} \quad (2)$$

$$I_{Yellow} = \frac{I_{Red} + I_{Green}}{2} \quad (3)$$

$$G_{BY} = I_{Blue} - I_{Yellow} \quad (4)$$

### 3.2. 第一次視覚野単純型細胞の応答

次に単純型細胞の応答を算出する. 前述のように, 方位選択性を示す単純型細胞は, 視覚情報を傾き成分に分解する役割を担う. 単純型細胞の受容野は, 次の式 (5) から式 (8) に示すガボール関数で近似されることが知られている. 図 4 に示すように, 式中の余弦の項を調整することによって最適な角度を制御することができる. これらを空間フィルタとして  $I_{Intensity}$  との畳み込み演算を行うことによって, 4 方向の傾き成分  $S_\theta$  が算出される. これを式 (9) に示す. 式中の記号  $*$  は, 畳み込み演算子である.

$$s_{0^\circ}(x, y) = \frac{1}{2\pi} e^{-(x^2 - y^2)} \cos\left(\frac{y}{2}\right) \pi \quad (5)$$

$$s_{45^\circ}(x, y) = \frac{1}{2\pi} e^{-(x^2 - y^2)} \cos\left(\frac{x - y}{4}\right) \pi \quad (6)$$

$$s_{90^\circ}(x, y) = \frac{1}{2\pi} e^{-(x^2 - y^2)} \cos\left(\frac{x}{2}\right) \pi \quad (7)$$

$$s_{135^\circ}(x, y) = \frac{1}{2\pi} e^{-(x^2 - y^2)} \cos\left(\frac{x + y}{4}\right) \pi \quad (8)$$

$$S_\theta = s_\theta * I_{Intensity}, \quad \theta = \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\} \quad (9)$$

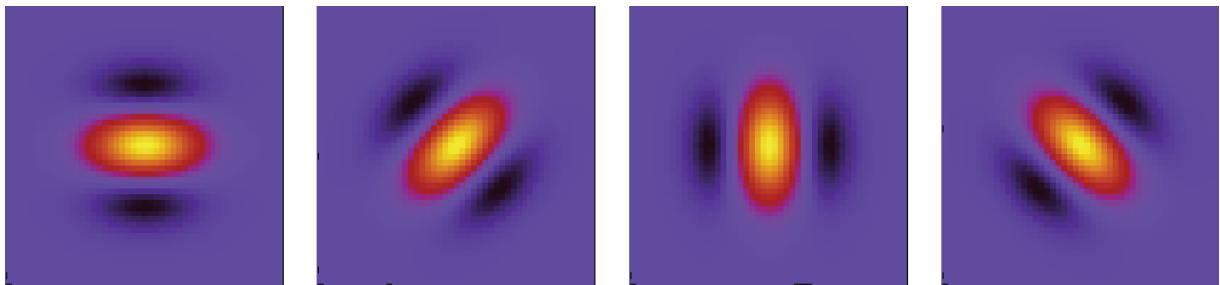


図 4: 単純型細胞の応答特性

### 3.3. 側抑制型空間荷重によるコントラスト差の強調

視覚情報処理のさまざまな段階において、側抑制型の神経連絡により視覚情報のコントラスト差が強調される。側抑制型の空間荷重は、式 (10) に示す分散の異なる 2 種のガウス関数の差として定義される difference of gaussians (DOG) フィルタ (図 5) により近似される。

$${}^{(\sigma_{ex}, \sigma_{inh})}D(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_{ex}^2}e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma_{ex}^2}} - \frac{1}{2\pi\sigma_{inh}^2}e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma_{inh}^2}} \quad (10)$$

本研究では、空間周波数 6 チャンネル説<sup>(7)</sup>に基づき、 $\sigma_{ex}$  および  $\sigma_{inh}$  の値を次のように定義して、分散の異なる 6 種の DOG フィルタを用いた。

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

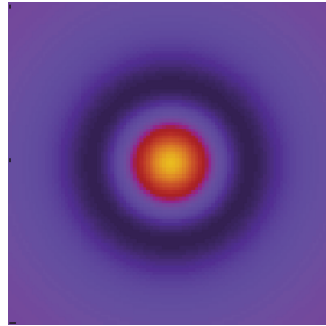


図 5: 側抑制型空間荷重フィルタ (DOG フィルタ)

側抑制型の空間荷重は、桿体細胞の出力  $I_{Intensity}$ 、神経節細胞の出力  $G_{RG}$ ,  $G_{BY}$ 、および、単純型細胞の出力  $S_{0^\circ}$ ,  $S_{45^\circ}$ ,  $S_{90^\circ}$ ,  $S_{135^\circ}$  のそれぞれに対して適用され、次式の畳み込み演算によって算出される。

$$M_I = D * I_{Intensity} \quad (11)$$

$$M_G = D * G_C, \quad C = \{RG, BY\} \quad (12)$$

$$M_S = D * S_\theta \quad (13)$$

さらに、この細胞の集合による差の強調は、視覚系の情報処理過程の各段階において常時発生することから、6 種の DOG フィルタによる畳み込み演算処理は適当な回数だけ繰り返し行なわれる<sup>(3)</sup>。その後、桿体細胞由来の情報、神経節細胞由来の情報、および、単純型細胞由来の情報に対して、式 (14) に示す線形加算を求めることにより、顕著性マップ  $M_{saliency}$  が得られる。

$$M_{saliency} = M_I + \sum_c M_G + \sum_\theta M_S \quad (14)$$

### 3.4. 視線の決定と復帰抑制

計算された顕著性マップ  $M_{saliency}$  において、winner take all により、最も顕著さの高い場所が視線の移動先として選択される。さらに、一度視線を向けた場所には、繰り返し同じ場所に視線が向けられることを避けるため、顕著さを低下させるように復帰抑制 (inhibition of return) を適用する。

Ittiらは、式 (15) から式 (17) を用いて視線の移動先として選ばれた場所の周辺の顕著さを 0 に落とすように復帰抑制を定義し、7~30 回の視線移動の後、抑制状態から回復するものとした。式 (15) 中の  $(x_p, y_p)$  は注

視点を向けた場所の座標を表しており,  $(x_p, y_p)$  を中心とする半径  $A$  の円内の値が 0 となる. ここでは  $A = 10$  とした. 入力画像に対する顕著性マップ  $M_{saliency}$  を計算した後, winner take all で選択された注視点の座標  $(x_p, y_p)$  に対して, 式 (16) に示す 2 次元の空間荷重  $IOR$  を乗じることで, 顕著性マップが更新される. これを式 (17) に示す.

$$g(x, y) = \begin{cases} 0 & \text{if } (x - x_p)^2 + (y - y_p)^2 \leq A^2 \\ 1 & \text{else} \end{cases} \quad (15)$$

$$IOR(x, y) = \begin{cases} g(x, y) & \text{if } g(x, y) \geq 0 \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (16)$$

$$M_{saliency} \leftarrow IOR(x, y) \cdot M_{saliency} \quad (17)$$

### 3.5. Itti らのモデルによる視線分布予測

Itti らのモデルを構築し, 画像サイズ  $100 \times 75$  pixel の図 6 を入力画像として視線予測のシミュレーションを行った. 計算された顕著性マップを図 7 に, 25 点の視線予測の結果を図 8 に示す.

図 8 は, 25 点の注視点分布を示しているが, 9 点の注視点しか確認できない. これは, 特定の場所だけが繰り返し視線の移動先として選択されていることを表しており, 自然な視線予測とは言い難い.



図 6: 入力画像



図 7: 顕著性マップ



図 8: Itti モデルによる視線予測

#### 4. 復帰抑制の修正と修正モデルによる視線分布予測

Itti らのオリジナルモデルによる視線分布予測には、限られた場所が繰り返し選択されるという問題があることが示された。その原因として、視線の移動先として選択された場所に対して、一律の強度で復帰抑制を施していることがあげられる。ごく最近報告された知見によれば、復帰抑制は視線移動の目標となる視対象そのものに働くのではなく、その計画段階において抑制すべき領域の重要度を下げるように機能しているとされる<sup>(8)</sup>。すなわち、視対象の重要度に応じて抑制の強度が変動するものと考えられる。

そこで、本研究では、式 (18) に示すように、復帰抑制の強度がランダムとなるように視線の移動先が選択された後の抑制処理を修正した。視対象の重要度を定式化することは困難であるため、ここではランダムに変動するものとして定義した。式 (18) により得られた  $g(x, y)$  を用いて、式 (16) および式 (17) により顕著性マップ  $M_{salinecy}$  を更新する。ただし、 $\sigma$  は復帰抑制の及ぶ領域をコントロールするためのパラメータである。

Itti らのモデルにおいては空間が具体的な物理量に対応しておらず、 $\sigma$  の値を心理物理実験に基づいて定義することができない。そのため本研究では、入力画像の幅が中心視野におさまるように視野角 30deg 程度に相当する大きさとし、中心視に相当する領域が抑制されるよう  $\sigma = 5.0$ 、すなわち視野角 9deg に相当する値とした。なお、式中の  $rand$  は一様乱数を表す。

$$g(x, y) = 1 - \frac{rand}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x-x_p)^2 + (y-y_p)^2}{2\sigma^2}}, \quad 0 \leq rand \leq 200\sigma \quad (18)$$



図 9: 復帰抑制修正モデルによる 25 点の視線分布予測

図 9 は修正モデルによる視線予測の結果を示している。図 8 に示した Itti らのオリジナルモデルで見られた、特定の場所だけに視線移動を繰り返すという問題点が解消され、より自然な視線予測が得られたといえる。

#### 5. 復帰抑制のフィードバック

Itti らのオリジナルモデルでは、図 3 に示すように、一度計算された顕著性マップは、その後の視線予測の過程において復帰抑制を受ける領域の値が一時的に低減されるものの、再計算されることはない。視線の移動が生じるたびに、網膜に投影される視覚情報が変化することを考慮すれば、その都度、顕著性マップが新たに計算されるべきであると考えられる。このことは、サッカード抑制効果<sup>(9)</sup>と同様に、復帰抑制が視覚系のごく初期段階にまで及んでいるものと考えられることによってモデル化することができる。具体的には、図 10 に示すように、より低次の視覚情報処理過程にまで抑制が及ぶよう、すなわち、各特徴成分  $I_{Intensity}$ ,  $G_{RG}$ ,  $G_{BY}$ ,  $S_0$  に対して式 (18) に示した重み  $g$  がかけられるように、フィードバックを修正すれば良い。

このような修正を施したモデルによりシミュレーション実験を行ったところ、図 11 に示す視線分布の予測結果が得られた。

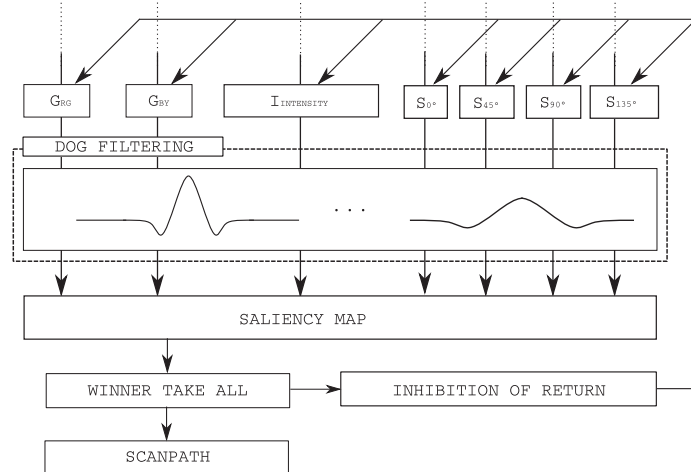


図 10: フィードバック修正モデル



図 11: フィードバック修正モデルによる 25 点の視線分布予測

## 6. 実測データとの比較

図 12 (d) は, Ouerhani らによって計測された図 6 と同じ画像を観察する際の実際の視線分布の例を示している<sup>(10)</sup>. 視野角  $29 \times 22 \text{deg}$  の画像を 5 秒間だけ観察する際の視線分布を計測したものであり, 注視頻度や注視時間が大きくなるほど, より白くなるように表示されている. この実測データとモデルによる予測とを比較するために, Itti モデル, 復帰抑制修正モデル, および, フィードバック修正モデルにより求められた 100 点の注視点座標  $(x_p, y_p)$  データのそれぞれにおいて, 式 (19) で表される 2 次元ガウス分布で重み付けし, 式 (20) により, これらの総和を求めて視線分布  $M_S$  を得た.

$$M(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma} e^{-\frac{(x-x_p)^2 + (y-y_p)^2}{2\sigma^2}} \quad (19)$$

$$M_S = \sum_p M \quad (20)$$

Itti らのモデルによる予測結果を図 12 (a) に, 復帰抑制のみ修正したモデルによる視線分布の予測を図 12 (b) に, フィードバックの修正を行ったモデルでの結果を図 12 (c) に示す. これらの注視点分布  $M_S$  と, 図 12 (d) に示す実測された分布  $M_H$  との相関係数  $\rho$  を式 (21) により算出した.  $\mu_S, \mu_H$  は, それぞれ  $M_S, M_H$  の平均値である.

$$\rho = \frac{\sum_{k=1}^n (M_H(k) - \mu_H)(M_S(k) - \mu_S)}{\sqrt{\sum_{k=1}^n (M_H(k) - \mu_H)^2 \cdot \sum_{k=1}^n (M_S(k) - \mu_S)^2}} \quad (21)$$



式 (21) により相関係数を求めた結果を図 12 中に示す。Itti らのモデルや復帰抑制修正モデルと比較すると、フィードバック修正モデルがもっとも高い値を取ることが示された。したがって、図 12 (d) に示す実測データとの比較においては、フィードバック修正モデルによる視線分布が、もっとも精度の高い予測であったといえる。

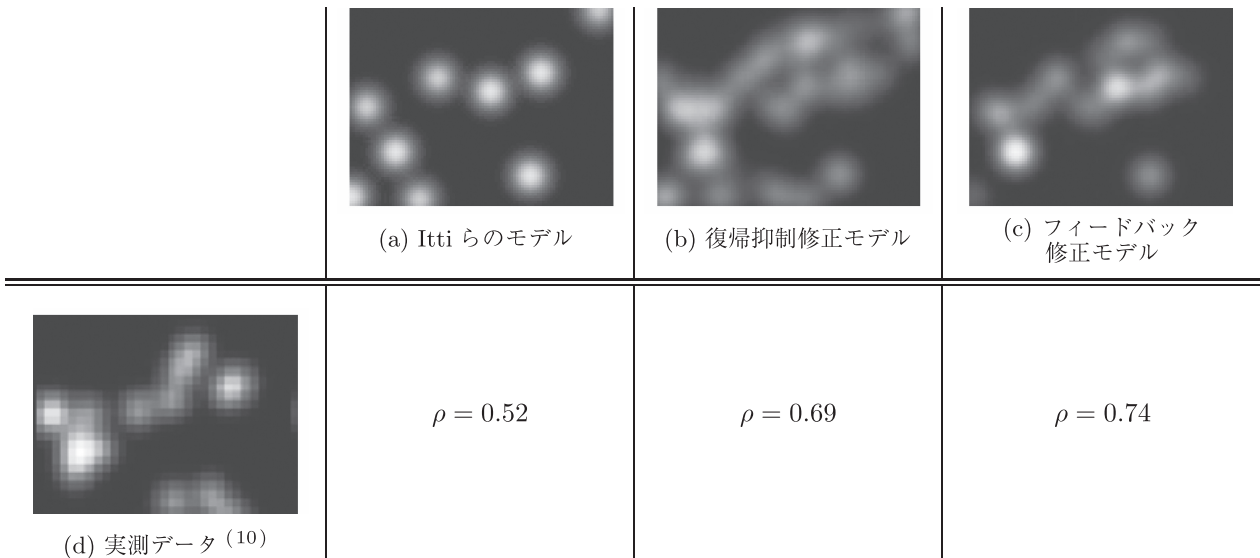


図 12: 各モデルのシミュレーション結果と実測データとの相関係数  $\rho$  の比較

## 7. 結論

本研究では、異なる強度で低次に復帰抑制がかかるように Itti らの顕著性マップモデルを修正することにより、特定の場所だけに視線が移動するという問題点が修正され、より現実的な視線分布の予測が得られた。このことから、視線の移動先が決定される過程において、復帰抑制は状況に応じて異なる強度で、かつ、低次の視覚情報処理段階にまで及んでいる可能性が示唆された。

しかしながら、本研究では winner take all 型の処理により顕著さが最も高い場所を視線の移動先として選んでいるため、修正モデルによる予測であっても、常に最も顕著さが高い場所が最初の視線の移動先となってしまう。すなわち、特定の画像に対しては、最初に向けられる視線の位置が常に一定となる。このような予測は現実的であるとは言い難いため、winner take all ではなく、顕著性マップを一種の確率分布と見なすなど<sup>(11)</sup> 走査方法の修正が必要であると考えられる。

本研究では、視覚情報処理の極めて初期段階にまで復帰抑制が及ぶようモデルを修正したが、復帰抑制の効果がどの段階にまで影響するかについて検討する必要がある。また、中心窩では視細胞の密度が高いことから、高精細な視覚情報が得られるが、偏心度が大きくなるほど、すなわち、中心窩から外側へ向かうほど得られる視覚情報が低解像になることが知られている<sup>(12)</sup>。このような偏心度に応じた解像度の変化についても考慮する必要がある。さらに、本研究では、復帰抑制の強度は注視対象の文脈による重要度に依存すると仮定したが、注視対象の重要度を乱数により与えているため、ここに文脈が生成されるメカニズムを導入する必要がある<sup>(13)</sup>。復帰抑制が注視点の近傍の空間に対してのみ作用するのではなく、色や運動方向といった視対象の持つ視覚的特徴<sup>(14)</sup>、意味的まとまり<sup>(15)</sup>や群化<sup>(16)</sup>された対象物（同じ特徴を持った対象物の集合）に対して作用する可能性も考えられる。これらの検証を行った上で、モデルの修正を行うことが今後の課題である。

## 参考文献

- (1) Palmer S.E. (1999) *Vision Science*, MIT Press, London
- (2) Rensink R.A., O'Regan J.K., Clark J.J. (1997) To see nor not to see: The need for attention to perceive changes in scenes. *Psychological Science*, 8, 368–373
- (3) Itti L., Koch C. (2000) A saliency-based search mechanism for overt and covert shifts of visual attention. *Vision Research*, 40, 1489–1506
- (4) Klein R. (2000) Inhibition of return, *Trends in Cognitive Sciences*, 4, 4, 138–144
- (5) De Monasterio F.M., Gouras P., Tolhurst D.J. (1975) Concealed colour opponency in ganglion cells of the rhesus monkey retina, *J. Physiol*, 251, 217–229
- (6) Hubel D.H., Wiesel T.N. (1959) Receptive fields of single neurons in the cat's striate cortex, *J. Physiol*, 148, 574–591
- (7) 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
- (8) Theeuwes J., Van der Stigchel S. (2008) Saccade trajectory deviations and inhibition-of-return: Measuring the amount of attentional processing. *Vision Research*, 49, 1307–1315
- (9) Martin E. (1974) Saccadic suppression: a review and an analysis. *Psychological Bulletin*, 81, 12, 899–917
- (10) 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
- (11) Koike T., Saiki J. (2002) Stochastic guided search model for search asymmetries in visual search tasks. *Lecture Notes in Computer Science*, 2525, 465–478
- (12) Rovamo J., Virsu V., Nasanen R. (1978) Cortical magnification factor predicts the photopic contrast sensitivity of peripheral vision. *Nature*, 271, 54–56
- (13) Schwartz O., Hsu A., Dayan P. (2007) Space and time in visual context, *Nature Review*, 8, 522–535
- (14) Law M.B., Pratt J., Abrams R.A. (1995) Color-based inhibition of return. *Perception & Psychophysics*, 57, 3, 402–408
- (15) Karkline Y., Lewicki M. (2009) Emergence of complex cell properties by learning to generalize in natural scenes. *Nature*, 457, 83–86
- (16) Wertheimer M. (1923) *Laws of Organization in Perceptual Forms*. A source book of Gestalt psychology. Rotledge & Kegan Paul, London

---

Predicting human gaze shifts considering the inhibition of return  
using a modified saliency map model

Taiki Gochi<sup>1</sup> and Takeshi Kohama<sup>2</sup>

Previous saliency-based visual attention models deal with the mechanism of attentional shifts, and such models can predict the distribution of gaze movements based on the saliency map. Nevertheless, repeating a constant movement pattern in the prediction model poses a problem. Therefore, in order to improve this unrealistic prediction, it is necessary to consider the formulation of the inhibition of return (IOR). IOR refers to the suppression of the processing of objects that have recently been gazed at attentively and prevents the viewer from watching the same objects repeatedly. In previous models, IOR operates at constant intensity in the higher stage of processing; however, the intensity of inhibition must depend on the importance of the gazed object. In this study, we modified the IOR operation by the Gaussian proportion decrement with random peak values in the lower-stage processing. As a result, the predictions of gaze distribution were more sparse and realistic. This indicates that the inhibition of return might be a low-order operation at variant intensity.

---

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

2. Department of Electronic System and Information Engineering, Kinki University, Kinokawa, Wakayama 649-6493, Japan