

# 弛緩法을 이용한 螢光眼底畫像의 局所特徵 檢出

## (Local Feature Detection on the Ocular Fundus Fluorescein Angiogram Using Relaxation Process)

高昌林\*, 河永浩\*\*, 洪再根\*\*, 金秀重\*\*

(Chang Rim Koh, Yeong Ho Ha, Jae Keun Hong  
and Soo Joong Kim)

### 要 約

局所特徵의 抽出과 히스토그램 分布가 單一모드인 畫像의 效果的인 群分類에 關한 畫像分割 알고리즘을 提案하였다. 局所適應差畫像과 이 畫像의 히스토그램을 求한 다음, 히스토그램 分布로부터 抽出한 파라메타들을 弛緩法을 이용한 畫像分割에 使用한다. 分割된 畫像은 低解像이며, 單一모드 히스토그램 分布를 갖는 螢光眼底畫像에서 效果的인 領域分割과 良好한 雜音除去 效果를 보였다.

### Abstract

An local adaptive image segmentation algorithm for local feature detection and effective clustering of unimodal histogram shape are proposed. Local adaptive difference image and its histogram are obtained from the input image. The parameters are derived from the histogram and used for the segmentation based on relaxation process. The results showed effective region segmentation and good noise cleaning for the ocular fundus fluorescein angiogram which has low contrast and unimodal histogram.

### I. 序 論

畫像分割(image segmentation)은 畫像認識(image recognition)의 基本段階로서 同質性(homogenous property)을 갖는 領域들로 分割하는 것이며, 各 畫素에 對하여 意味를 附與(interpretation assign)하거나 라벨(label)을 指定하는 分類過程(classification process)이다.<sup>1)</sup> 一般的으로 明暗도에 따라 畫像을 分割하는

方法이 많이 使用되며, 이 方法에서는 畫像의 히스토그램으로부터 문턱값(threshold value)을 定한다. 그러나 各 畫像의 히스토그램으로부터 求한 문턱값을 使用하게 되면 畫像의 局所特徵이 不良하게 나타난다. 特히 畫像의 히스토그램이 單一모드(unimodal)인 경우는 各 特徵別 히스토그램이 매우 近接하여 나타나므로 이 方法으로는 分割誤差가 增加하며 또한 過併合(over merging)이 發生하므로 自動分割에 適合한 基準條件을 찾기가 힘들다.

最近에는 라벨링模糊性(labeling ambiguity)을 줄이며 雜音除去效果가 있는 弛緩法(relaxation process)을 使用한 畫像分割에 關한 研究가 活潑하다.<sup>2-5)</sup> 弛緩法은 어떤 對象에 對해서 라벨링이 可能한 경우와

\*正會員, 慶北開放大學 電子工學科  
(Dept. of Elec. Eng., Kyungpook Open Univ.)

\*\*正會員, 慶北大學校 電子工學科  
(Dept. of Elec. Eng., Kyungpook Nat'l Univ.)

接受日字: 1987年 5月 4日

不可能한 경우로 나누는 離散모델과, 對象과 관련된 類似性(likelihood) 또는 確信(confidence)의 尺度를 確率로 推定하는 確率모델로 크게 나눌 수 있다.<sup>16)</sup> 畫像分割에는 라벨集합의 確率分布와 適合函數(compatibility function)의 相互作用에 의해 라벨確率의 調整되는 確率모델을 많이 使用한다.

특히 醫用畫像으로부터 特徵抽出의 重要한 課題中 하나는 人間의 눈에 겨우 보이는 低解像度 部分의 特徵抽出이다.<sup>17)</sup> 高血壓, 糖尿病 等 成人病과 眼科系疾病의 진단에 利用되는 螢光眼底畫像은 螢光物質(sodium fluorescein)을 造影劑로 使用하여 血流的 패턴(blood pattern)을 記錄한 時系列寫眞들이다. 出血(hemorrhage), 滲出(exudate) 等 진단에 必要한 情報은 血管과 網膜의 境界附近 또는 血管의 構造로부터 抽出한다.<sup>18-19)</sup>

本 論文中에서는 低解像度이며 히스토그램 分布가 單一모드인 螢光眼底畫像으로부터 진단에 必要한 情報을 얻을 수 있는 畫像分割에 對해 研究하였다. 提案된 畫像分割 方法에서는 低解像度畫像이거나 히스토그램이 單一모드인 경우에도 効果의으로 局所特徵들을 檢出하여 群分離(clustering)가 良好하도록 局所適應差畫像(local adaptive difference image - 以下 差畫像이라 表現함)을 生成하였다. 이것으로 有意의인 파라메타를 抽出하여 弛緩法을 基礎로 領域을 分割하였다. 差畫像의 히스토그램 分布가 正規分布에 近似하므로 適合한 數學的 모델링이 可能하다. 또한 畫像의 局所特徵의 檢出이 可能하고, 群들의 分離가 良好하므로 畫素의 라벨링이 效果的이다. 그리고 弛緩法을 利用하므로 라벨링의 模糊性을 줄이고 雜音을 除去하는 長點이 있다. 뿐만 아니라 低解像度 畫像에 對해서도 有意性이 있는 明暗度偏差 범위별로 領域分割도 可能하다.

II. 弛緩法에 依한 局所特徵 檢出

畫像이 低解像度인 경우와 히스토그램이 單一모드인 경우에도 有用한 情報을 갖는 領域들로 分割하는 過程은 다음과 같다. 그림 1은 研究된 畫像分割알고리즘의 順序圖이다.

1. 局所適應差畫像의 生成

畫像의 히스토그램 分布가 單一모드인 경우는 群들이 서로 近接되며, 이때 한 畫素의 初期 라벨링은 에러발생이 높은 상태이다.<sup>11)</sup> 또한 低解像度 畫像과 같이 分散이 적은 畫像의 認識은 곤란하다. 이러한 問題點을 解決하기 위해 畫像處理의 前處理過程으로 다음 式으로 定義되는 差畫像을 生成한다.

$$D(i, j) = A(i, j) - E(i, j) \quad (1)$$

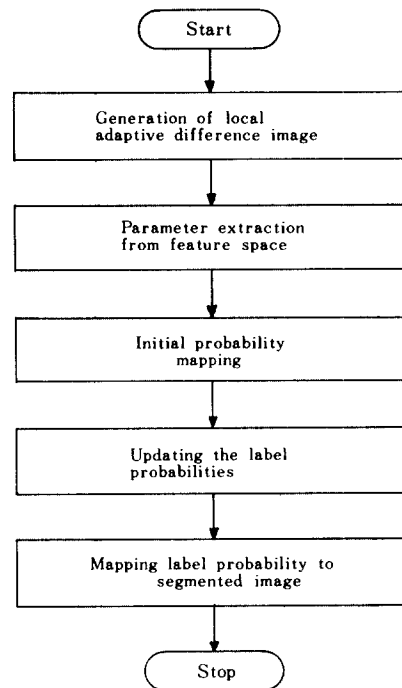


그림 1. 제안된 화상분할 알고리즘 순서도  
Fig. 1. Flow Chart of the Proposed Image Segmentation Algorithm.

여기서 A(i, j)는 原畫像, E(i, j)는 點(i, j)를 中心으로 하는 n×n 크기의 averaging window 內에 속하는 A(i, j)의 明暗度 平均이고, D(i, j)는 差畫像의 明暗度이다. 式 (1)에 依해 生成된 畫像은 局部傾斜(local gradient)에 比例하는 明暗도를 갖는 局部傾斜 畫像이다.

그림 2는 螢光物質 注入後 78秒 後에 찍은 糖尿病

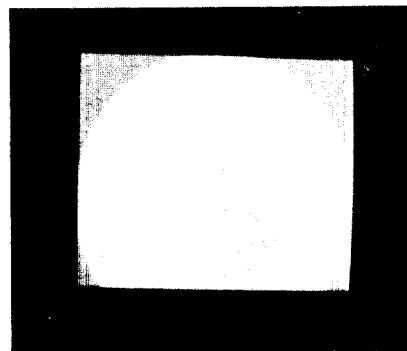


그림 2. 螢光眼底畫像 (265×256)  
Fig. 2. Ocular Fundus Fluorescein Angiogram (256×256 pels).

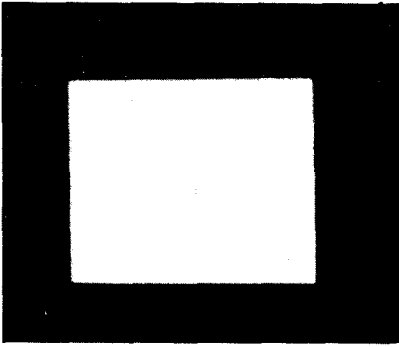


그림 3. 그림 2의 部分畫像 (80×80)  
Fig. 3. Subimage of Fig. 2. (80×80).

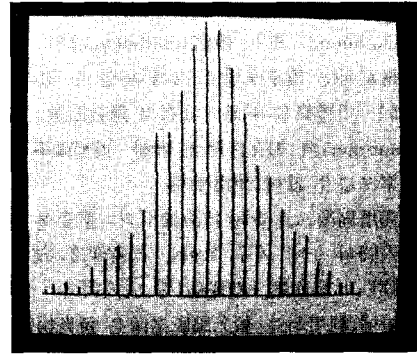


그림 6. 그림 5의 히스토그램  
Fig. 6. Histogram of Fig. 5.

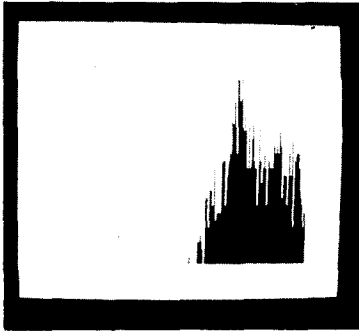


그림 4. 그림 3의 히스토그램  
Fig. 4. Histogram of Fig. 3.

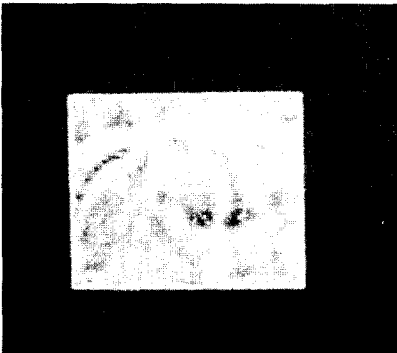


그림 5. 그림 3의 局所適應差畫像 (平均=132, 標準  
偏差=35)  
Fig. 5. Local Adaptive Difference Image of Fig. 3.  
(Mean=132, Standard Deviation=35).

患者의 螢光眼底畫像이다. 그림 3은 그림 2의 視神經  
乳頭(optic disk) 附近의 畫像이며 그림 4는 그림 3의  
히스토그램으로 單-모드에 近似한 分布를 나타낸다.

그림 5는 窓크기가 7×7일 때의 差畫像이고, 그림 6  
은 그림 5의 히스토그램이다.

Averaging window의 크기는 局所適應差畫像의 히스  
토그램 分布가 다음 特性을 갖도록 決定하여야 한다.  
모든 局所特徵들은 固有의 群과 關係가 成立되어야 하  
며 差畫像의 히스토그램 分布로부터 局所特徵의 選擇  
및 評價가 用易하여야 한다. 또한 이 特性들을 滿足하  
면서 數學的 모델링이 可能한 히스토그램 分布를 가져  
야 한다. 窓크기(window size)가 작아질수록 差畫像  
의 히스토그램 分布는 分散이 작은 正規分布에 近似해  
진다. 그러나 이 경우는 差畫像의 히스토그램으로부터  
累積分布와 曲率을 計算하여 이 函數들로부터 特徵點  
을 求할 때 誤差가 增加하며 特徵點의 數도 感小한다.  
그 結果 領域分割 誤差가 增加하여 모든 局所特徵들이  
固有의 群과 對應關係를 갖는 바람직한 畫像分割을 얻  
을 수 없다. 또한 窓크기가 커질 수록 差畫像의 分散  
이 增加하고 히스토그램 分布가 正規分布와 相異해지  
며 演算量이 增加한다.

2. 特徵空間(feature space)으로부터 파라메타抽出  
畫像의 特徵空間인 差畫像의 히스토그램 分布로부터  
弛緩法에 必要한 明暗度 偏差 및 범위 등의 파라메타  
를 抽出할 수 있다. 本 研究에 使用된 螢光眼底畫像의  
有用한 情報은 局所特徵의 形態로 血管과 血管주위에  
分布되어 있으며 差畫像의 히스토그램 分布로부터 찾  
아낼 수 있다.

그림 6의 히스토그램 分布는 局部傾斜의 크기分布를  
나타내며 式(2)로 近似化할 수 있다.

$$H(i) = \exp\left[-\frac{(i-E)^2}{2\sigma^2}\right] \quad (2)$$

여기서 E는 差畫像의 平均이고,  $\sigma$ 는 標準偏差, i는

區間 (0, 255)內的 獨立變數이다. 式 (2)의 累積分布는

$$F(k) = \sum_{i=0}^k H(i) \quad (3)$$

이다. 式 (3)은 單調增加函數이며 式 (2)의 曲率은 式 (4)이다.

$$C(k) = F''(k) \quad (4)$$

式 (4)는 差畫像의 局部傾斜의 變化率을 나타낸다. 여기서  $F'(k)$ 와  $F''(k)$ 의 關係는 다음과 같다.

$$F'(k) = \frac{1}{2\Delta} [F(k+\Delta) - F(k-\Delta)] \quad (5)$$

$$F''(k) = \frac{1}{2\Delta} [F'(k+\Delta) - F'(k-\Delta)] \quad (6)$$

단,  $\Delta$ 는  $k$ 近傍의 微小區間.

그림 7은 그림 5의 畫像에 對해서 實驗資料로부터 求한 히스토그램, 累積分布, 曲率이다. 히스토그램 分布와 曲率의 임계점(極大值, 極小值, 零交叉點)들은 畫像分割에 特有 有用한 特徵點들이다. 그림 7을 살펴보면 曲率의 零交叉點에서 累積分布의 기울기는 더 커지

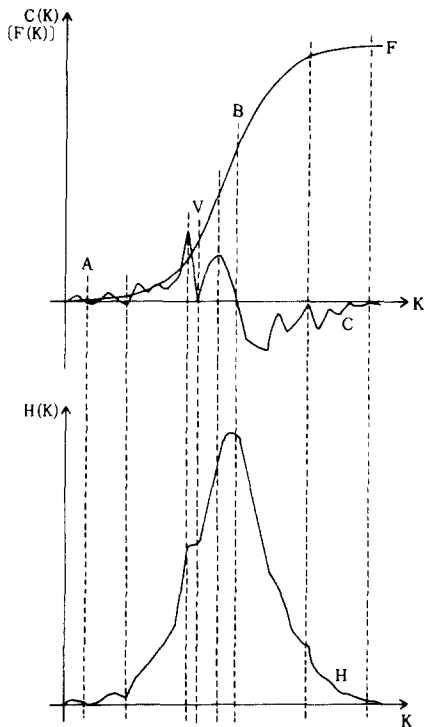


그림 7. 그림 5의 히스토그램(H), 히스토그램의 累積分布(F), 히스토그램의 曲率(C)

Fig. 7. Histogram(H), its Cumulative Distribution (F) and Curvature (C) of Fig. 5.

거나(點 B), 더 작아지며(點 A) 曲率이 零되는 점(點 V)은 累積分布의 變曲點에 해당된다. 따라서 이러한 特徵點들은 群分類의 基準點으로 適當함을 알 수 있다.

特徵點이 히스토그램의 頂上에 接近할 수록 差畫像의 平均 明暗度에 近似한 경우에 해당하므로 領域分割時 해당 라벨領域이 넓어진다. 또한 선택한 特徵點의 數는 分割되는 라벨領域의 數와 一致한다. 즉 2值畫像(binary image)으로 畫像을 分割하는 경우는 特長점을 두개, 3개의 라벨을 갖는 領域分割은 特徵點을 3개 使用하면 된다. 本研究에서는 畫像을 3개의 라벨領域으로 分割하는 경우로서 그림 7에서 曲率의 零交叉點이며 差畫像의 平均 明暗度에 해당되는 點 B, 曲率이 零이며 累積分布의 變曲點에 해당하는 點 V, 曲率의 零交叉點이며 明暗度偏差가 가장 큰 경우에 해당하는 點 A를 特徵點으로 定하였다.

畫像分割에 使用하는 特徵點과 特徵點의 數를 自動的으로 決定하기 위해서는 다음의 過程이 必要하다.

決定한 窓크기에 依해 生成된 差畫像의 히스토그램(H(k))으로부터 曲率(C(k))을 計算한다. C(k)의 零點과 零交叉點을 求하고 이 特徵點들의 位置 K를 H(k)의 頂上으로부터의 거리로 置換하여 기억시킨다. 差畫像의 明暗度偏差는 原畫像의 解像度범위에 해당되고 또한 히스토그램으로부터의 거리에 對應한다. 따라서 曲率函數로부터 特徵點을 自動的으로 決定하기 위해서는 기억된 特徵點의 位置情報의 分割하고자 하는 原畫像의 解像度 범위를 관련시키고, 分割하고자 하는 領域數 만큼 特徵點의 數를 定하면 된다. 예를 들어 原畫像의 低解像部分만을 畫像分割하고자 하는 경우는 히스토그램의 頂點에 가장 近接하는 特徵點과 그 다음 位置의 特徵點을 領域分割에 使用하면 될 것이다.

그림 8은 그림 7의 點 V에 해당되는 領域만을 그림 3의 原畫像에 明暗度 0으로 나타낸 畫像이다. 이러한

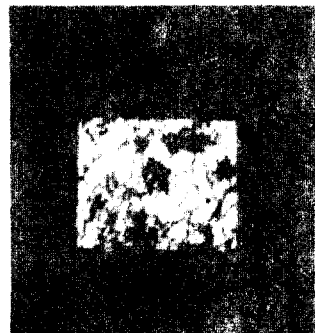


그림 8. 그림 7의 點 V에 해당되는 領域分割  
Fig. 8. Region Segmentation for Point V of Fig. 7.

差畫像의 히스토그램 分布와 이것의 曲率로부터 求한 特徵點에 依한 領域分割은 畫像의 局所特徵抽出에 利用可能하다.

3. 確率모델 弛緩法

一般的으로 確率모델 弛緩法에서는 다음 要件이 必要하다.

- (1) 對象物의 集合  $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$
- (2) 라벨의 集合  $\Lambda = \{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m\}$

本 研究에서 라벨링될 對象物의 集合 A는 差畫像의 畫素들의 集合이고, 라벨의 集合  $\Lambda$ 는 그림7의 特徵點들의 集合이다.

適係數는 對象物의 라벨작끼리 서로 補強(support)하느냐, 경쟁(compet)하느냐의 程度를 나타내며 式(7)과 같이 定義한다.

$$\gamma(\lambda, \lambda') = \begin{cases} 1 - \frac{|2 \times de(\lambda) - de(\lambda')|}{d\lambda} & ; \text{if } 0 \leq de(\lambda) - de(\lambda') \leq d\lambda \\ -1 & ; \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

단,  $d\lambda = \frac{de(\lambda) - de(\lambda')}{\max \min}$

여기서  $de(\cdot)$ 는 각 라벨에 해당되는 差畫像의 한 畫素의 明暗度와 平均 明暗度의 偏差범위이고,  $d\lambda$ 은 라벨들의 最大 明暗度偏差 범위이다. 差畫像에서 각 畫素의 明暗度 偏差범위는 初期 라벨確率벡터로 매핑되는데 이 確率벡터는 畫素의 明暗度偏差가 각 라벨을 갖게 될 類似性을 意味한다. 그리고 이 確率벡터는 인접 8개 畫素의 라벨確率들로부터 一定한 荷重을 받는다.

差畫像에서 畫素 i의 明暗度偏差가 라벨  $\lambda$ 를 가질 初期確率을 다음과 같이 定義한다.

$$P_i(\lambda) = \frac{\exp\{-[E - |de(\lambda) - D_{(i,m,n)}|]^2/2\sigma^2\}}{\sum_{\lambda=1}^3 \exp\{-[E - |de(\lambda) - D_{(i,m,n)}|]^2/2\sigma^2\}} \quad (8)$$

여기서  $\sigma$ 는 差畫像의 標準偏差이고,  $D_{(i,m,n)}$ 는 式(1)에서 求한 差明暗度이다. 確率모델 弛緩法은 式(8)의 初期確率을 推定의 基礎로 하여 다음 式에 依해 각 라벨確率들을 同時에 更新(updating)하는 알고리즘이다.

$$P_i^{(k+1)}(\lambda) = \frac{p_i^{(k)}(\lambda)[1+q_i^{(k)}(\lambda)]}{\sum_{\lambda'} p_i^{(k)}(\lambda')[1+q_i^{(k)}(\lambda')]} \quad (9)$$

단,  $q_i^{(k)}(\lambda) = \sum_{\lambda'} \gamma(\lambda, \lambda') \sum_j \omega_{ij} p_j^{(k)}(\lambda')$

여기서  $p_i^{(k)}(\lambda)$ 는 k번째 確率更新時에 畫素 i가 라벨  $\lambda$ 를 가질 確率이고,  $q_i^{(k)}(\lambda)$ 는 인접 화소로부터의 寄與度(neighborhood contribution)이다. 또  $\omega_{ij}$ 는 畫

素 i를 中心으로 하는 인접 8개 畫素들의 影響을 나타내는 荷重이다.

更新된 라벨確率들은 각 更新때 마다 다음 條件을 滿足해야 한다.

$$\sum_{\lambda \in \Lambda} p_i(\lambda) = 1; \text{ for all } a_i \in A \quad (10)$$

$$0 \leq p_i(\lambda) \leq 1 \quad (11)$$

式(9)의 分母는 特定라벨에 對한 更新된 確率が 式(10)과 式(11)의 條件을 滿足하도록 하는 規準化 要素이다. 式(9)를 살펴보면 라벨確率의 更新公式이 乘算函數(multiplicative function)이므로,<sup>(11)</sup> 어떤 라벨의 確率が 零이면 確率更新이 不可能하다. 따라서 1이 되

표 1. 更新回數에 따른 위치 (5, 5)에서의 화소의 라벨 확률

Table 1. Updated Label Probability at (5, 5) for Each Iteration.

Iteration Number	Label Probability		
	Label 1	Label 2	Label 3
0	.28826890	.34588270	.36584830
1	.29081850	.41250240	.29667910
2	.30658690	.50137820	.19203490
3	.32250330	.59147690	.08601976
4	.32313370	.65197090	.02489554
5	.31009990	.68457810	.00532195
6	.29156320	.70740970	.00102708
7	.27099390	.72880950	.00019663
8	.24931600	.75064560	.00003824
9	.22692550	.77306740	.00000759
10	.20417440	.79482390	.00000154
11	.18145640	.81854330	.00000032
12	.15919300	.84080590	.00000007

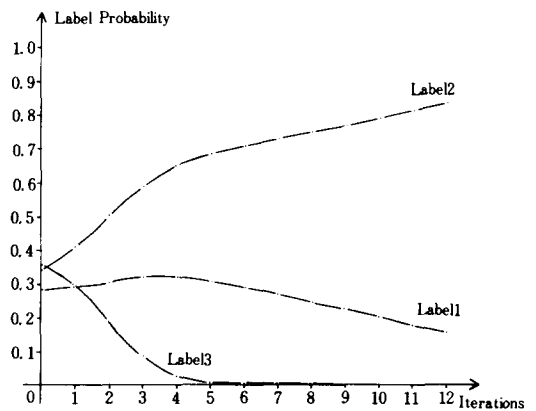


그림 9. 표 1의 그래프  
Fig. 9. Graph of Table 1.

는 라벨確率을 1보다 약간 작은 값으로 調整하여 다른 라벨確率이 작아 되지 않도록 하여 確率更新이 可能토록 하였다.

표 1은 그림 5의 畫像에서 位置가 (5, 5)인 畫素의 確率更新의 反復回數에 따른 라벨確率이고, 그림 9는 표 1의 그래프이다.

표 1과 그림 9에서 라벨1과 라벨2, 그리고 라벨3은 差畫像의 明暗度平均値에서 偏差가 各各 1, 3, 10에 해당된다. 그림 9로부터 位置(5, 5)의 畫素에 對한 各 라벨確率의 收斂特性을 알 수 있다. 弛緩法의 確率更新初期(1~2회)에는 全畫素에 對한 各 라벨確率의 變化가 크고, 更新回數가 增加할 수록 라벨確率의 變化量이 작아지면서 收斂하게 된다.

4. 分割領域의 割當

畫像分割의 마지막 段階에서는 差畫像 各 畫素의 明暗度偏差에 對한 各 라벨確率을 更新할 때마다 各 畫素에 關해서 가장 큰 라벨確率을 明暗도로 置換하여 세 領域으로 分割된 畫像을 얻었다. 그림10의 (a)~(d)는 그림 5의 差畫像에 對해서 라벨確率을 各各 1, 5, 10, 12회 更新한 後의 分割된 畫像이다. 그림10의 (a)~(d)에서 라벨確率이 更新됨에 따라 畫像의 全 領域에서 작은 반점(small blob)들은 雜音과 같이 取扱되어

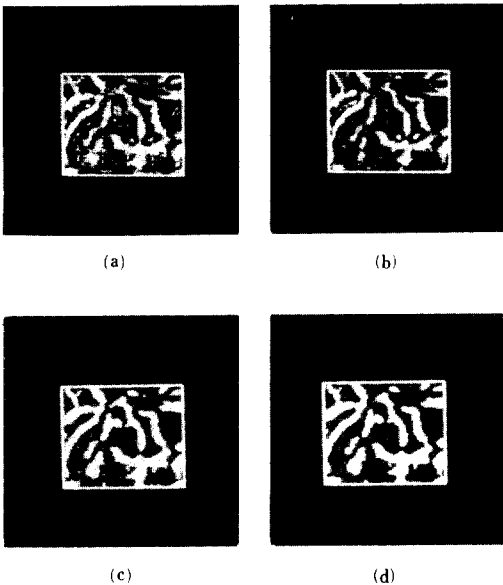


그림10. 그림 5의 畫像에 弛緩法을 (a) 1 (b) 5 (c) 10 (d) 12회 反復適用後 分割된 畫像

Fig. 10. Segmented Images (a) 1 (b) 5 (c) 10 (d) 12 Iterations of the Relaxation Process Applied to Fig. 5.

除去되어감을 볼 수 있다. 特히 그림10의 (d)는 低解像度이며 單一모드의 히스토그램 分布를 갖는 畫像(그림3)의 差畫像(그림5)에 대해서 弛緩法을 라벨確率의 收斂될 때까지(12회) 反復修行한 後의 領域分割된 畫像으로 그림 3의 局所特徵을 效果의으로 抽出하고 있음을 보여 준다.

最上の 畫像分割을 얻기 위한 弛緩法의 最適反復回數는 畫像의 종류와 分割된 畫像의 利用側面(形態認識, 特徵抽出 등) 및 確率의 收斂特性에 依해 決定되어야 할 것이다. 本研究의 最終目的은 醫用畫像인 螢光眼底寫眞으로부터 患部の 形態認識 및 特徵抽出 등 질병의 진단에 필요한 情報를 얻는데 있다. 따라서 임펄스 잡음과 같이 매우 작은 領域은 除去되는 것이 바람직하며 라벨確率의 收斂特性(그림9)과 그림10(a)~(d)의 分割된 畫像으로부터 5회 정도가 가장 適當함을 알 수 있다.

III. 結 論

低解像이며, 單一모드를 갖는 畫像에서 局所適應差 畫像을 生成하고 이 差畫像의 히스토그램으로부터 局所特徵을 抽出하였다. 抽出된 特徵을 파라메타로 하여 弛緩法을 利用한 領域分割의 한 方法을 提案하였다. 提案된 畫像分割 알고리즘은 單一모드이며 低解像度인 螢光眼底畫像에 對해서 效果의인 畫像分割이 可能하였다. 또한 畫像을 副畫像으로 나누어 처리하지 않아도 局所特徵의 檢出과 分離가 可能하며, 弛緩法의 利用으로 效果의인 畫像分割과 雜音이 除去되는 長點을 가진 局部傾斜形 畫像分割 알고리즘이다. 그리고 局所適應差 畫像의 히스토그램과 이 히스토그램의 曲率을 利用하여 畫像의 히스토그램 分布에서 現저한 頂點을 나타내지 않더라도 有意性을 갖는 局所特徵을 原畫像에서 찾을 수 있다. 이 畫像分割方法은 질병의 진단에 必要한 情報를 提供할 수 있을 것으로 기대된다.

앞으로 연구해야 할 課題는 畫像分割過程의 自動化와 演算効率을 높이기 위해 曲率函數의 特徵點과 局所特徵의 對應關係와 弛緩法 適用回數의 判斷基準 設定 및 弛緩法의 收斂速度 改善 等이다.

參 考 文 獻

[1] B.J. Schachter, et al., "Some experiments in image segmentation by clustering of local feature values," *Pattern Recognition*, vol.11, pp.19-28, Feb. 1979.  
 [2] A.J. Danklir and A. Rosenfeld, "Blob detection by relaxation," *IEEE Trans. PAMI*.

- vol. PAMI-3, pp. 79-90, Jan. 1981.
- [3] A. Rosenfeld and R.C. Smith, "Thresholding using relaxation," *IEEE Trans. PAMI*, vol. PAMI-3, pp.598-606, Sep. 1981.
- [4] A. Lev, et al., "Iterative enhancement of noisy images," *IEEE Trans. SMC*, vol. SMC-7, no.6, pp.435-442, June. 1977.
- [5] B. Bhanu and O.D. Faugeras, "Segmentation of images having unimodal distribution," *IEEE Trans. PAMI* vol. PAMI-4, no. 4, July 1982.
- [6] D.H. Ballard and C.M. Brown, "*Computer vision*," Prentice-Hall, Inc., pp.408-430, 1982.
- [7] G. Garibotto, "Adaptive and interactive X-ray enhancement techniques," *Digital Signal Processing-84* V. Cappellini and A.G. Constantinides (eds.) pp.706-709, 1984.
- [8] K. Akita and H. Kuga, "A Computer method of understanding ocular fundus images," *Pattern Recognition* vol.15, no.6, pp.431-443, Dec. 1982.
- [9] A.E. Krill, *Hereditary Retinal and Choroidal Diseases*, vol.1, Evaluation, Harper & Row Inc., pp.73-187, 1972.
- [10] 尹東浩, et al., 眼科學, 一潮閣 pp. 154-167, 1986.
- [11] P.A. Nagin, et al., "Studies in global and local histogram-guided relaxation algorithms," *IEEE Trans. PAMI*, vol. PAMI-4, pp.253-277, May 1982.
-