

映像理解을 爲한 知識抽出에 關한 研究

正會員 郭 允 植* 正會員 李 大 寧**

A Study on the Extraction of Knowledge for Image Understanding

Yun Sik Kwak*, Dae Young Lee** *Regular Members*

要 約

본 논문에서는 영상 이해를 위한 지식 베이스 시스템에 있어서 핵심적 기능을 수행하게 되는 저급 지식 원과 중급 지식원의 추출에 관한 것으로 화소 영역에 적용되는 저급 처리 과정으로 영역 분할 처리과정, 방향 영상 변환과정, 형태 정보 추출 과정, 영역 특징량 추출과정으로 구성되며 중급 처리 과정으로 특징 베이스 분류, 기하학적 토큰 관계성, 인지적 조직과 집단화 과정으로 구성되어 있다.

ABSTRACT

This paper describes the knowledge extraction for image understanding in knowledge based system. The current set of low level processes operate on the numerical pixel arrays, to segment the image into region and to convert the image into directional image, and to calculate feature for these regions. The current set of intermedate level processes operate on the results of earlier knowledge source to build more complex representations of the data. We have grouped into three categories: feature based classification, geometric token relation, perceptual organization and grouping.

I. 序 論

컴퓨터의 발전과 더불어 비전 시스템(Vision System)에 대한 성장은 괄목할 만한 것이다. 오늘날 여러 분야에 걸쳐 활용되고 있는 시스템은 매우 다양, 광범위하며, 확대되고 있는 추세이다. 그러나 범용 목적의 시스템에 대한 연구와 비교해서 특수 목적에

사용되는 시스템의 개발이 활발한데 이것은 특수 목적에 사용되는 지식의 적용, 지식의 구조를 정의 하는데 용이하다는 특성에 기초를 두고 있다.⁽¹⁻¹²⁾

여기에서 지식(knowledge)이란 비전 시스템에 있어서 중요한 요소로서, 이를 기초로 영상을 해석하게 되며 이러한 시스템을 전문가 시스템(expert system) 또는 지식 베이스 시스템(knowledge based system)이라 한다.

지식은 중첩, 투영등과 같은 영역 독립적 지식(knowledge of independence domain)과 객체 인식

* 忠州産業大學校 電子工學科
** 慶熙大學校 電子工學科
論文番號: 93-76

(object recognition)을 위한 객체-명세 지식(object-specific knowledge), 객체 사이의 관계성(relation)과 속성(attributes)과 같은 영역 종속적 지식(knowledge of dependence domain)이 있으며, 객체-명세 지식은 객체에 대한 3차원 구조 지식(3-D structured knowledge), 2차원 형태 지식(2-D appearance knowledge), 객체 사이에 존재하는 기하학적 구조 지식 등으로 나눌 수 있다. 제어지식(control knowledge)란 저장되는 모델 정보의 효과적인 정합(matching), 구성(construction), 추출을 위한 것으로 처리과정의 효율성과 일관성을 보장하기 위한 것이다.

제한된 목적으로 사용되는 지식 베이스 시스템은 매우 특수한 인식 처리를 수행할 수 있도록 수행에 필요한 제어지식, 객체에 대한 모델링 지식, 상대적으로 적은 양의 계산과정에 의해서 높은 수준의 추상적 데이터(abstract data)를 추출 가능하여야 한다.

(20, 26)

영상 이해를 위한 지식베이스 시스템에서 영역 분할(segmentation), 형태 추출(extraction of shape) 등의 방법론과 더불어서 보다 추상적인 토큰(token)을 추출하기 위해서 인지적 조직과 집단화(perceptual organization & grouping)과 지식 지향 재-분할(knowledge directed resegmentation) 등이 연구되고 있다.⁽³⁾

본 논문에서는 영상 이해(image understanding)를 위한 지식 베이스 시스템에 있어서 핵심적 기능을 수행하게 되는 지식의 추출에 관한 것으로 저급(low-level) 지식원과 중급(intermediate level) 지식원의 추출에 관한 것으로 데이터 지향형(data driven)의 저급 지식원 추출과정과 모델 지향형(Modul-driven) 중급 지식원의 추출에 관해서 연구하였다.

II. 本 論

지식원(knowledge source)은 영상 이해 시스템에서 필요로 하는 추상적 수준의 영상토큰(image token)을 생성하는 역할을 수행하게 된다. 이같은 지식원은 추출되는 토큰의 추상적 수준을 기준으로해서 분류가 되며 영상 분할등과 같은 저급 수준의 지식원은 직접적으로 문제 영역(화소)에 적용되어 영상의 기초적인 특징을 기호 표현 형식(symbolic representation)으로 재구성 시키게 되며 중급 수준의 지식원은 저급 수준의 지식원을 집단화 시킨 형태로

표현된다.

본 논문에서는 저급 지식원으로 국부 히스토그램(local histogram)을 이용한 영상 분할, 방향 마스크를 이용한 방향 영상(directional image)으로의 변환, 추적 과정을 통한 형태 추출 프로시듀어, 영역에 대한 특징 추출 프로시듀어로 구성되어 있으며 중급 지식원으로는 특징량을 기초한 분류 프로시듀어, 인지적 조직과 집단화, 토큰 관계 프로시듀어로 구성시켰다.

2-1. 저급 지식원(Low Level Knowledge Source : LKS)

화소 영역에 적용되는 저급 처리 과정에는 영역 분할 처리과정, 방향 영상 변환과정, 형태 정보 추출 과정, 영역 특징량 추출과정으로 구성된다.

본 과정은 데이터 지향형으로 보다 높은 지식원의 추출을 위해서 사용되는 지식원 추출과정을 말한다.

이 과정은 지식 베이스 시스템에 있어서 대부분을 차지하게 되며 중급 수준의 지식원을 추출하기 위해서 변수화 시킨 집합의 형태를 나타낸다.

2-1-1. 국부적 히스토그램을 이용한 영역분할 (REGSEG)

REGSEG는 국부 히스토그램을 이용하여 영상을 분할 처리하는 루틴으로서 영상 이해를 위해 시스템 구현에 있어서 가장 기본적인 처리 과정이다.

복잡한 실-영상에 대한 효율적인 영상 분할 문제는 과거 오랫동안 중요한 과제로 대두되어 왔다. 이같은 분할의 목적은 명암값, 텍스처(Texture)등과 같은 영역에 대해서 독립적인 특징 요소를 추출하는데 있으나 여러가지 문제점이 제기되어 왔다.^(3,9)

현재 분할 방법에 있어서 영역에 관한 지식(Domain knowledge)을 이용하는 추세에 있으나 아직까지는 미세한 부분을 차지하고 있는 상황이다. 실-영상에 있어서 각각의 객체들은 일정한 시각적 특성을 기대할 수 있으며 분할 문제에 이같은 다양성의 활용이 기대되어진다. 초기에 영상으로부터 추출되는 영역정보는 영상의 재구성, 지식 베이스 처리를 위한 기초과정으로 필요성이 증대되고 있다.

본 논문의 분할 알고리즘은 1. 전 처리 과정, 2. 국부 부-영역화 과정, 3. 부-영역에 대한 히스토그램 구성 과정, 4. 클러스터 선택과정, 5. 인접 영역의 정보를 기초한 클러스터 추가 과정, 6. 인위적인 부-영역 경계선 제거 과정으로 구성되어 있다.

① 전 처리 과정과 국부적 부-영역화 과정, 히스토그램 구성.

영상 분할의 목적은 공간적으로 인접하거나 유사성 있는 요소들을 집단화 시키는데 그 목적이 있다. 가장 중요한 문제는 유사성 측정에 관한 것으로 여기에서 전역적 또는 국부적 방법이라는 한가지 방법만을 선택하는 것은 문제점을 야기시킨다.

즉, 국부적인 경우에는 영역이 큰 부분으로 집단화되는 경향이 있으며 전역적 방법은 전체 영상의 정보를 기초로 하므로서 미세한 특징량을 손실 시키는 문제점이 있다.

또한 히스토그램을 이용하는 방법은 영상의 분포 정보를 나타내지만 공간 정보를 손실하는 문제가 있기 때문에 이를 보상하기 위해서 클러스터 라벨링(cluster labeling) 방법을 적용하게 된다.

본 논문에서는 먼저 원 영상에 대해서 윤곽 보존 스무딩 과정을 수행하였다. 이 과정의 목적은 원 영상으로부터 소수의 급격한 데이터 변환 영역을 제거함으로써 영역추출의 효율성을 증대시키는데 있으며 이때 사용한 방법은 인접영역과의 경계를 보존해야 한다는 전제를 최대한 보장하기 위해 이완법(Relaxation)을 사용하였다.

이렇게 얻어진 영상을 입력으로써 특징량이 클러스터로 표현되는 히스토그램 방법을 사용하게 된다. 히스토그램은 16×16의 영역에 대해서 구성하였으며 클러스터의 선택은 경험적 방법을 사용하였다.

② 클러스터의 선택과정

클러스터는 히스토그램상의 첨두값(peak value)이 될 수 있는데 2개의 인접하는 곡(valley)을 갖는 첨두값을 클러스터로 정의하고 클러스터 쌍 사이에 존재하는 첨두값 중에서 최소값을 갖는 첨두값을 곡(valley)로 정의한다.

그림 1에서 보면 첨두치 2가 클러스터로 추출되며, 1, 3이 곡으로 추출된다.

여기서 얻어진 클러스터가 완전하다면 무의미한 클러스터의 제거 과정이 불 필요하지만 추출된 클러스터에 대해서 3개의 변수, 즉 첨두 높이(peak-height), 첨두-곡 비율(peak-valley-Ratio), 첨두 거리(peak distance)라는 3변수를 정의하여 클러스터를 필터링하였다.

③ 클러스터의 추가 과정

초기 클러스터가 결정되면 영역에 대해서 라벨이

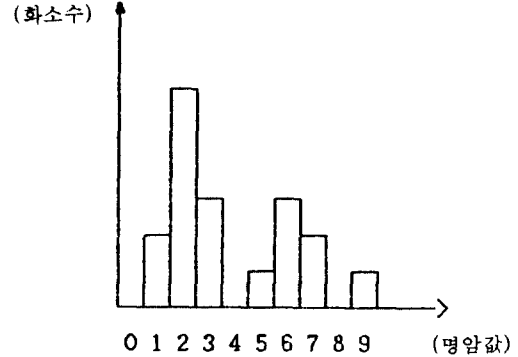


그림 1. 클러스터의 선택
Fig. 1. selection of cluster

할당된다. 대표 라벨은 클러스터 값(명암값)을 사용하였다. 이렇게 처리된 영역에 대해서 클러스터의 추가 과정이 수행된다. 영역이 큰 클러스터가 발생하는 경우 작은 영역을 나타내는 클러스터는 손실되는 문제가 발생하게 된다.

이 같은 숨겨진 클러스터를 추출하는 과정이 본 과정의 목적이다. 처리되는 영역을 중심으로 해서 인접하는 4개의 영역을 영향을 줄 수 있는 영역으로 설정하고 영역 경계를 따라서 숨겨진 클러스터의 존재 여부를 검증하게 된다.

먼저 4개의 인접 부-영역의 첨두값 집합을 처리하고자 하는 부-영역(PR)의 첨두 집합과 독립적으로 정합처리를 수행하게 된다.

PR의 첨두와 인접 영역의 첨두 사이의 거리가 문턱값 이하이면 정합된다고 하고, 두 영역의 첨두 집합에서 정합이 이루어진 요소를 제거한다.

정합 과정을 수행한 후 인접 영역의 첨두 집합에서 남은 첨두 요소를 후보 첨두로 설정한다. 이렇게 추출된 후보 요소 집합에 대해서 다음과 같은 처리과정을 수행하므로써 첨두 추가과정이 종료된다. 즉, 후보 첨두 요소를 포함하는 인접 영역에서 처리 영역과 경계를 이루고 있는 부분을 중심으로 일정 영역을 설정하고, 설정된 영역에 대해서 히스토그램을 계산한다.

이렇게 구해진 히스토그램상에 후보 첨두 요소가 존재하는 경우 이를 PR영역의 첨두 요소로 추가 시키게 된다.

이와같은 과정을 전체 영상에 대해서 수행한다.

④ 인위적 경계 제거 과정과 후 처리

본 분할 알고리즘은 원 영상을 부-영역화하여 처리함으로써 불필요한 경계가 발생하는 문제점이 있다. 이같은 문제점을 해결하기 위해서 영역 경계부분을 중심으로 유사도(similarity)를 근거로 인위적 경계를 제거하였다. 이때 유사도는 식 (1)과 같다.

$$\text{유사도} = \frac{\mu a + \mu b}{\text{MAX}(\sigma a + \sigma b, 1)} \quad (1)$$

$\mu a, \mu b$: 평균
 $\sigma a, \sigma b$: 표준편차

분할 영상에는 영상의 크기가 매우 작은 영역이 존재하게 되는데 이와 같은 영역은 전처리 과정에서 제거되지 않은 결과로서 후 처리 과정에서 제거시켰다.

2-1-2. 형태 추출을 위한 추적 알고리즘(REGCHR) contour추적 알고리즘은 형태 분석(shape analysis) 위한 기본적 처리과정으로 여러분야에 응용되고 있다. 일반적으로 영역 R에 대한 경계 화소는 R에 속하지 않는 한, n 이상의 이웃 화소를 갖는 화소들의 집합으로 정의된다.

종래의 추적 알고리즘은 다중 레벨(Multi level)의 영상 경계에 적용하는 경우에는 영역과 영역사이에 존재하는 비-중첩 경계부분에서 추적이 이루어지며, 이같은 개념의 경계는 형태 분석이 특히 중요한 지식 베이스 시스템에서는 부적합하다.

본 논문에서는 영역에 대해서는 하나의 경계선을 보존하고, 위상정보를 추출할 수 있도록 확장된 경계 화소(Extended Boundary), 정점(Vertex Point)를 이용하였다. 영상 분석 과정에서 처리하게 될 객체는 분할된 영역의 수에 대응하며 형태 분석과 특징량 검증은 경계선을 기초로 이루어지게 된다.^(2,6,16)

① 확장된 경계선의 성질

본 장에서는 확장된 경계선을 정의하고 특성에 대해서 논한다. 임의의 점 P(i,j)가 주어진 경우 P에 대한 8-이웃화소는 P0(P) P1(P) P2(P) P7(P)와 같다.

확장된 경계선을 정의하기 위해서 먼저 아래와 같은 4개의 요소에 대해서 정의를 한다.

- *R 영역에 대해서 왼쪽 화소 :
 $P \in R$ 이고 $P4(P) \in Q$ 이고 $P \neq Q$
- *R 영역에 대해서 위쪽 화소 :

- $P \in R$ 이고 $P2(P) \in Q$ 이고 $P \neq Q$
- *R 영역에 대해서 오른쪽 화소 :
 $P \in R$ 이고 $P0(P) \in Q$ 이고 $P \neq Q$
- *R 영역에 대해서 아래쪽 화소 :
 $P \in R$ 이고 $P6(P) \in Q$ 이고 $P \neq Q$

위와 같은 4개의 요소를 이용하여 확장된 경계 화소를 정의하면

- I. {P | P LEFT(R) 또는 P UPPER(R)}
- II. {P6(P) | P LOWER(R) 또는 P LEFT(R)}
- III. {P0(P), P7(P) | P Right(R)}

이다. 여기서 8-아웃화소는 그림 2에 나타내었다.

3	2	1
4	P	0
5	6	7

그림 2. 8-이웃 화소
 Fig. 2. 8-Neighbor pixel

주요할점으로는 첫째 확장된 경계화소는 항상 영역 R에 포함되지 않는다. 둘째 확장된 경계선을 이용함으로써 형태는 i방향과 j방향, 즉 오른쪽 그리고 아래 방향으로 1화소씩 증가된다. 셋째는 내부 영역화소와는 관계없이 새로운 형태의 표현 형식이다.

정점은 확장된 경계선상에 나타나게 되는데 인접하는 영역과의 접하는 수에 의해서 n차 정점으로 정의하고 본 방법은 4-연결성(4-connectivity)을 기초로 하므로 n는 2, 3, 4가된다. 이와 같은 정점은 인접 영역과의 위상 정보를 갖고 있는 중요한 요소로 다음과 같이 정의된다.

- I. 4차 정점
 - 4a) P1 P2(P) P3(P) P4(P)가 서로 다른 영역에 포함되는 경우
 - 4b) P P3(P)가 동일 영역이고 P1 P2(P) P4(P)가 서로 다른 영역인 경우.
 - 4c) P2(P) P4(P)가 동일 영역이고 P1 P2(P) P3(P)가 서로 다른 영역인 경우

II. 3차 정점 : 조건 I을 만족하지 않고 아래의 조건을 만족하는 경우

3a) P1 P2(P) P4(P)가 서로 다른 영역인 경우

3b) P P3(P) P4(P)가 서로 다른 영역인 경우

3c) P P2(P) P3(P)가 서로 다른 영역인 경우

III. 2차 정점 : 조건 I, II를 만족하지 않고 아래의 조건을 만족하는 경우

2a) P가 첫번째 횡축의 경우 P4(P)와 P가 서로 다른 경우

또는 P가 마지막 횡축의 경우 P2(P)와 P3(P)가 서로 다른 영역인 경우

2b) P가 첫번째 종축의 경우 P와 P2(P)가 서로 다른 영역인 경우

또는 P가 마지막 종축의 경우 P3(P)와 P4(P)가 서로 다른 영역인 경우

확장된 경계선은 오른쪽 그리고 아래 방향으로 1화소만큼 증가됨으로서 정점의 결정은 왼쪽 위 방향의

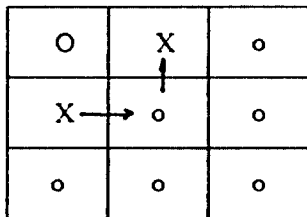
2*2 윈도우에 의해서 결정된다.

② 추적 알고리즘

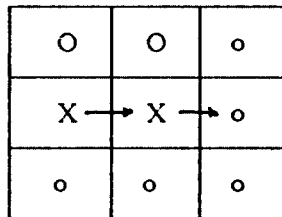
추적은 3*3 윈도우의 국부 정보를 기초로 이루어지게 되며 4-연결성, 반사계방향으로 이루어진다. 추적은 4단계로 구성되는데 첫번째 단계에서는 시작점(staring point)을 추출한다. 영역화소에서 시작점에 대한 정의는 P2(P), P4(P)가 영역 R에 속하지 않는 화소점으로 정의 된다. 두번째 단계는 시작점을 출발하여 폐곡선 형태를 구성할 때 까지 추적을 계속한다.

세번째 단계는 추적 과정에서 발생하는 정점 추출시, 이를 인접 영역과의 위상정보의 보존을 위해서 저장한다. 네번째 과정에서는 위상정보의 저장 과정에서 다른 영역에 의해서 완전히 둘러쌓인 영역에는 정점이 존재하지 않는다는 성질을 이용해서 영역의 포함 관계 정보를 추출, 저장시킨다.

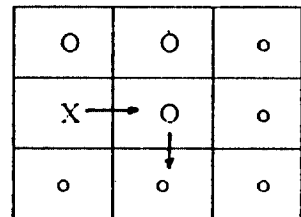
아래 그림 3은 추적 알고리즘이다.



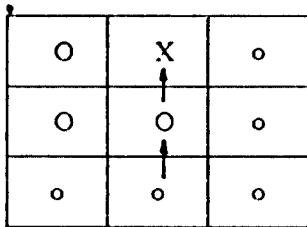
(a)



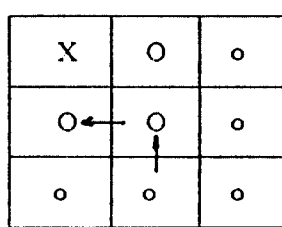
(b)



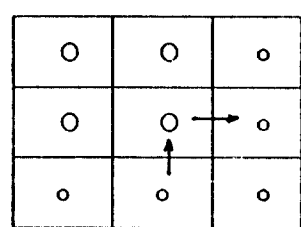
(c)



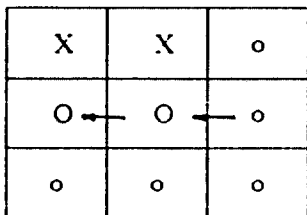
(d)



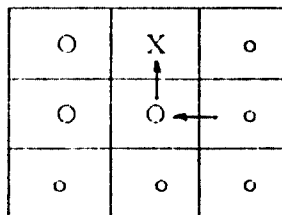
(e)



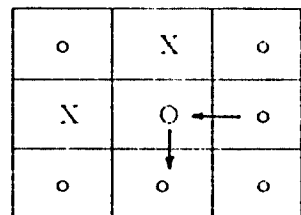
(f)



(g)



(h)



(i)

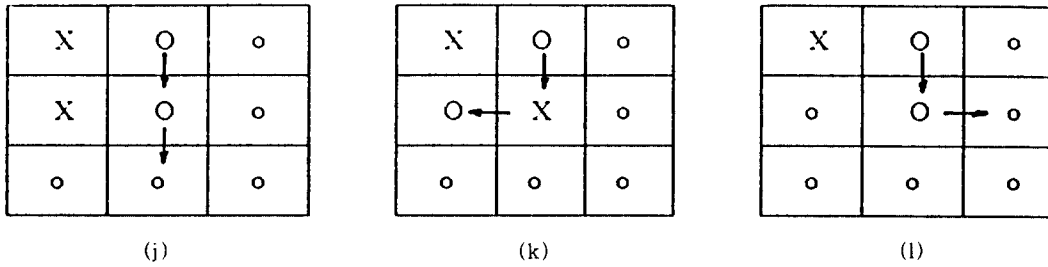


그림 3. 추적 알고리즘
Fig. 3. Algorithm of Tracing

2-1-3. 방향 영상으로 변환(REGDIR)

영상 이해 시스템에서 대상으로 하는 지문 영상은 방향성이라고 하는 특수한 성질을 갖고 있다. 이와 같은 방향성이란 지문을 구성하는 융선(ridge)과 곡 (Valley)이라는 객체는 서로 수평 형태의 방향성을 갖게 된다.

항상 평행을 유지하는 객체에 대해서 방향성분을 추출하게 되면 서로 수직 형태의 방향 성분을 나타내 게 되는 것이다.

① 방향성 추출

영상의 방향정보를 얻기 위해서 원 영상 $P = \{P_{ij} | i, j = 1, 2, \dots, 60\}$ 에서 각각의 화소점에 대해서 31×31 크기의 방향성 윈도우(Directional Window)를 적용하여 방향 D를 구하였다.

이를 위해서 영상을 위에서 아래 방향으로, 좌에서 우측 방향으로 주사시키면서 8-양자화 방향 d 선상의 명암 변동값에 대한 누적값 $V_{ij}(d) (d=0, 1, 2, 3)$ 을 산출한다.

$$V_{ij}(d) = \sum_{r=0}^{12} h(1 P_{ij}(d, r+3) - P_{ij}(d, r) |, \tau) + \sum_{r=0}^{-12} h(1 P_{ij}(d, r+3) - P_{ij}(d, r) |, \tau) \quad (1)$$

여기서 함수 $h(x, \tau)$ 은 $x \geq \tau$ 의 조건을 만족하면 $h=1$ $x < \tau$ 의 조건을 만족하면 $h=0$ 의 값을 갖게 되는 문턱값(Threshold value) 함수이며 $P_{ij}(d, r)$ 는 화소점(i,j)를 중심으로 방사 형태의 방향 d, 거리가 r인 화소의 명암값을 나타내고 명암 누적값의 안정성을 높이기 위해서 각 방향에 대해서 3화소씩 이동시켜면서 누적값을 산출하게 된다.

명암 누적값 $V_{ij}(d)$ 에 의해서 화소점(i,j)의 융선 방향 d_{ij} 및 방향강도 h_{ij} 는 식 (2)와 같이 정의한다.

$$d_{ij} = \{d | \min V_{ij}(d)\}$$

$$h_{ij} = 1 - V_{ij}(d_{ij}) / V_{ij}(d_{ij} + 2) \quad (2)$$

$$d = \{0, 1, 2, 3\}$$

본 방법에서는 누적치가 최소인 부분에 대한 방향을 융선의 방향으로 선택하였으며 융선 방향에 대해서 수직 방향을 이용해서 방향성 강도를 산출하였다.

2-1-4. 특징량 추출(REGFEAT)

특징량 추출은 분할된 영역에 대해서 독립적으로 수행하였으며 명암값 영역과 방향성 영역에서 각각 평균 명암값, 표준편차, 분산을 구했으며, 방향성 영상에 대해서도 동일 변수를 추출하였다. 그리고, 명암값 변동 누적값을 이용하여 방향영상으로 재구성 시켰다.

2-2. 중급 지식원(Intermediate Knowledge Source : IKS)

중급 지식원은 저급 프로시듀어로부터 얻은 지식 원을 이용해서 보다 복잡하고 추상적인 데이터 묘사를 생성시키게 된다.

이와 같은 중급 지식원 추출되는 토큰의 성질에 기초해서 다음과 같이 분류하였다.

1. 특징 베이스 분류 (Feature-Based Classification)
2. 기하학적 토큰 관계성 (Geometric Token Relation)
3. 인지적 조직과 집단화 (Perceptual Organization & Grouping)

2-2-1. 특징 베이스 분류

① 초기 가설 시스템(Initial Hypothesis System : IHS)

분할된 영역에 대해서 통계적인 추정값을 특징에 대한 제한 조건으로 할당시키는 프로시디어를 말한다. 주어진 영역과 객체에 대해서 영역의 특징량과 저장되어 있는 제한 조건 사이의 일치성 정도를 추정하여 주어진 영역에 대한 해석 가능한 모든 가능성에 대해서 초기 신뢰도 추정값(confidence value)를 할당시킨다.

이를 설명하기 위해서 $FR_i(q)$ 를 정합이 이루어 지게 되는 영역 R_i 에 있어서 q 번째 특징량이라 가정하고, $FIx(q)$ 를 객체 I_x 에 대한 q 번째 특징량, $DIx(q)$ 를 객체 I_x 의 q 번째 특징량에 있어서 허용범위라고 가정하면 기본적인 정합과정은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

• 단계 1

객체 I_x 에 대한 각각의 특징량에 대해서 정합 여부에 의해서 $M(K)=1$ 또는 $M(K)=0$ 를 구한다. 즉, q 번째 특징량에 대해서 아래의 식을 만족하는 경우 정합이 이루어졌다고 하고 $M(K)=1$ 이 된다.

$$|FIx(q) - FRi(q)| \leq dIx(q) \quad q=1,2,3,\dots \quad (1)$$

• 단계 2

비 정규화된 신뢰도 추정값은 다음 식 (2)와 같이 정의한다.

$$CRi(Ix) = \frac{\sum_{k \in K} M(k) * WIx(k)}{\sum_{k \in K} WIx(k)} \quad (2)$$

[$K=1,2,3,\dots$
 $W =$ 가중치 함수(Weight function)

• 단계 3

위와 같은 2단계의 처리과정을 분할 영역 전체에 대해서 독립적으로 수행 시킴으로서 영역 R_i 가 객체 I_x 일 가능성을 추정하게 된다.

즉, 신뢰도 추정값 $Cx : C1 C2 C3 \dots Cn$ 와 관련된 객체 $Ix : I1 I2 I3 \dots In$ 가 생성된다.

생성된 가능성을 기초로 신뢰도 추정값을 정규화 시킴으로서 초기 가설을 생성하게 되며 식 (3)이 정규화식이 된다.

$$Cx = \frac{Cx}{\sum Cx} \quad (3)$$

② 검증 시스템(REGVER)

검증과정은 Mackworth와 Shaheen에 의해 제안된 이완법을 이용한 라벨링 처리 과정(Relaxation labeling processing)을 사용하였다.

특정 영역에 대해서 가능성이 있는 가설 사이에 존재하는 경쟁(Competition)을 사용하고, 가설과 관련된 신뢰도 추정치를 갱신시키게 된다.

이 과정은 Zucker의 연속적인 이완법(Continuous Relaxation labeling processing)을 기초로 하였다. 입력은 저급 수준의 특징량을 가지는 분할된 영역과 IHS에 의해서 산출된 신뢰도 추정 값을 사용하여 새로운 신뢰도 추정값을 식 (1)과 같이 정의한다.

$$Ci(Ix) = \frac{Ci(Ix)[1 + \Delta Ci(Ix)]}{\sum Ci(Ix')[1 + \Delta Ci(Ix')]} \quad (1)$$

여기서

$$\left[\begin{aligned} \Delta Ci(Ix) &= \sum_{i \in A} Dij \sum \delta ij(Ix, Iy) * Ci(Iy) \\ \delta ij(Ix, Iy) &= \begin{cases} 1 & \text{If } Ri \text{와 } Rj \text{가 양립성이 존재하는 경우} \\ -1 & \text{If } Ri \text{와 } Rj \text{가 양립성이 존재하지 않는 경우} \end{cases} \\ \text{단, } \sum_{Ix \in I} Ci(Ix) &= 1 \end{aligned} \right.$$

식 (1)을 근거로 용선과 곡에 대해서 식 (2)와 같이 신뢰도 추정값을 갱신시키게 된다.

$$Ci(\text{ridge}) = \frac{C1(\text{ridge})[1 + \sum_{j=1}^n D1j \sum \delta 1j(\text{ridge}, Ix) Cj(Iy)]}{\sum_{Iy} C1(Ix)[1 + \sum_{j=1}^n D1j \sum \delta 1j(Ix, Iy) Cj(Iy)]}$$

$$Ci(\text{valley}) = \frac{C1(\text{valley})[1 + \sum_{j=1}^n D1j \sum \delta 1j(\text{valley}, Ix) Cj(Iy)]}{\sum_{Iy} C1(Ix)[1 + \sum_{j=1}^n D1j \sum \delta 1j(Ix, Iy) Cj(Iy)]} \quad (2)$$

[$n =$ 인접 영역 수
 $D =$ 가중치 함수
 $\delta ij =$ 상관함수

2-2-2. 기하학적 토른 관계(REGREL)

객체 사이에 존재하는 공간적 구조 지식을 추출하

기 위한 과정으로 기존의 cutting 알고리즘에 의한 객체들의 끝점을 활용하는 방법이 제안되었으나, 본 논문의 대상 영상에 대해서는 다음과 같은 장점을 살리기 위해서 즉, 지문 영상은 방향성이라는 특성을 갖기 때문에 이를 기초로 객체 사이의 공간적 구조를 추출하는 것이 효율적이라 판단된다.

영상에 대한 방향을 추출한 후, 여기서 얻어진 결과를 기초로 영상 수직 형태와 수평 형태로 분할하여 공간적 구조 지식을 추출한다. 그림 4의 경우는 수직 형태의 경우 예로서 나타낸 것이며, 식 (1)은 상하 관계, 식 (2), (3)은 좌우 관계를 추출하게 된다.

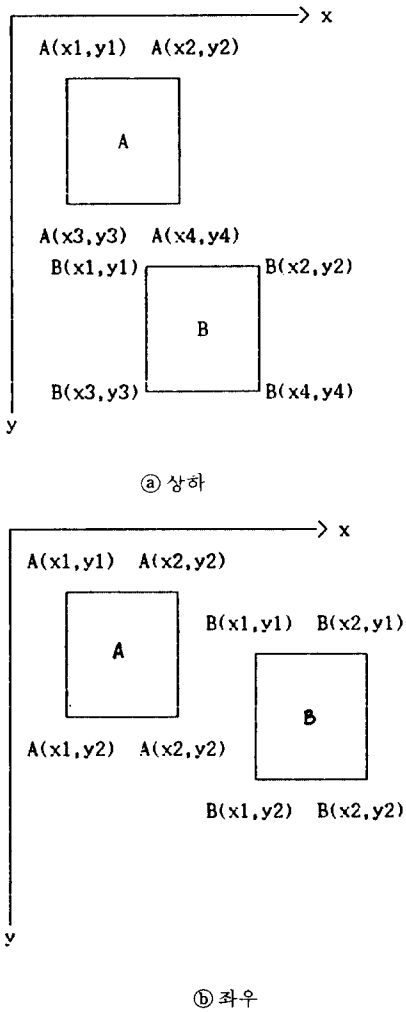


그림 4. 상하 좌우 관계
Fig. 4. Relation of above & blow, Left & Right

$$\begin{aligned} Ay1 &\geq By1 \\ Ay1 &\leq By1 \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{cases} Rab = \{Rmin = d \mid d = 1, 2, \dots\} \\ d = \text{SQR} [(Ax1 - Bx3)^2 + (Ay1 - Bx3)^2 \\ \quad + (Ax2 - Bx4)^2 + (Ay2 - By4)^2] \end{cases}$$

$$\begin{aligned} Axmin &> Bxmin \ \& \ Axnax > BxAvg \ \wedge \\ Bymin &\leq Aymin \ \& \ Aymin < Bymax \ \vee \\ Bymin &< Aymax \ \& \ Aymax \leq Bymax \ \vee \\ Aymin &\leq Bymin \ \& \ Aymax \geq Bymax \end{aligned} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} Axmin &< Bxmin \ \& \ Axnax < BxAvg \ \wedge \\ Bymin &\leq Aymin \ \& \ Aymin < Bymax \ \vee \\ Bymin &< Aymax \ \& \ Aymax \leq Bymax \ \vee \\ Aymin &\leq Bymin \ \& \ Aymax \geq Bymax \end{aligned} \quad (3)$$

$$\begin{cases} RLR = \{Rmin = d \mid d = 1, 2, \dots\} \\ d = \text{SQR} [(Ax2 - Bx1)^2 + (Ay1 - By1)^2 \\ \quad + (Ax2 - Bx2)^2 + (Ay2 - By2)^2] \end{cases}$$

2-2-3. 인지적 조직과 집단화

공간적 관련성과 IHS를 바탕으로 분할 영역을 재구성시키는 역할을 수행하게 된다. 본 과정에서는 공간적 관련성으로서 REGREL에 의한 결과와, 저급 처리 과정에서 추출된 정점을 활용하였다.

즉, REGREL에 의해서 얻어진 Above, Blow, Left, Right, Enclosed, Contained 정보와 인접 영역과의 위상, 정보를 나타내는 정점을 사용하여, 용선과 꼭에 대해서 각각 집단화 시켰다.

III. 모의 실험 및 결과 고찰

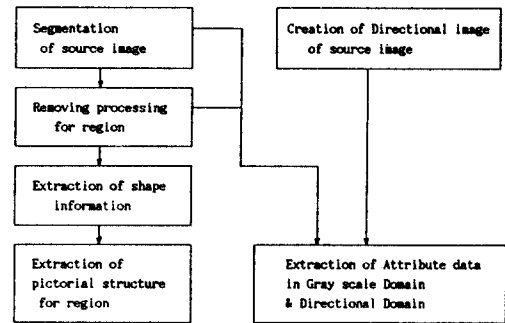


그림 5. 실험 순서도
Fig. 5. Flow chart of processing

3-1. 모의 실험

본 실험 과정에서는 84개의 저하된 60*60*32의 지문영상을 대상으로 C, 어셈블리 언어를 사용하여 모의 실험을 하였다. 전체적인 실험과정에 대한 흐름도를 그림 5에 나타내었으며, 분할처리 과정, 방향 영상 추출 과정, 형태 추출 과정, IHS, REGVER, REGREL 과정 순서로 실험을 수행하였다.

3-2. 결과 고찰

3-2-1. 저급 처리 과정

저급 처리 과정에서 국부적 히스토그램을 사용한 영역 분할 처리 과정은 영상 이해를 위한 지식 베이스 구축에 있어서 가장 기본적인 과정이며 가장 중심이 된다고 판단된다. 실험에 사용되는 지문 영상은 저하된 여러가지 형태의 영상으로서 일반적인 방법을 적용하는 것은 적절치 못하다고 판단된다. 또한 왜곡 현상은 국부적이며 다양하므로 이에 적합한 방법론의 결정은 매우 어렵다고 판단된다.

전 처리 과정에 있어서 위에서 언급한 왜곡을 최소화 하는데 중점을 두고 이완법을 이용하였다. 영상에서 추출될 수 있는 갭 처리(gap)를 효율적으로 하기 위해서 윤곽이 보존되면서 스무딩(smoothing) 효과를 얻을 수 있도록 하였다.

이를 위해서 3*3 윈도우를 기본 처리 영역으로 설정하고 가중치 함수는 0°, 45°, 90°, 135°에 대해서 각각 산출하였으며 상관계수(correlation function)를 경험론적 방법을 사용하였다. (30)에서 사용한 이완법을 기초로 60*60*32 영상을 20*20 크기로 분할하여 적용하였으며, 5회 반복 처리하여 최대 확률값을 갖는 라벨로 영상을 재구성 시켰다. 처리 결과, 명암값이 급격히 변화되는 미세 영역이 제거됨으로서 영상 분할의 효율성이 증가됨을 알 수 있다. 이렇게 처리된 결과 영상을 입력으로 사용하여 분할 처리 알고리즘을 수행하였다.

분할 처리 과정에 있어서 가장 먼저 고려 되어야 할 사항은 부-영역에 대한 크기 문제이다. 히스토그램을 기초로 하는 경우에 있어서 부-영역으로 분할할 때, 영역에 관한 특징량이 손실되는 문제점이 발생하게 된다. 즉, 한 개의 부-영역에 있어서 영역 크기가 큰 영역이 존재하면 부-영역상에 존재하는 미세한 특징량이 송상되는 경우가 발생하게 된다. 이와같이 부-영역화에 있어서 특징량 손실을 보장하기 위해서 본 실험에서는 처리 기본 단위로 부-영역의 크기를 16*16으로 설정하고 인접 경계부분에 대해서 25%인 4

*4를 확장하여 20*20 크기의 부-영역에 대해서 히스토그램을 구함으로서 보상 처리를 수행하였다. 또한 초기 클러스터(첨두)를 구하기 위해서, 3개의 변수를 사용하게 되는데 첫째, 첨두-높이는 분할 영역의 크기에 관련되는 것으로 본 실험에서는 식 (1)과 같은 문턱값을 사용하였다. Th=2 보다 작은 영역은 독립된 특징량으로 추출되지 않도록 하였으며, 이를 갭으로 판단, 제거시켰다. 둘째, 첨두-거리에 대한 문턱값으로 Td=2로 설정하였다. 이것은 저하된 영상의 영역화 과정에서 가장 민감한 영향을 갖고 있는 변수이다. 이 변수는 명암값 차가 2이하인 경우에 대해서는 동일 영역으로 집단화가 이루어지게 되는 것이다. 지문 영상에서 꼭 부분과 융선을 이루는 부분의 명암값은 일반적으로 10-17사이이다. 그 결과 첨두 식(1)은 3개의 문턱값을 나타내고 있다.

$$\begin{aligned} \text{첨두-높이} &\leq Th (5) \\ \text{첨두-거리} &\leq Td (2) \\ \text{첨두-곡률} &\leq Tr (1.0) \end{aligned} \quad (1)$$

이렇게 9개의 부-영역에 대해서 초기 클러스터를 추출한 후, 부-영역화 과정에서 보상되지 않은 미세 특징량을 보상하는 클러스터 추가 처리 과정이 수행된다. 클러스터의 추가 처리 과정은 처리하고자 하는 영역에 대해서 상하좌우 4개의 인접하는 부-영역에 대해서 독립적으로 수행하는 것을 기본으로 한다. 처리하는 영역에 대한 클러스터 집합과 인접 부-영역에 대한 클러스터 집합사이에 정합 처리 과정을 수행하고자 할 때, 식 (2)와 같이 문턱치를 사용하게 된다.

$$\begin{aligned} \text{PR에 대한 클러스터 특징량} \\ \text{- 인접 영역에 대한 클러스터 특징량} &\leq Th \end{aligned} \quad (2)$$

여기서 Th는 2로 설정하였으며 식(2)을 만족하는 후보 클러스터에 대해서 추가 처리를 수행하였다. 추가 처리 과정에서도 식(1)과 유사한 문턱값을 사용하게 되는데, Th=5, Td=1, Tr=0.05로 설정하였다. 이와 같이 문턱값을 초기 선택 과정과 다르게 설정한 것은 추가 과정에서 생성되는 영역은 매우 미세한 특징량의 영역이기 때문이다. 이와 같은 추가 과정을 나타낸 것이 그림 6이며 표 1에는 1차, 2차 추가 처리 과정에서 3-변수의 상태 흐름을 나타내었다.

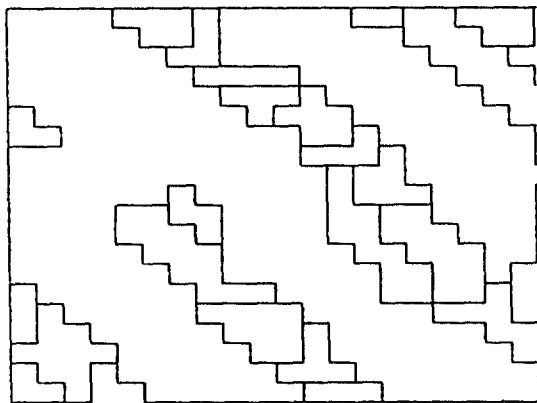
표 1에서와 같이 2차 추가 처리과정의 결과를 최종 분할 결과 영상으로 획득하였다. 표 1에서와 같이 본

21	19	13	10	13	19	19	21	21	21	19	19	19	19	19	21	21	21	21
21	19	19	10	8	10	19	19	21	21	19	13	8	7	10	19	19	21	21
21	21	19	13	10	8	10	19	21	21	19	19	10	8	8	13	19	21	21
21	21	21	19	13	10	13	19	21	21	21	19	19	13	10	13	19	21	21
21	21	21	21	19	19	19	19	19	21	21	21	21	21	19	19	19	19	21
21	21	21	21	19	19	19	19	19	21	21	21	21	21	19	19	19	19	21
19	21	21	21	21	19	13	10	13	19	21	21	21	21	19	13	13	19	19
13	19	19	21	21	21	19	10	10	19	19	21	21	21	19	13	10	13	19
8	13	19	21	21	21	19	13	10	13	19	21	21	21	21	19	13	19	19
8	10	19	21	21	21	21	21	19	19	19	21	21	21	21	21	21	21	21
8	10	19	19	21	21	21	21	21	19	19	21	21	21	21	21	21	21	21
19	13	13	19	21	21	21	21	19	19	13	13	19	21	21	21	21	19	19
19	13	10	19	19	21	21	21	21	19	8	8	13	19	21	21	21	21	19
21	19	13	13	19	21	21	21	21	19	13	10	13	19	19	21	21	21	21
21	19	19	13	19	19	21	21	21	21	19	13	10	10	19	21	21	21	21
21	21	21	19	19	21	21	21	21	21	19	13	13	19	19	19	21	21	21
21	21	21	19	19	19	19	21	21	21	19	19	13	13	13	19	19	21	21
21	21	21	21	19	13	13	13	19	21	21	21	19	13	10	8	8	13	19
21	21	21	21	19	19	10	10	13	19	21	21	21	21	19	10	8	8	10
19	19	21	21	21	19	10	8	8	13	19	21	21	21	19	19	8	8	13

(a) 초기 클러스터에 의한 영역과 결과

21	19	13	10	13	19	19	21	21	21	19	19	19	19	19	21	21	21	21
21	19	19	10	8	10	19	19	21	21	19	13	8	8	10	19	19	21	21
21	21	19	13	10	8	10	19	21	21	19	19	10	6	6	13	19	21	21
21	21	21	19	13	10	13	19	21	21	21	19	19	13	10	13	19	21	21
21	21	21	21	19	19	19	19	19	21	21	21	21	21	21	19	19	19	21
21	21	21	21	19	19	19	19	19	21	21	21	21	21	21	19	19	19	21
19	21	21	21	21	19	13	13	13	19	21	21	21	21	19	13	13	19	19
13	19	19	21	21	21	19	10	10	19	19	21	21	21	19	13	10	13	19
8	13	19	21	21	21	19	13	10	13	19	21	21	21	21	19	13	19	19
8	10	19	21	21	21	19	19	19	21	21	21	21	21	21	21	21	21	21
8	10	19	19	21	21	21	21	21	19	19	21	21	21	21	21	21	21	21
19	13	13	19	21	21	21	21	19	19	13	13	19	21	21	21	21	19	19
19	13	10	19	19	21	21	21	21	19	8	8	13	19	21	21	21	1	19
21	19	13	19	19	21	21	21	21	19	13	10	13	19	19	21	21	21	21
21	19	13	13	19	19	21	21	21	21	19	13	10	10	19	21	21	21	21
21	21	21	19	19	21	21	21	21	21	19	19	13	19	19	19	21	21	21
21	21	21	19	19	19	19	21	21	21	19	19	13	13	13	19	19	21	21
21	21	21	21	19	19	10	10	13	19	21	21	21	21	19	10	6	8	13
19	13	21	21	21	19	10	6	8	13	19	21	21	21	19	19	8	8	13

(b) 1차 추가 처리 결과



(c) 2차 추가 처리 결과

그림 6. 초기 클러스터 생성과 1차, 2차 추가 처리 결과
Fig. 6. Selection of initial cluster and 1's 2's Addition processing

알고리즘의 장점은 영역 분할과정에서 발생하는 미세한 특징량의 손실이 추가처리 과정에서 보상되는 것을 확인할 수 있으며 0×0 의 부-영역에 있어서의 초기 영역이 5개 (8,10,13,19,21)가 생성되었으나 1차에서 6개(6,8,10,13,19,21), 2차에서 7개(6,8,10,13,15,19,21)의 영역이 추출됨으로서 2개의 미세 특징량 이 보상됨을 확인할 수 있다. 분할 영역에서 나타난 것과 같이 본 실험에서는 가능한 최대의 영역화를 달성할 수 있도록 하였다. 분할 영역의 수는 일정하지 않지만 일반적으로 150개 전후로 나타났으며 분할 영역 각각에 대해서 다음의 처리 과정을 수행하였다.

다음은 명암값 영상에 대한 방향성 영상으로의 변환 과정과 특징량 추출에 대해서 설명한다. 변환 과정에 사용되는 방향성 원도우는 31×31 크기를 사용하였는데 이것은 용선과 곡이 평행하다는 지문 영상의 기본적 특성을 보존하기 위해서며, 또한 명암 변동 누적값을 구하는데 있어서 3화소 만큼을 이동시키면서 구하는 과정은 변동 누적값의 안정성을 위한 것이다. 그리고 τ 함수는 문턱값 함수로서 가장 중요한 변수이며, 방향성 영상의 재구성에 대해서 가장 영향을 받게 된다.

본 실험에서는 $\tau=2$ 로 설정하였는데 이것을 경험적 실험 자료에 근거한 것으로 용선과 곡을 이루는 화소의 명암값 차가 2를 초과하는 경우를 서로 다른 영역으로 판정하여, 명암 변동 누적값을 산출하였다. 이때 방향성은 4-방향성을 사용하였다.

방향성 변환 영상에 대한 결과 영상이 그림 19에 나타났으며 ㉔는 방향 부호 영상이며 ㉕는 최소명암 변동 누적값 영상을 나타냈다. 여기서 ㉔와 경우는 명암 변동이 최소인 방향에 대해서 라벨링 처리된 영상이며, ㉕는 최소 명암 변동 누적값으로 재구성시킨 방향성 영상이다. 또한 표 2는 방향 영역과 명암값 영역에 대한 특징량을 산출한 것이다.

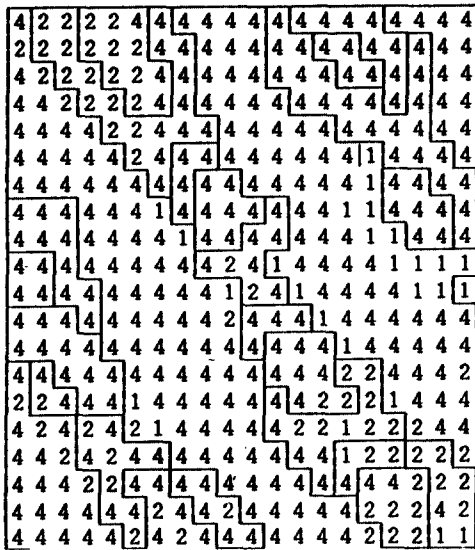
그림 7에서 알수 있듯이 영상의 영역을 변환 시킴으로서 - 첫째, 곡과 용선을 나타내는 영역이 방향에 따라서 일정하게 나타난다. 둘째, 용선과 곡의 영역이 중첩되는 형태로 나타난다. 그리고 각각의 영역은 스므딩 현상이 발생된다 - 는 결론을 얻을 수 있다.

표 1. 영역에 대한 3-변수

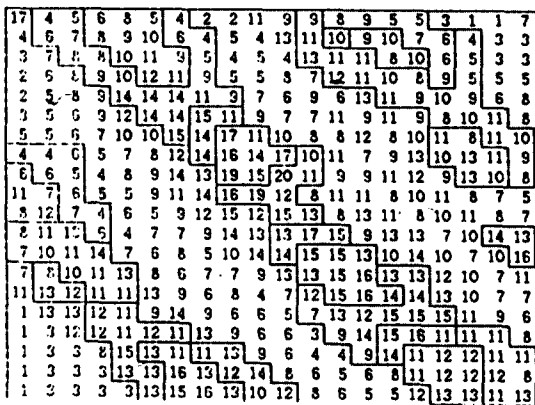
Table 1. 3-parameter of region

(높이: 개, 거리: 명암값 차, 울: 백분율)

	초기 클러스터				1차 추가 처리결과				2차 추가 처리결과			
	첨두	높이	거리	울	첨두	높이	거리	울	첨두	높이	거리	울
0×0	8	14	2	1.08	6	3	2	0.43	6	3	2	0.43
	10	23	3	1.21	8	14	2	1.08	8	14	2	1.08
	13	26	6	1.37	10	23	3	1.21	10	23	3	1.21
	19	52	2	1.02	13	26	6	1.37	13	26	2	1.37
	21	134	2	2.63	19	52	2	1.02	15	8	4	0.30
					21	134	2	2.63	19	52	2	1.02
									21	134	2	2.63



㉑ 방향 부호를 이용한 방향 영상



㉒ 명암 변동 누적값을 이용한 방향영상

그림 7. 방향 영상

Fig. 7. Directional image

표 2에서 대표 라벨은 영역을 구성하는 모든 화소에 할당된 명암값을 나타내며 영역의 크기를 화소 수로 나타내었다. 방향성 영역의 평균값을 보면 용선을 구성하는 영역과 곡을 구성하는 영역사이에는 45이상(방향 코드 1)의 차를 나타내고 있다. 방향 코드값이 "3"인 영역에 대해서 인접하는 영역은 "1"의 방향 코드값을 가지게 된다. 또한 명암값 영역에서 대표라벨과 평균 명암값을 비교하면 쉽게 용선과 곡부분을 추출할 수 있다. 즉 그림 8의 ㉑㉒에서 영역 2, 3, 20, 22, 38과 영역 91, 95, 98, 110, 113, 130등은 용선을 나타낸다.

이같은 지식은 중급 지식원을 구축하게 되며, 추론 지식원으로 사용하게 된다.

다음은 형태 추출 과정인 contour 추적 알고리즘에 대해서 설명한다. 추적 알고리즘에서 시작점의 설정은 종래의 방법과 동일하며, 차이점은 시작점을 기준으로 반드시 코드 6번 방향으로 추적을 시작하며 4-연결성, 반-시계 방향으로 추적을 하였다.

본 알고리즘은 확장된 경계화소에 대해서 수행되기 때문에 정점으로 판정되는 경계화소는 2,3,4회 발생되며 그리고 추적 과정에서 추적이 종료된 영역 또는 경계화소에 대한 라벨링 과정이 없기 때문에 동일 영역에 대해서 복수의 추적이 수행될 가능성이 존재한다. 이같은 문제점을 방지하기 위해서 2가지 방법을 사용하였는데 첫째는 모든 영역에 대해서 방향 코드 "6"번으로 추적을 시작하고 반-시계 방향으로 추적을 수행하였으며, 둘째로 추적이 완료된 영역의 좌표 데이터를 이용하여 동일 영역 여부를 판정하였다.

추적 과정의 종료는 추적이 매 단계에서 시작점과 동일 여부를 이용하였으며, 전체 영상에 대해서 추출된 영역이 150개를 전후하므로 동일 영역의 중복 추적 과정을 제거하기 위한 처리는 경계화소에 대한 시

표 2. 각 영역에 대한 특징량

Table 2. Feature value of each region

영역	명암 영역			방향성 영역			영역	명암 영역			방향성 영역		
	대표값	평균	화소수	평균값	표준편차	대표값		평균	화소수	평균값	표준편차		
1	21	17.6	1105	3.41	1.08	16	13	12.4	9	4.0	49.45		
2	19	17.6	21	2.95	26.62	17	13	12.9	5	3.2	70.20		
3	10	12.8	11	2.54	37.90	18	12	13.0	12	3.5	42.39		
4	19	18.3	24	4.0	25.08	19	9	12.7	6	3.33	63.12		
5	15	14.9	8	4.0	46.02	20	15	13.3	4	4.0	81.63		
6	12	12.0	6	4.0	54.68	21	12	13.5	5	4.0	70.80		
7	8	13.2	15	2.4	32.79	22	10	12.2	7	4.0	57.93		
8	21	16.5	48	3.2	17.99	23	13	14.6	7	4.0	58.09		
9	12	13.5	5	3.2	62.67	24	5	8.3	11	2.54	45.13		
10	20	16.9	231	3.0	8.37	25	19	15.6	9	4.0	50.54		
11	13	11.7	4	3.5	78.21	26	19	16.6	8	3.5	54.24		
12	17	15.2	41	3.5	21.46	27	8	9.8	5	4.0	71.91		
13	6	12.8	27	4.0	26.99	28	17	16.6	14	3.42	39.98		
14	6	9.7	4	4.6	80.35	29	13	12.0	3	3.33	102.33		
15	9	11.9	11	3.27	44.09	30	8	13.1	9	2.66	51.22		

작점 설정과정에 있어서 1개의 종축에 대한 추적이 완료될 때마다 수행되었다.

이와 같이 추출된 체인코드를 사용하여 위에서 아

래로, 좌측에서 우측 방향의 영역에 대해서 순차적으로 영역의 수를 라벨로 할당하였다. 라벨링 된 결과 영상이 그림 8이며, 그림 8에 대한 체인 코드데이터를 나타낸 것이 표 3이다.

라벨링 처리 과정에서는 각 영역에 대한 체인 코드 데이터에서 x-축, y-축 방향의 최대 최소값을 구하여 y-축 최대, 최소 범위와 x-축 최대, 최소 범위를 조합하여 라벨링 처리 범위를 설정하였다.

이것은 전체 영상에는 동일 명암값을 갖는 영역이 다수 존재하기 때문에 이를 분리된 영역으로 각각 라벨링하기 위한 것이다.

그러나 확장된 경계화소는 오른쪽 방향 그리고 아래쪽 방향으로 1화소 만큼 증가되는 성질을 갖고 있기 때문에 수직 방향 또는 수평 방향으로 1개의 종축 또는 횡축을 사이에 두고 1개의 동일 영역이 2개로 분리되는 문제가 발생된다. 이같은 문제는 확장된 경계화소에 대한 정의 과정에서 1화소 만큼씩 증가 시키기 때문이다.

이같은 문제를 제거하기 위해서 본 실험에서는 라벨 영상에 대한 재 주사(re-scanning) 과정을 수행함으로써 해결하였다.

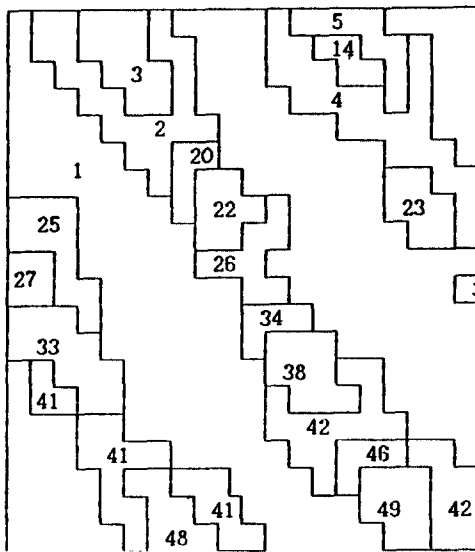


그림 8. 라벨 영상

Fig. 8. Labelling image

표 3. 영역에 대한 체인 코드
Table 3. Chain code for region

領域	체 인 코드
1	0 0 666666 666006 660666 660666 060666 606066 606424 424242 242424 422422 422446 666666 606446 666666 666666 666666 606066 600644 242424 466666 666066 606066 064424 424446 666666 600000 000000 000000 022424 242240 666022 222222 202222 220242 424242 200022 222222 442020 002224 242066 666066 000000 206000 222224 424242 424242 422424 242444 446442 244444 466066 666066 442422 442424 222444 466666 666066 646442 424242 242424 244
2	0 1 666666 666066 600220 224224 244666 642424 2444
3	0 3 666666 666002 242444 4
4	0 11 666666 606666 066666 022242 422244 644242 4244
5	0 12 666000 666602 224244 444
6	0 22 666666 002244 44
7	0 29 666666 666000 224242 24444
8	0 32 666666 666066 666666 002222 202242 242424 444444
9	0 38 666666 002224 44
10	0 40 666666 666644 466666 666666 666000 224066 666000 002266 666020 022022 222422 424242 242424 244664 242422 444444
11	0 46 666666 022024 44
12	0 48 666666 666666 666666 666666 022224 424242 242266 002022 244444 466424 4444
13	0 52 666666 666666 666666 222242 242424 22444
14	1 13 666666 002242 44
15	1 47 666666 600020 242424 4
16	1 58 666666 666666 222242 4
17	2 40 666666 002022 4244
18	4 34 666666 600266 666666 222242 424244
19	4 41 666666 000242 4244
20	5 7 666666 022024 44
21	5 24 666666 002244 44
22	6 8 666666 002024 2444
23	6 16 666666 000224 2444
24	6 33 666666 600022 242424 4
25	7 0 666666 666666 222224 444
26	7 11 666666 666666 022224 4
27	8 0 666666 002242 44
28	8 51 666666 666666 002242 242024 2444
28	9 44 666666 202244
30	10 35 666666 666666 242424 4

3-2-2. 중급 처리 과정

중급 처리과정에서는 초기 가설 시스템, 영역 검출 시스템이 중요한 요소로 판단되며, 먼저 영역 관계 시스템(REGREL)에 대해서 설명한다.

영역 관계 시스템에서는 영역 사이에 존재하는 구조적 위상 정보를 추출하는 것으로 본 실험에서는

- ① 위쪽에 존재하는 영역 (ABOVE)
- ② 아래쪽에 존재하는 영역 (BLOW)
- ③ 좌측에 존재하는 영역 (LEFT)
- ④ 우측에 존재하는 영역 (RIGHT)
- ⑤ 포함 영역 I. (ENCLOSED)
- ⑥ 포함 영역 II. (CONTAINED)

등으로 거리 함수(Distance function)를 판정함수로 사용하여 분류하였다.

실험은 전후 영역 추출, 좌우 영역추출, 포함관계, 그리고 합병 과정에서 사용하게 될 각 영역의 좌표 데이터 추출과정 순서로 수행하였다.

상하 영역에 대한 구조정보 추출과 합병 과정에서 사용하게되는 좌표 데이터의 추출과정은 지문영상이 갖고 있는 특수한 성질에 기초를 두고있다. 지문영상은 융선과峪으로 구성되어 있으며 서로 평행을 유지하면서 항상 쌍으로 존재한다.

본 실험에서는 그림 9 ㉔와 같은 주사 방법으로 4개의 좌표 데이터를 설정하였다.

이와 같은 주사 방법에 의해서 4개의 좌표 데이터를 설정하는 것은 융선을 이루는 영역과 곡을 구성하는 영역사이에는 평행하고 위쪽 영역과 아래쪽 영역이 인접되는 형태를 취하는 것이 일반적인 성질이므로 종래의 cutting 알고리즘을 사용하는 경우 영역이 중첩됨으로서 오 정보 추출 가능성이 높다.

또한 영역의 크기가 상대적으로 큰 경우에는 처리 영역에 대한 거리함수의 신뢰도가 저하되는 문제점을 발생시키게 된다. 이를 나타낸 것이 그림 10 ㉔㉕이다.

좌우 영역에 대한 정보를 추출하는 과정에 있어서는 융선을 이루는 영역에 대해서 중점적으로 추출을 할 수 있도록 상하 영역의 추출 과정과는 다른 방법을 적용하므로써 융선을 구성하는 영역에 대해서 중점적으로 좌우 정보를 표현하였다.

즉, 융선과 융선 사이에는 일정 거리의 곡 부분을 이루는 영역이 존재하게 된다. 이렇게 존재하는 곡 부분에 관한 인접 정보는 마지막 인접 영역 정보 추출 과정에서 얻었으며 좌측과 우측에 존재하는 영역 정보를 얻기 위해서 그림 9 ㉕와 같은 주사 방법을 사용하였다. 영역에 대해서 끝점을 이용해서 4개의 좌표 데이터를 설정하고, 이를 기초로 거리함수를 적용하였으며 이를 그림 11에 나타내었다. 여기서 영역 7번과 6번 사이에는 영역 4번이 존재한다. 그래서 본

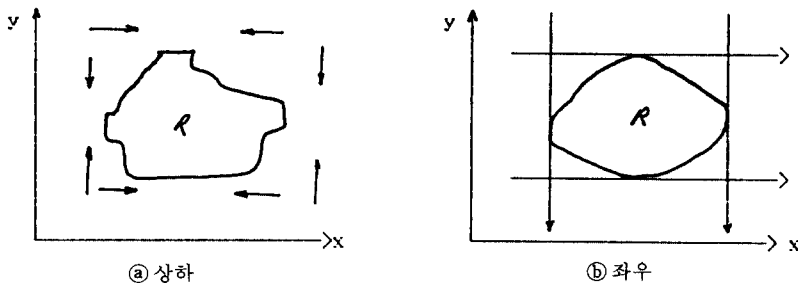


그림 9. 주사 방법
Fig. 9. Method of scanning

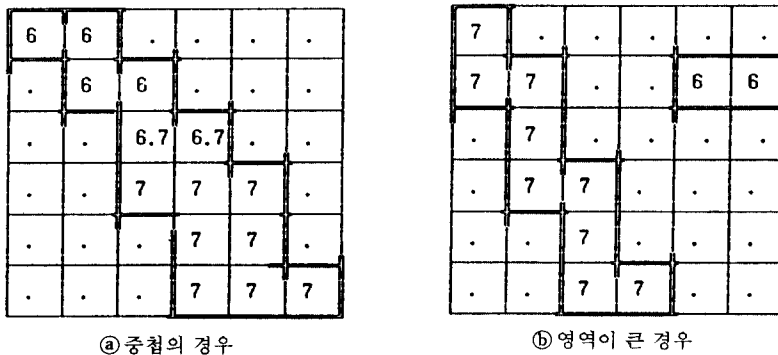


그림 10. 오 정보 추출 예
Fig. 10. Example of error

방법에서는 4번 영역을 7번 영역에 대해서 우측 영역으로 추출하지 않고 인접 영역으로 추출하면서 6번 영역을 우측 영역으로 추출 시킨다.

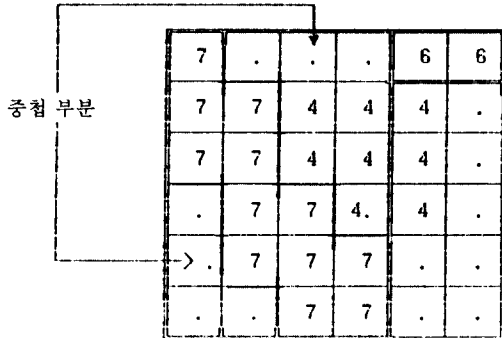


그림 11. 좌우 영역 정보 추출
Fig. 11. Extraction for Left & Right Region

다음은 포함 영역 I (ENCLOSED), 포함 영역 II (CONTAINED)에 관한 것으로 이것은 지문 영상의 특징 양으로 매우 중요한 의미를 갖고 있다.

ENCLOSED 영역이 용선을 구성하는 영역일 경우에는 인접하는 용선 영역이 분기점을 이루고 있게 되며, 곡인 경우에는 쌍을 이루는 용선 영역이 분기점을 이루게 된다.

이것은 곡을 구성하는 영역에 대해서도 동일하다. 결론적으로 ENCLOSED 영역이 용선을 구성하는 경우 CONTAINED 영역은 분기점을 갖는 곡이 되며, 본 실험에서는 2가지 특징량을 구별하기 위해서 영역 사이의 접속 관계를 나타내는 정점을 사용하여 2개의 영역과의 접속관계는 "21", 3개의 접속 관계는 "31", "32", "33", 4개의 영역과의 접속 관계는 "41", "42", "43"으로 나타내었다.

여기서 2개의 영역사이의 인접관계는 프레임 영역에 대해서만 언어지게 되며, ENCLOSED, CONTAINED 영역사이의 경계부분에는 어떠한 정점도 존재하지 않는다는 성질을 이용하였다.

이를 나타낸 것이 그림 12이다.

표 4에는 영역 정보를 나타낸 것이며, 합병과정에 사용하게 된다.

표 4에서 좌우에 인접 영역이 존재하지 않거나 상하의 인접 영역이 존재하지 않는 영역에 대해서 추론

과정에서 추론이 시작되는 영역으로 사용된다. 즉, 위쪽 방향에 인접 영역이 존재하지 않는 경우의 영역에서 추론이 시작되어 아래쪽 인접 영역이 존재하지 않는 영역과 쌍을 구성하여 추론 과정을 수행하게 된다. 또한 인접 영역의 수가 4를 초과하는 경우에는 곡부분으로 판정된다.

다음은 초기 가설 시스템(IHS)에 대해서 설명한다. 초기 가설 시스템에서 객체는 2가지로 분류하였다.

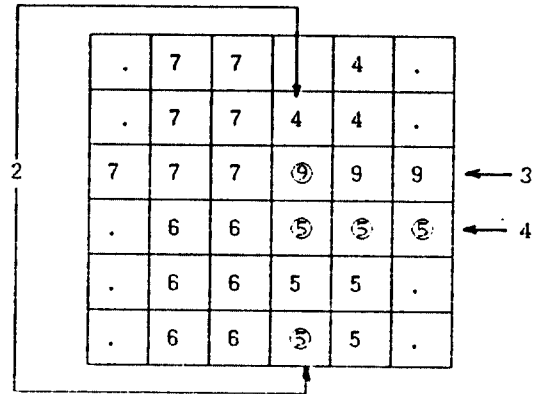


그림 12. 정점
Fig. 12. Vertex point

용선, 곡영역으로 분류하였다. 또한 이때 사용된 특징량 $q=3$ 으로 설정하였으며 가중치 함수는 실험 결과를 기초한 경험론적 방법으로 설정하였으며, 용선과 곡부분에 대해서 독립적으로 수행하였다. 검증 시스템의 경우에도 가중치 함수를 경험론적 방법으로 설정하여 실험하였다.

IV. 결 론

본 논문은 지식 베이스 영상 이해 시스템 구현을 위한 저급, 중급 지식원 추출에 관한 것으로서 저급 수준에서는 자료 지향형으로 방향 특징량, 형태특징, 명암값 영역에 대한 특징을 추출하였으며, 중급 지식원으로는 저급 프로시듀어에서 얻은 여러 형태의 지식원을 이용하여 특징량 베이스 분류 시스템, 토른 관계 시스템, 토른 검증 시스템을 구현함으로써 기존의 방법론과 비교해서 다양한 형식의 지식을 활용할 수 있었으며 영상 이해에 효과적으로 사용하였다.

표 4. 位相 情報
Table 4. Pictorial information

領域	ABO	BLO	LET	RIT	CLO	CON	Neighborhood					領域	ABO	BLO	LET	RIT	CLO	CON	Neighborhood				
1	.	.	.	75	.	21	2	4	5	6	7	16	13	28	15	.	.	.	12	13	.	.	
2	.	22	.	4	.	.	1	3	20	.	.	17	9	29	7	15	.	.	8	9	10	19	
3	.	20	.	5	.	.	2	18	7	30	21	17	.	.	1	7	8	24	
4	.	35	2	6	.	.	1	5	14	23	.	19	17	29	8	12	.	.	8	10	17	.	
5	.	23	2	6	.	.	4	14	1	.	.	20	2	26	.	4	.	.	1	2	22	.	
6	.	21	5	9	.	.	1	21	6	24	4	8	1	.	.	1	.	.	
7	.	18	6	9	.	.	1	8	18	.	.	22	20	34	.	4	.	.	1	20	26	.	
8	.	39	21	19	.	.	7	9	17	18	19	23	5	35	26	18	.	.	1	4	.	.	
9	.	17	7	11	.	.	8	10	17	.	.	24	7	30	4	12	.	.	1	18	30	.	
10	.	63	18	.	.	.	9	11	12	15	17	25	2	33	.	26	.	.	1	27	33	.	
11	.	19	9	.	.	.	10	12	15	.	.	26	22	34	25	23	.	.	1	22	34	.	
12	.	53	19	.	.	.	10	11	13	15	16	27	25	33	.	26	.	.	25	33	.	.	
13	.	32	15	.	.	.	12	16	.	.	.	23	15	52	37	.	.	.	10	32	.	.	
14	5	23	3	7	.	.	4	5	.	.	.	29	19	36	8	12	.	.	10	31	.	.	
15	11	28	17	13	.	.	10	11	12	.	.	30	24	54	35	40	.	.	1	24	.	.	

참 고 문 헌

1. T.Binford, "Survey of model-based image analysis systems," Intern.J.Robotics Res.1, 18-64, 1982.
2. R.Brooks, "Symbolic reasoning among 3-D models and 2-D image," Artificial Intelligence 17: 285-348, 1981.
3. J.B.Burns, A.R.Hanson and E.M.Riesman, "Extracting straight line," IEEE Trans.PAMI-8 (4), pp.425-455, July 1986.
4. L.D.Erman, F.Hayes-Roth, V.R.Lesser, and D. R.Reddy, "The Hearsay-II Speech-Understanding system: Integratin Knowledge to resolve uncertainty," Computing Surveys 12: 213-253, June 1980.
5. J.D. Foley and A. Van Dam, Fundamentals of Iterative Computer Graphics, Addition-Wesley: MA, 1982.
6. A.R.Hanson and E.M.Riseman, "VISION: A computer system for interpreting scenes," In Computer Vision Systems, Hanson and Riseman(eds.) Academic Pree: New York, 1778.
7. B.Hayes-Roth, "A blackboard architecture for central," Artificial Intelligence 26(3): 250-321, July 1985.
8. D.M.Mckeown Jr., W.A.Harvey, Jr., and J.

- McDermott, "Rule-based interpretation of aerial imagery," IEEE Trans. PAMI-7(5): 570-585, 1985.
9. P.A.Nagin, A.R.Hanson and E.M.Riseman, "Studies in global and local histogram-guided relaxation algorithms," IEEE Trans. PAMI-7 (5): 263-277, 1985.
10. A Rosenfeld et. al. "DIALOG-Expert vision systems: some issues," computer vision and graphios and Imge Processing 34, 99-117, 1986.
11. C.Weems, S.Leviten, A.Hanson, E.Riseman, D.Shu, G.Nash, "The Image Understanding Architecture," computer vision 2(3) January 1989.

郭 允 植:18권 1호 참조

李 大 學:18권 1호 참조