

# 특징점의 수를 제약조건으로 하는 선도형의 특징점 검출 기법

서 원 찬<sup>†</sup>

요 약

본 논문에서는 디지털 선도형의 특징점 검출의 새로운 기법을 제안한다. 이 기법은 구하려는 특징점의 수를 특징점 검출에 앞서 규정하고, 이를 제약조건으로 하여 주어진 윤곽선 도형 상의 점으로부터 특징점을 검출하는 기법이다. 특징점 검출은 주어진 윤곽선 도형과 특징점으로 구성되는 근사 선도형과의 유사도를 나타내는 목적함수를 극소화함에 의하여 행하여진다. 목적함수에 제약조건으로부터 구하여지는 페널티함수를 첨가한 확장 라그랑지함수를 생각하여, 이의 해법으로 페널티승수법을 이용한다. 이때 확장 라그랑지함수의 극소화는 부분문제 분할에 의한 국소탐색법에 의하여 연산이 가능함을 보인다.

본 기법은 구하려는 특징점의 수를 제약조건으로 하여 주어진 윤곽선 도형 상의 전체의 점으로부터 특징점 검출이라는 방식을 취하므로, 다양한 크기의 특징으로 구성되어 있는 도형 및 이의 상사도형에 대하여도 안정된 특징점 검출이 가능하다는 장점을 가지고 있다. 몇 개의 도형을 이용한 실험을 통하여 기존의 기법들과 비교·평가하여 제안 기법이 특징점 검출에 적절한 기법임을 검증하고 있다.

## Dominant Point Detection Algorithm on Digital Contours with Constrained Number of Points

Won Chan Seo<sup>†</sup>

ABSTRACT

An algorithm for detecting dominant points on a digital contour is proposed. The algorithm detects the dominant points from the given contour with the given number of points as a constraint condition, on the basis of the principle of the top-down approach. The dominant points are detected by minimizing the object function that presents the similarity between the given contour and the approximated polygon drawn by connecting the dominant points of candidate. The penalty multiplier method is applied to minimize the augmented Lagrangean function which is made by adding the penalty of the constraint condition to the object function. On the minimization, a local searching method by the partial problem division is considered, and it is clarified that the reasonable solution is obtained by the method.

The proposed algorithm has a merit that the dominant points can be detected exactly and stably even for the digital contour composed of multiple-scale features and the similar contours, because it detects them on considering the property of a whole figure of the given contour. It is confirmed that the proposed algorithm is more excellent than other previously proposed algorithms by the comparison and the evaluation through the experiment on using typical digital curves.

<sup>†</sup> 정 회 원: 부경대학교 산업과학기술연구소 특별연구원  
논문접수: 1997년 3월 13일, 심사완료: 1997년 8월 27일

## 1. 서 론

특징점은 디지털 도형 상에서 그 도형의 중요한 형상 정보가 집중되어 있는 점이다. 이러한 특징점의 개념은 형상 인식, 운동 추정 등의 많은 응용 분야에 적용되고 있다[1, 2, 3, 4, 5].

특징점 검출 기법으로서 현재까지 많은 기법이 제안되어 있으며, 이들 기법들은 주어진 도형(원도형)의 윤곽선 상에서 정의되는 이산곡율에 의하여 특징점을 결정하고 있다[6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13]. 이 때문에 기존의 많은 연구가 이산곡율의 직접 측정법이나 이를 위한 시야의 크기(국소적 형상과 대국적 형상의 특징을 구별하기 위한 기준)의 설정에 관한 것에 집중되어 있다. 시야의 크기는 구하려는 곡율의 국소성을 최소 단위로 규정하는 것으로 대부분의 기존 기법들은 이 시야의 크기를 제어하기 위하여 그 기법에 의존한 1개 이상의 파라미터를 설정하여야만 한다. 이들 파라미터의 적절한 설정에는 경험과 반복 실험이 필요하게 된다. 더욱이 처리하는 디지털 선도형이 비교적 단순하며 단일의 시야 크기로 취급할 수 있다면 이에 대응하는 입력 파라미터도 존재할 것이며 이의 적절한 설정도 가능하지만, 다양한 크기의 특징을 가지는 경우에는 적절한 파라미터의 존재 자체가 의문이 된다.

Teh와 Chin은 시야의 크기를 지지영역(region of support)이라 부르고 도형 윤곽 상의 각 부분에 대한 지지영역을 적용적으로 결정하는 비파라미터 기법을 제안하고 파라미터 선정의 문제를 어느 정도 극복하고 있다[6]. 그러나 이 방법도 단일의 시야 크기를 가정하여 지지영역을 결정하고 있기 때문에 다양한 크기의 특징으로 구성된 도형의 특징점 검출에는 문제가 있는 것이 지적되어 있다[12, 13].

필자는 상기의 기존 기법과는 다른 관점으로부터 특징점을 구하는 기법을 제안한다. 제안 기법은 기존의 기법이 국소적인 도형 형상의 수치적 특징(곡율)에 주목하여 있는 것에 대하여 도형 전체를 대국적으로 관측하여 특징점을 추출하려는 것이다. 이에 의해 상기의 시야 크기에 대한 문제를 해결하고 있다. 더욱이 기존 기법과의 큰 차이는 기존 기법이 그 검출 원리에서부터 검출 기법 자체, 그리고 이에 연계된 일련의 처리도 Bottom-up의 처리임에 대하여 제안

기법은 Top-down처리라는 점이다.

서론에 이은 본 논문의 구성은 이하와 같다. 제2장에서는 제안 기법의 원리와 특징을 서술하고 이것이 제약조건이 있는 최소화 문제임을 보인다. 제3장에서는 제2장에서 보인 최소화 문제에 대하여 페널티승수법을 적용하는 경우의 수치해를 구하는 알고리즘에 대하여 설명하고 있다. 제4장에서는 몇 개의 윤곽 도형을 이용하여 특징점 검출의 실험에 의해 기존 기법과의 비교를 행하고, 제안 기법의 유효성을 검증하고 있다. 제5장에서는 결론과 금후의 과제에 대하여 기술하고 있다.

## 2. Top-down 특징점 검출 기법

기존의 특징점 검출 방식은 원도형의 윤곽선 상을 따라서 국소적으로 곡율의 극대점을 순차 구하여, 각각의 알고리즘에서 주어진 조건에 일치하는 윤곽선 상의 점을 전부 특징점으로 규정하고, 이들 특징점의 집합을 구하는 방법을 취하고 있다. 이는 특징점의 수, 배치 및 상호의 관계 등으로부터 도형의 특징추출 등 보다 고차의 처리로 이행하는 Bottom-up처리의 한 방법으로서 생각할 수 있다.

본 논문에서 제안하는 방법은 이에 대하여, 처리 대상으로서의 원도형에 관한 지식을 이용하여 Top-down적으로 특징점을 검출하는 것이다. 즉, 선험적 지식으로는 특징점의 수를 미리 부여하고 이를 제약조건으로 하여 원도형과 가장 잘 일치하는 다각형을 구하여 그의 각 정점을 특징점으로 한다.

이 방법에 있어서의 특징점의 수의 선결은 운동해석, 형상해석, 인식시스템 등의 많은 분야에 있어서, 요구되는 실제 문제에 적절한 것이라고 생각된다. 예를 들면, 운동해석에서는 일정 수의 특징점을 가지는 2차원 도형의 각 점의 운동을 추정하는 문제로 되는 경우가 많다. 또한 형상해석, 인식시스템에서는 모델 규범형으로 특징추출을 행하는 경우, 모델의 특징점의 수는 기지이다[5, 14, 15].

본 방법은 이하와 같이 식(2)의 제약 조건하에서, 식(1)을 최소로 하는 문제로 된다.

$$\text{Minimize } g(c) = \sum_{i=1}^{n_0} d_i \tag{1}$$

Subject to  $h(c) = n_k - n_g = 0$  (2)

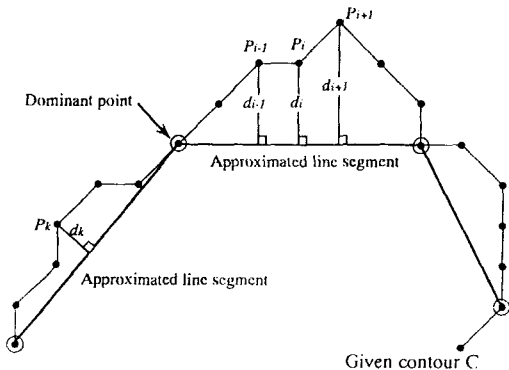
여기서,  $d_i$ 는 그림 1에 보이는 것처럼 원도형  $C$  상의 점  $p_i$ 로부터  $p_i$ 에 대응하는  $n_k$ 개의 특징점으로 구성되는 특징점 다각형  $c$ 의 직선 성분까지의 수직 거리이다.  $n_0$ ,  $n_k$  및  $n_g$ 는 각각 원도형 상의 점의 수, 계산 도중의 특징후보점의 수 및 문제의 전제로서 주어지는 특징점의 수이다. 상기의 식(1)은 특징후보점 다각형의 원도형에서의 어긋남의 정도를 나타내는 것으로, 이 값이 작은 것은 원도형과의 유사도가 높은 것이 된다. 따라서, 식(2)의 제약 하에서 식(1)을 최소로 하는 것은, 주어진 수의 정점을 가지는 다각형 중에서 원도형에 가장 가까운 도형을 구하는 것을 의미하고, 여기서 제안하는 기법에서는 그 정점을 특징점으로 정의한다.

이와 같이, 본 기법에서는 원도형에 대한 특징점 다각형의 유사도를 도형 전체에 대하여 평가하고 있으므로, 다양한 특징으로 구성되어 있는 도형에 대하여도, 규정된 수의 특징점을 균형 있게 검출하는 것을 기대할 수 있다.

### 3. 특징점 검출의 계산법

#### 3.1 페널티승수법의 적용

제한한 특징점 검출 기법은 평가식 (1)의 구속 조건



(그림 1) 제안 기법의 목적함수를 구성하는 측정자.

(Fig. 1) Measures of constructing proposed object function.

(식 (2))이 있는 최소화 문제로 되므로 이하와 같은 페널티승수법[16, 17]을 적용하여 이 문제의 해를 구하고 있다. 이하에 그 개략을 서술한다.

먼저 식 (1), (2) 및 식 (3)으로 정의한 페널티함수  $P(c)$ 를 승수계수  $\lambda, \mu$ 와 결합하여, 식 (4)와 같은 확장 라그랑지함수  $L(c, \lambda, \mu)$ 를 도입한다.

$$P(c) = \frac{1}{2} h^2(c) \tag{3}$$

$$L(c, \lambda, \mu) = g(c) + \lambda|h(c)| + \mu P(c) \tag{4}$$

이것에 대하여  $\lambda, \mu$ 를 특징치  $\lambda_k, \mu_k$ 로 하여,  $L(c, \lambda_k, \mu_k)$ 를 최소로 하는 특징후보점 다각형  $c_k$ 를 구한다. 그리고  $\lambda_k, \mu_k$ 를 그 값이 단조 증가하도록 식 (5)에 의해 갱신하여  $\lambda_{k+1}, \mu_{k+1}$ 를 구하여,

$$\lambda_{k+1} = \lambda_k + \mu_k |h(c_k)| \tag{5}$$

$$\mu_{k+1} = \alpha \mu_k, \alpha > 1$$

$L(c, \lambda_{k+1}, \mu_{k+1})$ 에 대하여도 같은 방법으로  $c_{k+1}$ 을 구한다. 이것을 반복하여, 그 극한으로서, 식 (6)의  $c^*$ 을 구한다.  $c^*$ 은 식 (2)를 0으로 하고, 식 (1)을 최소로 한다.

$$c^* = \lim_{k \rightarrow \infty} c_k \tag{6}$$

실제의 수치 계산은 다음과 같은 알고리즘이 된다.

특징점 검출을 위한 페널티승수법에 의한 수치 계산 알고리즘

- (Step 1)  $k \leftarrow 0, c \leftarrow C$ 로 하고,  $\lambda_0, \mu_0$  및  $\alpha > 1$ 을 준다.
- (Step 2)  $L(c, \lambda_k, \mu_k)$ 을 최소로 하는  $c_k$ 를 구한다.
- (Step 3)  $h(c_k) = 0$ 이면, 구하는 최종 해를  $c^* = c_k$ 로 하여 특징후보점은 특징점으로 하고, 계산을 종결한다.
- (Step 4)  $\lambda_{k+1} \leftarrow \lambda_k + \mu_k h(c_k), k = 0$ 이면 Step 6으로.
- (Step 5)  $h(c_k) = h(c_{k-1})$ 이면  $\mu_{k+1} \leftarrow \alpha \mu_k$ , 이 이외는  $\mu_{k+1} \leftarrow \mu_k$ .
- (Step 6)  $c \leftarrow c_k, n_c \leftarrow n_k, k \leftarrow k + 1$ 로 하여, Step 2로 간다.

3.2 부분문제 분할에 의한 극소 해법

3.1절의 수치 계산 알고리즘의 Step 2에서의  $L(c, \lambda_k, \mu_k)$ 를 최소화 하는  $c_k$ 를 구하는 문제는 NP 완전의 조합 최적화 문제로서, 해석적인 방법으로는 현실적으로 불가능하다. 또한, 일반적으로 취급하는 디지털 도형의 화소수(이산 도형의 점의 수)는 매우 많아 제안하는 특징점 검출 기법의 목적함수에서는 주어진 윤곽 도형 상의 각 정점에 대한 계산 비용(operational cost)이 일률적으로 정해지지 않으므로, 이제까지 개발된 최적화 기법은 대개가 적용할 수 없다. 따라서 특징후보점 다각형  $c$ 를 구하는 것은 해의 엄밀성에 그다지 영향받지 않는 것에 착안하여 이하의 근사 해법에 의한다. 그것은 부분문제 분할에 의한 국소탐색 기법을 이용하여 극소해를 구하는 것이다. 구체적으로는 분기한정법의 틀에서의 부분 열거법에 기초하여 주어진 최적화 문제를 최소 구성 단위의 부분문제로 분할하는 것에 의해 탐색 영역을 좁히는 기법을 취한다[18, 19]. 또한 분할된 부분문제에서의 탐색에 있어서의 분기를 더욱 한정하는 것으로 탐색의 효율을 높이고 있다. 상기 근사 해법은 최적해에 도달하는 것은 어려울지 모르나 타당성 있는 근사해  $c_k$ 를 현실적인 시간에서 구할 수 있는 실용성 좋은 방법이라고 생각하고 있다.

지금 점자의 집합을  $N = \{1, \dots, n_0\}$ , 원도형을  $C = \{p_i | p_i = (x_i, y_i), \forall i \in N\}$ 로 나타낸다. 또,  $C$ 상의 점에 대하여 특징후보점인지 아닌지를 나타내는 플래그(flag)  $f_i \in \{0, 1\}, \forall i \in N$ 을 도입한다. 이 표기법에 의해 Step 2는 특징후보점 다각형  $c = \{p_i^m | f_i^m = 1, i \in N, m = 1, \dots, n_c\}$ 에 대하여  $c^{**} = \min [L(c)] (L(c) = L(c, \lambda_k, \mu_k))$ 를 구하는 문제로 나타내어진다. 이 문제를  $D(c)$ 라 한다.  $D(c)$ 를 이하의 부분문제로 분할한다. 먼저,  $c$ 의 부분집합  $\{p_{i-1}^m, p_i, p_{i+1}^m | i \in N, m = 1, \dots, n_c\} (p_j^0 \equiv p_j^n, p_j^{n+1} \equiv p_j^1, j > n_0; j \leftarrow j - n_0, j < 1; j \leftarrow j + n_0)$ 에 대하여, 그 중점  $p_i^m$ 에 관한 플래그  $f_i^m$ 을 이하의  $f_{i+s}^m$ 와 같이 변화시킨다.

$$f_{i+s}^m \leftarrow 1 \quad ; s = l + 1, \dots, -1, 1, \dots, r - 1$$

$$f_{i+s}^m \leftarrow 0, n_c \leftarrow n_c - 1; s = 0$$

이들 중에서  $L(c)$ 를 최소화 하는  $\tilde{c}_m$ 을 구한다. 이 문

제를  $D(c_m)$ 이라 표기한다. 이 전체집합  $\{D(c_m)\}$ 는  $D(c)$ 의 부분집합이지만,  $\{D(c_m)\}$ 에 의해 충분히 좋은 근사해  $c^{**}$ 를 얻을 수 있는 것으로 하여[18], Step 2는 다음의 알고리즘으로 나타내어진다.

$L(c, \lambda_k, \mu_k)$ 의 극소화를 위한 부분문제 분할에 의한 국소탐색법

(Step 2.1) 초기치로서,  $m \leftarrow 1, c^{**} \leftarrow c, L_0 \leftarrow L(c^{**}), L_1 \leftarrow L_0$ 로 둔다.

(Step 2.2) 부분문제  $D(c_m)$ 의 해  $\tilde{c}_m$ 를 구하여,  $L(\tilde{c}_m) < L_1$ 이면  $c^{**} \leftarrow \tilde{c}_m, L_1 \leftarrow L(\tilde{c}_m)$ 로 한다.

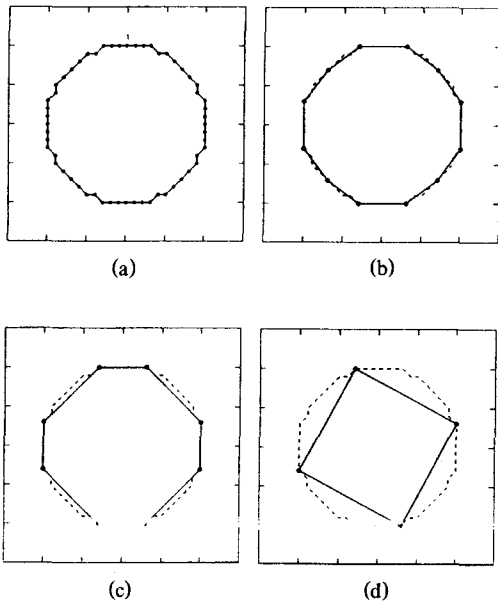
(Step 2.3)  $m \leq n_c$ 이면,  $m \leftarrow m + 1$ 로 하여, Step 2.2로 간다.

(Step 2.4)  $L_1 < L_0$ 이면,  $m \leftarrow 1, L_0 \leftarrow L_1$ 로 하여, Step 2.2로 돌아간다.

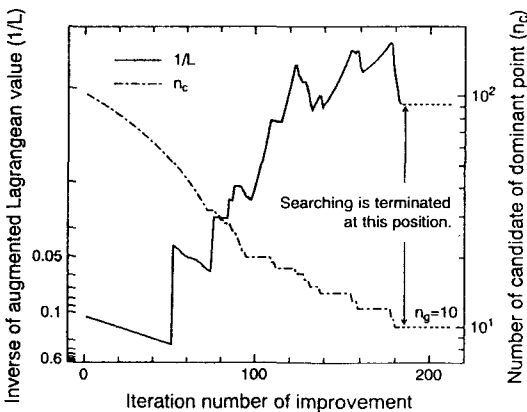
(Step 2.5)  $c_k \leftarrow c^{**}, n_k \leftarrow n_c$ 로 하여 Step 3으로 간다.

3.3 특징점 검출에서의 해의 검증

앞서의 3.1 및 3.2절에서의 알고리즘을 실행시켜 해의 탐색이 바르게 행하여지고 있는 지를 간단한 윤곽 도형을 이용하여 조사하였다. 그림 2(a)에 보이는 직경 10화소, 전체 64개의 화소로 만들어진 원의 윤곽 도형에 대하여,  $n_g$ 로서 12, 8, 4를 주고 특징점 검출을 행한 결과를 그림 2(b)~(d)에 보인다. 이 그림으로부터 알 수 있듯이 주어진  $n_g$ 에 대하여, 정  $n_g$  각형에 가까운 도형(원도형이 정확한 원이 아니므로 엄밀한 정다각형으로는 되지 않음.)이 얻어졌다. 이로부터, 전 절까지의 알고리즘에 의해 타당한 탐색이 이루어지고 있다고 생각되어진다. 이때  $\lambda_0, \mu_0, \alpha$ 의 값은 0.1, 0.01, 1.05로 하였다. 일반적으로 이들 승수계수의 초기치  $\lambda_0, \mu_0$  및 증분  $\alpha$ 의 값을 크게 하면 전체의 계산 시간은 빠르게 되지만 그 만큼 해의 탐색은 거칠게 된다. 이와 반대로 이들 설정치를 작게 하면 계산 시간은 값을 크게 하였을 때보다 증가하지만 해의 탐색은 조밀하게 된다. 따라서 제안 특징점 검출 기법의 극소화 알고리즘에서 이들 설정치는 실험을 통하여 계산 시간에는 관계하지만, 해 그 자체에는 그다지 영향 없다는 것을 확인하고 있다. 이들의 값은 이후의 모든 실험에서도 동일하게 하였다.



(그림 2) 특징점 검출의 예 : (a) 원도형, (b)  $n_g = 12$ , (c)  $n_g = 8$  및 (d)  $n_g = 4$ .  
 (Fig. 2) Examples of dominant point detected by proposed algorithm : (a) original contour, (b)  $n_g = 12$ , (c)  $n_g = 8$  and (d)  $n_g = 4$ .



(그림 3) 제안 최소화 알고리즘에 의한 확장 라그랑지함수치 및 특징후보점 수의 변화.  
 (Fig. 3) Change of augmented Lagrangean function value and number of candidate of dominant point by proposed minimization algorithm.

부분문제 분할에 의한 극소탐색법을 적용하였을 때의 확장 라그랑지함수치  $L$  및 특징후보점의 수  $n_c$ 의 변화의 한 예를 그림 3에 보인다. 그림 3의 가로축은 각 부분문제의 탐색에 의해  $L$  값이 갱신되는 회수이다.  $L$ 값 역수 곡선(좌측 세로축)은  $n_c$  값(우측 세로축)이 변화하지 않고 평평하게 되어 있는 위치에서  $\lambda, \mu$ 의 가산 증가에 의해 급격히 증가하고 전체적으로는 계단 상을 보이고 있다. 각 단계( $\lambda, \mu$ 일정)에서의  $L$ 값은 감소하고, 최후에는  $n_c = n_g$ 로 되어 탐색을 종료하고 있다. 이러한 결과로부터 제안한 특징점 검출 기법의 극소화 알고리즘이 바람직한 거동을 하고 있음을 확인할 수 있다.

#### 4. 기존 기법과의 특징점 검출의 비교 실험

본 장에서는 제안한 기법과 다른 기법과의 특징점 검출을 행하여 그 결과를 비교·검토한다. 비교 대상은 이산곡율의 직접 측정에 의해 특징점을 검출하는 기법으로서 Rosenfeld-Johnston의 각도 검출 기법(RJ법)[7], 체인 코드를 이용한 이산곡률 측정에 의한 Freeman-Davis의 모서리 검출 기법(FD법)[8] 및 Teh-Chin의 적응적 지지영역의 결정에 의한 비파라미터 특징점 검출 기법(TC법)[6]이다. 이하의 실험에서는 폐곡선을 이용하고 있지만 제안 기법은 개곡선에 대해서도 양쪽 단점을 고정함으로써 그대로 적용할 수 있다.

비교 실험은, 특징점 검출의 성능 비교에 잘 이용되는 4개의 폐곡선을 선택하여, 각 기법을 적용하여, 검출된 특징점의 위치와 그 타당성, 특징점의 수 및 원도형과의 근사 오차 등에 대하여 서로 비교하였다. 이들 폐곡선의 원도형은 그림 4(a), 5(a), 6(b) 및 7(a)에 보인다. 이들은 각각 CHROMOSOME, LEAF, SEMICIRCLES, FIGURE-8이라 불리고 있는 것이다[6].

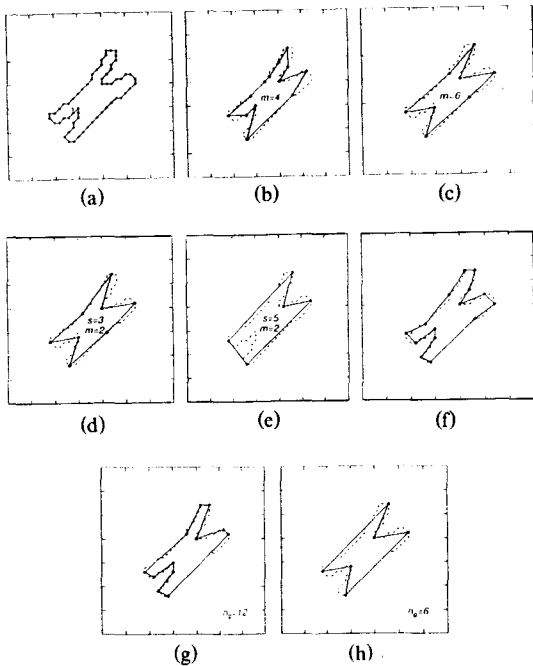
##### 4.1 특징점의 위치와 타당성에 대한 실험

그림 4(a)의 원도형에 대하여, 4가지의 기법을 적용한 결과를 그림 4(b)~(h)에 보인다. RJ법 및 FD법에서는 실제의 알고리즘의 적용에 앞서 시야의 크기를 제어하는 파라미터의 값을 지정할 필요가 있으므로 반복 실험에 의하여 그 파라미터를 결정하고, 각각 2

개의 파라미터를 이용하여 특징점 검출을 행한 결과이다.

RJ법 및 FD법에 의한 결과에서는 특징점의 위치 및 그 수에 대하여 파라미터의 설정에 의하여서는 쓸모 없는 위치에서의 점이 특징점으로서 검출된다든지, 중요한 위치에서의 특징점이 검출되지 않는 등의 불만족한 결과로 되어 있다. 더욱이, FD법에서는 각도에 의한 이산곡율의 측정 방식을 취하기 때문에 각도의 불연속에 의한 파라미터 설정에서의 특별한 고려가 필요하다. 한편, TC법은 비파라미터 기법이므로 파라미터 선정은 필요 없지만, 상당히 많은 수의 쓸모 없는 점이 특징점으로 검출되어 있다.

이들의 결과에 대하여, 제안 기법에 의한 결과는 최초로 주어진 수의 특징점이 원도형의 적절한 개소에 검출되어 있는 것을 볼 수 있다.

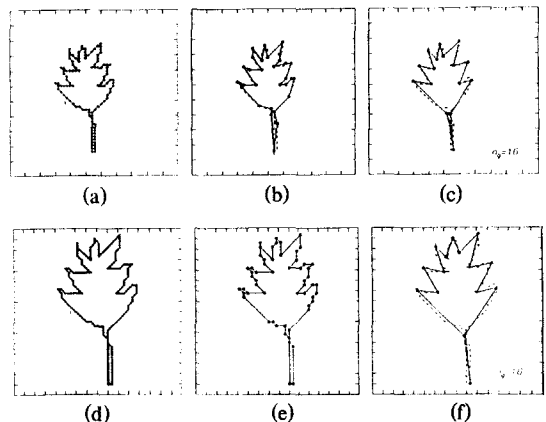


(그림 4) CHROMOSOME 도형의 특징점 검출의 결과 : (a) 원도형, (b), (c) RJ법, (d), (e) FD법, (f) TC법, (g) 및 (h) 제안 기법.

(Fig. 4) Results of obtained dominant points of the CHROMOSOME contour : (a) original contour, (b), (c) by Rosenfeld-Johnston algorithm, (d), (e) by Freeman-Davis algorithm, (f) by Teh-Chin algorithm, (g) and (h) by proposed algorithm.

#### 4.2 도형의 상사변환에 대한 특징점 검출 실험

전 절의 실험에서 비교적 좋은 결과가 얻어진 TC법과 제안 기법에 대하여, 도형의 상사변화가 특징점 검출 성능에 미치는 영향을 실험하여 그 결과를 비교하였다. 그림 5(a)의 원도형과 이것을 (확소 단위로) 2 배로 확대한 그림 5(d)에 대하여, TC법 및 제안 기법을 적용하였다. 제안 기법 적용 시에는 원도형에 대한 선험적 지식으로부터 특징점의 수 ( $n_g$ )는 16으로 사전에 설정하였다. 각각의 도형에 대한 TC법에서의 결과는 그림 5(b) 및 (e)에, 제안 기법에 의한 것은 그림 5(c) 및 (f)에 각각 보인다. TC법에 의한 검출 결과에서는, 전 절의 예와 같이 목시에 의하여 한눈에 봐도 특징점의 범주에 들어가는 안될 쓸모 없는 점이 다수 검출되어 있다. 상사변화에 대한 검출 성능을 그림 5(b)와 (e)의 비교에서 검토하면, 검출된 특징점은 두 도형에 있어서 서로 다른 위치에 존재한다. 또한, 확대 도형에 대하여는 보다 다수의 쓸모 없는 특징점이 검출되어, 도형의 직선부에만 특징점 검출 처리가 유효하게 작용하고, 다른 부분에서는 특징점의 오검출이 현저히 보인다. 이러한 결과는 TC법에서의 지지영역 결정에 이용되는 평가량이 도형의 확대에 의해 증대함에 의한 것이다. TC법은 도형의 상사변



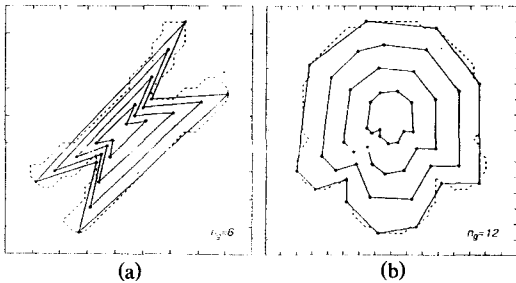
(그림 5) LEAF 도형 및 상사도형의 특징점 검출의 결과 : (a) 원도형, (d) 2배 확대 도형, (b), (e) TC법, (c), (f) 제안 기법.

(Fig. 5) Results of obtained dominant points of the LEAF contour and two times enlarged one : (a) original contour, (d) two times enlarged contour, (b) and (e) by Teh-Chin algorithm, (c) and (f) by proposed algorithm.

화에 대하여 불변의 검출은 불가능하다고 결론지을 수 있다.

이것과 비교하여, 제안 기법에서는 그림 5(c) 및 (f)에서 볼 수 있는 것처럼 원도형 상에서 특징점을 적절하게 검출하고 있는 것을 알 수 있다. 또한, 도형의 상사변화에 영향받지 않고 검출 특징점의 위치는 양쪽 도형에서 거의 일치하고 있다. 제안 기법은 도형을 전체적으로 관측하여 균형을 취하여 특징점을 검출하는 기법이며, 특징점 선정에 사용되는 평가량은 상사변화와 대응하여(상사 비율의 2제곱으로) 변화하는 양이므로, 극소치를 구할 때에 도형의 상사변화에 영향받지 않기 때문에 이와 같은 결과가 얻어졌다.

그림 6(a) 및 (b)는 이러한 사실을 더욱 명확히 하는 것으로, CHROMOSOME과 SEMICIRCLES에 대하여 각각  $n_g=6$  및 12, 상사 비율 1:2:3:4인 경우의 제안 기법에 의한 특징점 검출의 예이다. SEMICIRCLES에 대하여서는, 일부 다른 위치에 특징점이 검출되어 있지만, 그렇다 하더라도 원도형으로부터 판단하여 특징점으로서도 부적당한 것은 아닌 안정한 검출을 행하는 것이 가능하다.



(그림 6) 원도형 및 상사도형의 제안 기법에 의한 특징점 검출의 결과: (a) CHROMOSOME 도형 및 (b) SEMICIRCLES 도형.

(Fig. 6) Results of obtained dominant points of the enlarged contours by proposed algorithm: (a) CHROMOSOME contours and (b) SEMICIRCLES contours.

### 4.3 각각의 기법에 의한 처리 결과의 수치적 평가

앞서의 두 절에서는, 특징점 검출의 성능 비교를 목시 등의 감각적인 평가에 의해 행하였지만, 본 절에서는 근사 오차를 정의하여, 각각의 기법에 의한

처리 결과를 수치적으로 평가한다. 검출된 특징점으로 구성된 특징점 다각형의 원도형에 대한 근사 오차는 이하의 3개의 식을 정의한다.

a) 최대 오차

$$E_{\max} = \max d_i \tag{7}$$

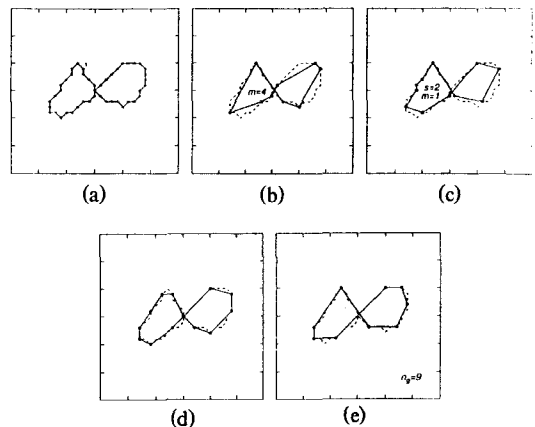
b) 누적 제곱 오차

$$E_s = \sum_{i=1}^{n_0} d_i^2 \tag{8}$$

c) 상대 오차

$$E_r = \frac{\sqrt{E_s}}{n_0/n_d} \tag{9}$$

그림 7(a)에 FIGURE-8이라 불리는 원도형을 보인다. 이 도형을 처리할 때 RJ법, FD법의 적용은, 4.1절과 같이 반복 실험에 의해 상기의 식 (7), (8) 및 식 (9)의 근사 오차가 작게 되도록 파라미터를 선정하였다. 표 1에 사전에 설정한 파라미터 값 및 특징점 검출 처리 결과를 수치화 하여 보인다.



(그림 7) FIGURE-8 도형의 특징점 검출의 결과: (a) 원도형, (b) RJ법, (c) FD법, (d) TC법 및 (e) 제안 기법.

(Fig. 7) Results of obtained dominant points of the FIGURE-8 contour: (a) original contour, (b) by Rosenfeld-Johnston algorithm, (c) by Freeman-Davis algorithm, (d) by Teh-Chin algorithm and (e) by proposed algorithm.

〈표 1〉 FIGURE-8도형의 특징점 검출의 근사 오차  
 〈Table 1〉 Results of the FIGURE-8 contour

Number of Input Contour Points, $n_0=45$						
Algorithm	Input Parameter	Number of Dominant Pts $n_d$	Compression Ratio $n_0/n_d$	Max Error $E_{max}$	Integral Sq Error $E_s$	Relative Error $E_r$
Rosenfeld-Johnston	$m=4$	9	5.0	1.61	23.49	0.97
Freeman-Davis	$s=2$ $m=1$	11	4.1	1.34	14.61	0.93
Teh-Chin(k-cosine)	None	13	3.5	1.00	5.93	0.70
Proposed Method	$n_g=9$	9	5.0	1.00	4.85	0.44

그림 7 및 표 1에서 알 수 있듯이 제안 기법은 검출 특징점의 수가 적음에도 불구하고 다른 기법보다 최대 오차 및 누적 제곱 오차가 작다. 또한, TC법은 비교적 작은 오차로 근사 되었지만 상당히 많은 수의 점을 특징점으로 검출한 결과에 의한 것이다. 근사 오차는 특징점의 수에 의존하므로, 이를 고려하기 위하여 각 기법에 대한 상대 오차를 비교한 결과에 의하면, 제안 기법에 의한 것이 다른 기법에 의한 근사 오차의 약 1/2 정도로 작고, 특징점 검출에 뛰어나다고 결론지을 수 있다.

### 5. 결 론

본 논문에서는, 디지털 선도형의 특징점 검출을 목적으로 새로운 특징점 검출을 제안하였다. 본 기법은 기존의 Bottom-up처리의 특징점 검출이 가지고 있는 문제점을 해결하는 Top-down처리의 기법으로서, 구하려는 특징점의 수를 제약조건으로, 주어진 윤곽선 도형으로부터 적절하다고 생각되는 특징점 검출이 가능한 기법인 것을 확인하였다.

본 기법은 구하려는 특징점의 수를 사전에 규정하고, 주어진 윤곽선 도형과 특징점으로 구성된 근사 다각형과의 유사도를 나타내는 목적함수를 극소화함에 의하여 특징점을 검출하는 것이다. 특징점 검출은 목적함수에 제약조건으로부터 구할 수 있는 페널티 함수를 부가한 확장 라그랑지 함수를 생각하여, 그 해법으로서 페널티승수법을 이용하였다. 또한, 확장 라그랑지 함수의 극소화에는 부분문제 분할에 의한 국

소탐색 기법에 의하여 근사해를 구할 수 있음을 명확히 하였다.

몇 개의 도형을 이용한 다른 기법과의 비교·평가에 의해 제안 기법이 특징점 검출에 우수하다는 것을 검증하였다. 또한, 제안한 기법은 도형의 상사변환에도 그다지 영향받지 않고, 적절한 특징점 검출이 가능함을 확인하였다.

본 특징점 검출을 이용한 기술 및 인식으로의 응용은 금후의 과제로 남아 있다.

### 참 고 문 헌

- [1] N. Ansari and E. J. Delp, "Partial Recognition: A Landmark-based Approach," IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., Vol. PAMI-12, pp. 470-483, 1990.
- [2] N. Ayache and O. D. Fangeras, "HYPER: A New Approach for the Recognition and Positioning of Two-dimensional Objects," IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., Vol. PAMI-8, pp. 44-54, 1986.
- [3] J. K. Aggarwal and N. Nandhakumr, "On the Computation of Motion from Sequence of Images-a review," Proc. IEEE, Vol. 76, pp. 917-935, 1988.
- [4] 上田修功, 鈴木智, "多重スケールの凹凸構造を用いた變形圖形のマッチングアルゴリズム," 日本電子情報通信學會論文集(D-II), Vol. J73-D-II, pp.



- 992-1000, 1990.
- [5] F. Mokhtarian and A. K. Mackworth, "A Theory of Multiscale, Curvatures-Based Shape Representation for Planar Curves," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, Vol. PAMI-14, pp. 789-805, 1992.
- [6] C. H. Teh and R. T. Chin, "On the Detection of Dominant Points on Digital Curves," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, Vol. PAMI-11, pp. 859-872, 1989.
- [7] A. Rosenfeld and E. Johnston, "Angle Detection on Digital Curves," *IEEE Trans. Comput.*, Vol. C-22, pp. 875-878, 1973.
- [8] H. Freeman and L. S. Davis, "A Corner-Finding Algorithm for Chain Coded Curves," *IEEE Trans. Comput.*, Vol. C-26, pp. 297-303, 1977.
- [9] I. M. Anderson and J. C. Bezedek, "Curvature and Tangential Deflection of Discrete Arcs: A Theory based on the Commutator of Scatter Matrix Pairs and its Application to Vertex Detection in Planar Shape Data," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, Vol. PAMI-6, pp. 27-41, 1984.
- [10] A. Rosenfeld and J. S. Weszka, "An Improved Method of Angle Detection on Digital Curves," *IEEE Trans. Comput.*, Vol. C-24, pp. 940-941, 1975.
- [11] J. Roberge, "A Data Reduction Algorithm for Planar Curves," *Comput. Vision, Graphics, Image Processing*, Vol. 29, pp. 168-195, 1985.
- [12] A. Rattarangsi and R. T. Chin, "Scale-Based Detection of Corners of Planar Curves," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, Vol. PAMI-4, pp. 430-449, 1992.
- [13] A. Held, K. Abe and C. Arcelli, "Towards a Hierarchical Contour Description via Dominant Point Detection," *IEEE Trans. Syst., Man. & Cybern.*, Vol. SMC-24, No. 6, pp. 942-949, 1994.
- [14] C. C. Chang, S. M. Hwang and D. J. Buehrer, "A Shape Recognition Scheme Based on Relative Distance of Feature Points from the Centroid." *Pattern Recog.*, 24, No. 11, pp. 1053-1063, 1991.
- [15] K. Inoue, S. Fukuda, M. Okubo and T. Qin, "Recognition of Objects Using Modified Coded Boundary Representation Method," *Theoretical and Applied Mechanics*, 41, pp. 71-76, 1992.
- [16] N. R. Hestenes, "Multiplier and Gradient Methods," *JOTA*, 4, pp. 303-320, 1969.
- [17] M. J. D. Powell, 'A Method for Nonlinear Constraints in Minimization Problems, in *Optimization*(R. Fletcher ed.)', Academic Press, 1969.
- [18] T. Ibaraki, "Enumerative Approaches to Combinatorial Optimization," *Annals of Operations Research*, Vols. 10 and 11, J. C. Baltzer, Basel, 1987.
- [19] 今野浩, '整数計画法', 産業圖書(1981).



서원찬

1988년 부산수산대학교 해양공학과 졸업(공학사)  
 1992년 일본Osaka대학 생산가공공학과 졸업(공학석사)  
 1995년 일본Osaka대학 생산가공공학과 졸업(공학박사)  
 1996년~현재 부경대학교 강사

관심분야: Machine Vision, 화상처리, 생산가공 자동화 시스템