

頭部X線CT画像の自動診断へのアプローチ
—濃度場モデルに基づく自己組織的領域認識—

2C-1

島山 康博 嘉数 侑昇
北海道大学 工学部

1. はじめに

本研究は頭部X線CT画像の自動診断を目的とするもので、濃淡画像における認識が重要な問題となってくる[EIHO92]。CT機器から出力される画像はX線吸収値を表すCT値からなり頭部組織の特徴をある程度観測できるが、非常にあいまいであり、境界、病変部の抽出など領域の切り出しは画像処理だけでは困難である。そこで診断の自動化においては領域認識の過程が必要となってくる[HATA92]。ここでは、濃度場の拡散モデル[YOKO92]を利用した自己組織的領域認識のアプローチを試みている。領域の被覆を濃度拡散の状態から解釈する。つまり、ある大きさで与えられた濃度は周囲に拡散していく過程で濃度の大きさによって決められる膜を形成し、これがひとつの領域を占めるものとする。膜は周囲のエネルギーを取り込み、その内部エネルギーを蓄え、それが十分大きくなったとき分裂する。その様子は細胞分裂のアナロジーとしてとらえることができる。ここでは濃度拡散とエネルギー運搬率を画素値に基づいた特徴によって制御することで、局所的な領域被覆のメカニズムを実現する。

2. 濃度場拡散モデル

ある位置 r 、時間 t における濃度 $\rho(r, t)$ は、ここで濃度場モデルの濃度拡散方程式(1)式によって記述できる。

$$\frac{d\rho(r, t)}{dt} = a\rho(r, t), \text{ where } \nabla = \left(\frac{\partial}{\partial x^2} + \frac{\partial}{\partial y^2} \right) \dots (1)$$

濃度拡散の中心に与える境界条件としての濃度はその場に蓄えられたエネルギーから決めるものとする。このエネルギーについては後述する。

生体では細胞は核を中心とし膜によってその内部の濃度を維持している。ここでは逆に濃度の大きさにしたがって膜を決めることとする。この膜の存在により濃度拡散の中心からの内部と外部を決めることができ、この単体をユニットと呼ぶこととする。さらに、ユニットは1)他のユニットとの競合、2)エネルギーの取り込みといった機能を持つことになる。1)に関しては接触抑制によってユニットの濃度の拡散を抑制しより大きな濃度をもつユニットがその領域を広げていくことになる。2)に関しては膜の重要性が現われてくる。つまり、膜は外部の環境をセンシングし、その場における局所的情報処理

のみによって自己を維持する。まず基本的には(1)式と同様にエネルギーは拡散していくが、膜の部分ではエネルギーの運搬が行なわれるものとする。これをエネルギー場 $E(r, t)$ として(2)で表す。

$$\frac{dE(r, t)}{dt} = b\nabla E(r, t) + cu. \dots (2)$$

膜によるエネルギーの内部への取り込みのメカニズムであるが、これは濃度の拡散の速度に依存したものであるとして(3)式によって算出する。

$$u = \oint_r \Delta \rho(r, t) E(r, t) dr, \text{ where } \Delta = \left(\frac{\partial}{\partial x} + \frac{\partial}{\partial y} \right) \dots (3)$$

ひとつのユニットに関する濃度場とエネルギー場の相互関係を示したのが図1である。

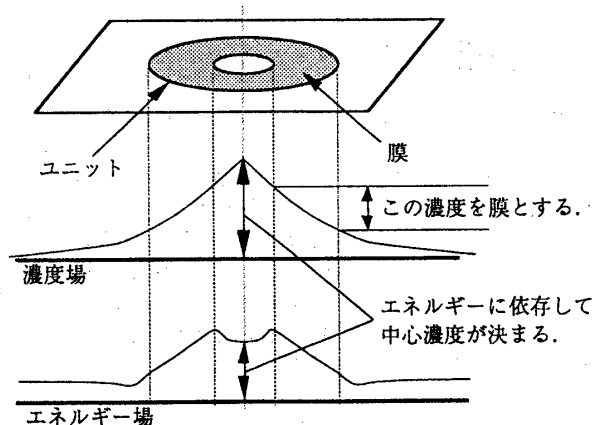
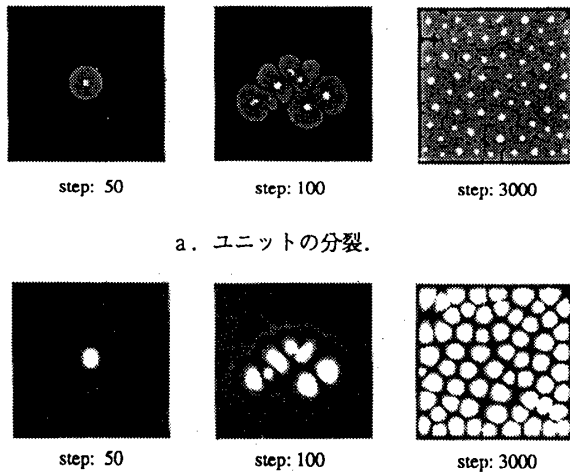


図1. ユニットの濃度場とエネルギー場の関係。

このようにユニット内部にはエネルギーが蓄えられ、またその拡散は濃度拡散と同様な力学でその安定状態をとろうとする。この時、ユニットにさらなる機能が設定できる。すなわち、3)ユニットの移動、4)分割である。接触抑制などによりエネルギーの片寄りが生じるがこれをユニットの中心で観測し、より多くのエネルギーが獲得できるようにユニットはその位置を移動していく。さらに、蓄えられたエネルギーをトリガーとしてユニットは分裂を行ない、安定な濃度拡散、エネルギー状態をとる。

以上のメカニズムに基づいてその挙動をシミュレーションしたのが図2に示されている。場は100×100

に離散化して上述の式が展開されている。図 2 a は各ユニット配置を示し、高輝度の部分は濃度が高く、グレーの部分が膜、黒は非常に低い濃度を表している。図 2 b はそれぞれに対応するエネルギーの状態である。各ユニットの中心にエネルギーが蓄積しているのがわかる。



a. ユニットの分裂.

b. 分裂に伴うエネルギー場の変化.

図 2. ユニット分裂のシミュレーション.

3. 画像特徴からエネルギー場への作用

上に示した実験のように、ここで表現された濃度場モデルは、エネルギーの状態との相互作用によって安定なユニット群を形成する。それぞれの場の働きに見られる特徴として、まず濃度場はユニットの形状を決定する。本モデルでは濃度の拡散のみによって表現される非常に単純な方法に基づいているためユニットの形状は他のユニットとの接触抑制のみによって制限されることとなる。一方、エネルギー場は、ユニットの個数を決定する要因となる。よってエネルギーの分布に応じてユニット群の集まり方が変化してくる。

以上のことを考慮し、画像の局所的な特徴に対する領域被覆のための方法として、画像の特徴をエネルギー場に反映させることを考える。具体的には、ユニットのもつ特徴と画素の特徴との違いに基づき膜におけるエネルギーの運搬率を調節する。つまり、何らかの特徴抽出関数を位置 r の関数 $f(r)$ とし、ユニット ϕ がその場において適応できる特徴を $q(\phi)$ で表すと(3)式における係数 c は以下のようになる。

$$c = 2 \left(\exp \left(- \frac{(q(\phi) - f(r))^n}{T} \right) - 0.5 \right) \quad \dots (4)$$

ここで、 n と T はユニットの画像特徴に対する濃度のパラメータとしてとらえることができる。

図 3 は正規分布にしたがって生成された 100×100 の大きさの画像に対するユニット群の形成の様子を示している。画像の左半分は平均 5 で分散 3、右半分は平均 8 で分散 3 の濃淡画像である。最初にユニットはただひとつ画像中央に配置し、その属性値として 5 を与えた。つまり、画素値 5 の位置における膜

が最大のエネルギー運搬率をとる。ユニット群は左半分でのみ繁殖し安定状態をとり、適応領域を得ていることがわかる。

4. 多種ユニットの競合による領域被覆

以上、画像の局所の特徴に適応するユニット群のその基本的な挙動について示した。画像の領域認識では、それぞれ適応できる画像特徴が異なる多種のユニットによってこれを実現していく。以下に示す実験は、上記の実験で用いた濃淡画像に対し、複数のユニットがランダムな位置に配置された状態から始める。各ユニットの属性は 5 あるいは 8 とし他のパラメータは先の実験と同じものである。図 4 からわかるとおり、各ユニットは最終的に適応可能な領域を安定的に確保している。

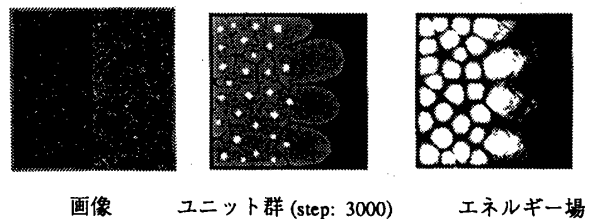


図 3. ユニットの画像特徴に基づいた繁殖.

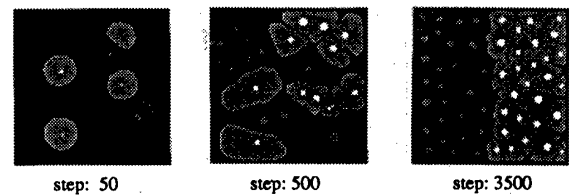


図 4. ユニット群による領域分割.

5. おわりに

濃淡画像における領域認識は、本研究の最終的な目的である頭部 X 線 CT 画像の自動診断には欠くことのできない重要な問題である。本手法で用いた濃度モデルは細胞分割にアナロジーのとれる領域分割に対する新しいアプローチであり、領域認識に対する興味深い結果が得られた。すなわち、正規分布に基づいて生成された人工画像に対し、非常に基本的で比較的単純なメカニズムによって領域が分割できた。一方、実際の画像を考えた場合、画像解像度と濃度場のスケールング、ユニット形状の制御、適応可能な属性値の獲得などの今後の課題があげられる。

参考文献

- [YOKO92] 横井, 嘉数: "生命体モデル構築に関する基礎研究—分裂現象のモデル化へのアプローチ—," 日本機械学会北海道支部第33回講演会講演概要集, pp.40-41 (1992).
- [HATA92] 畠山, 嘉数: "領域的構造認識による頭部 X 線 CT 画像の自動診断へのアプローチ," SICE 合同シンポジウム講演論文集, pp.319-322 (1992).
- [EIHO92] 英保茂: "医用画像処理," 朝倉書店 (1992).