

緩和型神経回路モデルによる図形分節候補抽出

2J-7

古川 恭治

工藤 峰一

新保 勝

(北海道大学 工学部)

1. まえがき

図形を虚心に見たとき、それを幾つかの重なったものとして理解しようとする視覚の機能とそれとき得られた図形分解の様態を指して、心理学では図形分節と呼ぶ^[1]。図形分節を工学的に実現する場合に問題となるのは、重なり図形を構成する線分数に対して指数的に増える分節候補の中から、いかにして人間にとって自然な有限少数の分節候補を選び出すかということ、どの候補をどれほどの割合で選ぶかということである^{[2][3]}。従来の研究では、精度よく分節候補を選択すると同時にその選択比率を推定するモデルはなかった。本研究では、人間の視覚特性をエネルギー関数に取り入れた緩和型神経回路モデルを用いることによって、これらの問題に対して有効な図形分節候補の自動抽出法を提案する。

2. 図形分節

図1の(a)のような図形を幾つかの図形が重なったものとして考え、図1の(b),(c),(d)などが考えられる。この中では明らかに(b)の解釈が人間にとって自然である。(c)や(d)のような分解はあまり自然であるとは言えない。(a)のような重なりをもつ図形を簡単で、人間にとって自然な複数の部分図形に分解して解釈することを、心理学の分野で図形分節と呼ぶ。ここで、(a)を重なり図形、(b)及び(c),(d)を(a)の分節候補、分節候補の中の個々の図形を部分図形と呼ぶ。

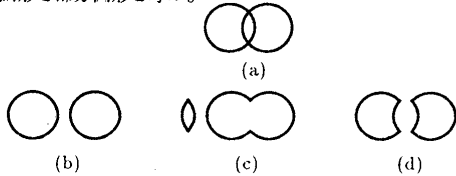


図1. 図形分節の例

分節候補抽出のために、線分の単位要素を二つの交点を端点とし、途中に交点を含まない線分(曲線や折れ線も含む)として考える。重なり図形を構成する線分数を N とすると、何の制約もなければ、部分図形の総数は 2^N である。図形分節問題は可能な全ての部分図形の組み合わせから、意味があり、人間にとって自然な分節候補を選び出す NP 困難な組み合わせ問題である。

3. 緩和型神経回路モデル

3.1. ボルツマンマシン

緩和型神経回路モデルはエネルギー最小化原理による組合せ最適化問題の近似解法として応用されている^[4]。本研究では、その中でもホップフィールドモデルを確率化したボルツマンマシンを用いる。ボルツマンマシンの動作式は次のようになる。

$$\frac{dU_i}{dt} = -\frac{\partial E}{\partial V_i}$$

$$V_i = f(P(U_i, T), R_i) = \begin{cases} 1 & \text{if } R_i \leq P(U_i, T) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

ここで、 U_i, V_i はそれぞれユニット i の入力、出力を表し、 E はエネルギー関数、 t は時間、 R_i は $[0, 1]$ の一様乱数である。 T は温度と呼ばれる正値のパラメータである。 $P(U_i, T)$ はアクセプタンス関数と呼ばれ、次式で与えられる。

$$P(U_i, T) = \frac{1}{1 + \exp(-U_i/T)}$$

各ユニットは T が大きいときはほぼランダムに確率 0.5 で 0 または 1 の値をとり、 T が 0 に近いときはほぼ決定論的にしきい値論理に従う。任意の状態から、式(1)に従って非同期的にユニットの状態を更新していくと、全ユニット(ユニット数 N)の状態 $\alpha = (V_1^\alpha, \dots, V_N^\alpha)$ は定常状態になり、その出現確率は次式で表されるボルツマン分布に従う。

$$\Pi(\alpha) = \frac{\exp(-E(\alpha)/T)}{\sum_{\lambda \in A} \exp(-E(\lambda)/T)}$$

ここで、 A はネットワークが取りうる全ての状態の集合である。この分布はエネルギー値が小さい状態ほど出現確率が大きくなることを表している。

一つ分節候補を表現できるユニット構成と、自然な分節候補ほど状態エネルギーが小さくなるようにエネルギー関数を設定することにより、緩和型神経回路モデルによる分節候補抽出が実現できる。

3.2. ユニット構成とエネルギー関数

緩和型神経回路モデルによる図形分節の例を図2に示す。 $V_{XY} = 1$ はある分節候補の X 番目の部分図形に線分 Y が含まれることを表す。この例では分節候補として二つの部分図形 $\{1,3\}$ と $\{2,4\}$ を抽出したことが示されている。

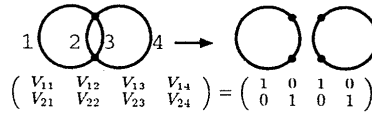


図2. 緩和型神経回路モデルによる図形分節の例

幾つかの人間の視覚特性を考慮してエネルギー関数を次のように設定する。ただし、 SEN は線分数、 TEN は交点数を表す。また、 BZ はユニット構成の行数で、一つ分節候補の中に含まれる部分図形の最大数を設定する。経験的に、線分数 N に対して $BZ = 2 + \log_2 N$ で十分である。

部分図形が単純閉曲線になるためのエネルギー

$$E_1 = \sum_X \sum_Y \sum_Z d_{ZY} V_{XY} \left| \sum_{y(\neq Y)} d_{zy} V_{Xy} - 1 \right|$$

$$d_{ZY} = \begin{cases} 1 & \text{線分 } Y \text{ が交点 } Z \text{ に接続} \\ 0 & \text{その他} \end{cases}$$

部分図形が単純閉曲線になるために、線分は一端点で必ず一つの線分と接続しなければならないとする制約条件を表している。

線分の数を制限するエネルギー

$$E_2 = \sum_Y \sum_X O_Y \left(\sum_X V_{XY} - 1 \right)^2$$

$$E_3 = \sum_X \sum_{z(\neq X)} \sum_Y \left| \sum_Y V_{Xy} V_{zy} - \frac{1}{2} \right| - \frac{1}{2}$$

$$E_4 = \sum_Y \sum_X \left(N_Y \sum_X V_{XY} - \sum_X \sum_{y(\neq Y)} S_{Yy} V_{XY} \right)^2$$

$$O_Y = \begin{cases} 0 & \text{線分 } Y \text{ が内部の線分で、2 点で接続する線分がない場合} \\ 1 & \text{その他} \end{cases}$$

$$S_{Y,y} = \begin{cases} 1 & \text{線分 } Y, y \text{ が同形} \\ 0 & \text{その他} \end{cases}, \quad N_Y = \sum_{y(Y \neq Y)}^{SEN} S_{Y,y}$$

E_2 は重なり図形の内部の線分で、他に 2 点で接続する線分がない場合以外は 1 回しか使用できない、すなわち共有を認めないとする制約条件を表している。 E_3 は部分図形間の共有する線分が 0 または 1 本であるとの制約条件、 E_4 は同形の線分は同回数使用するとする制約条件を表している。 E_2 から E_4 は経験的知識による制約条件で、これらを満たさない分節候補は人間にとって自然ではないと言える。

部分図形中の線分間の関係によって定まるエネルギー

$$E_0 = - \sum_X^{BZ} \sum_Y^{SEN} \sum_{y(Y \neq Y)}^{SEN} \sum_i \sigma_i R(i; Y, y) V_{XY} V_{Xy}$$

$$R(i; Y, y) = \begin{cases} 1 & \text{線分 } Y, y \text{ 間に } i \text{ 番目の関係がある場合} \\ 0 & \text{その他} \end{cases}$$

σ_i は線分関係 i のエネルギーパラメータ値で予め設定する。線分関係の種類としては、接続状態、対称性など図形分節に有効と思われるものを選ぶ。(下表参照。ただし、 θ は線分が接続している場合のなす角を表す。)

表 1. パラメータ σ の設定例

i	Y と y の関係	σ_i	i	Y と y の関係	σ_i
0	$0 < \theta < \pi/4$	-2.0	6	軸対称 (対称軸 1 本)	4.0
1	$\pi/4 < \theta < \pi/2$	0.0	7	軸対称 (対称軸 2 本)	8.0
2	$\pi/2 < \theta < 3\pi/4$	1.0	8	軸対称 (対称軸 3 本以上)	20.0
3	$3\pi/4 < \theta < \pi$	3.0	9	回転対称	4.0
4	$\theta = \pi$ (直らか)	6.0			
5	外部凹接続	-6.0			

統合したエネルギー

以上よりエネルギー関数は次式になる。ただし、 $\gamma_1 \sim \gamma_6$ は正值パラメータとする。

$$E = \gamma_1 E_1 + \gamma_2 E_2 + \gamma_3 E_3 + \gamma_4 E_4 + \gamma_5 E_5$$

3.3. エネルギーパラメータの学習

エネルギー E_0 中のパラメータ σ は予め与える必要がある。しかし、その値を適切に設定することは難しい。そこで、何人かの被験者に分節候補を選ばせる心理実験を行ない、その結果を目標としてパラメータ $\sigma = (\sigma_0, \dots, \sigma_9)$ を学習することを考える。心理実験から得られた分節候補の確率分布を (真のパラメータ σ^* をもつと考え) $\Pi^+(\alpha|\sigma)$ とする。ある σ の値を与えて緩和型神経回路モデルを自由に動作させた場合の定常確率を $\Pi^-(\alpha|\sigma)$ とし、真の確率分布との近さを Kullback 情報量で測る。

$$G(\Pi^+|\sigma) = \int \Pi^+(\alpha|\sigma^*) \cdot \log \frac{\Pi^+(\alpha|\sigma^*)}{\Pi^-(\alpha|\sigma)}$$

$\Pi^-(\alpha|\sigma)$ が $\Pi^+(\alpha|\sigma^*)$ になるべく近づくように G の最急降下方向に σ_i を変化させるようにすると、ボルツマンマシンの学習則の導出と同様にして、次の学習式を得る^[5]。

$$\Delta \sigma_i = -\eta \frac{\partial G}{\partial \sigma_i} = -\eta [p_i^+ - p_i^-] \quad (2)$$

$$p_i^+ = \sum_{\alpha} \sum_X^{BZ} \sum_{Y, y(Y \neq Y)}^{SEN} \Pi^+(\alpha|\sigma^*) R(i; Y, y) V_{XY}^{\alpha} V_{Xy}^{\alpha}$$

$$p_i^- = \sum_{\alpha} \sum_X^{BZ} \sum_{Y, y(Y \neq Y)}^{SEN} \Pi^-(\alpha|\sigma) R(i; Y, y) V_{XY}^{\alpha} V_{Xy}^{\alpha}$$

ここで、 p_i^+ は学習の目標となる σ^* の値をもつネットワークにおいて、関係 i が出現する確率で、心理実験データより与えられる。また、 p_i^- はある σ の値をもつ緩和型神経回路モデルが自由に動作しているとき、関係 i が出現する確率で、平衡状態分布から得られる。 η は正定数である。

4. 実験

本手法の有効性を調べるために計算機上で実験を行なった。実験に用いた図形はいずれも交点 4、線分 8 の図形 (図 3) である。ユニット構成の行数 BZ は全て 5 とした。まず、各実験図形に対して σ を表 1 の値に設定して、平衡状態での分節候補抽出状況を調べた (表 3)。次に図 3(a) を学習サンプルとして、式 (2) に従ってパラメータ学習を行なう。10 回の学習終了時のパラメータ σ を用いて各図形に対して再び平衡状態分布を調べた。結果を表 3 に示す。表 3 には併せて被験者 100 名に対する心理実験結果も示す。心理実験では、各図形について最も自然だと思える解釈をただけ描かせた。ただし、確率分布の計算では、一人のみが選んだ図形 (約 3% 程度) は除外した。また、本手法による抽出結果でも確率 0.02 未満は省いた。

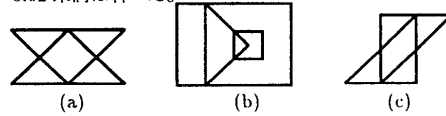


図 3. 実験に用いた図形

表 2. 実験に用いたパラメータ

γ_1	γ_2	γ_3	γ_4	γ_5	T	η
0.1	0.2	0.1	0.01	0.001	0.001	0.1

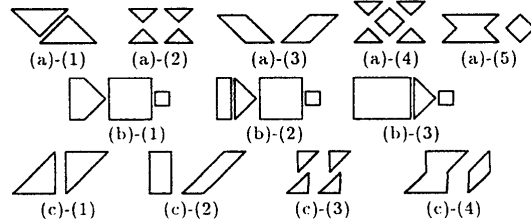


図 4. 抽出された分節候補

表 3. 分節候補の確率分布 (前...学習前、後...学習後、心...心理実験)

	(a)		(b)		(c)				
	前	後	前	後	前	心			
(1)	.26	.59	.70	.76	.60	.76	.05	.23	.65
(2)	.48	.23	.10	.22	.24	.14	.46	.65	.26
(3)	.08	.11	.10	.02	.15	.10	.35	.10	.04
(4)	.04	.03	.07	*	*	*	.00	.02	.03
(5)	.10	.03	.03	*	*	*	*	*	*
その他	.04	.00	.00	.00	.00	.00	.14	.00	.02

5. まとめ

緩和型神経回路モデルに人間の視覚特性をエネルギー関数として導入し、図形分節候補の抽出を試みた。実験では、心理実験において被験者が描いたパターンはほとんど抽出できた。また、エネルギーパラメータを学習することによって、より精度良く候補の確率分布を模倣することができることを示した。汎化能力という点では、わずかではあるが効果が見られた。しかし、現段階では、分節候補中の部分図形は同じ形で選ばれやすいという視覚特性 (類似性) を考慮していない。図形によってはその影響が顕著に現れている。類似性に関するエネルギーを導入することが今後の課題である。

文献

- [1] 上坂 吉則・田島 健治、図形分節を説明するためのモデル。電子情報通信学会論文誌、D-II(1976)、1-8。
- [2] 高谷 明・鑑沢 勇・小杉 信、図形分節における分節候補の自動抽出法。電子情報通信学会論文誌、D-II(1990)、1555-1562。
- [3] 高谷 明・鑑沢 勇・小杉 信、人間の視覚特性に基づき図形分節を予測するモデル。電子情報通信学会論文誌、D-II(1991)、778-785。
- [4] 篠本 滋、情報の統計力学。丸善、1992。
- [5] 本郷 節之・川入 光男・乾 敏郎・三宅 誠、エネルギー学習機能をもつ局所並列確率アルゴリズムによる輪郭線抽出。電子情報通信学会論文誌、D-II(1991)、348-356。