

Nested-Hierarchical 분류분석

이 상 훈

경원대학교 산업공학과

email: shl@kyungwon.ac.kr

Nested-Hierarchical Classification

Sang-Hoon Lee, Kyungwon University

요약: 본 연구는 원격 탐사의 영상 처리에서 영상 분할의 상위 수준으로 응집 계층 clustering의 dendrogram을 통한 무감독 영상 분류를 제안한다. 제안된 알고리즘은 분광 영역에서 정의된 RAG(Regional Agency Graph)와 min-heap 자료 구조를 이용하여 MCSNP(Mutual Closest Spectral Neighbor Pair)의 집합을 검색하면서 합병을 수행하는 계층 clustering 방법이다. 계산 시간과 저장 기억의 사용에 대한 효율을 증가시키기 위해 분광적 인접성을 정의하는 분광 공간(spectral space)내의 다중 창을 사용하였고 RNV(Region Neighbor Vector)를 이용하여 합병에 의하여 변하는 RAG 갱신하였고 적절한 단계 수가 주어진다면 제안된 알고리즘은 집단 합병의 계층적 관계를 쉽게 해석 할 수 있는 dendrogram을 생성한다. 본 연구는 생성된 dendrogram을 이용한 nested-hierarchical 분석을 통하여 피복 형태의 계층적 관계를 해석한다. 이러한 해석은 피복 형태의 정확한 분류를 위한 의사 결정에 중요한 정보를 공급한다.

1. 서론

원격 탐사에서 수집된 지표면 영상은 한정된 수의 지역적 유형인 클래스들로 분류되어 지고 각 클래스는 화소(pixel)들의 집단이다. 영상 분석에서는 같은 클레

스 내 화소들의 물리적 특성은 동일하며 서로 다른 클래스의 특성은 동일하지 않고, 클래스와 연계된 지역의 물리적 특성은 관측 값의 통계적 특성에 의해 대표된다고 가정한다.

무감독 영상 분류는 일반적으로 clustering에 의해 수행된다. 이러한 clustering은 같은 집단에 속하는 요소들은 가능한 유사하고 다른 집단의 요소들과는 가능한 상이하도록 전체 자료를 여러 수의 집단으로 나누는 과정으로 가장 대표적인 방법들은 분할(partitional) clustering과 계층(hierarchical) clustering으로 구분될 수 있다. 분할 clustering은 하나의 초기 분할 형태를 선택한 후 집단의 요소들을 바꾸어 가면서 미리 정의된 목적 함수에 따라 더 나은 분할 형태를 발견하는 과정으로 대표적인 알고리즘으로는 K-means (Macqueen, 1967) 방법과 Fuzzy c-Means (Bezdek, 1973) 방법이 있다. 그러나 분할 방법은 사전에 클래스의 수가 주어져야 하고 초기 분할 형태의 선택에 따라 분석 결과에 상당한 차이가 있을 수 있다. 원격 탐사 분석에서는 시간에 따라 지표면 현상이 변하므로 클래스의 수의 결정은 어려운 과제이다. 계층 clustering (Anderberg, 1973) 과정은 응집 (agglomeration) 혹은 분리 (division)에 수행되어지고 연속적으로 합병(혹은 분리)된

집단 간의 계층적 관계를 나타내는 graph인 dendrogram을 생성한다. 응집은 초기에 전체 자료의 모든 요소들을 개별 집단으로 정의한 후 연속적으로 집단을 합병하는 과정이고 분리는 역으로 하나의 전체 자료집단을 연속적으로 분리하는 과정이다. 계층 clustering의 장점은 병합 집단 간의 계층 관계를 용이하게 해석할 수 있는 dendrogram을 생성하며 분석 결과는 클래스 수와 초기 상태에 영향을 받지 않는다는 것이다.

본 연구는 원격 탐사의 영상 처리에서 영상 분할의 상위 수준으로 응집 계층 clustering의 dendrogram을 통한 무감독 영상 분류를 제안한다. 하위 수준의 하나 이상의 작은 지역(sub-region)들이 상위 수준의 하나의 더 큰 지역으로 구성되는 수치 영상(digital image)의 계층 구조(hierarchical structure)에서는 응집 과정이 분리 과정보다 더 자연스럽게 적합할 수 있다. 원격 탐사에서 관측된 정경은 방대한 크기의 자료를 가지며 관측된 자료의 크기에 비해 매우 적은 수의 클래스를 가진다. 이러한 경우 통상적인 응집 clustering 과정은 계산상 매우 비효율적이며 그리고 실제적인 분석에서 계층 구조의 상위 단계의 dendrogram만이 필요하다. 제안된 알고리즘은 분광 영역에서 정의된 RAG과 MCSNP의 검색을 사용하는 계층 clustering 방법이다. RAG은 일반적으로 영상 분할을 위한 자료 구조로 공간 영역에서 지역을 대표하는 nodes와 인접 nodes를 연결하는 edges로 구성된 graph이다 (Ballard and Brown, 1982). 본 연구에서 분광 영역에 정의된 RAG에서 인접성은 공간적 가까움이 아니고 그 지역을 대표하는 특성치인 분광 값의 유사성을 의미한다(앞의 공간적 RAG과 구별하기 위하여 본 논문에서는 S-RAG이라고 지칭한다). 또한

MCRNP (Mutual Closest Regional Neighbor Pair)가 공간적으로 인접한 지역들의 쌍이라면(이상훈, 2006) MCSNP은 가장 유사한 분광 값을 갖고 있는 집단들의 쌍이다. 그리고 계산 시간과 저장 기억의 사용에 대한 효율을 증가시키기 위해 분광적 인접성을 정의하는 분광 공간(spectral space)내의 다중 창을 사용하였고 RNV(이상훈, 2006)을 이용하여 합병에 의하여 변하는 RAG 갱신하였고 적절한 단계 수가 주어진다면 제안된 알고리즘은 최종 분석을 위한 dendrogram을 생성한다.

2. S-RAG 기반 Clustering

S-RAG 기반 clustering은 매 단계 두 개의 S-RAG에서 정의된 서로 인접한 두 집단의 쌍 중 서로 가장 유사한 집단 간의 합병을 하는 과정이다. S-RAG은 각 집단을 대표하는 nodes의 집합과 두 집단이 분광 공간상에서 서로 인접하다면 존재하는 edges의 집합으로 구성된 graph이다. Graph의 각 edge에 두 인접 지역 사이의 비유사성(dissimilarity)을 나타내는 비용이 정해지고 최소 비용의 edge가 인접 지역 중 가장 유사한 쌍에 해당한다. S-RAG 기반 clustering은 모든 edges 중 최소 비유사 계수(disimilarity coefficient)를 가지는 edge를 발견하여 edge에 연결되어 있는 두 nodes와 연관된 집단들의 쌍을 합병한다. 매 단계에서 최선의 edge를 검색하기 위해 edges를 저장하기 위한 자료 구조는 heap에 의한 priority queue이다. 모든 edges는 그들의 비용에 따라 낮은 순서로 하나의 mini-heap에 저장될 수 있다. 그러나 집단의 수가 많다면 모든 edges를 저장한 heap의 검색은 계산 상 매우 비효율적이다. 최소 비유사 계수의 edge는 MCSNP 중에만 존재한다는 사실에 의거하여 최선의 edge 검색을 위한 heap은 MCSNP edges로만 구

성함으로서 heap의 크기를 현저히 감소시킬 수 있다.

S-RAG 기반 clustering에서 최선의 edge를 을 검색하기 위하여 Min-Heap을 구성한다. Heap이란 완전한 이분목(binary tree)구조를 가지고 저장된 값들은 부분적으로 크기의 순서에 따라 정렬되어있는 자료구조 형식이다 (Wyk, 1988). S-RAG 합병 과정에서 계산의 복잡성과 필요한 저장 기억 크기는 초기의 edge 수에 의존한다. 만약 분광 공간 내의 인접성에 대한 제약없이 모든 집단들 사이에 edges가 존재한다는 가정하고 집단 수가 n 이라면 초기 edge 수는 $n(n-1)/2$ 이다. 원격 탐사에서 넓은 정경으로부터 관측된 방대한 크기의 자료의 영상 분할 결과는 자주 매우 많은 수의 지역들을 포함하고 있다. 이러한 경우 하나의 분할 지역을 개별 집단으로 가정하여 모든 집단들 간에 유사성을 고려하는 응집 계층 clustering의 사용은 실제적이지 못하다. 본 연구는 많은 수의 집단들을 가진 영상 형태를 분석하기 위해 분광 공간의 인접성에 대한 범위를 결정하는 “분광 창”을 정의한다.

집단 간의 비유사성은 집단의 특성치인 분광 강도 벡터의 차이에 비례하므로 강도 차이가 적을수록 가장 유사한 집단 쌍일 가능성이 크다. 이러한 사실에 의거하여 강도 차이가 상대적으로 작은 범위 내에서 검색함에 의해서 최선의 쌍을 선택할 수 있다. 분광 공간 창의 크기는 최선의 합병을 선택할 강도 차이의 범주의 크기에 해당한다. 우선 창의 크기를 증가시켜 나가면서 연결 중지 규칙을 만족하는 집단들을 합병하고 주어진 dendrogram을 위한 단계에 이르거나 주어진 dendrogram을 위한 단계에 이르기 전에 중지 규칙에 의해 clustering 작업이 중지된다면 창의 크기를 무한대로 하여 중지 규

칙없이 하나의 집단으로 합병될 때 까지 dendrogram을 형성한다.

3. 실험

한반도 경기도 용인 능평지역에서 관측된 1408×1920 크기의 3-band LANDSAT ETM+ (Green, Red, NIR) 영상 분석에 RAG 기반 다중창 영상 분할과 S-RAG 기반 계층 분류를 적용하였다. Fig. 1은 사용된 관측 영상과 공간 분할 영상을 보여 준다. Fig. 2는 계층 분류 결과 생성된 마지막 20단계에서 단계간 비유사 계수의 비율과 단계별 합병 집단 간의 연결 관계 table를 보여준다. Fig. 2의 단계간 비유사 계수의 비율의 도표는 nested-hierarchical 분석을 위한 분류 단계를 보여주고 연결 관계 table를 이용하여 dendrogram을 구성한다.

4. 결론

응집 계층 clustering 과정은 하위 수준의 두 개의 작은 지역들이 상위 수준의 하나의 더 큰 지역으로 구성되는 수치 영상의 계층 구조에서 가장 자연적인 무감독 분석 방법이나 계산의 복잡성과 기억 용량의 제약으로 방대한 크기의 원격 탐사 자료에 대한 적용은 비실제적이었다. 제안된 S-RAG 기반 clustering은 응집 계층 clustering 과정을 가능케 하였고 또한 연속적인 집단 합병 간 계층적 관계를 쉽게 이해할 수 있는 dendrogram을 작성하여 분석 영상의 계층적으로 해석하여 자동 혹은 interactive하게 분류를 효과적으로 수행할 수 있다.

참고 문헌

- 이상훈, 2006. RAG 기반 다중 창 영상 분할, 대한원격탐사학회지, 22권 6호
Anderberg, M. R., 1973. *Cluster Analysis*

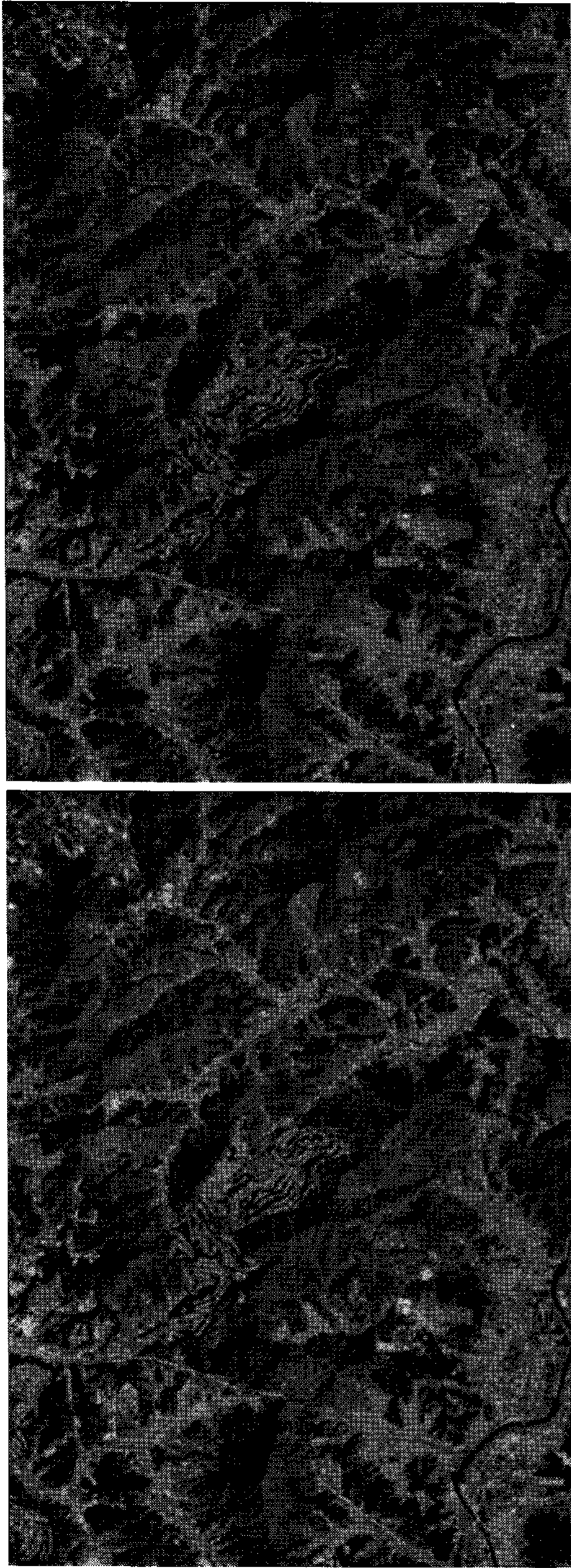


Fig 1. Observed LANDSAT ETM+ 3 band image and spatially-segmented image (87943 regions).

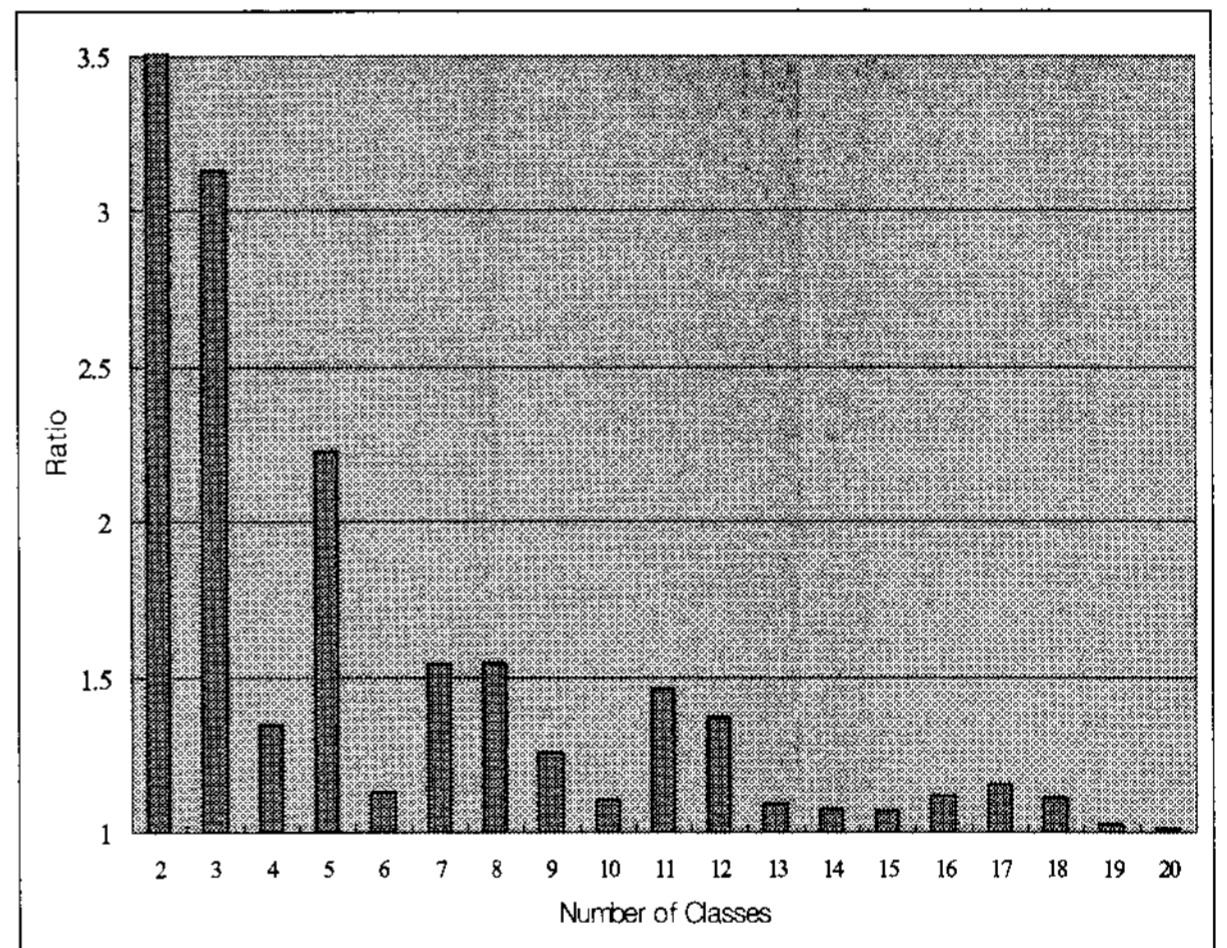
for Application, Academic Press, NY.

Ballard, D. and C. Brown, 1992. *Computer Vision*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hal.

Bezdek, J. C., 1973. *Fuzzy mathematics in pattern classification*, Ph.D. dissertation, Appl. Math. Cornell Univ., Ithaca, NY.

MacQueen, J., 1967. Some methods for classification and analysis of multivariate observations, *Proc. Fifth Berkeley Symposium on Mathematics, Statistics and Probability*, pp281 - 296.

van Wyk, C., 1988. *Data Structures and C Programs*. Reading, MA: Addison-Wesley.



Iteration	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Linking	X	1	1	2	2	3	1	5	1	3
Iteration	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
Linking	X	1	1	2	2	3	1	5	1	3

Fig. 2. Ratios of dissimilarity coefficients and hierarchical linking of last 20 iterations in hierarchical clustering procedure.