

Smith-Waterman 정렬 알고리즘을 이용한 온라인 필기체 숫자인식

문원호*, 최연석**, 이상걸**, 차의영***

Online Handwritten Digit Recognition by Smith-Waterman Alignment

Won-Ho Mun*, Yeon-Seok Choi**, Sang-Geol Lee**, Eui-Young Cha***

요약

본 논문에서는 필기체 문자의 Convex-Concave한 곡선 특징을 문자로 변환하고 추출된 문자를 Smith-Waterman 정렬 알고리즘을 이용하여 온라인 필기체 숫자 인식 방법을 제안한다. 필기체 숫자 인식을 위한 입력 데이터는 시간에 순서적인 좌표로 순서화하고 전처리의 입력데이터로 적용된다. 필기자의 개성이 표현된 필기체 문자는 크기, 회전, 곡선 비율이 다양한 형태로 나타난다. 따라서 본 논문에서는 곡선의 Convex-Concave 특징을 이용하여 크기, 회전에 강인한 특징을 추출한다. 추출된 특징은 문자로 변환하고 Smith-Waterman 정렬 알고리즘의 입력데이터로 적용한다. 본 논문에서는 실시간 필기체 숫자를 대상으로 실험한 결과, 오류역전과 신경 회로망을 적용한 것과 비교하여 제안된 방법이 좋은 성능을 보였다.

▶ Keyword : 필기체 숫자인식, Smith-Waterman 정렬 알고리즘, 문자 인식

Abstract

In this paper, we propose an efficient on-line handwritten digit recognition base on Convex-Concave curves feature which is extracted by a chain code sequence using Smith-Waterman alignment algorithm. The time sequential signal from mouse movement on the writing pad is described as a sequence of consecutive points on the x-y plane. So, we can create data-set which are successive and time-sequential pixel position data by preprocessing. Data preprocessed is used for Convex-Concave curves feature extraction. This feature is scale-, translation-, and rotation-invariant. The extracted specific feature is fed to a Smith-Waterman alignment algorithm, which in turn classifies it as one of the nine digits. In comparison with

• 제1저자 : 문원호 • 교신저자 : 차의영

• 투고일 : 2011. 04. 29, 심사일 : 2011. 05. 17, 게재확정일 : 2011. 06. 21.

* 부산대학교 컴퓨터공학과(Dept. of Computer Engineering, Pusan National University)

※ 이 논문은 부산대학교 자유과제 학술 연구비(2년)에 의하여 연구되었음.

backpropagation neural network, Smith-Waterman alignment has the more outstanding performance.

▶ Keyword : Handwritten digit recognition, Smith-Waterman alignment algorithm, Character recognition

I. 서론

문자 인식 기술은 입력 방법에 따라 온라인 인식(on-line recognition)과 오프라인 인식(off-line recognition)으로 크게 둘로 나뉜다[1-2]. 온라인 인식은 사용자가 전자펜을 이용하여 필기하는 과정을 실시간으로 입력받아 인식하는 방법으로 입력패턴의 시간적 정보, 위치상의 공간적 정보, 압력 정보 등을 분석하여 인식한다. 반면에 오프라인 인식은 사용자가 노트위에 작성해 놓은 필기체 문서나 책 등의 인쇄된 문서를 스캐너 등의 영상 입력 장치로 복사하듯 입력 받아 인식하는 방법으로 입력 패턴의 위치상 공간적 정보를 분석하여 인식하는 기술이다.

표 1. 온라인 문자인식의 지역적 특징
Table. 2. Local features for on-line handwritten system

Letter length	velocity	x acceleration
Vertical position	Initial-direction	y acceleration
Horizontal-position	Pen-elevation	radius of curvature

오프라인 문자인식은 스캐너를 제외한 어떠한 추가 장비가 필요 없는 장점이 있으나 복잡한 전처리 과정을 가진다는 단점이 있다. 반면에 온라인 문자인식은 전자펜을 이용하여 많은 실시간 정보를 얻을 수 있다.

N.M.Herbst[3]은 온라인 문자인식에서 전자펜을 이용해 얻을 수 있는 입력데이터를 글로벌 특징과 로컬 특징으로 나누어 설명하고 있다. 글로벌 특징은 수치적 접근 방법으로 통계적, 수치적인 데이터를 일컫는다. 예를 들면, 전자펜의 평균 이동 속도나 압력의 최대, 최소값 등이 있다. 로컬 특징은 기능적 접근 방법으로 표 1과 같이 펜의 위치 수집과 같은 지역적 특징을 일컫는다.

온라인 인식에서 문자 패턴의 크기, 회전, 변형에 무관하게 인식하는 문제는 패턴인식에 있어서 매우 중요한 문제로서 최근 이러한 문제를 신경회로망을 이용하여 해결하려는 많은 연구가 진행되어 왔다[4-6]. 이러한 연구로는 푸리에 변환(Fourier transform)이나 모멘트(moment) 등의 전처리 과정을 이용하여 불변 특징을 추출하여 신경회로망의 입력으로 사용함으로써 신경 회로망을 분류기로 사용하는 방법이 있고 [4][6], 네오코그니트론(neocognitron) 모델처럼 신경회로망의

구조에 특징 추출 기능을 부가함으로써 불변 인식을 시도한 방법 등이 있다[7]. 그리고 고차 신경 회로망은 입력 데이터의 활성화 관계를 이용하여 인식하려는 패턴의 이동, 크기, 회전에 불변인 특징을 추출할 수 있는 능력 때문에 패턴인식 분야에서 많은 각광을 받고 있다. 하지만 차수(order)가 증가함에 따라 연결선 수가 폭발적으로 증가한다는 문제점을 가지고 있으며, 패턴의 왜곡에 민감하기 때문에 필기자에 따라 변형이 심한 필기체 인식에서는 좋은 성과를 보이지 못하고 있는 실정이다. 최근에는 Delaunay triangulation과 같이 획의 상태를 보정하고 회전에 강한 특징을 추출하고자 기하학적인 특징을 이용하는 방법이 있다[8].

본 논문에서는 비교적 많은 변형이나 왜곡을 흡수할 수 있는 필기체 인식에 적합한 기하학적 특징을 추출하여 특징 벡터를 생성한다. 곡선의 Convex-Concave 특징으로 추출된 특징 벡터는 Smith-Waterman 정렬 알고리즘의 입력으로 이용하여 패턴을 분류하는 방법을 제안한다. 그리고 필기체 숫자 인식 실험을 통하여 제안한 시스템이 필기체 숫자의 이동, 크기, 회전, 왜곡 등의 변형을 흡수 할 수 있음을 보인다. Smith-Waterman 정렬 알고리즘은 두 서열을 지역정렬로 유사성을 평가하는 것으로 유전자 서열 비교에 많이 쓰여 지고 있다[9].

2장에서는 필기체 숫자의 전처리 과정을 언급하고 3, 4장에서는 곡선의 Convex-Concave 특징 추출 특징을 추출하는 방법, Smith-Waterman 정렬 알고리즘을 각각 설명한다. 5장에서는 실험 결과에 대하여 분석하고, 6장에서는 결론을 맺는다.

II. 전처리 과정

온라인 문자인식의 경우 주로 마우스나 전자펜으로 패드에 입력된다. 입력되는 정보는 픽셀의 위치 정보뿐만 아니라 시간으로 정렬된 연속적인 데이터 셋을 만들 수 있다. 그러므로 C_j 숫자의 픽셀 정보는 수식 (1)과 같이 표현된다.

$$C_i = \{(x_{j0}, y_{j0}), (x_{j1}, y_{j1}), \dots, (x_{jn}, y_{jn})\} \dots \dots \dots (1)$$

그림 1은 숫자 '7'에 대한 시간에 따라 생성된 연속적인 좌표의 집합을 나타낸다.

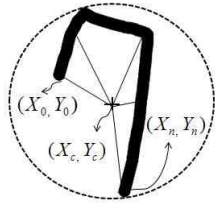


그림 1. 숫자 7의 전처리 예
Fig. 1. An example of preprocessing

특징을 추출할 데이터로 사용할 입력 좌표의 개수는 시스템의 성능을 결정짓는 중요한 요소이다. 즉, 좌표의 개수가 너무 많으면 시스템의 속도가 느려지는 단점이 있는 반면 많은 정보를 활용할 수가 있다. 반대로 좌표의 개수가 너무 작으면 속도는 빨라질 수 있으나 활용할 수 있는 정보가 작아진다. 본 논문에서는 기준 시작점에서 5-pixel 이상의 거리를 가진 점을 입력데이터로 사용되고 이 좌표는 연속되는 다음 입력 데이터의 좌표 변화량을 계산하는 기준 좌표로 사용된다. 예를 들면 수식(1)에서 (x_{j0}, y_{j0}) 는 (x_{j1}, y_{j1}) 의 변화량을 계산하는 기준좌표가 되고 (x_{j1}, y_{j1}) 는 (x_{j2}, y_{j2}) 의 변화량을 계산하는 기준좌표가 된다. 본 논문에서는 최적의 패턴분류를 위해서 최소한의 입력좌표의 개수를 8개 이상으로 정의하였다.

본 논문에서는 숫자의 특징점 추출에 사용될 입력데이터 정규화를 위해 숫자를 둘러싼 최소 외접원을 기준으로 원의 중심 좌표 (X_c, Y_c) 를 n 등분한 외접원들의 교차점을 추출한다.

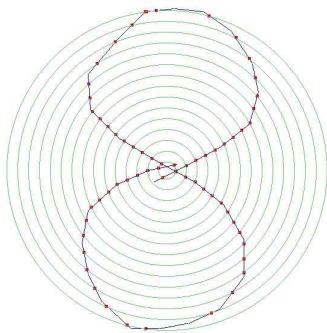


그림 2. 선분과 이웃한 선분이 이루는 각
Fig. 2. Angle between neighborhood point and neighborhood point

입력된 점좌표의 가장 거리가 먼 두 점을 지나는 외접원과 그 원의 중심을 구한다. 외접원의 중심에서 반지름이 r/n 만 큼씩 작아지는 n 개의 원을 구한다. 본 논문에서는 n 을 15로 정하였다. 각각의 원과 점좌표를 선분(segment)으로 변환한 선분 좌표와 교차점을 구한다. 그림 2는 필기체 숫자 '8'의 크

기 정규화된 좌표의 예를 보여준다. 2차원 $Q \times Q$ 영상은 다음과 같이 정의 될 수 있다.

$$\{f(x, y) | x = y = 0, 1, 2, \dots, Q-1\} \dots \dots \dots (2)$$

여기서 각각의 선분과 원이 가질 수 있는 교차점의 정보는 수식 (3)와 같이 정의할 수 있다.

$$g(r) = \sum_k I(Cr, S_k), \dots \dots \dots (3)$$

$$I(Cr, S_k) = \text{insection}(C_r, S_k).$$

여기서 C_r 은 반지름이 r 인 원, S_k 는 선분(segment), $I(Cr, S_k)$ 는 C_r 과 S_k 이 교차하는 좌표를 나타낸다. 즉, 필기체 숫자의 외접하는 원의 중심에서 반지름이 r 인 원과 각 선분과 교차하는 점의 개수의 합을 의미한다. 본 논문에서는 $g(r)$ 의 최대값을 20으로 설정하였다.

III. 곡선의 Convex-Concave 특징 추출

두 선분이 이루는 각도는 $180^\circ(\pi)$ 을 기준으로 예각, 둔각, 우각, 평각으로 구분할 수 있다. 일반적으로 두 선분이 이루는 각도가 90° 보다 작으면 예각, 90° 보다 크고 180° 보다 작으면 둔각, 180° 보다 크면 우각, 각도의 변화가 없으면 평각으로 정의된다. 그림 3의 점좌표들의 서로 이웃한 점을 연결하는 선분(segment)들이 이루는 각도는 숫자의 형태학적 특징을 결정짓는 요소가 된다. 즉, 선분과 이웃한 선분이 예각만으로는 숫자 '2'와 같은 형태를 만들어 낼 수 없음을 나타낸다.

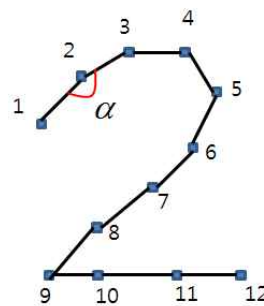


그림 3. 선분과 이웃한 선분이 이루는 각
Fig. 3. Angle between neighborhood point and neighborhood point

그림 3은 각 점 사이에 선분과 선분이 이루는 각도를 나타낸다. 각 숫자별 전처리된 입력 데이터를 그림 3과 같은 방법

으로 프로파일화한 결과는 그림 4와 같다. 그림 4에서 볼 수 있듯이 숫자 '2'와 '3' 그리고 숫자 '5'와 '8', 마지막으로 숫자 '6'과 '9'는 비슷한 형태의 각도정보를 가진다.

각도의 분류가 너무 많아지면 오히려 Smith-Waterman 정렬 알고리즘의 낮은 매칭률을 보이기 때문에 본 논문에서는 각도가 가지는 특징을 총 3개로 분류한다. 그림 3은 선분(1,2)와 선분(2,3)이 이루는 α 의 각도는 둔각임을 보여준다. 예각과 둔각을 A, 우각을 B, 평각을 C라고 표기한다. 대부분의 숫자에서의 곡선에서 발생하는 각도로 나열하면 "AAAAA ABBCCC"로 나타낼 수 있다. 각도 정보는 회전에 강한 반면 비슷한 프로파일 정보를 가지는 숫자들끼리는 잘 구분이 되지 않는 단점이 있다. 본 논문에서는 이러한 단점을 보완하기 위해 각도 정보를 문자로 치환하는 과정에서 선분의 signed Area의 변화를 가지는 영역의 비중을 높이기 위해 표 2와 같이 convex to concave영역으로 변화를 가지는 각도에 대해서는 "SA"이라는 2개의 문자 비중을 두으로써 convex 각도와 concave 각도가 변화하는 영역을 잘 구분하게 해준다. 표 2는 각도 특징들의 변화를 문자로 치환한 기준을 나타낸 것이다. signed area란 세 점으로 만들어지는 면적을 구하는 것이다. 세 점의 방향에 따라 양이나 음의 값을 갖는다. signed area의 값이 음에서 양, 양에서 음으로 바뀌는 시점은 굽기브의 형태를 갖게 된다. 세 선분 a, b, c에 대한 signed area를 구하기 위한 공식은 수식 (4)와 같다.

$$S = (a[0]*b[1] - a[1]*b[0] + b[0]*c[1] - b[1]*c[0] + c[0]*a[1] - c[1]*a[0])/2 \quad \dots\dots\dots (4)$$

여기서 S는 signed area이고 a[0],b[0],c[0]는 각 선분의 시작점, a[1],b[1],c[1]은 각 선분의 끝점을 말한다.

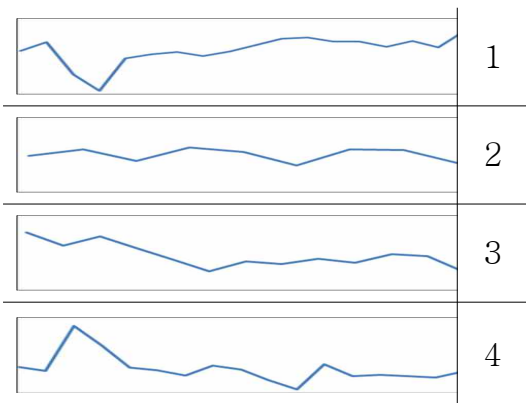


그림 5. 각 숫자별 각도 프로파일
Fig. 4. Profile of angle feature

표 2. 문자 변환 기준
Table 2. Criterion of character transform

구분 (단위 : radian)	문자
$0 < \text{angle} \leq \frac{2}{3}\pi$	A
$\frac{2}{3}\pi < \text{angle} \leq \frac{4}{3}\pi$	B
$\frac{4}{3}\pi < \text{angle} \leq 2\pi$	C
convex to concave	SA

IV. Smith-Waterman 정렬 알고리즘

Smith-Waterman 알고리즘[9][10]은 동일한 배열크기를 가진 임의의 길이의 두 서열 a, b가 있을 때, $(|a|+1)(|b|+1)$ 의 2차원 배열을 동적으로 구하여 배치점수가 높은 부분 배치를 찾는다. Smith-Waterman 알고리즘은 수식 (5)과 같은 점화식을 이용하여 부분배치를 찾는다.

$$H_{i,0} = 0 \quad (0 \leq i \leq |a|)$$

$$H_{0,j} = 0 \quad (0 \leq j \leq |b|)$$

$$H_{i,j} = \max \left\{ 0, H_{i-1,j-1} + s(a_i, b_j), \right. \\ \left. H_{i,j-1} - \mu, H_{i-1,j} - \mu \right\}$$

..... (5)

여기서 $s(a_i, b_j)$ 는 a_i, b_j 의 배치점이고 μ 는 gap의 벌점이다.

Smith-Waterman 알고리즘은 두 서열의 길이를 이라고 할 때, 크기의 2차원 배열을 만들게 되므로, 시간 복잡도는 $O(mn)$ 이고, 공간복잡도는 $O(m)$ ($m \leq n$) 인 방법으로 알려져 있다. 실제 본 논문에서 사용한 파라메타 값은 표 3과 같다. 비교할 문자가 일치할 경우 스코어 5, 일치하지 않을 경우에도 스코어가 -5이다. 하지만 gap에 대한 패널티는 작게 준다. 그 이유는 그림 5의 (a)와 (b)와 같이 높은 매칭 영역을 일정한 영역만큼 유동적으로 저 잘 매칭할 수 있게 하기 위함이다. Gap의 확장은 더 작은 패널티 스코어를 준다. 표 3의 스코어 파라메타는 실험 결과에 따른 본 논문이 제시하는 최적의 스코어 파라메타이다.

표 3. 스코어 파라메타
Table. 3. Score parameters

Type	Score
matches	5
mismatches	-5
gap-openings	-3
gap-extensions	-1

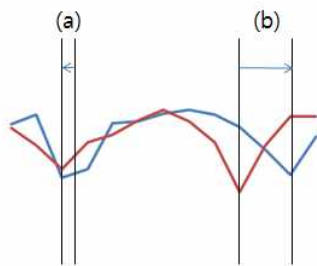


그림 5. 서로 다른 필기자의 숫자 '3' 특징점 비교
Fig. 5. Difference in profile between one and another writers

그림 5는 서로 다른 두 필기자가 쓴 숫자 '3'의 특징점을 프로파일화한 결과를 비교한 그래프이다. 그림 5의 (a)와 (b)

에서는 Smith-Waterman 정렬 알고리즘을 통해 gap이 발생하는 구간이다.

V. 실험결과

온라인 필기체 문자 인식은 표준화된 데이터베이스가 없기 때문에 실험은 서로 다른 필기자 20명을 상대로 10개의 숫자를 10회씩 실시간으로 입력한 데이터를 대상으로 하였다. 실시간으로 입력받은 데이터는 전처리를 거친 좌표가 최소 10개 이상으로 하는 데이터를 대상으로 일정한 간격으로 숫자의 특징점을 추출한다.

표 4는 동일한 입력 데이터로 패턴을 분류한 결과 오류역전과 신경회로망과 Smith-Waterman 정렬 알고리즘의 인식 결과를 비교하여 나타낸 것이다. 오류역전과 알고리즘의 학습률은 0.1, 오차 최대치는 0.01, 은닉층 수의 개수는 15개로 설정하여 실험을 하였다. Smith-Waterman 정렬 알고리즘을 이용한 방법이 기존의 오류역전과 신경회로망보다 3.1% 높은 인식률을 보였다. 반면에 표 5와 같이 Smith-Waterman 정렬 알고리즘의 연산속도는 오류역전과 신경회로망보다 2배 이상 느리다는 단점을 가진다.

본 논문의 실험환경은 Intel Core2 Duo CPU 3.0GHz, 3GB 이다. 표 5는 제안한 방법의 필기체 숫자 인식의 속도를 나타낸 것이다. 전처리 속도와 특징점 추출은 비교적 빠른 반면 Smith-Waterman 정렬 알고리즘을 통해 패턴을 분류하는 시간이 전체의 89.6%를 차지한다. 이는 Smith-Waterman 정렬 알고리즘이 정확성과 속도의 트레이드 오프(trade-off)가 발생됨을 알 수 있다. 향후 속도문제를 개선한다면 실시간 숫자 인식에 좋은 방법론 중 하나의 기준이 될 것이라 기대한다.

표 4. 인식 결과 (단위: %)
Table. 4. Result of recognition(unit: %)

숫자	Back-propagation	Smith-Waterman
0	90	92
1	88	92
2	85	84
3	80	88
4	85	98
5	90	94
6	88	80
7	85	92
8	95	82
9	75	94
평균	86.5	89.6

표 5. 단계별 소요 시간 (단위: msec)
Table 5. Computational time (unit: msec)

속도	전처리	특징점 추출	패턴 인식
Smith-Waterman	15	26	183
Backpropagation	15	26	87

VI. 결 론

본 논문에서는 온라인 필기체 숫자 인식을 위해 기하학적 인 정보를 이용하여 전처리를 한다. 전처리된 입력 좌표 정보 들은 크기 정규화의 효과를 가진다. 전처리로부터 얻어진 정 제된 입력 좌표들은 숫자가 가지는 본연의 Convex-Concave 라인의 특징을 이용하여 서로 다른 숫자의 구분이 명확한 특 징점을 추출해낸다. 이러한 방법은 숫자의 크기, 이동, 회전에 강인한 특징을 가진다.

Smith-Waterman 정렬 알고리즘은 기존의 신경회로망 알 고리즘의 하나인 오류역전과 신경회로망과 비교했을 때 사전 학습 절차가 필요로 하지 않고 표본 데이터만으로 숫자를 구 분해 낸다. 오류역전과 신경회로망은 학습 데이터의 순서와 데이터양에 의해 완전히 다른 결과를 가져 올 수 있다. 반면에 Smith-Waterman 알고리즘은 데이터 길이에 비교적 자유롭 기 때문에 크기 정규화에 크게 구애받지 않고 분류기를 설계 할 수 있다는 장점을 가진다.

온라인 필기체 숫자의 입력은 필기자에 의해 다양한 형태로 변형 될 수 있다. Smith-Waterman 알고리즘은 동적 최대 배 치 점수를 찾기 때문에 온라인 문자 입력과 같이 계속적으로 숫자의 형태학적인 정보가 변화하는 작업에 더 적합한 방법임 을 실험결과를 통해 확인할 수 있었다. 실험 결과 오류역전과 신경회로망과 비교해 보았을 때 3.1% 더 뛰어난 성능을 보였 다.

참고문헌

[1] D.Cheng, H.Yan, "Recognition of handwritten digits based on contour information," Pattern Recognition, Vol. 31, No. 3, pp. 235-255, Mar. 1998.
[2] G.Vamvakas, B.Gatos, S.J.Perantonis, "Handwritten character

recognition through two-stage foreground sub-sampling," Pattern Recognition, Vol. 43, No. 8, pp. 2807-2816, Aug. 2010.
[3] NMHerbst, C.NLiu, "Automatic signature verification based on accelerometry," IBM J. Res. Dev. 21, pp. 245 - 254, May. 1977.
[4] G.L.Cash, MHatamian, "Optical character recognition by the method of moments," Computer Vision, Graphics, and Image Processing, Vol. 39, pp. 291-310, Sep. 1987.
[5] K.Fukushima, "Neural Network Model for Selective attention in visual pattern recognition and associative recall," Applied Optics, Vol. 26, No. 23, pp. 4985-4992, Dec. 1987.
[6] M.T.Y.Lai and C.Y.Suen, "Automatic recognition of characters by Fourier descriptors and boundary encoding," Pattern Recognition, Vol. 14, pp.383-393, Dec. 1981.
[7] C.L.Giles and T.Maxwell, "Learning, invariance, and generalization in high-order neural networks," Applied Optics, Vol. 25, pp. 4972-4978, Dec. 1987.
[8] P.Morrison, J.J.Zou, "Triangle refinement in a constrained Delaunay triangulation skeleton," Pattern Recognition, Vol. 40, No. 10, pp 2754-2765, Oct. 2007.
[9] T.F.Smith, M.S.Waterman, "Identification of common molecular subsequences," J. Mol. Biol. 147, pp.195 - 197, Mar. 1981.
[10] C.Xu, J.Liu, X.Tang, "2D Shape Matching by Contour Flexibility," IEEE Trans. on pattern analysis and machine intelligence, Vol. 31, No. 1, pp. 180-186, Jan. 2009.

저 자 소 개



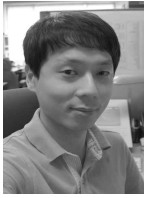
문 원 호

2006 : 신라대학교 컴퓨터정보공학부
공학사
현 재 : 부산대학교 컴퓨터공학과 석사
과정
관심분야 : 패턴인식, 로봇비전, HCI
Email : dark8blue@daum.net



최 연 석

2010 : 부산대학교 정보컴퓨터공학부
공학사
현 재 : 부산대학교 컴퓨터공학과 석사
과정
관심분야 : 영상처리, 로봇비전, HCI
Email : yeonseokchoi@pusan.ac.kr



이 상 길

2003 : 부산대학교 정보컴퓨터공학부
공학사

2005 : 부산대학교 컴퓨터공학과 공학
석사

현 재 : 부산대학교 컴퓨터공학과 박사
과정

관심분야 : HCI, NPR, 인공지능경망

Email : leesg@pusan.ac.kr



차 의 영

1979 : 경북대학교 전자공학과 공학사

1982 : 서울대학교 전자계산학과
공학석사

1998 : 서울대학교 컴퓨터공학과
공학박사

1981-1985 : 한국전자기술연구소
연구원

1995-1996 : University of London
방문 교수

현 재 : 부산대학교 컴퓨터공학과 교수

관심분야 : 로봇비전, 패턴인식, 인공
신경망

Email : eycha@pusan.ac.kr

