

혼합화소를 이용한 IKONOS 영상의 감독분류정확도 평가

이종신¹, 김민규^{1*}, 박준규²
¹충남대학교 토목공학과, ²서일대학교 토목과

Accuracy Evaluation of Supervised Classification about IKONOS Imagery using Mixed Pixels

Jong-Sin Lee¹, Min-Gyu Kim^{1*} and Joon-Kyu Park²

¹Dept. of Civil Engineering, Chungnam National University

²Dept. of Civil Engineering, Seoil College

요 약 위성영상을 이용한 감독분류에서 훈련집단의 선택은 분류정확도에 많은 영향을 미친다. 일반적으로 훈련집단의 특징이 명확한 순수화소를 선택할 경우 전체 정확도가 높은 반면, 저해상도 영상이거나 식별이 불분명하여 혼합화소를 선택하면 정확도는 저하된다. 그러나 실제 영상분류를 수행할 때 순수화소만을 훈련집단으로 선택하는 것은 매우 어렵다. 이에 본 연구에서는 혼합화소를 훈련집단으로 선택하였을 경우 적합한 분류기법을 제시하고자 하였다. 이를 위해 소수의 순수화소를 훈련집단으로 선정하여 분류정확도를 산출하고 같은 수의 혼합화소를 이용한 분류결과와 정확도를 비교하였다. 연구 결과, 혼합화소를 사용한 분류기법들 중 SVM의 정확도가 가장 높았으며, 순수화소를 이용한 분류결과와도 가장 작은 차이를 보였다. 따라서 훈련집단으로 혼합화소를 선택할 가능성이 높은 건물 및 녹지 혼합지역에서는 SVM을 이용한 영상분류가 가장 적합할 것으로 판단된다.

Abstract Selection of training set influences the classification accuracy in supervised classification using satellite imagery. Generally, if pure pixels which character of training set is clear were selected, whole accuracy is high while if mixed pixels were selected, accuracy is decreased because of low-resolution imagery or unclear distinguishment. However, it is too difficult to choose the pure pixels as training set actually. Accordingly, this study should be suggested the suitable classification method in case of mixed pixels choice. To achieve this, a few pure pixels were chosen as training set and classification accuracy was calculated which was compared with classification result using an equal number of mixed pixels. As a result, accuracy of SVM was the highest among the classification method using mixed pixels and it was a relatively small difference with the result of classification using pure pixels. Therefore, imagery classification using SVM is most suitable in the mixed area of construction and green because it is high possibility to choose mixed pixels as training set.

Key Words : Mixed Pixel, Pure Pixel, Classification Method, Training Set

1. 서론

최근 다양한 위성영상이 주제도 제작에 활용되고 있다. 주제도는 표현하고자 하는 각 항목별 세부 목록을 정한 후, 몇 차례의 영상분류 및 검수를 통해 완성된다. 그러나 분류과정에서 사용한 방법이나 항목의 기준이 되는

훈련집단(training set) 설정의 적합성에 따라 그 결과가 달라질 수 있다. 현재까지 대부분의 연구들에서는 정확도 향상을 위해 훈련집단 선택 시 순수화소(pure pixels)를 사용해 왔다[1]. 순수화소란 영상 영역 내에서 단일 물질로 100% 피복된 화소를 의미하며, 혼합화소(mixed pixels)란 단일 물질로만 피복된 것이 아니라 실제와 같

*Corresponding Author : Min-Gyu Kim

Tel: +82-10-3373-6033 email: kmgtpq@paran.com

접수일 12년 03월 29일

수정일 12년 05월 23일

게재확정일 12년 06월 07일

이 여러 대상물이 혼재하는 화소를 의미한다[2,3].

현재 고해상도 영상을 이용한 분류기법으로는 최대우도법이 많이 사용되고 있으나 자료가 정규분포를 이루지 않으면 분류가 잘 이루어지지 않는다. 이러한 단점을 피하기 위하여 ANN(Artificial Neural Network) 또는 SVM(Support Vector Machine)이 사용되고 있다[4]. 또한, 순수화소를 이용한 영상분류와 혼합화소를 이용한 분류를 통해 훈련집단의 크기를 최소화하고 분류정확도를 향상시킬 수 있는 방법으로도 SVM이 활용되고 있다[5].

국외의 경우, 농경지를 대상으로 순수화소 또는 혼합화소 선택에 따른 분류정확도를 SVM으로 산출하는 연구가 수행되었으며[6], 작은 크기의 훈련집단 샘플로 인해 발생하는 문제를 해결하기 위해서 SVM의 대안으로 primal SVM 기법을 소개하고 소개된 기준 데이터세트에 의한 평가 수행 기법의 유효성을 경험적으로 증명하는 연구 또한 진행되었다[7]. 그러나 순수화소와 혼합화소 선정에 따른 분류결과와 관련된 연구들에서는 한 가지 기법을 이용한 경우가 대부분이며, 분류기법들 간의 정확도 산출 관련 연구들에서는 주로 순수화소만 사용되었다.

따라서 본 연구에서는 분류항목의 특징을 명확하게 나타내는 순수화소와 육안으로는 식별이 어려운 혼합화소로 훈련집단을 각각 설정하고, 다양한 감독분류기법들을 적용하여 분류를 수행하였다. 또한 분류결과를 검증자료와 비교하여 정확도를 산출함으로써 육안으로 순수화소만을 선택하기 어려운 건물 및 녹지 혼합지역에서도 높은 정확도를 산출할 수 있는 기법을 제시하고자 하였다.

2. 영상분류

분류 시 결과에 영향을 미치는 훈련집단은 단일 물질로 피복되어 다른 집단들과 뚜렷하게 구분할 수 있는 순수화소와 여러 대상물이 혼재되어 인근 화소와의 구별이 불명확한 혼합화소를 각각 선택하였다.

영상의 분류기법은 사용자가 분류기준을 정하고, 그에 맞는 대표 화소들을 직접 선택하여 분류하는 감독분류와 사용자의 선택 없이 화소값들의 통계적 특성만을 이용하여 분류하고 몇 가지 집단으로 구분하는 무감독분류(clustering)로 나뉜다. 감독분류의 대표적인 기법들로는 최소거리법(Minimum Distance), 마하라노비스거리법(Mahalanobis Distance), 최대우도법(Maximum Likelihood), 이진부호화법(Binary Encoding), 신경망법(Neural Net), SVM 등이 있으며, 무감독분류에는 ISODATA(Iterative Self Organizing Data Analysis), K-Means 등이 있다.

최소거리법은 훈련지역에서 선택된 화소의 평균 벡터

까지의 유클리드 거리를 계산하여 최소거리의 분류항목에 할당하는 기법, 마하라노비스거리법은 최소거리법과 유사하나 분류의 기준이 되는 거리 계산에 있어 마하라노비스거리를 이용하는 점이 다르며, 각 클래스들의 공분산 행렬이 동일하다는 가정 하에 실시되는 기법, 최대우도법은 분류항목별 선택 화소가 기본적으로 정규 분포의 형태를 따른다는 가정 하에서 통계적인 확률분포에 따라 분류를 수행하는 기법, 이진부호화법은 각 밴드별로 나타나는 0과 1의 숫자들을 일렬로 나열하고, 구하고자 하는 화소의 밴드별 값들과 비교함으로써 분류를 수행하는 기법, 신경망법은 생물학적인 모형과 보조적인 수학적 모형에 기초한 새로운 계산형태이며, 실질적으로 소프트웨어나 인공신경망 기계를 이용하기 위해 인위적으로 만든 공학적인 기법, SVM은 두 분류항목에 속한 데이터의 집합이 있는 경우, 두 항목 간의 거리를 최대로 하여 분류하는 최적의 초평면을 찾는 기법이다[8].

2.1 순수화소 영상분류

본 연구에서는 대전광역시 한국과학기술원의 일부 지역을 대상으로 선정하였다. 이 지역은 건물, 식생, 도로 등이 고르게 분포되어 있고, 건물의 밀집도가 낮으며, 접근성이 높아 영상분류정확도 평가에 적합하다. 영상은 2002년 3월 9일에 촬영한 IKONOS 위성영상이며 제원은 표 1과 같다.

[표 1] IKONOS 위성영상의 제원

[Table 1] Specification of IKONOS satellite imagery

항목	제원		
공간 해상도	흑백 1m × 1m		
	다중분광 4m × 4m		
방사 해상도	11 bit		
파장대	흑백	0.45-0.90 μm	
	다중분광	band1	0.45-0.52 μm
		band2	0.52-0.60 μm
		band3	0.63-0.69 μm
		band4	0.76-0.90 μm
위성고도	약 681 km		

훈련집단으로 혼합화소를 선택할 경우 발생하는 정확도의 저하를 파악하기 위해 소수의 순수화소를 훈련집단으로 선택하여 분류를 수행하였다. 분류항목은 그림 1과 같이 건물, 식생, 도로, 나지, 그림자로 지정하였으며, 오차행렬을 이용한 정확도 산출시의 경제성을 고려하여 각 항목별 30개씩 150화소를 선정하였다.

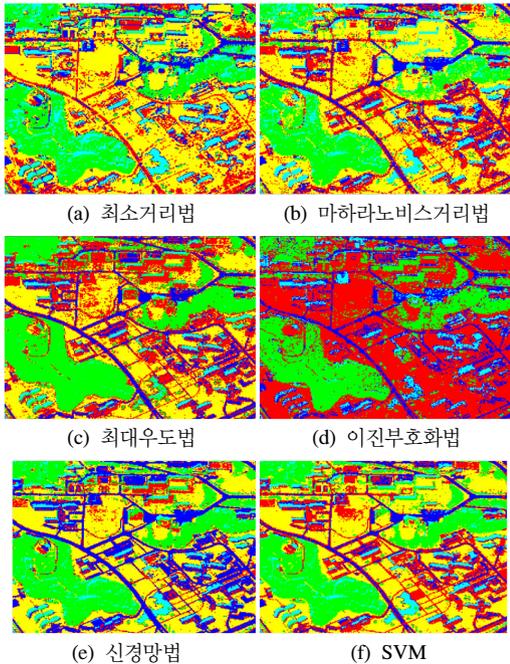


[그림 1] 순수화소를 이용한 훈련집단
[Fig. 1] Training set using pure pixels



[그림 3] 혼합화소를 이용한 훈련집단
[Fig. 3] Training set using mixed pixels

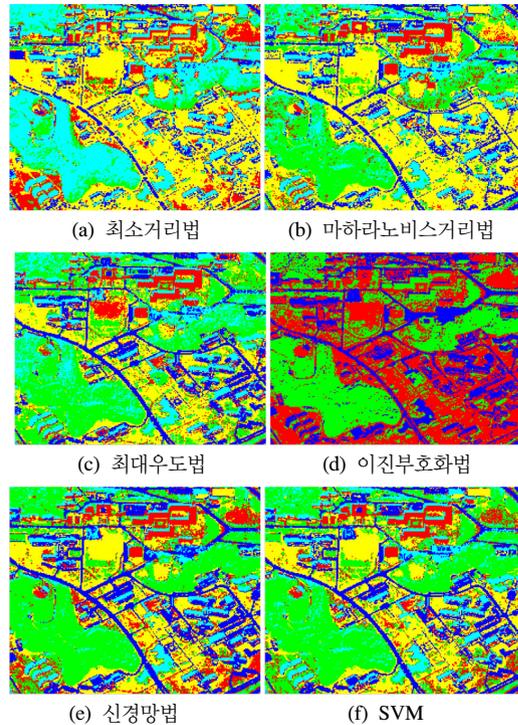
순수화소들을 대상으로 분류정확도를 평가하기 위해 감독분류기법 중 최소거리법, 마하라노비스거리법, 최대우도법, 이진부호화법, 신경망법, SVM을 이용하였다. 그림 2는 순수화소의 분류결과를 나타낸다.



[그림 2] 순수화소의 분류결과
[Fig. 2] Classification results about pure pixels

2.2 혼합화소 영상분류

혼합화소의 영상분류는 순수화소와 동일하게 항목별로 30개를 선정하여 수행하였다. 훈련집단은 항목들 간의 경계지역을 대상으로 선택하였으며, 6가지 기법들을 이용하여 영상분류를 수행하였다. 그림 3은 혼합화소를 이용하여 선정한 훈련집단을 나타내며, 그림 4는 혼합화소의 분류결과를 나타낸다.



[그림 4] 혼합화소의 분류결과
[Fig. 4] Classification results about mixed pixels

3. 정확도 평가

본 연구에서는 각각 150개의 순수화소와 혼합화소를 대상으로 6가지 분류기법별 정확도를 평가하기 위해 오차행렬을 이용하였다. 오차행렬이란 표 3과 같이 영상의 분류정확도를 평가하기 위해 항목들 간 오분류 정도를 나타내는 행렬이다.

행의 5가지 분류항목들은 정확도 산출 기준이라고 할 수 있는 검증자료(reference data)의 분류항목을 나타내며,

열은 실제 분류결과로 표현되는 항목을 나타낸다.

분류결과에 정확도 산출을 위해 그림 5와 같이 검증자료로 항목별 30개씩의 순수화소를 선정하였다. 선정된 150개의 화소들은 표 2의 오차행렬에서 각 분류항목별 검증자료로 분류결과와의 일치여부를 확인하는데 활용하였다.



[그림 5] 검증자료 선정
[Fig. 5] Setting of reference data

[표 2] 순수화소의 오차행렬

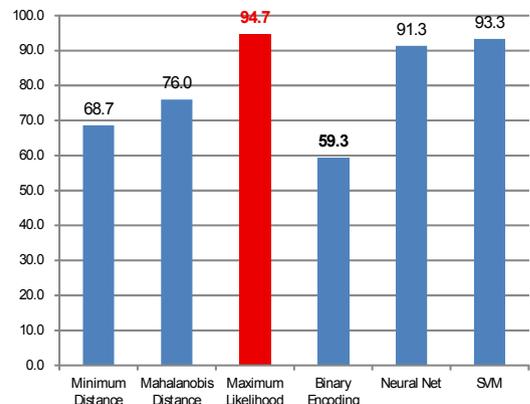
[Table. 2] Error matrix of pure pixels

최소거리법						
	건물	식생	도로	나지	그림자	합계
건물	10	1	14	4	0	29
식생	1	26	2	0	0	29
도로	7	0	13	2	0	22
나지	12	0	1	24	0	37
그림자	0	3	0	0	30	33
합계	30	30	30	30	30	150
마하라노비스거리법						
	건물	식생	도로	나지	그림자	합계
건물	12	0	6	3	0	21
식생	1	22	0	0	0	23
도로	9	0	23	0	0	32
나지	7	4	0	27	0	38
그림자	1	4	1	0	30	36
합계	30	30	30	30	30	150
최대우도법						
	건물	식생	도로	나지	그림자	합계
건물	23	0	0	1	0	24
식생	1	30	0	0	0	31
도로	6	0	30	0	0	36
나지	0	0	0	29	0	29
그림자	0	0	0	0	30	30
합계	30	30	30	30	30	150
이진부호화법						
	건물	식생	도로	나지	그림자	합계
건물	15	2	4	30	0	51
식생	5	26	0	0	0	31
도로	8	0	26	0	8	42
나지	0	0	0	0	0	0
그림자	2	2	0	0	22	26
합계	30	30	30	30	30	150

신경망법						
	건물	식생	도로	나지	그림자	합계
건물	17	0	0	0	0	17
식생	0	30	0	0	0	30
도로	13	0	30	0	0	43
나지	0	0	0	30	0	30
그림자	0	0	0	0	30	30
합계	30	30	30	30	30	150
SVM						
	건물	식생	도로	나지	그림자	합계
건물	23	0	2	1	0	24
식생	1	30	0	0	0	31
도로	3	0	28	0	0	32
나지	3	0	0	29	0	33
그림자	0	0	0	0	30	30
합계	30	30	30	30	30	150

순수화소의 분류결과를 표 2와 같이 오차행렬로 작성하고 각 분류기법별 전체정확도를 산출하였다. 산출 결과 최소거리법 68.7%, 마하라노비스거리법 76.0%, 최대우도법 94.7%, 이진부호화법 59.3%, 신경망법 91.3%, SVM 93.3%로 나타났다. 그림 6은 순수화소의 분류기법별 정확도 그래프를 나타낸다.

분류방법별 정확도(순수 픽셀)



[그림 6] 분류기법별 정확도(순수화소)
[Fig. 6] Classification accuracy(pure pixels)

분류항목별 정확도는 건물의 항목이 6가지 기법들에서 모두 낮게 나타났다. 이는 건물의 색상이 다양하고 인근 도로 및 나지와도 유사하여 도로 또는 나지로 오분류되었기 때문이다. 반면, 그림자에 대한 분류결과는 모든 기법에서 높았으며, 그림자의 분광정보는 다른 4가지 분류항목들과 뚜렷하게 구분되기 때문으로 판단된다.

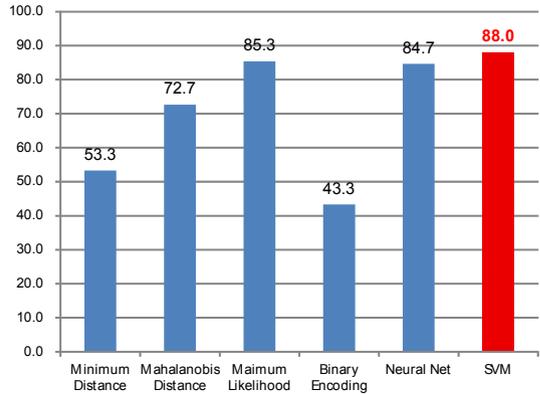
[표 3] 혼합화소의 오차행렬

[Table 3] Error matrix of mixed pixels

최소거리법						
	건물	식생	도로	나지	그림자	합계
건물	8	16	0	0	5	29
식생	0	6	0	0	1	7
도로	10	1	13	0	1	25
나지	6	3	7	30	0	46
그림자	6	4	10	0	23	43
합계	30	30	30	30	30	150
마하라노비스거리법						
	건물	식생	도로	나지	그림자	합계
건물	18	0	0	1	2	21
식생	0	22	0	1	1	24
도로	9	1	19	0	4	33
나지	3	6	4	28	1	42
그림자	0	1	7	0	22	30
합계	30	30	30	30	30	150
최대우도법						
	건물	식생	도로	나지	그림자	합계
건물	23	0	0	0	3	26
식생	1	26	0	1	4	32
도로	5	0	27	0	0	32
나지	1	2	0	29	0	32
그림자	0	2	3	0	23	28
합계	30	30	30	30	30	150
이진부호화법						
	건물	식생	도로	나지	그림자	합계
건물	20	9	5	25	7	66
식생	5	20	0	5	1	31
도로	5	1	25	0	22	53
나지	0	0	0	0	0	0
그림자	0	0	0	0	0	0
합계	30	30	30	30	30	150
신경망법						
	건물	식생	도로	나지	그림자	합계
건물	24	2	0	1	2	29
식생	0	26	0	0	5	31
도로	6	0	30	0	5	41
나지	0	2	0	29	0	31
그림자	0	0	0	0	18	18
합계	30	30	30	30	30	150
SVM						
	건물	식생	도로	나지	그림자	합계
건물	24	1	0	1	2	28
식생	0	27	0	0	3	30
도로	3	0	29	0	2	34
나지	2	2	0	29	0	33
그림자	1	0	1	0	23	25
합계	30	30	30	30	30	150

혼합화소에 대한 분류결과는 표 3과 같으며, 전체정확도를 산출한 결과, 최소거리법 53.3%, 마하라노비스거리법 72.7%, 최대우도법 85.3%, 이진부호화법 43.3%, 신경망법 84.7%, SVM 88.0%로 나타났다. 그림 7은 혼합화소의 분류기법별 정확도 그래프를 나타낸다.

분류방법별 정확도(혼합 픽셀)



[그림 7] 분류기법별 정확도(혼합화소)

[Fig. 7] Classification accuracy(mixed pixels)

분류항목별 정확도는 도로가 대부분의 기법들에서 높게 나타났다. 이는 인근의 화소값이 일정하고, 그림자가 다른 분류항목들에 비해 적게 발생되기 때문으로 판단된다. 반면에, 건물과 그림자 항목의 정확도가 6가지 기법들에서 모두 낮게 나타났다. 건물의 경우 인접한 도로, 나지, 그림자와의 경계가 모든 면에서 다양하게 발생될 수 있기 때문으로 보이며, 그림자의 경우 건물, 식생 등 대부분의 훈련집단 주변에 그림자가 존재하여 오분류된 것으로 판단된다.

훈련집단 선정에 따른 정확도 산출 결과 순수화소를 이용한 경우 최대우도법, SVM, 신경망법에서 90% 이상의 정확도를 보였다. 혼합화소의 경우에는 모든 기법들에서 순수화소에 비해 정확도가 저하되었다. 그러나 SVM은 소수의 훈련집단을 선택했음에도 88%로 가장 높은 정확도를 보였으며, 순수화소 선택 시에도 93.3%의 정확도를 나타냈다. 또한 최대우도법은 9.4%의 정확도 저하를 나타낸 반면, SVM은 5.3%로 가장 작은 정확도 저하를 나타냈다. 따라서 정확한 순수화소의 선택이 어려운 건물 및 녹지 혼합지역을 대상으로 효율적인 토지피복분류를 위해서는 SVM을 사용하는 것이 가장 효과적일 것으로 판단된다.

4. 결론

본 연구는 혼합화소 선택 시에도 적합한 분류기법을 판단하기 위해 훈련집단을 소수의 순수화소와 혼합화소로 설정하고 감독분류 후 정확도를 산출한 것으로 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

1. 혼합화소를 이용한 분류 시 순수화소를 이용할 때 보다 모든 기법에서 10%~15%의 정확도 저하를

나타냈다.

2. 혼합화소를 이용한 분류는 SVM이 88%로 가장 높은 분류정확도를 나타냈으며, 순수화소의 결과와도 5.3%의 가장 작은 정확도 저하를 나타냈다.
3. 순수화소만을 선택하기 어려운 건물 및 녹지 혼합 지역의 경우 SVM을 이용하는 것이 적합할 것으로 판단된다.

향후, 다양한 종류의 위성영상을 대상으로 순수 및 혼합화소의 화소 선택 수를 다르게 하여 정확도를 산출하는 연구가 필요할 것으로 판단된다.

References

- [1] H. C. Yun, J. S. Lee, K. Y. Jung, J. K. Park, "The Evaluation of Classification Precision about Satellite Imagery by the Selection of Training Set and Classification Method", Proceedings of Conference on Geo-Spatial Information 2011 Fall, pp.286-287, 2011.
- [2] K. E. Kim, "A Modified Iterative N-FINDR Algorithm for Fully Automatic Extraction of Endmembers from Hyperspectral Imagery", Korean Journal of Remote Sensing, Vol.27, No.5, pp.565-572, 2011.
- [3] Y. W. Seok, "A Study on the Optimum Band Selection for Supervised Classification Using Mixed-Pixels and Canonical Correlation Analysis", Thesis of Master, SunKyunKwan Univ., 2004.
- [4] H. Y. Lim, H. S. Kim, J. S. Choi, S. H. Song, "A Study on Efficient Topography Classification of High Resolution Satellite Image", Journal of The Korean Society for GeoSpatial Information System, Vol.13, No.3, pp.33-40, 2005.
- [5] J. M. Kang, H. C. Yun, J. B. Kim, J. S. Lee, "The Evaluation of Classification Precision about Satellite Imagery by the Selection Method of Training Set", Proceedings of Korean Society of Civil Engineers 2010 Annual Conference, pp.1082-1084, 2010.
- [6] G. M. Foody, A. Mathur, "The use of small training sets containing mixed pixels for accurate hard image classification: Training on mixed spectral responses for classification by a SVM", Remote Sensing of Environment, Vol.103, pp.179-189, 2006.
- [7] M. Chi, R. Feng, L. Bruzzone, "Classification of hyperspectral remote-sensing data with primal SVM for small-sized training dataset problem", Advances in Space Research, Vol.41, pp.1793-1799, 2008.
- [8] K. T. Hur, "A Study to Compare Classification Using

the IKONOS Satellite Imagery", Thesis of Master, Chonbuk National Univ., 2012.

이 종 신(Jong-Sin Lee)

[정회원]



- 2008년 2월 : 충남대학교 공과대학 토목공학과 (공학사)
- 2010년 2월 : 충남대학교 대학원 토목공학과 (공학석사)
- 2010년 3월 ~ 현재 : 충남대학교 대학원 토목공학과 (박사과정)

<관심분야>
지형공간정보공학

김 민 규(Min-Gyu Kim)

[정회원]



- 2006년 2월 : 충남대학교 공과대학 토목공학과 (공학사)
- 2008년 2월 : 충남대학교 대학원 토목공학과 (공학석사)
- 2008년 3월 ~ 현재 : 충남대학교 대학원 토목공학과 (박사과정)
- 2011년 3월 ~ 현재 : (주)GGS엔지니어링 기술연구소 소장

<관심분야>
지형공간정보공학

박 준 규(Joon-Kyu Park)

[종신회원]



- 2001년 2월 : 충남대학교 공과대학 토목공학과 (공학사)
- 2003년 2월 : 충남대학교 대학원 토목공학과 (공학석사)
- 2008년 8월 : 충남대학교 대학원 토목공학과 (공학박사)
- 2011년 3월 ~ 현재 : 서일대학교 토목과 전임강사

<관심분야>
지형공간정보공학