

비용 최소화 방법을 이용한 모서리 감지

이동우¹, 이성훈^{2*}

¹우송대학교 컴퓨터정보학과 교수, ²백석대학교 컴퓨터공학부 교수

Edge Detection using Cost Minimization Method

Dong-Woo Lee¹, Seong-Hoon Lee^{2*}

¹Professor, Department of Computer Information, Woosong University

²Professor, Division of Computer Engineering, Baekseok University

요약 기존의 모서리 감지 기법들은 모서리에 대한 정확한 정의를 바탕으로 하여 정의된 형태의 모서리만을 발견하기 때문에 현실 세계에 존재하는 복잡하고 다양한 형태의 이미지에 대한 모서리를 발견하는데 많은 제약이 따른다. 이러한 문제점을 해결하여 다양한 형태의 모서리를 발견하기 위한 방법이 비용최소화 방법이다. 이 방법에서는 비용함수 및 비용요소를 정의하여 사용하며, 이 비용함수는 후보 모서리 생성 전략에 따라 생성되는 후보 모서리 모형에 대한 비용을 계산하여 만족할 만한 결과가 나타나게 되면 해당 후보 모서리 모형이 해당 이미지에 대한 모서리가 된다. 본 연구에서는 비용최소화 방법의 문제점인 정의된 형태의 모서리만을 발견한다는 단점을 개선하기 위해 좀 더 다양한 형태의 이미지에 대한 모서리를 발견하기 위한 후보 모서리 생성 전략을 제안하였다. 또한 이러한 점을 반영한 간단한 모의실험을 통해 개선 내용을 확인하였다.

주제어 : 모서리, 비용요소, 비용 함수, 후보 모서리, 사물인터넷.

Abstract Existing edge discovery techniques only found edges of defined shapes based on precise definitions of edges. Therefore, there are many limitations in finding edges for images of complex and diverse shapes that exist in the real world. A method for solving these problems and discovering various types of edges is a cost minimization method. In this method, the cost function and cost factor are defined and used. This cost function calculates the cost of the candidate edge model generated according to the candidate edge generation strategy. If a satisfactory result is obtained, the corresponding candidate edge model becomes the edge for the image. In this study, a new candidate edge generation strategy was proposed to discover edges for images of more diverse shapes in order to improve the disadvantage of only finding edges of a defined shape, which is a problem of the cost minimization method. In addition, the contents of improvement were confirmed through a simple simulation that reflected these points.

Key Words : Edges, Cost factor, Cost function, Candidate edge, IoT.

*교신저자 : 이성훈(shlee@bu.ac.kr)

접수일 2021년 12월 27일 수정일 2022년 2월 11일 심사완료일 2022년 2월 13일

1. 서론

모서리(edge)는 서로 다른 일정한 그레이 레벨을 갖는 두 지역간의 경계로 “Edgls(edge elements)라 불리는 짧은 선형 세그먼트(short linear segments)이다. 모서리 감지에는 이미지 밝기가 급격히 변하거나 불연속성이 있는 디지털 이미지의 에지, 곡선을 식별하는 것을 목표로 하는 것으로 다양한 수학적 방법이 포함된다[1, 2]. 1차원 신호에서 불연속성을 찾는 문제를 단계 감지(step detection)라고 하고 시간에 따라 신호 불연속성을 찾는 문제를 변경 감지(change detection)라 한다 [3]. 모서리 감지는 이미지 처리, 머신 비전 및 컴퓨터 비전, 특히 특징 감지 및 특징 추출 영역에서 기본적인 도구라 할 수 있다[4-16].

기존의 모서리 감지 방법에서는 다양한 모서리에 대한 정확한 정의를 내리는 것이 어려웠기 때문에 어떤 특정 모서리에 대한 발견에 연구의 초점을 맞추어 왔다. 이로 인해 제한된 범위의 모서리만을 발견하게 되는 문제점을 보이고 있다.

비용 함수(Cost function)를 고려한 비용 최소화 방법에서는 다양한 모서리를 발견하기 위하여 모서리 정의를 일반적인 특징들만으로 정의하였다. 또한 모서리 모형을 평가하기 위한 비용 함수를 정의하여 사용하는데 이 비용함수는 전체 선형 가중치 비용 요소들의 합(linear sum of weighted cost factors)으로 정의된다. 이렇게 정의된 비용 함수를 최소화 하는 모서리 모형을 주어진 그림에 대한 추출된 모서리로 간주한다[17]. 즉, 모서리를 발견하려는 이미지에 대하여 임의의 후보 모서리 모형을 생성하고 이에 대한 비용을 계산한다. 계속해서 후보 모서리 생성 전략에 따라 비용을 줄이는 방향으로 후보 모서리 모형을 생성하며 후보 모서리 모형의 비용이 원하는 수준에 도달할 때까지 반복한다. 하지만 기존의 후보 모서리 생성 전략 4는 현재의 모서리 모형 S에 대응하는 2개의 후보 모서리 모형 S'가 중앙 화소에 대하여 90도 양 방향으로 이동한 결과로써 단일 방향(90도)으로만 이동함으로써 이동된 위치에서의 모형만을 발견하고 다른 형태의 모서리는 발견되지 못하는 단점이 있다. 따라서 이러한 이동 방향을 좀 더 다양화하여 다양한 형태의 모서리를 발견할 수 있는 전략이 필요하다. 즉 적은 반복 횟수로 다양한 이미지에 대한 전체적인 모서리를 발견하기 위해서는 좀 더 다양한 후보 모서리 생성 전략이 필요하다.

또한 기존의 비용 요소 중에는 모서리를 구성하는 화

소 수에 대한 비용과 프로그래밍에 대한 비용에서는 원도우내 이웃 화소를 고려하지 않고 일률적으로 '0'과 '1'을 적용하였다. 따라서 좀 더 정확한 비용을 적용하기 위해서는 이웃 화소를 고려한 비용이 적용되어야 한다.

본 연구에서는 좀 더 효율적으로 다양한 모서리를 발견할 수 있도록 기존의 비용 요소를 재 정의하고, 새로운 후보 모서리 생성 전략을 추가, 제안하며 다양한 형태의 이미지를 선택하여 기존의 방법과 성능을 비교하였다.

2. 모서리 감지 방법

기존의 이미지 내 지역간의 경계를 발견하는 방법에는 병렬처리 기법(선형, 비선형, 최적기법)과 이전 지식을 이용한 순차적 처리 기법 등이 있다. 병렬처리 기법은 여러 점들로 구성된 어떤 집합이 모서리인지 아닌지를 해당 집합뿐만 아니라 몇몇 이웃 집합들의 그레이 레벨을 고려하여 결정하는 방법으로 원리적으로는 이미지내 모든 화소에 대하여 동시에 모서리 감지 연산자가 적용된다. 병렬처리 기법은 크게 선형 방법, 비선형 방법, 최적 기법 등으로 세분될 수 있다. 선형 방법으로는 high-emphasis spatial frequency filtering, directional differentiation, Gradient 방법 등이 있으며, 비선형 방법으로는 Rosenfeld방법, Herskovitz and binford방법 등이 있다. 또한 최적 접근 방법으로는 Griffith 방법 및 Chew 방법등이 있다. 순차적 처리 방법은 모서리 감지자를 이미지에 연속적으로 적용할 때를 말하며, 한 점에서의 결과는 이전에 조사된 점에서의 결과에 의존한다. 이 방법에는 Heuristic search, Dynamic programming, Guided edge detection 방법 등이 있다.

위에서 기술한 모서리 감지 기법들은 발견하고자 하는 모서리 형태를 정확하게 정의하기가 어렵다. 그러므로 특정 입력 이미지에 대하여 발견하고자 하는 모서리의 형태를 정의하여 정의된 모서리만을 발견함으로써 실제계에 존재하는 다양한 형태의 모서리를 효과적으로 발견할 수 없다. 따라서 다양한 모서리 감지를 위한 기법들에 대한 연구가 진행되고 있으며 이러한 연구 중 하나가 비용 최소화 방법이다.

3. 비용 최소화 방법

일반적으로 이전 모서리 감지 기법들의 문제점은 모서

리에 대한 엄격한 정의를 사용하기 때문에 적용 이미지에는 제한이 따른다. 따라서 모서리를 엄격하게 정의하기 보다는 모서리의 일반적인 특성만을 정의하는 것이 다양한 형태의 모서리를 발견하기에 적절하다. 또한 많은 알고리즘에서 모서리 화소를 결정할 때 이웃의 지역적인 모서리 구조를 고려하지 않기 때문에 모서리 화소의 결정 과정에서 이웃하는 모서리 구조로부터 정보를 추출하여 이용할 수 없었다. 따라서 이러한 단점을 해결하기 위한 방법이 비용 최소화 방법이다.

3.1 비유사성 향상

모서리를 발견하는 첫 번째 과정은 비유사성 향상(dissimilarity enhancement)으로써 모서리 화소로 여겨질 수 있는 이미지 내 점들이 향상되며 이렇게 향상된 이미지 D는 아래와 같이 표기할 수 있다. 각각의 화소 값이 해당 화소 위치에서의 지역 비유사성의 정도에 비례하는 화소들의 집합이다.

$$D = \{ d(i, j); 1 \leq i, j \leq N \}$$

이때 각각의 화소 값은 '0'과 '1' 사이의 값이 되며 '1'에 근접한 큰 값을 갖는 화소들이 모서리 화소로 간주될 수 있는 좋은 후보가 된다. 이러한 이미지 향상에 있어서 두개의 중요한 요구사항이 필요한데 지역을 정의하는 무제와 이들 지역의 비유사성을 측정할 수 있는 함수가 필요하다. 지역 비유사성 측정 함수는 지역 비유사성의 정도를 측정할 수 있는 척도로 사용자가 정의하여 사용할 수 있으며, 본 논문에서는 두 지역 R₁, R₂간의 비유사성 측정 함수로써 F(R₁, R₂)로 표기하고 이 함수는 두 지역에 존재하는 평균 그레이 레벨의 차이로 정의한다. 지역 정의 문제는 12개의 선택된 모서리 구조로 정의되며 3×3 윈도우에 포함된 3개의 값은 모서리 구조로 표현된다.

이렇게 향상된 이미지로부터 5개의 요소로 구성된 가중치 합으로 표현되는 비용 함수에 대한 최소화 작업을 통하여 낮은 비용을 갖는 모서리 모형을 찾음으로써 모서리를 발견한다. 이렇게 향상된 이미지로부터 모든 화소에 대하여 비용 함수를 계산하게 되는데 먼저 비용 함수를 기술하기 전에 이에 필요한 정의들을 알아본다.

- 이미지 G : $G = \{ g(i, j); (1 \leq i, j \leq n) \}$
 각각의 화소 g(i, j)는 그레이 레벨 값으로 0 ~ 255 까지의 값을 갖는다.

- 모서리 S : $S = \{ s(i, j); (1 \leq i, j \leq n) \}$
 각각의 화소 s(i, j)는 0 혹은 1의 이진 값을 갖으며 s(i, j)가 1 이면 모서리 화소(edge pixel)라 하고 0이면 비모서리 화소(nonedge pixel)이라 한다.
- 모서리 E : 모서리 모형(configuration)에 포함된 모서리 화소들의 집합을 구성하는 구성 요소.
- 가는 모서리: 사이클에 포함되지 않는 모서리 화소들만으로 구성된 모서리
- 두꺼운 모서리: 사이클에 포함된 모서리 화소들만으로 구성된 모서리
- 사이클(cycle): 처음과 끝이 같은 길(path)

3.2 비용함수

비용 함수는 가장 낮은 비용을 갖는 모형이 모서리 개념에 따라 가장 좋은 모형과 일치하도록 각 모서리 모형에 비용을 할당한다. 모서리의 특성을 반영한 비용 요소들간에는 상호 모순된 작용이 발생한다. 일례로 이미지 내 모든 모서리가 길고 연속적인 경우에는 빈약한 지역성과 잘못된 모서리가 나타날 수 있으며 반면에 이미지 내 모든 모서리가 짧고 비연속적인 경우에는 좋은 지역성과 확실한 모서리를 갖지만 전체적인 면이 반영되지 못하는 단점이 존재한다. 그러므로 이러한 모순되는 요구사항들을 해결하기 위하여 각각의 바람직한 모서리 특성을 중요성의 정도와 결합시킨다. 이는 비용함수에 의해 만족될 수 있으며 이 비용함수는 모서리 모형을 이루는 각각의 점들에 대한 비용의 합으로 얻어진다. 즉 비용 함수는 비용 요소의 선형 가중치 합으로 정의되며 이들 각각에 대한 정의는 다음과 같다.

[정의 1] 모서리 모형 S내 어떤 화소의 위치(l)에서 점 비용(point cost)은 전체 선형 가중치 비용 요소 C_i(S, l)로서 정의된다.

$$F(S, l) = \sum_i (W_i \times C_i(S, l)) \quad (1)$$

(W_i ≥ 0, 0 ≤ C_i ≤ 1, and l ∈ {c, d, e, f, t})

[정의 2] 모서리 모형 S의 전체 비용(total cost)은 이미지 내 모든 화소에서 점 비용의 합으로 정의된다.

$$F(S) = \sum_l F(S, l) \quad (1 \in l) \quad (2)$$

[정의 3] 두 개의 모서리 모형 S, S' 에 대한 S 로부터 S' 까지 증가 비용 $\Delta F(S, S')$ 은 다음과 같다.

$$\Delta F(S, S') = F(S') - F(S) \quad (3)$$

모서리 감지는 위에서 정의된 비용 함수를 최소화함으로써 이루어지며 이같은 비용 함수는 5개의 비용 요소로 구성된다. 이러한 비용 요소는 바람직한 모서리 특성(비유사성 지역을 명확하게 구분, 얇고 연속적인 모서리)을 포함한다. 5개 비용 요소로는 곡률에 대한 비용(C_c , cost for curvature), 지역 비유사성(C_d , region dissimilarity)에 대한 비용, 모서리를 구성하는 화소수에 대한 비용(C_e , number of edge point), 프래그멘테이션(C_f , fragmentation)에 대한 비용, 모서리 두꺼움(C_t , edge thickness)에 대한 비용등이 포함된다.

앞에서 기술한 것처럼, 정의된 비용 함수를 최소로 하는 모서리 모형을 주어진 그림에 대한 추출된 모서리로 간주한다. 즉 모서리를 발견하려는 이미지에 대하여 임의의 후보 모서리 모형을 생성하고 이에 대한 비용을 계산한다. 계속해서 후보 모서리 생성 전략에 따라 비용을 줄이는 방향으로 후보 모서리 모형을 생성하며 후보 모서리 모형의 비용이 원하는 수준에 도달할때까지 반복한다. 이때 만족되는 후보 모서리 모형을 해당 이미지에 대한 모서리라 한다.

3.3 후보 모서리 모형 생성 전략

후보 모서리 모형을 만드는 방법은 다음의 6가지 전략을 조합하여 만들어지며 만족할 만한 모서리가 생성될 때까지 후보 모서리 모형 생성 전략을 이용하여 해당 이미지에 대한 후보 모서리 모형을 만들며 각 전략에서 위치 $l \in L$ 의 선택은 레스터 스캔(raster scan) 방법을 사용한다. $X_k = S$ 는 현재의 모서리 모형이라 하고 $Y_k = S'$ 는 후보 모서리 모형이라 할 때 각 전략은 다음과 같다.

[전략 1] 단일 화소 변화: $S' = M_1(S, l)$

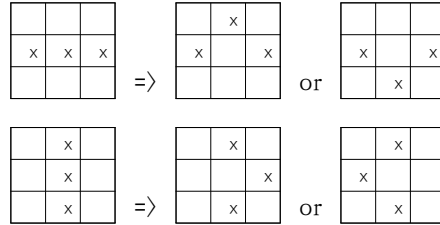
현재의 모서리 모형 S 내 위치 l 에서의 화소 값을 보수화하여 후보 모서리 모형을 만든다.

[전략 2] 두 위치에서의 화소변화: $S' = M_2(S, l)$

이웃 화소의 위치를 임의로 선택하여 현재의 모서리 모형 S 내 위치 l, l' 의 화소 값을 보수화하여 후보 모서리 모형을 만든다.

[전략 3] 단일 화소 이동: $S' = M_3(S, l)$

현재 모형의 윈도우에 있는 모서리 구조가 아래 그림 1의 모서리 구조중 하나에 속하면 후보 모서리 모형의 구조는 오른쪽과 같으며 만일 그림내의 어떠한 모서리 구조에도 포함되지 않으면 후보 모서리 모형은 현재의 모서리 모형이 된다.



[Fig. 1] Edge model example

[전략 4] 여러 개의 화소 이동: $S' = M_4(S, l)$

이 전략은 좀 더 많은 화소들의 위치를 이동한다는 점 외에는 전략 3과 같다.

[전략 5] 윈도우 지역 변화: $S' = M_5(S, l)$

현재의 모서리 모형 S 에서 윈도우에 포함된 위치 각각에 대하여 임의로 화소 값을 변화시켜 후보 모서리 모형 S' 를 만든다.

[전략 6] 중앙화소 양 방향 180도 이동: $S' = M_6(S, l)$

기존의 후보 모서리 모형 생성 전략 중 전략 4는 현재의 모서리 모형 S 에 대응되는 2개의 후보 모서리 모형 S' 가 중앙화소에 대하여 90도 양 방향으로 이동한 결과로서 단일 방향으로만 이동함으로써 이동된 위치에서의 모형만을 발견하고 다른 형태의 모서리는 발견하지 못하는 단점이 발생한다. 따라서 이동 방향을 좀 더 다양화하여 다양한 형태의 모서리를 발견할 수 있는 전략이 필요하다. 따라서 중앙 화소에 대하여 양 방향으로 180도 이동하여 현재의 모서리 모형 S 에 대한 후보 모서리 모형 S' 를 만든다.

4. 성능 평가

구현에 사용된 데이터 형태는 2차원 배열 형태의 11*11 크기로 그레이 레벨 값에 해당하는 '0'과 '255' 사이의 데이터를 사용하였으며 이는 스캐닝 한 결과로 가정한다. 그레이 레벨 값으로 구성된 이미지는 표 1과 같다.

<Table 1> Initial image(Gray level value)

240	236	242	243	248	245	246	237	248	249	240
250	241	242	243	234	245	246	231	238	239	240
240	231	11	13	9	13	16	17	11	239	240
240	241	7	9	14	11	11	7	8	229	245
250	251	5	6	4	5	6	7	9	239	240
250	241	6	8	9	10	11	10	12	244	240
233	231	10	13	14	11	10	11	13	241	243
245	249	12	11	15	12	6	10	11	238	250
234	253	13	10	15	18	13	17	12	234	239
243	239	234	231	236	233	231	236	231	244	237
249	236	233	233	240	233	237	239	234	233	250

또한 본 실험에서 사용된 가중치는 표 2과 같다.

<Table 2> Simulation Weight

비용요소	C_c	C_d	C_e	C_f	C_t
가중치	0.5	2.0	1.0	3.0	1.2

그레이 레벨 값들로 구성된 이미지에 대한 기존 방법과 제안된 방법과의 비교 내용은 아래 표 3과 같다. 이 결과는 10번을 수행한 후의 결과 값을 보인 것으로 기존의 모서리 감지 방법에서는 4개의 화소 부분((2.2),(2.6),(9.3),(9.5))이 모서리임에도 발견되지 못한 내용을 보이고 있다. 반면에 제안한 방법에서는 3개의 화소 부분((2.4),(8.8),(9.7))이 모서리임에도 발견되지 못한 결과를 보였다.

<Table 3> Edge detection result

	Mismatched Pixel Number
Conventional	4개 ((2.2),(2.6),(9.3),(9.5))
Proposed	3개 ((2.4),(8.8),(9.7))

5. 결론

기존의 모서리 감지 기법들은 특정 입력 이미지에 대하여 발견하고자 하는 모서리의 형태를 정의하여 정의된 모서리만을 발견함으로써 실제계에 존재하는 다양한 형태의 모서리를 효과적으로 발견할 수가 없다. 이러한 문제점을 해결하기 위한 한 가지 방법이 비용 최소화 방법으로 이 방법에서는 비용 요소를 정의하고 이들의 선형

가중치 합으로 비용함수를 정의하였다. 모서리 감지과정은 모서리를 발견하려는 이미지에 대하여 임의의 후보 모서리 모형을 생성한다. 이러한 과정을 후보 모서리 모형의 비용이 원하는 수준에 도달할 때까지 반복하면서 임의의 특정한 후보 생성 전략이 적용된다.

본 연구에서는 모서리 후보 생성 전략을 추가하여 실세계에 존재하는 다양한 형태의 모서리를 발견하고자 하였다. 실험에서는 특정 그레이 레벨 값으로 표현된 이미지에 대해 기존의 방법과 제안한 방법과의 모서리 감지 결과를 도출하였다. 도출된 결과에서는 제안한 방법이 특정 이미지에 대해 기존의 방법보다 정확한 모서리 감지 확률을 높이고 있음을 보였다.

REFERENCES

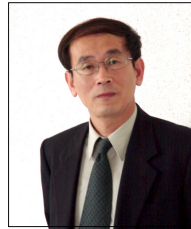
- [1] L. Tony, "Edge detection and ridge detection with automatic scale selection", International Journal of Computer Vision, Vol.30, No.2, pp.117-154, 1998.
- [2] L. Tony, "Edge detection", Encyclopedia of Mathematics, EMS Press. 2001.
- [3] R. M. Haralick, "Digital Step Edges from Zero Crossing of Second Directional Derivatives", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.Pami-6, No.1, 1984.
- [4] M. H. Asghari, B. Jalali, "Physics-inspired image edge detection", 2014 IEEE Global Conference on Signal and Information Processing(GlobalSIP), 2014. DOI: 10.1109/GlobalSIP.2014.7032125.
- [5] T. P. Agustín, K. Krissian, A. F. Miguel, S. C. Daniel, "Accurate subpixel edge location based on partial area effect", Image and Vision Computing, Vol.31, Issue 1, pp.72-90, 2013.
- [6] Sugata Ghosal, Rajiv Mehrotra, "Orthogonal moment operators for subpixel edge detection", Pattern Recognition, Vol.26, Issue 2, pp.295-306, 1993.
- [7] R. D. Jules and T. Takamura, "Alternative Approach for Satellite Cloud Classification: Edge Gradient Application", Advances in Meteorology, 2013. <https://doi.org/10.1155/2013/584816>
- [8] N. Dalal and B. Triggs, "Histograms of oriented gradients for human detection," in Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR '05), 2005.
- [9] J. CANNY, "A Computational Approach to Edge Detection", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.Pami-8, No.6, 1986.
- [10] D. Ziou, S Tabbone, "Edge Detection Techniques - An Overview", International Journal of Pattern

Recognition and Image Analysis, 8(4):537-559, 1998.

- [11] W. Zhang and F. Bergholm, "Multi-Scale Blur Estimation and Edge Type Classification for Scene Analysis", International Journal of Computer Vision, Vol.24, pp.219-250, 1997.
- [12] M. Petrou and J. Kittler. Optimal Edge Detector for Ramp Edges. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 13(5) pp. 483-491, 1991.
- [13] R. Mehrotra and S. Zhan. A Computational Approach to Zero-Crossing-Based Two Dimensional Edge Detection. CVGIP: Graphical Models and Image Processing, Vol.58, pp.1-17, 1996.
- [14] J. F. Canny. "A Computational Approach to Edge Detection", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.8, No.6, pp.679-698, 1986.
- [15] D. J. Williams and M. Shah. "Edge Characterization Using Normalized Edge Detector", Computer Vision, Graphics and Image Processing, Vol.55, pp.311-318, 1993.
- [16] S. Tabbone and D. Ziou. "Elimination of False Edges by Separation and Propagation of Thresholds", In 13th Conference on Signal Processing and Images, 1991.
- [17] H. L. Tan and S. B. Gelfand, "A Cost Minimization Approach to Edge Detection using Simulated Annealing", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 14, No.1, 1991.
- [18] S. H. Lee and K. M. Cho, "A Study on the Reality of IoT Device and Service Information Gap in the Era of Digital Transformation," Journal of the Korean Internet of Things Society Vol.7, No.1, pp.79-89, 2021.

이 성 훈(Seong-Hoon Lee)

[종신회원]



- 1995년 2월 : 고려대학교 일반대학원 컴퓨터학과 (이학석사)
- 1998년 2월 : 고려대학교 일반대학원 컴퓨터학과 (이학박사)
- 1998년 3월 ~ 현재 : 백석대학교 컴퓨터공학부 교수

<관심분야>

분산시스템, 웹서비스, 지능정보, 컨버전스, 융합산업등

이 동 우(Dong-Woo Lee)

[정회원]



- 1984년 8월 : 고려대학교 일반대학원 컴퓨터공학 (공학석사)
- 2005년 2월 : 고려대학교 일반대학원 전산학과 (이학박사)
- 1995년 3월 ~ 현재 : 우송대학교 컴퓨터정보학과 교수

<관심분야>

웹기반분산시스템, 능동시스템, 데이터베이스, 컨버전스등