

산림재적 추정을 위한 계층적 베이지안 분석^{†‡}

송세리¹ · 박주원² · 김용구³

¹³경북대학교 통계학과 · ²경북대학교 산림과학·조경학부

접수 2016년 12월 12일, 수정 2017년 1월 2일, 게재확정 2017년 1월 4일

요약

산림경영 계획을 위한 필요한 산림재적을 보다 효율적으로 추정하기 위해서 다양한 연구가 요구되어져 왔는데, 이러한 산림구조에 관한 연구는 주로 현장조사와 위성영상을 이용하여 이루어진다. 현장조사를 통한 연구는 비교적 정확하나 시간과 비용이 많이 들 뿐 아니라 접근의 용이성이 떨어지는 지역이 있기 때문에, 넓은 지역의 조사가 어렵다는 단점이 있다. 최근에는 항공기에서 발사된 레이저 펄스가 반사되어 돌아오는 시간을 측정하여 대상의 3차원 좌표를 얻는 LiDAR (Light Detection and Ranging) 기술을 활용하여 획득한 정밀한 수치형자료를 이용한 산림의 구조에 관한 연구가 이루어지고 있다. 일반적으로 산림재적을 추정하기 위해서 LiDAR 자료를 이용한 수고자료와 산림 재적에 대한 회귀모형의 중요성이 점차 높아지는데, 국내의 경우 수목의 종류와 그 분포가 다르기 때문에 회귀모형만으로 재적을 추정하는 데 한계가 있다. 따라서 본 논문에서는 산림의 수고와 흉고직경을 측정하여 재적값을 추정하고 산림의 공간효과를 고려한 계층적 베이지안 분석을 통해 관측되지 않은 전체 산림재적에 대한 추정을 하고자 한다.

주요용어: 계층적 베이지안 모형, 공간분석, 산림재적, LiDAR 자료.

1. 서론

산림에 대한 국민의 수요는 임산물 생산, 탄소흡수 기능 증진, 휴양서비스 제공 등으로 폭넓게 나타나고 있다. 하지만 산림은 키우는 데 오랜 시간이 걸릴 뿐 아니라 한번 훼손되면 복원하는 데도 오랜 시간이 소요되기 때문에 장기간에 걸친 계획적인 관리는 필수적이다. 따라서 주어진 산림에 대하여 산림자원의 지속적 배양을 통해 생산력 증진을 도모하고 국토를 보전할 수 있도록 하는 합리적인 산림경영 계획이 중요하다. 현재 국내에서는 제 5차 산림기본계획 (2008~2017)이 종료되고 제 6차 산림기본계획의 수립을 준비하는 시기로, 국내 산림재적을 정확하게 파악하여 올바른 산림경영계획을 수립하는 것이 중요한 문제로 대두되고 있다.

산림경영 계획을 위해 필요한 산림재적을 보다 효율적으로 추정하기 위해 다양한 연구가 요구되어져 왔는데, 이러한 산림구조에 관한 연구는 주로 현장조사와 위성영상을 이용하여 이루어진다 (Herold와 Ulmer, 2001). 현장조사를 통한 연구는 비교적 정확하나 시간과 비용이 많이 들 뿐 아니라 접근의 용이성이 떨어지는 지역이 있기 때문에 (Clawges 등, 2008), 넓은 지역의 조사가 어렵다는 단점이 있다

[†] 본 연구는 산림청 임업기술연구개발사업 (과제번호: S211316L020140)의 지원에 의거하여 수행되었습니다.

[‡] 본 논문은 제1 저자인 송세리의 석사학위 논문 중 일부를 정리한 것임.

¹ (41566) 대구광역시 북구 대학로 80, 경북대학교 통계학과, 석사과정.

² (41566) 대구광역시 북구 대학로 80, 경북대학교 산림과학·조경학부, 조교수.

³ 교신저자: (41566) 대구광역시 북구 대학로 80, 경북대학교 통계학과, 부교수.

E-mail: kim.1252@knu.ac.kr

(Zimble 등, 2003). 또한 위성영상을 이용한 연구는 실제 수목의 높이를 측정할 수 없다는 단점이 있다 (Maltamo 등, 2004). 최근에는 항공기에서 발사된 레이저 펄스가 반사되어 돌아오는 시간을 측정하여 대상의 3차원 좌표를 얻는 LiDAR (Light Detection and Ranging) 기술을 활용하여 획득한 정밀한 수치형자료를 이용한 산림의 구조에 관한 연구가 활발히 이루어지고 있다. 국외에서는 LiDAR 데이터를 이용한 산림의 구조 분석이 다양한 측면에서 수행되고 있는 반면 국내에서는 수목개체의 추출, 수고의 추정 등 미시적 측면으로 국한되어 있어 (Kwak 등, 2005; Jang 등, 2006; Woo 등, 2007) 거시적 측면에서의 산림 구조분석 연구는 미흡한 편이다.

따라서 본 논문은 LiDAR 자료를 활용하여 추출된 수고 자료를 기반으로 직접적 조사가 어려운 산림 재적을 측정하기 위한 방안을 연구하였다. 산림재적을 추정하기 위해서 LiDAR 자료를 이용한 수고자료와 산림 재적에 대한 회귀모형의 중요성이 점차 높아지는데, 국외의 경우 LiDAR의 수고자료를 이용하여 산림재적을 추정할 경우 단순 및 다중회귀분석이 잘 적합하는데 반해 (Ryan 등, 2015), 국내의 경우 수목의 종류와 그 분포가 서로 다르기 때문에 회귀모형만으로 재적을 추정하는 데 한계가 있다. 또한 산림재적에 대한 현장조사 시 그 지점에 위치하는 산림의 수고와 흉고직경을 측정하여 재적값을 구하는데, 이러한 방법이 상당한 관측 오차를 유발한다는 점 또한 문제가 될 수 있다. 따라서 본 논문에서는 산림의 공간효과를 고려한 계층적 베이지안 분석을 통해 관측되지 않은 전체 산림재적을 추정하고자 한다 (Lee와 Kim, 2016; Yoon, 2016).

2. 연구대상지 및 변수설명

본 연구대상지는 경상북도 봉화군 춘양면 애당리 산2 일대의 약 6.2ha에 해당하는 지역이며 낙엽송, 소나무, 참나무류 등 다양한 수목이 분포한다 (Figure 2.1). 각 LiDAR 관측값들은 ALS 센서를 사용하여 촬영되었고, 관측된 LiDAR 자료의 점밀도는 4.5points/m²로 고밀도 자료다. 연구대상지의 전체 LiDAR 자료에서 랜덤추출된 총 28개의 현장 표본점을 중심으로 반경 11.3m의 원통형 공간 안에서 LiDAR 점들을 추출하였고, Cloud Matrics를 통해 점고도의 백분위수 (Height Percentiles, p)와 층위별 점개체수 (Height Bins, hb) 자료를 산출하였다.

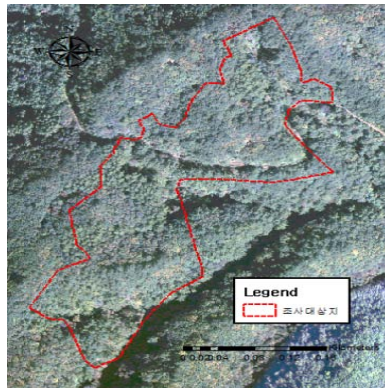


Figure 2.1 Study region: Bonghwa, Gyeongsangbuk-do

Height Percentiles(p)는 수관의 LiDAR 점들이 가진 높이 값을 백분율에 따라 추출하였다. 본 연구를 위해 LiDAR 자료의 25%, 50%, 75%, 90%, 95%에 해당하는 고도와 평균고도, 최고값 자료를 산출하였다 (Figure 2.3).

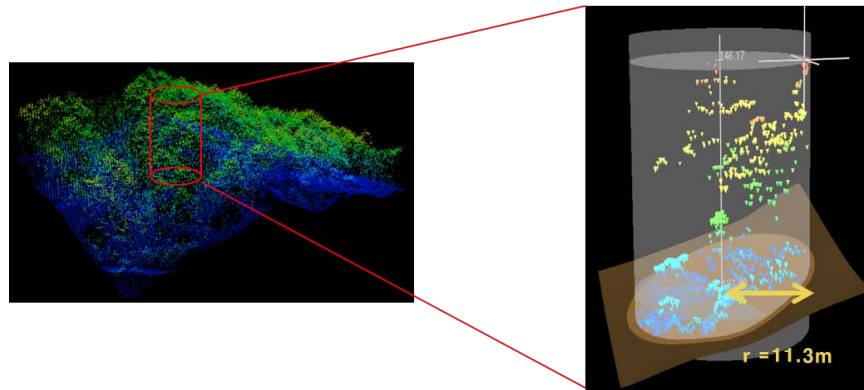


Figure 2.2 Sampling points of study region

Height Bins(hb)는 지름 11.3m의 원통형 공간을 6개의 구간으로 나누어 (0-5m, 5-10m, 10-15m, 15-20m, 20-25m, 25m 이상), 각 층위별 점의 개수를 사용하였다. 전체 LiDAR자료의 수에 따른 차이를 보정하기 위해 각 구간별 개수를 원통형 안의 전체 점의 개수로 나눈 비율값을 사용하였다 (Figure 2.3).

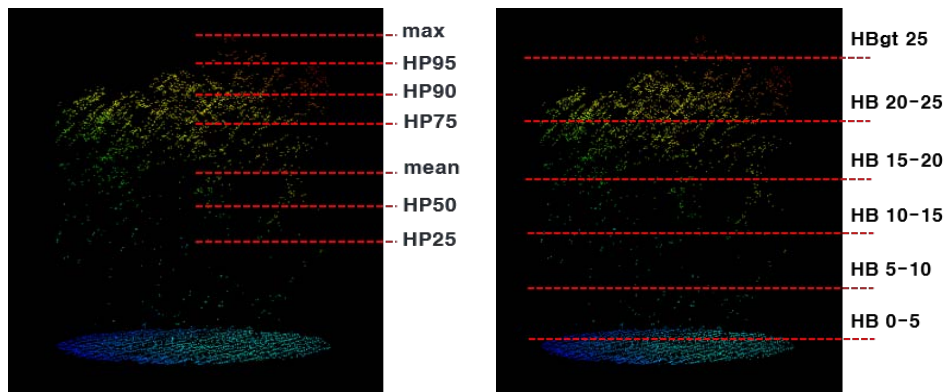


Figure 2.3 Height percentiles(left), height bins(right)

3. 계층적 베이지안 공간분석

외국 사례의 경우 LiDAR 자료와 산림재적간의 관계는 선형회귀모형에 의해서 잘 적합되는 편이지만 국내 산림의 현장 조사값은 임학분야에서 30%의 허용오차를 인정할 정도로 큰 관측오차가 존재할 뿐 아니라, 복잡한 임상, 다층적인 수고분포 등의 다양한 변수로 인해 회귀모형만으로 재적을 추정하는 데는 한계가 따른다. 따라서 본 논문에서는 산림의 공간효과를 고려한 계층적 베이지안 분석을 수행함으로써 관측되지 않은 전체 산림재적에 대한 추정을 하고자 한다.

3.1. 계층적 베이지안 모형

산림재적에 대한 현장조사 시 관측오차가 큰 것을 고려하여, 현장조사값은 실제 산림재적에 관측오차를 더한 값이라고 가정하였다. 따라서, 산림의 현장조사값 y 에 대한 모형은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$y(s) = v(s) + \epsilon(s), \quad (3.1)$$

여기에서 $y(s)$ 는 s 지점에 위치하는 산림재적의 현장조사값, $v(s)$ 는 s 지점에 위치하는 실제 (unknown) 산림재적, $\epsilon(s)$ 는 s 지점에 위치하는 산림의 재적에 관한 관측오차를 나타내고, $(\epsilon(s_1), \dots, \epsilon(s_N))' \sim MVN(\mathbf{0}, \tau^2 \mathbf{I})$ 을 가정한다. 다음으로 실제 산림재적 \mathbf{v} 에 대한 모형은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$v(s) = \mathbf{X}(s)\boldsymbol{\beta} + \eta(s), \quad (3.2)$$

여기에서 $\mathbf{X}(s)$ 는 s 지점에 위치하는 $1 \times p$ 크기의 독립변수 행렬, $\eta(s)$ 는 s 지점에 위치하는 산림재적에 대한 모형 오차로써 공간모형을 가정한다.

$$(\eta(s_1), \dots, \eta(s_N))' \sim MVN(\mathbf{0}, \Sigma(\sigma^2, \theta)) \quad (3.3)$$

일반적으로 공분산행렬 $\Sigma = \sigma^2 R_{\theta, \nu}(s, s')$ 은 공간오차의 분산과 상관행렬의 곱으로 표현되며, 실제 산림재적 \mathbf{v} 의 공간구조를 설명한다. 여기에서 상관행렬 $R_{\theta, \nu}(s, s')$ 로 Matérn 함수를 사용하였고, 그 식은 다음과 같다 (Matérn, 1986).

$$R_{\theta, \nu}(s, s') = \frac{(d(s, s'))^\nu}{2^{\nu-1} \Gamma(\nu)} K_\nu\left(\frac{d(s, s')}{\theta}\right) \quad (3.4)$$

Matérn 함수는 평활모수 ν , 척도모수 θ 와 각 개체사이의 거리인 $d(s, s')$ 에 의해 정의되며, 일반적으로 평활모수 ν 는 값을 고정하여 추정한다. 여기에서 평활모수 $\nu = 0.5$ 인 경우, Matérn 함수는 지수함수로 축소된다. 이를 바탕으로 본 논문에서 적용되는 계층적 베이지안 모형을 정리하면 다음과 같다.

- Data model

$$[\mathbf{y} \mid \mathbf{v}, \tau^2] : \mathbf{y} \sim MVN(\mathbf{v}, \tau^2 \mathbf{I})$$

- Process model

$$[\mathbf{v} \mid \boldsymbol{\beta}, \sigma^2, \theta] : \mathbf{v} \sim MVN(\mathbf{X}\boldsymbol{\beta}, \Sigma(\sigma^2, \theta))$$

- Prior model

$$[\tau^2], [\boldsymbol{\beta}], [\sigma^2], [\theta]$$

Data model에서 산림재적의 현장조사값인 \mathbf{y} 와 Process model에 실제 산림재적 \mathbf{v} 는 다변량 정규분포를 가정하였고, Prior model로 현장조사값의 분산인 τ^2 과 Process model에서 회귀계수인 $\boldsymbol{\beta}$, 공분산 함수의 모수가 되는 σ^2 와 θ 에는 서로 독립인 무정보 사전분포를 가정하였다.

3.2. 베이지안 계산

앞서 제시한 계층적 베이지안 모형에서 모수를 추정하기 위해, 관측값 \mathbf{y} 가 주어졌을 때 관련 모수 $(\mathbf{v}, \tau, \boldsymbol{\beta}, \sigma^2, \theta)$ 에 대한 결합사후분포는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\pi(\mathbf{v}, \tau^2, \boldsymbol{\beta}, \sigma^2, \theta \mid \mathbf{y}) \propto p(\mathbf{y} \mid \mathbf{v}, \tau^2) \pi(\mathbf{v} \mid \boldsymbol{\beta}, \sigma^2, \theta) \pi(\tau^2) \pi(\boldsymbol{\beta}, \sigma^2, \theta), \quad (3.5)$$

여기에서 $p(\mathbf{y} \mid \mathbf{v}, \tau^2)$ 는 Data model의 현장조사값 \mathbf{y} 에 대한 확률분포함수이고 $\pi(\mathbf{v} \mid \boldsymbol{\beta}, \sigma^2, \theta)$ 는 Process model의 실제 산림재적 (unknown) \mathbf{v} 에 관한 확률분포함수이며, $\pi(\tau^2)$ 와 $\pi(\boldsymbol{\beta}, \sigma^2, \theta)$ 는 Prior model의 모수들에 대한 사전분포이다. 위의 결합사후분포를 정리하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \pi(\mathbf{v}, \tau^2, \boldsymbol{\beta}, \sigma^2, \theta \mid \mathbf{y}) &\propto |\tau^2 \mathbf{I}|^{-\frac{1}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\mathbf{y} - \mathbf{v})'(\tau^2 \mathbf{I})^{-1}(\mathbf{y} - \mathbf{v})\right\} \\ &\times |\Sigma(\sigma^2, \theta)|^{-\frac{1}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\mathbf{v} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})'\Sigma(\sigma^2, \theta)^{-1}(\mathbf{v} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})\right\} \\ &\times \pi(\tau^2) \times \pi(\boldsymbol{\beta}, \sigma^2, \theta) \end{aligned} \quad (3.6)$$

본 논문의 관심모수에 대한 결합사후분포에서 표본을 추출하는 것은 어려우므로, 각 변수의 조건부 확률분포로부터 랜덤표본을 반복적으로 생성하면 적절한 조건 하에서 이들의 극한분포가 결합확률밀도 함수가 된다는 사실에 근거하여 난수 추출이 용이한 깃스 표집기를 이용하였다. 이 때 결합사후분포로부터 구한 조건부 확률분포가 잘 알려진 분포족에 속하지 않는 경우, 깃스표집기 내부에 정규화 상수 없이도 목표함수를 따르는 난수 추출이 가능한 메트로폴리스-해스팅스 알고리즘 (Metropolis-Hastings algorithm)을 이용하여 모수 추정을 시도하였다 (Chibb과 Greenberg, 1995). 이러한 방법을 이용하기 위해, 결합사후분포에 기초한 각 모수의 조건부사후분포를 계산하면 다음과 같다.

- \mathbf{v} 의 조건부 사후분포

$$[\mathbf{v} | rest] \sim MVN((\tau^{-2}I + \Sigma(\sigma^2, \theta)^{-1})^{-1}(\tau^{-2}I\mathbf{y} + \Sigma(\sigma^2, \theta)^{-1}\mathbf{X}\boldsymbol{\beta}), (\tau^{-2}I + \Sigma(\sigma^2, \theta)^{-1})^{-1})$$

- τ^2 의 조건부 사후분포

$$[\tau^2 | rest] \sim IG\left(\frac{n-2}{2}, \frac{1}{2}(\mathbf{y} - \mathbf{v})'(\mathbf{y} - \mathbf{v})\right)$$

- $\boldsymbol{\beta}$ 의 조건부 사후분포

$$[\boldsymbol{\beta} | rest] \sim MVN((\mathbf{X}'\Sigma(\sigma^2, \theta)^{-1}\mathbf{X})^{-1}(\mathbf{X}'\Sigma(\sigma^2, \theta)^{-1}\mathbf{v}), (\mathbf{X}'\Sigma(\sigma^2, \theta)^{-1}\mathbf{X})^{-1})$$

- σ^2 의 조건부 사후분포

$$[\sigma^2 | rest] \sim IG\left(\frac{n-2}{2}, \frac{1}{2}(\mathbf{v} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})'R_{\theta, \nu}(s, s')^{-1}(\mathbf{v} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})\right)$$

- θ 의 조건부 사후분포

$$[\theta | rest] \propto |\Sigma(\sigma^2, \theta)|^{-\frac{1}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\mathbf{v} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})'\Sigma(\sigma^2, \theta)^{-1}(\mathbf{v} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})\right\}$$

실제 산림재적 \mathbf{v} 와 회귀계수 $\boldsymbol{\beta}$ 의 조건부 사후분포가 정규분포를 따르고, τ^2 와 σ^2 은 역-감마 분포를 따른다. 각 변수의 조건부 사후확률분포가 잘 알려져 있는 경우는 깃스 표집기를 이용한 난수 추출을 시도하였고, 그 분포가 잘 알려진 분포족에 속하지 않는 θ 에 대해서는 메트로폴리스-해스팅스 표집기를 이용하여 모수를 추정하였다. 메트로폴리스-해스팅스 알고리즘의 후보생성 밀도함수로 $q(y | x) = q(|y - x|)$ 로 주어지는 확률 보행 (random walk) 연쇄를 선택하며, 본 연구의 목표함수가 가지는 경험적 밀도함수와 유사한 형태의 절단정규분포를 후보생성 밀도함수로 설정하였다.

$$q(y | x) = \frac{\phi(y | x, \sigma^2)}{1 - \Phi(0 | x, \sigma^2)} \quad (3.7)$$

여기서 $\phi(y | x, \sigma^2) = (1/\sqrt{2\pi\sigma^2}) \exp\{-(1/2\sigma^2)(y - x)^2\}$ 이며 $\Phi(0 | x, \sigma^2) = \int_0^\infty \phi(y | x, \sigma^2)dy$ 이다. 목적 확률변수의 범위가 0보다 큰 구간이므로 절단 정규 분포의 하한 값을 0으로 결정한다. 이때 분산 σ^2 은 후보 생성 밀도 함수의 조율모수 (tuning parameter)이며, 이 모수를 통해 적절한 채택-기각률을 가지는 효율적인 메트로폴리스-해스팅스 알고리즘을 구성한다 (Gelman 등, 2013). 표본 추출을 위한 깃스 표집기의 수렴을 확인하기 위해 병렬적 구조를 갖춘 시뮬레이션 체인을 형성하고, 메트로폴리스-해스팅스 알고리즘의 기각률과 겔만-루빈통계량을 각각 확인한다 (Gelman, 1996).

4. 고밀도 LiDAR자료를 이용한 산림재적 추정

본 논문에서는 반응변수인 산림재적에 대한 설명변수로 LiDAR를 이용한 수고 자료를 고려하였고 (Table 4.1), 각 변수들에 대한 유의성을 알아보기 위하여 회귀분석을 실시하였다. 회귀분석의 설명력이 낮은 것을 보완하기 위해, 회귀분석 결과 유의한 변수를 이용하여 베이지안 모형에서 많이 사용되는 다층구조를 이용하였으며, 그 중 프로세스 모형에서 산림재적의 공간구조를 설명하는 랜덤효과 모형을 가정하였다. 본 논문에서 제안하는 모형을 통해 각 모수들과 실제 산림재적을 추정하고, 관측오차의 분산과 공간모형의 분산을 파악하였다.

Table 4.1 Independent variables and response variables

Independent Variables	Response Variagbles
Height Percentiles (p) p25, p50, p75, p90, p95, max, mean	gV(m ³ ha ⁻¹)
Height Bins (hb) hb0-5, hb5-10, hb10-15, hb15-20, hb20-25, hbgt25	

4.1. 회귀모형을 이용한 산림재적 추정

각 변수군 (Height Percentiles, Height Bins)안의 변수들 간에 다중공선성이 있을 것으로 판단되어 각 변수별로 단순회귀분석을 실시하였고, 그 결과 각 변수군에서 가장 설명력이 높은 변수를 이용하여 단순 및 다중회귀모형을 적합시켰다 (Table 4.2).

Table 4.2 Summary statistics for regression model

IV	R ²	Adj - R ²	RMSE	β_0	β_1	β_2
p25	0.437	0.416	3.276	9.280***	0.524 ***	
hb0 -5	0.513	0.494	3.049	20.188***	-26.754***	
p25, hb0-5	0.534	0.497	3.040	17.003***	0.194	-19.416*

* $p < 0.05$, *** $p < 0.001$

산림재적의 현장조사값에 대한 회귀모형 적합 결과, 변수 p25는 현장조사값 y값의 43.7%를 설명하고, $\beta_1 = 0.524$ ($p < 0.001$)로 현장조사값에 대하여 양적으로 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났다. 변수 hb0-5는 51.3%를 설명하며 $\beta_1 = -26.754$ ($p < 0.001$)은 부적으로 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났다. 두 변수에 대한 다중회귀모형 적합 결과, 현장조사값 y값의 53.4%를 설명하고, hb0-5 변수가 부적으로 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났다. 이에 대한 각 객체별 적합값은 Figure 4.1에서 보여주었다.

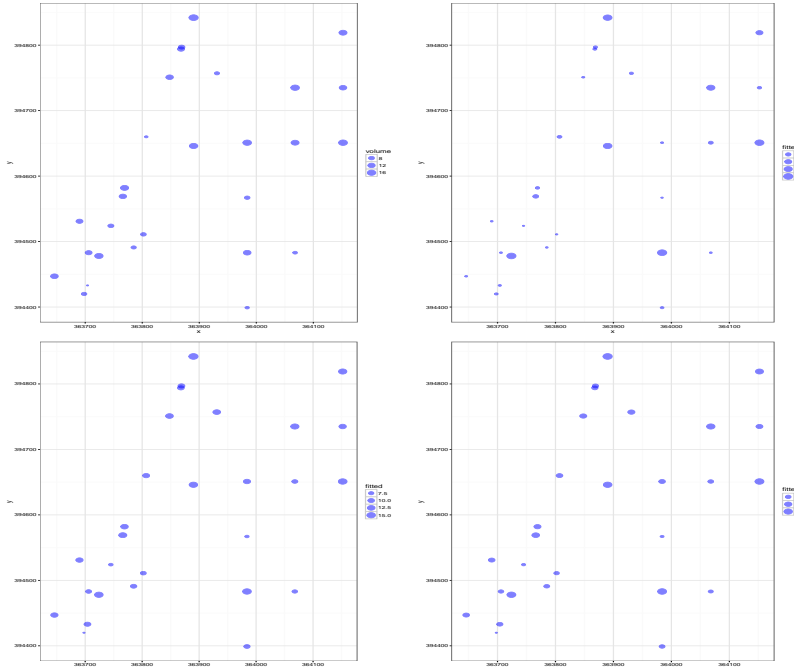


Figure 4.1 Observed forest stand volume (left top) and fitted forest stand volume based on p25 (right top), hb0-5 (bottom left), both p25 and hb0-5 (bottom right)]

4.2. 계층적 베이زي안 모형을 이용한 산림재적 추정

앞서 제시한 세 모형이 모두 50% 내외의 설명력을 보이므로, 회귀모형만으로 산림재적의 현장조사 값을 설명하기에는 부족하다고 판단하여 세 모형에 대하여 공간효과를 고려한 모형 적합을 시도하였다. 모형적합 시 Matérn함수의 평활 모수는 $\nu=0.5$ 로 고정하였고, 그 결과 변수 hb0-5을 이용한 모형과 변수 p25와 변수 hb0-5를 모두 이용한 모형에서는 베리오그램이 수렴하지 않아 공간효과가 없는 것으로 나타났다. 따라서 변수 p25만을 공간효과가 있는 계층적 베이زي안 모형을 고려하였으며, 관심모수에 대한 베이زي안 추정 결과는 Table 4.3에서 정리하였다. 또한 28개 지점에 위치한 실제 산림재적 \mathbf{v} 를 추정하였으며, 전체 지역에 대한 개괄적인 형태를 확인하기 위하여 각 추정값에 대하여 평활하여 나타내었다 (Figure 4.2).

Table 4.3 Posterior means and variances of model parameters

coefficient	β_0	β_1	τ^2	σ^2	θ
Est.	9.314	0.503	1.769	9.257	121.903
S.E.	1.146	0.081	0.341	1.018	8.726

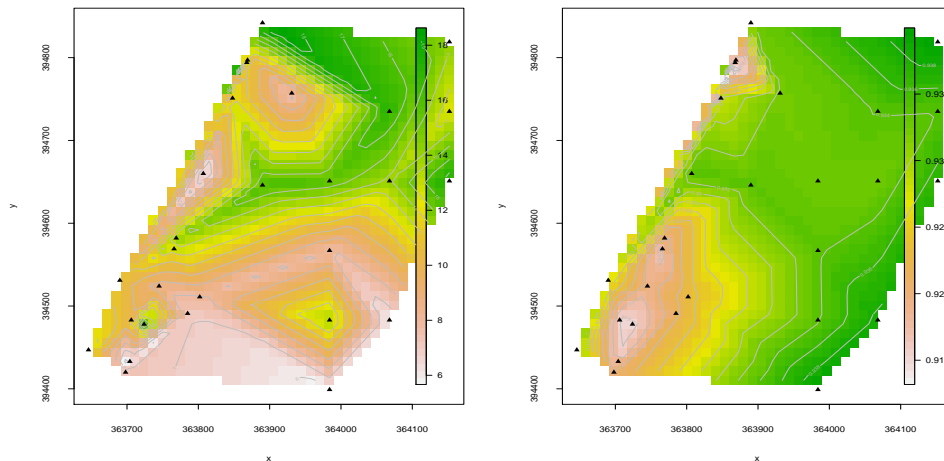


Figure 4.2 Posterior means(left) and stadard deviation(right) of forest stand volumes

회귀모형과 본 논문에서 제안한 모형과의 비교를 위하여 대표적인 근사모델의 정확도 평가 방법인 Cross Validation을 통해 제안된 각 모형의 RMSE (Root Mean Square Error)를 계산하였고, 각 모형에 대한 RMSE는 다음과 같다 (Table 4.4).

Table 4.4 Model comparison based on RMSEs

Model	p25	hb0-5	p25, hb0-5
Linear model	3.697	3.441	3.364
Hierarchical model	1.238		

공간효과를 고려한 변수 p25에 대하여 회귀모형과 계층적 베이زي안 모형의 RMSE는 3.697과 1.238로 본 논문에서 제안한 계층적 베이زي안 모형의 적합도가 더 높게 나타났다. 따라서 회귀모형으로 설명하지 못한 부분을 공간효과를 고려함으로써 각 개체에 대한 추정값을 더 잘 추정하는 것으로 보인다.

5. 결론

현재 제 6차 산림기본계획의 수립을 준비하는 시기로 우리나라 산림 재적을 정확하게 파악하여 올바른 산림계획을 수립하는 것이 중요한 문제로 대두되고 있다. 우리나라 산림의 재적을 파악하기 위해 현장조사를 하고 위성영상을 이용하는 등의 다양한 노력이 이루어지고 있으나, 현장조사의 경우 거시적인 측면의 조사가 어렵고, 위성영상의 경우 실제 수목의 높이를 측정할 수 없다는 단점이 있다. 이를 보완하기 위해 3차원 좌표를 얻을 수 있는 LiDAR 기술을 활용하여 획득한 자료를 이용하여 산림 재적에 관해 연구하였다. 한편, 산림의 재적에 대한 현장 조사 시, 각 나무의 수고와 흉고직경을 구하여 해당 수목에 대한 재적표에서 산림의 재적을 구하는데, 대부분의 경우 많은 관측 오차를 유발하기 때문에 산림 재적의 현장조사값이 실제 산림재적이라고 보기 어렵다. 따라서 본 논문에서는 LiDAR를 통해 추출된 수고자료와 산림재적의 현장조사값을 계층적 베이저안 모형을 고려함으로써 실제 산림재적값과 그 외의 모수들을 추정하고, 관측오차와 공간모형으로 설명가능한 공간오차를 파악하였다. 추정된 모수를 이용해, 산림재적이 조사가 되지 않은 지점의 LiDAR 자료를 이용하여 실제 산림재적을 추정할 수 있다.

References

- Arab, A., Hooten M. B. and Wikle, C. K. (2008). Hierarchical spatial models, In *Encyclopedia of GIS*, 425-431, Springer-Verlag, New York.
- Chibb. S. and Greenberg, E. (1995). Understanding the Metropolis-Hastings algorithm. *The American Statistician*, **49**, 327-335.
- Gelman, A. (1996). Inference and Monitoring Convergence. In *Markov Chain Monte Carlo in Practice*, edited by Gilks, W.R., Richardson, S. and Spiegelhalter, D. J., Chapman and Hall, London, 131-143.
- Gelman, A., Carlin, B. P., Stern, H. S., Duncon, D. B., Behtari, A. and Rubin, D. B. (2013). *Bayesian Data Analysis*, 3rd Ed., CRC Press, Boca Raton.
- Herold, A. and Ulmer, U. (2001). Stand stability in the Swiss national forest inventory: Assessment technique, reproductibility and relevance. *Forest Ecology and Management*, **145**, 29-42.
- Jang, A. J., Yoo, G. Y., Kim, Y. I. and Lee, B. G. (2006). Estimation of individual tree and tree height using color aerial photograph and LiDAR data. *Korean Journal of Remote Sensing*, **22**, 543-551.
- Kwak, D. A., Lee, W. G. and Sohn, M. H. (2005). Application of LiDAR for measuring individual trees and forest stands. *Journal of Korean Forest Society*, **94**, 431-440.
- Lee, J. J. and Kim, Y. (2016). A spatial analysis of Neyman-Scott rectangular pulse model. *Journal of the Korean Data & Information Science Society*, **27**, 1119-1131.
- Maltamo, M., Eerikainen, K., Pitkanen, J., Hyypä, J. and Vehmas, M. (2004). Estimation of timber volume and stem density based on scanning laser altimetry and expected tree size distribution functions. *Remote sensing of environment*, **90**, 319-330.
- Matérn, B. (1986). *Spatial Variation*, 2nd Ed., Springer-Verlag, New York.
- Ryan, D. Sheridan, Sorin C. Popescu, Demetrios Gatzliolis, Cristine L. S. Morgan and Nian-Wei Ku (2015). Modeling Forest Aboveground Biomass and Volume Using Airborne LiDAR Metrics and Forest Inventory and Analysis Data in the Pacific Northwest. *Remote sensing*, **7**, 229-255.
- Woo, C. S., Yoon, J. S., Shin, J. I. and Lee, G. S. (2007). Automatic extraction of individual tree height in mountainous forest using airborne Lidar data. *Journal of Korean Forest Society*, **96**, 251-258.
- Yoon, S. (2016). Generating high resolution of daily mean temperature using statistical model. *Journal of the Korean Data & Information Science Society*, **27**, 1215-1224.
- Zimble, D. A., Evans, D. L., G. C., Parker, R. C., Grado, S. C. and Gerard, P. D. (2003). Characterizing vertical forest structure using small-footprint airborne LiDAR. *Remote Sensing of Environment*, **87**, 171-182.

Hierarchical Bayesian analysis for a forest stand volume^{†‡}

Se Ri Song¹ · Joowon Park² · Yongku Kim³

¹³Department of Statistics, Kyungpook National University

²School of Forest Sciences and Landscape Architecture, Kyungpook National University

Received 12 December 2016, revised 2 January 2017, accepted 4 January 2017

Abstract

It has gradually become important to estimate a forest stand volume utilizing LiDAR data. Recently, various statistical models including a linear regression model has been introduced to estimate a forest stand volume using LiDAR data. One of limitations of the current approaches is in that the accuracy of observed forest stand volume data, which is used as a response variable, is questionable unstable. To overcome this limitation, we consider a spatial structure for a forest stand volume. In this research, we propose a hierarchical model for applying a spatial structure to a forest stand volume. The proposed model is applied to the LiDAR data and the forest stand volume for Bonghwa, Gyeongsangbuk-do.

Keywords: Forest standard volume, hierarchical Bayesian model, LiDAR, spatial analysis.

[†] This work was supported by R&D Program for Forestry Technology provided by Korea Forest Service (No. S211316L020140).

[‡] This paper is based on part of Se Ri Song's Master thesis.

¹ Graduate student, Department of Statistics, Kyungpook National University, Daegu 41566, Korea.

² Assistant professor, School of Forest Sciences and Landscape Architecture, Kyungpook National University, Daegu 41566, Korea.

³ Corresponding author: Associate professor, Department of Statistics, Kyungpook National University, Daegu 41566, Korea. E-mail: kim.1252@knu.ac.kr