

산림토지구획화를 위한 합리적인 방법의 선정

박 흥 진

국토와 자원에 대한 실태를 종합적으로 연구하는 사업을 잘하여야 우리 나라의 실정에 맞는 주체적이며 현실적인 국토건설총계획을 세울수 있으며 나라의 살림살이를 전망성있게 꾸려나가는데 적극 이바지할수 있다. 그러므로 산림계획부문에서도 역시 산림자원에 대한 실태를 종합적으로 연구분석하여야 한다.

론문에서는 수리통계학적방법, 모호수학적방법, 인공신경망모형에 의한 방법으로 산림토지구획화를 진행하고 전문가적판단에 기초한 결과와 대비분석하여 가장 합리적인 방법을 선정하는 문제에 대하여 서술하였다.

1. 산림토지구획화를 위한 무리분석방법들

산림토지구획화의 기본원리는 한마디로 말하여 소반별생육조건자료들에 대한 류사성 정도에 따라 합리적인 구획구분을 진행하는것이다.

일반적으로 대상들사이의 류사성관계는 반사성, 대칭성, 이동성으로 표현된다.

대상과 대상사이의 이러한 류사성관계를 수학적으로 표시하면 $x \sim x$ (반사성), $x \sim y$, $y \sim x$ (대칭성), $x \sim y$, $y \sim z \Rightarrow x \sim z$ (이동성)이다. 여기서 x, y, z 는 구획화대상(소반), \sim 는 류사성관계를 의미한다.

대상들사이의 이러한 류사성관계는 류사성척도에 의하여 나타나며 그에 대한 무리분석은 반사성, 대칭성, 이동성까지 다 만족시켜야 한다.

산림토지는 수리통계학적방법, 모호수학적방법, 인공신경망모형에 의한 방법 등을 리용하여 구획화할수 있다.

1) 수리통계학적방법

① 기초행렬과 류사성행렬작성

기초행렬은 산림조사자료의 특성에 따라 서로 다르게 작성할수 있는데 기본은 자료 정규화를 어떤 방식으로 하는가에 따라 크게 달라진다.

산림조사자료에 대한 정규화는 다음과 같은 방법[1]으로 진행한다.

$$Z_{ij} = \frac{X_{ij} - \bar{X}_j}{S_j}$$
$$S_j = \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_{ij} - \bar{X}_j)^2 \right]^{1/2}$$

여기서 X_{ij} 는 i 째 대상의 j 째 지표값, \bar{X}_j 는 j 째 지표의 평균값, S_j 는 j 째 지표의 분산값, n 은 대상개수이다.

류사성행렬 역시 산림조사자료의 지표특성에 따라 서로 다른 거리류사성척도를 리용하여 작성할수 있다.(표 1)

표 1. 대표적인 거리류사성척도들

No.	의미	표현식
1	개별적지표들이 서로 독립일 때의 거리	$d_{ik} = \left[\frac{1}{p^2} \sum_{j=1}^p (Z_{ij} - Z_{kj})^2 \right]^{1/2}$
2	개별적지표들사이의 상관결수를 고려한 거리	$d_{ik} = \left[\frac{1}{p^2} \sum_{j=1}^p \sum_{L=1}^p (Z_{ij} - Z_{kj})(Z_{iL} - Z_{kL})r_{jL} \right]^{1/2}$
3	개별적지표들의 무게를 고려한 거리	$d_{ik} = \left[\frac{1}{p^2} \sum_{j=1}^p (k_j Z_{ij} - k_j Z_{kj})^2 \right]^{1/2}$
4	개별적지표들의 무게와 상관결수를 고려한 거리	$d_{ik} = \left[\frac{1}{p^2} \sum_{j=1}^p \sum_{L=1}^p (k_j Z_{ij} - k_j Z_{kj})(k_L Z_{iL} - k_L Z_{kL})r_{jL} \right]^{1/2}$

실험에서는 개별적지표들의 상관결수를 고려한 거리류사성척도를 리용하였다.

② 무리묶기

무리묶기는 Q형무리분석의 최소변동증분법으로 진행한다.

최소변동증분법은 무리를 결합할 때 모든 무리변동의 증가량의 총합이 최소로 되도록 때 단계에서 무리를 묶는것이다.

어떤 단계에서 두 무리 h 와 q 를 결합하여 새로운 무리 t 를 구성할 때 t 무리의 변동량에서 두 무리 h 와 q 의 변동량들의 합을 뺀 차를 무리변동증가량 ΔE_{hq} 라고 하자. 즉

$$\Delta E_{hq} = E_t - (E_h + E_q)$$

이 무리변동증가량이 최소로 되게 무리를 하나씩 묶는다.

2) 모호수학적방법

모호수학적방법[2]에 의한 산림토지구획화에서 두 대상사이의 류사성관계를 모호관계로 표시하면 다음과 같다.

$$\text{반사성} \quad \mu_R(x, x) = 1, \quad \forall x \in X$$

$$\text{대칭성} \quad \mu_R(x, y) = \mu_R(y, x), \quad \forall x, y \in X$$

$$\text{이동성} \quad \mu_R(x, z) = \max_y \{ \min[\mu_R(x, y), \mu_R(y, z)] \}, \quad \forall x, y, z \in X$$

이 방법의 기본원리는 모호관계행렬의 2제곱이 그자체와 같은 경우 두 대상사이의 이동성을 만족시킨다는것이다.

이 방법에 의한 산림토지구획화는 다음과 같이 한다.

- ① 산림조사자료행렬 X 를 작성한다.
 - ② 주성분분석에 의하여 성분값행렬 C 를 작성한다.
 - ③ 대상(소반)들사이의 류사성척도 $r(C_i, C_k)$ 를 계산한다.
 - ④ 모호관계 R 를 결정한다.
 - ⑤ 류사관계(반사성, 대칭성, 이동성)를 만족하는 모호관계 R^* 을 결정한다.
 - ⑥ 류사관계 R^* 의 a 수준모임을 결정한다.
- 이때 수준값 a 는 이미전에 전문가들에 의하여 결정된 값이다.

3) 인공신경망모형에 의한 방법

인공신경망으로서 무리분석에서 가장 효율이 높은 코호넨신경망을 리용한다.

코호넨신경망에서 학습은 정규화된 산림조사자료들사이의 류사성에 의한 분류수법에 기초하고있다.[3]

코호넨신경망의 작용원리는 경쟁층에서 대상들사이의 류사성이 높은 신경세포들을 흥분시키고 반대로 낮은 신경세포들은 억제시키는 방식으로 대상들을 분류한다는데 있다.

산림토지구획화를 위한 코호넨신경망의 입력층은 구획화대상별, 지역별산림조사자료들을 입력하는 층이다. 여기서는 외부환경으로부터 입력신호를 받아서 그것을 그대로 경쟁층에 보낸다.

경쟁층은 학습결과 얻어진 무리분류층이다. 여기서는 입력층으로부터 신호를 받아 경쟁층신경세포들사이의 어떤 경쟁결과에 따라 정해지는 출력신호를 외부환경으로 내보낸다.

모형작성을 위한 첨수와 기호는 다음과 같다.

$j=1, \overline{P}$ 는 입력층의 신경세포(구획화지표)첨수, $k=1, \overline{m}$ 은 경쟁층(출력층)의 신경세포(무리)첨수, $i=1, \overline{N}$ 은 구획화대상(소반), $\mathbf{X}=(X_1, X_2, \dots, X_p)$ 는 입력벡토르, $\mathbf{W}_k=(W_{k1}, W_{k2}, \dots, W_{kp})$ 는 결합무게벡토르, u_k 는 경쟁층신경세포의 내부상태, $y=(y_1, y_2, \dots, y_m)$ 은 신경세포의 출력신호이다.

지적된 첨수와 기호에 의하여 모형을 작성하면 다음과 같다.

$$D(\mathbf{X}, \mathbf{W}_k) = \sqrt{\sum_{j=1}^p (X_j - W_{kj})^2} = \|\mathbf{X} - \mathbf{W}_k\|$$

또는

$$D(\mathbf{X}, \mathbf{W}_k) = \sqrt{\sum_{j=1}^p K_j (X_j - W_{kj})^2}$$

여기서 $\|\cdot\|$ 는 유클리드노름, K_j 는 j 째 구획화지표의 무게결수, $D(\mathbf{X}, \mathbf{W}_k)$ 는 입력벡토르 \mathbf{X} 와 결합무게벡토르 \mathbf{W}_k 사이의 류사성척도이다.

신경세포들사이의 경쟁에 기초한 학습인 경쟁학습에서는 경쟁에서 이긴 신경세포의 결합무게벡토르만 수정하고 경쟁에서 진 나머지신경세포의 결합무게벡토르들은 수정하지 않는다. 경쟁에서 이긴 신경세포 즉 입력벡토르 \mathbf{X} 가 입력될 때 $u_c = \min_k \{u_k\}$ 인 신경세포의 결합무게벡토르 \mathbf{W}_c 는 다음의 식에 따라 수정한다.

$$\mathbf{W}_c(t+1) = \mathbf{W}_c(t) + \eta(t)[\mathbf{X}(t) - \mathbf{W}_c(t)]$$

여기서 t 는 학습회수(혹은 시간결음), $\eta(t)$ 는 t 시간에서의 학습결수, \mathbf{W}_c , U_c 경쟁에서 이긴 결합무게벡토르, 신경세포이다.

$\eta(t)$ 는 보통 학습이 진행됨에 따라 감소하는 함수이다.

$0 < \eta(t) < 1$ 이 다음의 조건을 만족시키면 확률적조사법의 결과로부터 학습의 수렴성이 이론적으로 담보된다.

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \eta(t) = 0, \quad \sum_{t=1}^{\infty} \eta(t) < \infty, \quad \sum_{t=1}^{\infty} \eta^2(t) < \infty$$

우의 식은 $\eta(t)$ 가 학습회수 t 의 증가에 따라 0으로 수렴하여야 한다는것과 함께 $\eta(t)$ 가 어느 정도 서서히 감소하여야 한다는것을 의미한다.

2. 7지역에서 구획화결과와 분석

7지역에서 30개의 소반에 대한 표준화된 산림조사자료는 표 2와 같다.

표 2. 7지역 30개 소반의 표준화된 산림조사자료

표준지	년평균온도	5℃적산온도	해발높이	방위	경사도	습도	비옥도
1	1	1	0.03	1	0.09	0	0
2	0	0	1	0.6	0.86	0	0
3	0.50	0.29	0.94	0.6	0	1	1
...
30	0.23	0.23	0	0	1	0	1

우선 수리통계적방법을 리용하여 구획화한 결과는 다음과 같다.

1무리는 소반번호가 16, 18, 20, 21, 25-29인 소반들이며 2무리는 1, 5, 6, 8-11, 30인 소반들이다. 그리고 3무리는 소반번호가 2, 3, 4, 7, 12-15, 17, 19, 22-24인 소반들이다.

다음으로 모호수학적방법을 리용하여 구획화한 결과는 다음과 같다.

1무리는 소반번호가 14, 15, 17, 19, 22-24, 26, 28, 29인 소반들이며 2무리는 1, 3, 5, 6, 8-11, 20인 소반들이다. 그리고 3무리는 소반번호가 2, 4, 7, 12, 13, 16, 18, 21, 25, 27, 30인 소반들이다.(표 3)

표 3. 모호수학적방법으로 무리묂기

무리번호	소반번호														
	1		2		3		4		5		6		7		...
1	0.349	007	0.403	396	0.281	824	0.277	682	0.323	647	0.256	059	0.332	304	...
2	0.464	529	0.127	879	0.431	664	0.291	793	0.418	567	0.507	943	0.313	871	...
3	0.186	464	0.468	724	0.286	512	0.430	526	0.257	786	0.235	999	0.353	825	...

다음으로 인공신경망모형을 리용하여 구획화한 결과는 다음과 같다.

1무리는 소반번호가 14, 15, 17, 19, 22-24, 26, 28, 29인 소반들이며 2무리는 1, 3, 5-11, 20인 소반들이다. 그리고 3무리는 소반번호가 2, 4, 12, 13, 16, 18, 21, 25, 27, 30인 소반들이다.

세가지 경우와 전문가판단에 기초한 결과에 대하여 시각적으로 묘사하면 그림 1-4와 같다.



그림 1. 통계적방법



그림 2. 모호수학적방법

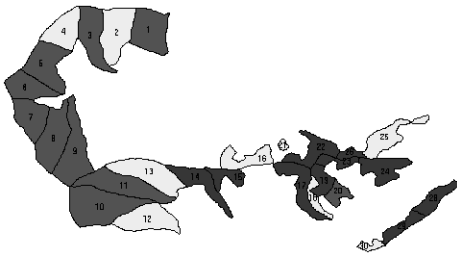


그림 3. 인공신경망모형에 의한 방법

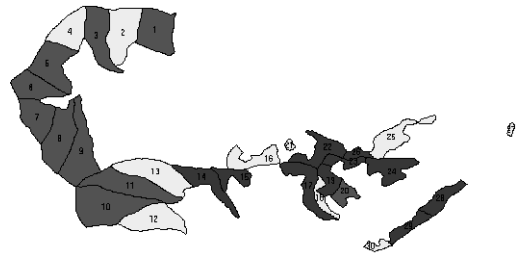


그림 4. 전문가에 의한 판단

전문가판단결과와 대비분석해보면 표 4와 같다.

표 4. 전문가판단결과와의 대비분석표

모형	소반																												
	14	15	17	19	22	23	24	26	28	29	1	3	5	6	7	8	9	10	11	20	...	30							
신경망	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	...	3							
모호	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	2	2	2	3	2	2	2	2	2	...	3							
통계	1	1	1	1	1	2	1	1	1	1	2	3	2	2	3	2	2	2	2	3	...	3							
전문가	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	...	3							

표 4에서 보는바와 같이 매 경우에 대하여 다음과 같은 결론을 얻을수 있다.

수리통계학적방법에 의한 구획화결과를 보면 무리묶기단계가 명백하고 매 단계에서 무리들사이의 거리가 명백한것이 특징이다. 그러나 대상들사이관계에서 반사성과 대칭성은 잘 반영하지만 이동성은 반영하지 못한다. 실례로 3, 20, 23소반을 들수 있다.

모호수학적방법에 의한 구획화결과를 보면 대상들사이 관계에서 이동성도 잘 반영하며 무리묶기과정이 통계학적으로 충분한 근거를 가지고 진행되는것이 특징이다. 그러나 무리묶기과정에 일부 소반들에서 무리구분이 명백치 않은것들이 있을 가능성이 있다. 실례로 7번소반을 들수 있다.

인공신경망모형에 의한 구획화결과를 보면 산림토지립지성장조건지표들사이 상관관계, 조사자료들의 표준화, 대상들사이의 유사관계의 작성, 최량무리묶기, 합리적인 구획구분문제들이 구획화원리에 맞게 동시에 해결되는것이 특징이다. 그리고 인공신경망모형에 의한 구획화결과와 전문가의 풍부한 경험과 판단에 따르는 구획화결과는 거의 일치한다.

맺 는 말

산림토지구획화에 여러가지 방법을 적용할수 있는데 이때 가장 효과적인 방법은 코호넨인공신경망모형에 의한 방법이다.

참 고 문 헌

- [1] 김정준 등; 산림계획, 김일성종합대학출판사, 51~67, 주체104(2015).
- [2] 림창호; 다변량해석, 김일성종합대학출판사, 101~109, 주체96(2007).
- [3] E. Holzbecher; Environmental Modeling Using MATLAB, Ekkehard Holzbecher, 79~83, 2007.

Choosing a Rational Method for Division of Forest Land

Pak Hung Jin

In this paper is described an issue of choosing the most rational method by comparing the result of forest land division, which has been gained with statistic method, fuzzy method and artificial neural network model, with those of expert judgement.

Keywords: division of forest, group analysis, artificial neural network