

# 탄성과 자료 보정용 검층 기록의 통계적 추정방법을 이용한 3차원 GIS DB 구축방법에 관한 연구†

## A Study on the Method of Building 3D GIS Database Using the Statistical Estimating Methods of Well Log for Balancing Seismic Data

엄종석(嚴宗錫)\*  
Jong-Seok Um

**요약** 본 논문의 연구목적은 탄성과 자료 보정용 검층 기록의 통계적 추정방법을 이용한 3차원 GIS 데이터 획득 방법을 제안하는 것이다. 저류층 특성화를 위한 파라미터를 얻기 위해 탄성과 자료의 반사계수 시계열을 사용하였는데, 산출 결과의 신뢰도를 높이기 위하여 검층기록을 이용하여 탄성과 자료의 반사계수를 보정하였다. 이를 위하여 탄성과 자료를 획득한 임의의 지점에서 검층기록이 필요한데 본 연구는 이에 대한 추정 방법과 이를 현장 자료에 적용하면서 그 결과에 대하여 논의하였다. Kriging에서 검층기록의 가까운 값은 가까울수록 높은 값을 갖게 되므로 반사계수 추정값은 가까운 검층기록으로부터 많은 영향을 받는다. Cokriging 방법의 추정 결과와 Kriging 방법의 추정 결과를 비교해 보면 cross variogram이 큰 값을 가질 때는 검층기록의 반사계수 추정값의 변화가 크며 cross variogram의 값이 작을 때 두 방법의 추정 결과가 매우 유사한 것으로 판명되었다.

**ABSTRACT** The purpose of this paper is to present the method of acquiring 3D GIS data using the statistical estimating methods of Well Log for balancing Seismic data. We use the reflection coefficients of seismic data to get the parameters for the reservoir characterization and we balance the reflection coefficients of seismic data using well log to increase the confidence of the estimated result. Well logs are required to balance the reflection coefficients at the point where seismic data are acquired. In this research, we discuss the geostatistical estimation methods and we applied these methods to real data. Kriging gives high weights to the close well logs, which means estimated results are mainly affected by close well log. High value of cross variograms gave big difference on cokriging result comparing to kriging results and low value of cross variogram gave little differences.

주요어 : 3D GIS DB, 반사계수, Key word : reflection coefficient, Cross Variogram, Kriging, Cokriging

### 1. 서론

1980년대부터 발전하기 시작한 3차원 GIS 기술은 지형분석의 2차원적 표현과 비행 시뮬레이션(Flight simulation)과 같은 가시화 단계를 거쳐[1], 3차원 지형분석과 브라우징(Browsing) 및 능동적 분석단계에 이르고 있다.[2] 3차원 GIS는 무한한 시장 잠재력과 GIS소프트웨어 기술을 이용한 다양한 응용분야를 내포하고 있음에도 불구하고, 3차원 데이터 구축시 자료 획득 문제로 기술 개발과 발전이 부진한 상태이다.

특히 지하자원에 대한 자료 획득과 DB 구축은 다른 3D GIS 분야 보다 미흡한 실정이다.

본 연구에서는 지하에 매장되어 있는 자원의 특성을 분석하고, 지하자원을 효율성 있는 3차원 GIS DB로 구축하여 활용하기 위해 다음과 같은 방법을 사용한다. 먼저, 탄성과 자료를 이용하여 저류층(reservoir) 특성화를 하기 위한 파라미터로는 암석물성을 나타내는 투수율과 공극율을 사용한다. 탄성과 자료를 이용하여 추출할 수 있는 저류층 특성과 관계된 파라미터인 임피던스와 저류층 특성화 파라미터와의 관계를 이

† 본 연구는 2003학년도 한성대학교 공학연구센터 특별연구비 지원과제임.

\* 한성대학교 멀티미디어정보처리 부교수

jsum@hansung.ac.kr

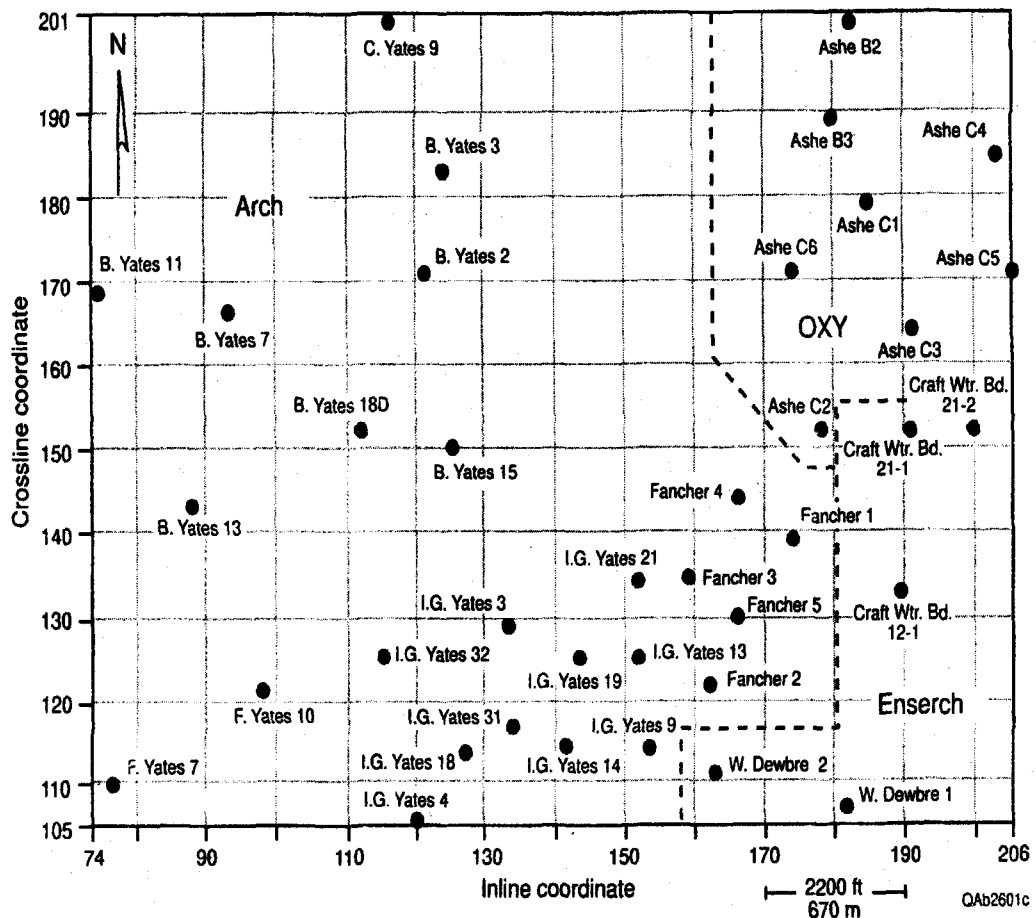
용하여 탄성과 자료로부터 저류층 특성화에 대한 정보를 얻는다. 임피던스를 얻는 주요 방법은 [3]에서 제시한 것처럼 저주파성분을 음파검층 기록으로 고주파 성분은 탄성과 자료로부터 얻었으나 [4]에서는 임피던스가 매개물질의 반사계수로부터 산출될 수 있으므로 탄성과 자료로부터 매개물질의 반사계수 시계열을 산출하여 임피던스를 구한다. [5]에서는 지구통계학적 방법을 통하여 탄성과 자료로부터 저류층 특성화 파라미터를 추정하는 방법을 Canada의 Montney Sand에 적용시켰다.

본 논문의 연구목적은 탄성과 자료 보정용 검층 기록의 통계적 추정방법을 이용한 3차원 GIS 데이터 획득 방법을 제안하는 것으로서, 서론에 이어 제2장에서

는 Ordinary Kriging 추정방법을 적용한 결과를 소개하고, 제3장에서는 추정오차의 분산을 감소시키는 Cokriging 방법을 적용한 결과를 보이고, 제4장에서는 결론 및 향후 연구방향을 제시한다.

## 2. Ordinary Kriging

이 장에서는 오차(residual)의 분산을 가장 작게 만들고 선형불편추정량을 주는 Ordinary Kriging 방법을 소개하고 이 방법의 적용 절차를 설명하며 이를 현장 자료에 적용시킨다. 이상점(outlier)에 좋은 Lognormal Kriging 방법도 있으나 [7]에서 이 방법은 Lognormal 함수의 매개모수(parameter)에 매우



〈그림 1〉 시추공 위치와 탄성과 자료를 위한 분할선

민감하다는 단점이 있어 이 방법은 고려 대상에서 제외되었다. Ordinary Kriging을 이용하는데 사용된 자료는 Boonsville 3-D Seismic 자료[6]로서 8개의 검층기록 (B Yates 11, B Yates 13, B Yates 15, B Yates 18D, Ashe C5, Ashe C6, C Yates 9, I.G. Yates 9)의 시계열 자료에서 저주파 성분으로부터 얻은 반사계수이며 이를 이용하여 임의의 지점의 반사계수를 추정하였다(그림 1). Caddo와 Vineyard sandstone 사이를 180개 층으로 평활화하여 각 층마다 Ordinary Kriging 추정방법을 적용하였다.

**2.1. 이론적 배경**

다음과 같은 기호를 사용한다. 확률변수  $V(x)$ 는 관심있는 변수  $V$ 가 위치  $x$ 에서 취하는 값을 나타낸다.  $V(x_0)$ 를 추정하고자 하는 지점에서의 미지의 값이라고 하고,  $V(x_1), \dots, V(x_n)$ 을 추정하고자 하는 지점 주변의 검층기록으로 확률표본값이라고 하자.

그러면 선형가중추정값은 아래와 같다.

$$\hat{V}(x_0) = \sum_{i=1}^n w_i V(x_i), \quad \sum_{i=1}^n w_i = 1. \quad (2.1)$$

$$\begin{aligned} \text{Var}[R(x_0)] &= \sigma_R^2 = \sigma^2 + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_i w_j C_{ij} \\ &\quad - 2 \sum_{i=1}^n w_i C_{i0} \end{aligned} \quad (2.2)$$

여기서

$$\sigma^2 = \text{Cov}[V(x_0) V(x_0)], \quad C_{ij} = \text{Cov}[V(x_i) V(x_j)]$$

이다. 오차의 분산을 최소화하는 가중값  $w_1, w_2, \dots, w_n$  ( $\sum_{i=1}^n w_i = 1$ )을 구하기 위하여 Lagrange승수인  $\mu$ 를 이용하여 오차분산을 표시하고 이를  $(n+1)$ 개의 변수( $w_1, w_2, \dots, w_n, \mu$ )로 편미분하여  $(n+1)$ 개의 방정식을 구한다. 이를 행렬기호를 사용하여 정리하면 다음과 같다.

$$Cw = D \quad (2.3)$$

$$\text{여기서 } C = \begin{pmatrix} C_{11} & \dots & C_{1n} & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ C_{n1} & \dots & C_{nn} & 1 \\ 1 & \dots & 1 & 0 \end{pmatrix}, \quad w = \begin{pmatrix} w_1 \\ \vdots \\ w_n \\ \mu \end{pmatrix},$$

$$\text{그리고 } D = \begin{pmatrix} C_{10} \\ \vdots \\ C_{n0} \\ 1 \end{pmatrix} \text{이다.}$$

구하는 가중값은  $w = C^{-1}D$ 이다. 단 여기서 유일해가 존재하기 위하여  $C$ 가 양정치행렬(positive definite

matrix)이라는 조건이 필요하다. 또한 오차의 최소분산값은  $\sigma_R^2 = \sigma^2 - wD$ 이다. 흔히 공분산  $C_{ij}$ 를 사용하는 것 보다 다음 관계를 이용하여 Variogram을 사용한다.

$$\gamma_{ij} = \frac{1}{2} E[(V(x_i) - V(x_j))^2] = \sigma^2 - C_{ij} \quad (2.4)$$

Variogram이란 45° 축을 중심으로 한 관성모멘트를 말하며 이는  $V(x_i)$ 와  $V(x_j)$ 의 차이가 클수록 커지고, 그 의미는  $V_i$ 와  $V_j$ 축에서 두 값의 좌표가 45° 선과 떨어진 수직거리이다.

Ordinary Kriging을 사용하기 위해서는 다음의 두 가지가 미리 결정되어야 한다. 첫째로는 특정지점에서의 미지의 값을 추정하기 위하여 주변자료를 사용하는데 주변 자료 중에서 어떤 것을 사용할 것인가를 결정하는 것이다. 둘째로 공분산  $C_{ij}$  (혹은  $\gamma_{ij}$ )를 구하는 일이다. 거리나 방향 때문에 표본으로부터 구하지 못하는 경우도 있다. 이를 위하여 공분산함수(혹은 Variogram함수)를 사용하는데 표본 공분산(혹은 Variogram)을 구하고 이를 이용하여 함수를 결정한다.

**2.2. 주변점 탐색**

가장 많이 쓰는 방법으로 주변점 영역을 정의하고 이 영역 안에 있는 모든 자료를 추정하는데 사용하는 것이다. 주변점 영역은 타원형태이고 추정하고자 하는 지점이 중심점이며, 타원의 장축은 최대연속방향(Variogram)값의 변화가 가장 적은 방향과 평행하다. 여기서 사용되는 Variogram은 표본으로부터 계산한다. 주변점 영역의 넓이는 자료의 평균공간보다 조금 커야한다. 주변점영역이 넓어 추정에 사용하는 자료 수가 많아지면 계산량이 증가(자료 수의 세계급)하는 단점이 있다. 그래서 거리가 먼 자료들은 합성하여 한 개의 자료로 만들어 사용한다. 같은 지역에 묻쳐있는(clustering) 자료는 각 사분면의 자료의 최대수를 제한함으로 반복적인 자료를 제거한다.

**2.3. Variogram 모형**

Ordinary Kriging을 사용하기 위하여 기본적으로 다음 두 가지가 필요하다. 첫째로 주변점 영역 내에 있는 모든 표본지점쌍의 Variogram(혹은 Covariance)값과 둘째로 주변점 영역내의 모든 표본지점과 추정하고자 하는 지점간의 Variogram값을 알아야한다. 이와 같이 임의의 방향과 거리에 있는 두 지점간의 Variogram값을

계산하기 위하여 Variogram 모형이 필요하며 그 기본 모형의 종류로는 Nugget Effect모형, Spherical모형, 지수모형, Gaussian 모형, 그리고 선형모형등이 있다 [8]. 이런 기본모형을 이용하여 표본 Variogram 모형을 결정한다.

등방성(isotropic)인 경우는 표본 Variogram값이 방향에 관계없이 거리에만 의존하므로 전방향(omnidirectional) 표본 Variogram값을 이용하여 모형을 결정하며 이를 등방성 모형이라 한다. 이 경우 위에 주어진 기본모형을 이용할 수도 있으며, 혹은 기본모형의 결합된 형태인 구조(nested structure)모형을 사용한다.

일단 모형이 선정되면 표본 Variogram값을 이용하여 범위모수와 Nugget Effect인 절편을 결정해야한다. 이방성(anisotropic)인 경우는 geometric 이방성, zonal 이방성, 그리고 geometric + zonal 이방성의 세가지 형태로 분류할 수 있다[8]. 이방성인 경우는 먼저 이방성의 축들을 찾아야 한다. 이는 Variogram값을 이용하여 실험적으로 찾아야 한다.

## 2.4 Variogram 함수 추정

### 2.4.1 전방향 variogram

여기서는 등방성을 가정하고 전방향 variogram  $\gamma(h)$ 를 구한다. 자료의 위치를 나타내는 좌표는 탄성파 inline과 crossline값을 이용하였다. 자료의 위치가 이산적이므로 거리  $h$ 상에 정확하게 위치하지 못한다. 그래서  $\frac{h}{2}, h \pm \frac{h}{2}, 2h \pm \frac{h}{2}, 3h \pm \frac{h}{2}, \dots$ 의 범위 내에 있는 자료들을 이용하여 각각 거리가  $\frac{h}{2}, h, 2h, 3h, \dots$ 인 자료의 쌍  $(V(x_i), V(x_j))$ 를 만들어 각각  $\gamma(\frac{h}{2}), \gamma(h), \gamma(2h), \dots$ 의 표본 전방향 variogram값을 구하였다. 거리  $h$ 는 보통 각 자료간의 평균거리를 사용하는데  $\bar{h} = 67.058$ (seismic 좌표값 이용)보다는 여러 값을 이용하여 variogram을 그려본 결과  $h=45$ 로 정하였을 때 굴곡이나 급격한 증감이 없는 구조를 갖는 것으로 판단되었다.

### 2.4.2 표본 variogram의 모형화

여기에서는 아래와 같은 표준 지수모형을 사용하였다.

$$\gamma(h) = c \left( 1 - \exp\left(-3 \frac{h}{a}\right) \right) \quad (2.5)$$

여기서  $a$ 와  $c$ 는 추정되어야 할 모수이다. 모수 추

정 방법은 8개의 검증기록 자료로부터 계산한 variogram값과 표준 지수모형을 사용하여 얻은 추정값의 차이인 오차의 제곱합을 최소화시키는 최소제곱법을 사용하였다. 오차제곱합을 다음과 같이 표현하자.

$$Q = \sum_{j=1}^K (\hat{\gamma}(jh) - \gamma(jh))^2 \quad (2.6)$$

여기서  $K$ 는 자료들간의 거리를  $h$ 로 나눈 최대구간 수이며  $\hat{\gamma}(jh)$ 는  $jh$ 거리에서의 표본 variogram값이며,  $\gamma(jh)$ 는 표준 지수모형을 이용하여 구한  $jh$ 거리에서의 variogram값이다. 각각  $a$ 와  $c$ 로 편미분하면 아래와 같은 방정식이 된다.

$$\sum_{j=1}^K \left( \hat{\gamma}(jh) - c \left( 1 - \exp\left(-\frac{3jh}{a}\right) \right) \right) \left( 1 - \exp\left(-\frac{3jh}{a}\right) \right) = 0 \quad (2.7)$$

$$\sum_{j=1}^K \left( \hat{\gamma}(jh) - c \left( 1 - \exp\left(-\frac{3jh}{a}\right) \right) \right) \exp\left(-\frac{3jh}{a}\right) j = 0 \quad (2.8)$$

위 식을 풀면서  $a$ 가 130 이상의 값을 가질 땐 130에서 절단하였다. 이런 경우는 variogram 값이 과소 추정되는 경향을 보인다.  $h=45$ 인 경우의 층20부터 층35까지의  $a$ 와  $c$ 의 추정하였다. 대체로  $a$ 값은 130보다 큰 값을 갖지만 자료간의 최대거리가 약 140인 점을 감안하여 129.99에서 절단하였다.  $c$ 값은 각 층에서 표본 variogram값이 변하므로 그에 상응되게 변화된 값을 가진다.

### 2.4.3 가중값 $w_i$ 와 $V(x_0)$ 의 추정.

위에서 구한 variogram 모형을 이용하여 식 (2.3)과 (2.4)에 대입하여  $w_1, w_2, \dots, w_8$  과  $\mu$ 를 구한다. 이를 다시 표현하면 아래와 같다.

$$\Gamma w = D$$

여기서  $\Gamma = \begin{pmatrix} r_{11} & \dots & r_{1n} & -1 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ r_{n1} & \dots & r_{nn} & -1 \\ 1 & \dots & 1 & 0 \end{pmatrix}, w = \begin{pmatrix} w_1 \\ \vdots \\ w_n \\ \mu \end{pmatrix}$ .

그리고  $D = \begin{pmatrix} r_{10} \\ \vdots \\ r_{n0} \\ 1 \end{pmatrix}$  이다.

이를 이용하여 식 (2.1)에 대입하여 원하는 위치에

서의 반사계수를 추정할 수 있다. <표 1>은  $h=45$ 인 경우 seismic 좌표 (110, 140)에서 층20부터 층35까지 각 검층기록에서의 추정된 가중값이다. <표 3>의 뒤에서 두 번째 칸은 seismic 좌표 (110, 140)에서 Ordinary Kriging 방법에 의한 반사계수 추정값이다. <표 1>에서 가중값을 보면 좌표 (110, 140)에 제일 가까운 B. Yates 18D에서 가장 높은 가중값인 0.440917을 가지며 다음으로 가까운 주변자료인 B. Yates 13과 B. Yates 15에서 각각 0.242145와 0.194578을 가진다. 좌표 (110, 140)에서의 반사계수를 추정함에 있어 이 좌표와 가장 가까운 거리에 있는 3개의 자료가 87.7%의 영향을 미치며 이외 자료가 12.3%의 영향을 미친다. <표 1>에 의하면 가중값은 각 층에서 동일하게 나타나는데 그 이유는 반사계수 값이 작아서 각 층에서 variogram의 변화가 매우 작아  $\mu$ 의 변화만을 통해 추정식을 만족시킬 수 있기 때문이다.

### 3. Cokriging

데이터 구성에서 보면 관심 있는 중요 변수 외에 이차적인 다른 변수들도 관측되는데 이러한 이차적인 변수들이 관심 있는 변수와 공간적으로 교차상관 관계가

있어 중요한 정보를 갖는 경우가 많다. 그래서 중요변수의 추정에 이차변수를 같이 사용함으로써 추정의 정확도를 향상시킬 수 있다. 이와 같이 이차적 변수들의 교차상관 관계를 이용하여 추정오차의 분산을 감소시키는 추정방법을 Cokriging이라 한다. Cokriging에 사용한 보조변수는 21개의 검층기록(Ashe B2, Ashe B3, Ashe C1, Ashe C4, Ashe C5, Ashe C6, B Yates 7, B Yates 11, B Yates 13, B Yates 15, B Yates 18D, C Yates 9, Craft WB 12-1, Craft WB 21-1, F Yates 7, F Yates 10, I.G. Yates 3, I.G. Yates 4, I.G. Yates 9, L.F. Fancher 1)의 시계열에서 얻은 RILD 자료이다.

#### 3.1 Cokriging절차

Cokriging 방법을 사용하기 위하여 다음과 같은 기호를 사용한다. 확률변수  $U(x)$ 는 관심 있는 중요변수가 위치  $x$ 에서 취하는 값을 나타낸다. 확률변수  $V(x)$ 는 이차적인 보조변수가 위치  $x$ 에서 취하는 값을 나타낸다.  $U(x_0)$ 를 추정하고자 하는 지점에서의 미지의 값이라고 하고,  $U(x_1), \dots, U(x_n)$ 는 중요변수의, 그리고  $V(x_1), \dots, V(x_n)$ 는 보조변수로서 각각 추정하고자 하는 지점 주변의 확률 표본값이라고 하

<표 1> 좌표(110, 140)에서의  $w_i$  와  $\mu$  값 추정

이름 층	BYates11	BYates13	BYates15	BYates18 D	AsheC5	AsheC6	CYates9	IGYates9	$\mu$
	$w_1$	$w_2$	$w_3$	$w_4$	$w_5$	$w_6$	$w_7$	$w_8$	
20th	0.006498	0.242145	0.194578	0.440917	0.023518	0.012446	0.007343	0.072552	-0.0000093
21th	0.006498	0.242145	0.194578	0.440917	0.023518	0.012446	0.007343	0.072552	-0.0000103
22th	0.006498	0.242145	0.194578	0.440917	0.023518	0.012446	0.007343	0.072552	-0.0000112
23th	0.006498	0.242145	0.194578	0.440917	0.023518	0.012446	0.007343	0.072552	-0.0000122
24th	0.006498	0.242145	0.194578	0.440917	0.023518	0.012446	0.007343	0.072552	-0.0000132
25th	0.006498	0.242145	0.194578	0.440917	0.023518	0.012446	0.007343	0.072552	-0.0000141
26th	0.006498	0.242145	0.194578	0.440917	0.023518	0.012446	0.007343	0.072552	-0.0000150
27th	0.006498	0.242145	0.194578	0.440917	0.023518	0.012446	0.007343	0.072552	-0.0000158
28th	0.006498	0.242145	0.194578	0.440917	0.023518	0.012446	0.007343	0.072552	-0.0000165
29th	0.006498	0.242145	0.194578	0.440917	0.023518	0.012446	0.007343	0.072552	-0.0000171
30th	0.006498	0.242145	0.194578	0.440917	0.023518	0.012446	0.007343	0.072552	-0.0000176
31th	0.006498	0.242145	0.194578	0.440917	0.023518	0.012446	0.007343	0.072552	-0.0000179
32th	0.006498	0.242145	0.194578	0.440917	0.023518	0.012446	0.007343	0.072552	-0.0000181
33th	0.006498	0.242145	0.194578	0.440917	0.023518	0.012446	0.007343	0.072552	-0.0000182
34th	0.006498	0.242145	0.194578	0.440917	0.023518	0.012446	0.007343	0.072552	-0.0000181
35th	0.006498	0.242145	0.194578	0.440917	0.023518	0.012446	0.007343	0.072552	-0.0000178

자. 그러면 선형가중 추정값은 아래와 같다.

$$\hat{U}(x_0) = \sum_{i=1}^n a_i U(x_i) + \sum_{j=1}^m b_j V(x_j),$$

$$\sum_{i=1}^n a_i = 1, \quad \sum_{j=1}^m b_j = 0 \quad (3.1)$$

오차항  $R$ 은  $R = w^t Z$  로 표시할 수 있다.

여기서  $w^t = (a_1, a_2, \dots, a_n, b_1, \dots, b_m)$ 이며,

$Z^t = (U_1, U_2, \dots, U_n, V_1, \dots, V_m, U_0)$  이다.

오차의 분산은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \text{Var}[R(x_0)] &= w^t C_Z w \\ &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_i a_j \text{Cov}(U_i U_j) + \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^m b_j b_k \text{Cov}(V_j V_k) \\ &+ 2 \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m a_i b_j \text{Cov}(U_i V_j) - 2 \sum_{i=1}^n a_i \text{Cov}(U_i U_0) \\ &- 2 \sum_{j=1}^m b_j \text{Cov}(V_j U_0) + \text{Cov}(U_0 U_0) \end{aligned} \quad (3.2)$$

식 (3.2)의 오차의 분산을 최소화하는 가중값

$w^t = (a_1, a_2, \dots, a_n, b_1, \dots, b_m)$ ,  $\sum_{i=1}^n a_i = 1$ ,  
 $\sum_{j=1}^m b_j = 0$ 을 구하기 위하여 Lagrange 승수인  $\mu_1$ 과  $\mu_2$ 를 이용하여 오차분산을 표시한 식을  $(n+m+2)$

개의 변수  $(a_1, a_2, \dots, a_n, b_1, \dots, b_m, \mu_1, \mu_2)$ 로 편미분하여  $(n+m+2)$ 개의 방정식을 구한다. 이를 정리하면 다음과 같다.

$$\sum_{i=1}^n a_i \text{Cov}(U_i U_j) + \sum_{j=1}^m b_j \text{Cov}(V_j U_j) + \mu_1 = \text{Cov}(U_0 U_j), \quad j=1, 2, \dots, n \quad (3.3)$$

$$\sum_{i=1}^n a_i \text{Cov}(U_i V_j) + \sum_{k=1}^m b_k \text{Cov}(V_k V_j) + \mu_2 = \text{Cov}(U_0 V_j), \quad j=1, 2, \dots, m \quad (3.4)$$

이 방정식을  $(a_1, a_2, \dots, a_n, b_1, \dots, b_m, \mu_1, \mu_2)$ 에 관하여 풀어서 선형 가중 추정식에 대입하면  $U(x_0)$ 의 추정값을 구할 수 있다. 흔히 공분산을 사용하는 것 보다 다음 관계를 이용하여 variogram 및 cross variogram을 사용한다.

$$C_{UV}(h) = r_{UV}(\infty) - r_{UV}(h) \quad (3.5)$$

$$C_{UU}(h) = \sigma^2 - r_U(h) \quad (3.6)$$

$$C_{VV}(h) = \sigma^2 - r_V(h) \quad (3.7)$$

### 3.2 보조변수의 variogram 모형

보조변수로 21개 검층기록에서의 RILD값을 사용하였다. Cross covariance와 Cross variogram과의

<표 2>  $h=45$  에서 21개 well log의 반사계수를 이용한 Variogram

깊이	거리			
	$1/2 h$	$1 h$	$2 h$	$3 h$
20th	26.058064	25.905084	40.894677	18.950411
21th	24.132382	24.233948	37.950379	17.422115
22th	22.199844	22.513990	34.972629	15.966444
23th	20.278613	20.766958	31.996068	14.582203
24th	18.389549	19.016582	29.053198	13.273123
25th	16.554006	17.285793	26.180681	12.037185
26th	14.787193	15.593819	23.404619	10.873719
27th	13.107753	13.962628	20.754882	9.786073
28th	11.527287	12.406180	18.251222	8.769681
29th	10.059351	10.940798	15.914275	7.828244
30th	8.710974	9.575692	13.754889	6.956849
31th	7.490037	8.322010	11.786680	6.159036
32th	6.400794	7.185529	10.015368	5.431525
33th	5.442409	6.167095	8.438910	4.772849
34th	4.613508	5.268261	7.056935	4.181684
35th	3.910996	4.486629	5.863240	3.654817

관계를 나타내는 식(3.5), 식(3.6) 그리고 식(3.7)을 이용하여 식(3.3)과 식(3.4)을 변수  $U$ 와  $V$ 의 각각의 variogram인  $r_U$ 와  $r_V$ 로 표현하면 아래와 같다.

$$\sum_{j=1}^n a_j r_{U,U_j} + \sum_{j=1}^m b_j r_{U,V_j} - \mu_1 = r_{U,U_j}, \quad j=1, 2, \dots, n \quad (3.8)$$

$$\sum_{j=1}^n a_j r_{U,V_j} + \sum_{j=1}^m b_j r_{V,V_j} - \mu_2 = r_{U,V_j}, \quad j=1, 2, \dots, m \quad (3.9)$$

여기서 변수  $U$ 는 반사계수를 나타내며  $V$ 는 RILD를 나타낸다.  $r_U$ 는 제 2.1절에서 구한 variogram 모형을 이용하여, 21개의 검층기록에서의 RILD 자료를 사용하여 표본 variogram을 구하고, 8개 검층기록에서 반사계수와 RILD를 이용하여 표본 Cross variogram을 구한다. 21개의 검층기록에서의 RILD 자료를 사용하여 구한 표본 variogram은 <표 2>에 있으며, 이를 이용하여 표준지수 모형의 모수  $a$ 와  $c$ 를 추정하였다.

### 3.3 Cross variogram

Cross variogram은 두 변수간의 연속성 정도를 나타내는 척도로서 연속성이 결여될수록 큰 값을 가지며 변화 패턴이 반대인 경우 음의 값을 가진다. 변수

$U$ 와  $V$ 의 두 지점  $x_i$ 와  $x_j$ 간의 Cross variogram은 다음과 같이 정의된다.

$$r_{UV_{ij}} = \frac{1}{2} E[(U(x_i) - U(x_j))(V(x_i) - V(x_j))] \quad (3.10)$$

표본으로부터 Cross variogram을 구하기 위해서 다음 식을 이용한다.

$$r_{UV} = \frac{1}{2N(h)} \sum_{(i,j), h_j} [(u_i - u_j)(v_i - v_j)] \quad (3.11)$$

표본 cross variogram을 구하기 위해서는 제 2.1절에서 표본 variogram을 구하는 방법을 적용해서  $h$  거리에 있는 자료 쌍을 만들어 각 쌍의  $U$ 와  $V$ 값을 이용하여 구한다. <표 3>는 8개의 검층기록에서  $h=50$ 인 경우  $U$ 와  $V$ 값을 이용하여 총 20에서부터 총35까지 거리를 증가시키면서 구한 Cross variogram이다. 가까운 거리에서는  $U$ 가 증가하면  $V$ 가 감소하거나 혹은 그 반대 패턴으로 변하다가 거리가 멀어질수록 같은 방향으로 변화하면서 값의 차이도 커짐을 알 수 있다.

Cross variogram 모형으로 variogram 모형과 같은 식(2.5)의 표준 지수모형을 사용하였다. 모수 추정 방법은 21개의 검층기록 자료로부터 계산한 cross

<표 3> 반사계수와 RILD값의 Corss-variogram과

좌표(110,140)에서 Kriging과 Cokriging에 의한 반사계수 추정값

깊이	거리				Kriging	Cokriging
	1/2 h	1 h	2 h	3 h		
20th	-0.002926	0.005959	0.019468	0.046859	0.026510	0.025416
21th	-0.003355	0.006521	0.018317	0.044042	0.025910	0.024454
22th	-0.003720	0.006906	0.017036	0.041031	0.025292	0.024211
23th	-0.004012	0.007124	0.015678	0.037897	0.024665	0.023598
24th	-0.004232	0.007174	0.014261	0.034705	0.024031	0.023081
25th	-0.004374	0.007055	0.012819	0.031520	0.023397	0.022659
26th	-0.004435	0.006773	0.011368	0.028384	0.022762	0.023117
27th	-0.004416	0.006306	0.009879	0.025267	0.022362	0.021228
28th	-0.004325	0.005711	0.008430	0.022302	0.022624	0.020375
29th	-0.004169	0.005008	0.007041	0.019525	0.020923	0.017743
30th	-0.003955	0.004220	0.005724	0.016956	0.020347	0.026368
31th	-0.003697	0.003371	0.004489	0.014612	0.019799	0.018965
32th	-0.003401	0.002489	0.003344	0.012498	0.019281	0.022759
33th	-0.003080	0.001598	0.002297	0.010606	0.018799	0.018102
34th	-0.002742	0.000729	0.001358	0.008941	0.018355	0.019820
35th	-0.002397	-0.000108	0.000508	0.007461	0.017953	0.017067

variogram값과 표준 지수모형을 사용하여 얻은 추정값의 차이인 오차의 제곱합을 최소화시키는 최소제곱법을 사용하여 모수  $a$ 와  $c$ 를 추정하였다.

**3.4 가중값  $a_i$ 와  $b_j$  그리고  $U(x_0)$ 의 추정**

식(3.8)부터 식(3.9)를 이용하여 가중값을 구한 후 이를 식(3.1)에 대입하여  $U(x_0)$ 를 구한다. 변수  $U$ 의 추정하고자 하는 위치의 좌표  $x_0$ =(inline, crossline)가 주어지면 가중값과 Lagrange 승수 ( $a_1, a_2, \dots, a_n, b_1, \dots, b_m, \mu_1, \mu_2$ )를 구할 수 있고 이를 이용하여  $U(x_0)$ 를 추정한다. <표 4>는 좌표(110, 140)에서 각 층별로 구한  $a_i$ 와  $\mu_1$ 이며, <표 5>는 좌표(110, 140)에서 각 층별로 구한  $b_j$ 와  $\mu_2$ 이며, <표 3>의 뒤의 두 칸은 좌표(110, 140)에서 층별로 각각 Kriging 방법과 Cokriging 방법을 이용하여 추정한 반사계수 추정 값이다.

**4. 결론**

본 논문은 지하에 매장되어 있는 자원을 효율성 있는 3차원 GIS DB로 구축하여 활용하기 위한 방법을 제안하였다. 지하자원의 특성을 분석하기 위해 저류층 특성

화를 위한 파라미터로는 탄성과 자료의 반사계수 시계열을 사용하는데 산출 결과의 신뢰도를 높이기 위하여 검층기록을 이용하여 탄성과 자료의 반사계수를 보정하였다. 또한, 탄성과 자료를 획득한 임의의 지점에서 검층기록이 필요한데 이에 대한 추정 방법을 현장 자료에 적용하면서 그 결과에 대하여 논의하였다. 연구 결과 Kriging 방법을 적용하기 위하여 필요한 variogram은 많은 시도를 통하여 최적거리  $h$ 를 찾아야하는 단점이 있으며, 가중치는 가까울수록 높은 값을 갖게 되므로 반사계수 추정값은 근처의 검층기록으로부터 많은 영향을 받았다. Cokriging에서는 보조변수로 RILD 값을 사용하여 8개 검층기록의 반사계수와 cross variogram을 이용하여 임의의 지점의 검층기록을 추정하였다. Cokriging 방법의 추정 결과와 Kriging 방법의 추정 결과를 비교해 보면 cross variogram이 큰 값을 가질 때는 검층기록의 반사계수 추정값의 변화가 크며 cross variogram의 값이 작을 경우에는 두 방법의 추정 결과가 매우 유사한 것으로 판명되었다. 보조자료를 이용하는 Cokriging 방법을 통해서 임의의 지점의 검층기록의 추정값을 수정 보완하는 것이 추정값의 오차를 줄일 수 방법으로 조사되었다.

지하자원에 대한 3차원 GIS DB 구축에 대한 연구는 아직 미흡한 단계이므로, 향후 보다 다양한 적용방법과 검증과정에 관한 연구가 이루어져야 할 것이다.

<표 4> 좌표(110, 140)에서의  $a_i$  와  $\mu_1$  값 추정

이름	BYates11	BYates13	BYates15	BYates18 D	AsheC5	AsheC6	CYates9	IGYates9	
층	a1	a2	a3	a4	a5	a6	a7	a8	$\mu_1$
20th	-0.010203	0.256886	0.189007	0.444133	0.033457	0.008569	-0.01084	0.08899	0.00000073
21th	-0.002994	0.266706	0.227723	0.409409	0.027060	-0.02751	0.008116	0.09149	0.00000050
22th	-0.004245	0.263345	0.207888	0.430652	0.029488	-0.00151	0.014080	0.06030	0.00000026
23th	-0.009423	0.261453	0.195419	0.438377	0.027523	0.004942	-0.00663	0.08833	0.00000001
24th	-0.007874	0.265034	0.204585	0.423053	0.025598	0.005504	-0.00204	0.08614	-0.00000025
25th	0.0088472	0.260471	0.206767	0.428279	-0.00094	0.009002	0.005087	0.08249	0.000000262
26th	0.0194544	0.198685	0.185459	0.397821	0.053799	0.050388	0.039206	0.05518	-0.000000989
27th	-0.021308	0.254467	0.189552	0.448790	-0.00780	-0.00604	-0.0012	0.1435	-0.00000010
28th	0.0019914	0.275716	0.200016	0.459193	-0.02734	-0.00197	-0.00161	0.09402	-0.000000122
29th	0.1371184	0.473493	0.376041	0.621659	-0.05062	0.307739	-2.97380	2.10836	-0.000000142
30th	-0.034657	0.241709	0.153454	0.497469	-0.48613	0.299066	0.243459	0.08563	-0.000000159
31th	-0.010064	0.266857	0.197656	0.453199	0.015894	-0.00219	-0.01072	0.08937	-0.000000173
32th	-0.023869	0.258560	0.270693	0.388942	-0.00919	0.158613	-0.11333	0.06959	-0.000000184
33th	-0.008822	0.269446	0.201541	0.449909	0.015688	-0.00230	-0.01091	0.08545	-0.000000191
34th	-0.103703	0.148219	0.147702	0.450729	0.969787	-0.00234	-0.69580	0.08541	-0.000000194
35th	-0.022190	0.281182	0.201725	0.450867	0.020611	-0.01328	-0.01104	0.09212	-0.000000195



(표 5) 좌표(110, 140)에서의  $b_i$  와  $\mu_2$  값 추정

이름	BYates11	BYates13	BYates15	BYates18D	AsheC5	AsheC6	CYates9	IGYates9	
층	b1	b2	b3	b4	b5	b6	b7	b8	$\mu_2$
20th	0.000003586	0.000019307	0.000019073	0.000004089	-0.000027356	-0.00001705	0.00000272	-0.0000043	-0.0000518
21th	-0.00000942	0.000002784	-0.0000495	0.000067470	-0.000017485	0.000047051	-0.000031	-0.0000092	-0.0000414
22th	-0.00000778	0.000009537	-0.0000143	0.000031333	-0.000023343	0.000000000	-0.000044	0.00004953	-0.0000425
23th	0.000001971	0.000014159	0.000010192	0.000018257	-0.000021074	-0.00001318	-0.000006	-0.0000042	-0.0000434
24th	-0.00000150	0.000007629	-0.0000086	0.000053245	-0.000018655	-0.0000154	-0.000016	0.00000000	-0.0000366
25th	-0.00001623	0.000011020	0.000003959	0.000020134	0.000007171	-0.00000972	-0.0000196	0.000003300	-0.0000394
26th	-0.00000736	0.000073795	0.000028764	0.000055379	-0.000065199	-0.00006334	-0.000051	0.00002918	-0.0000240
27th	0.000033880	0.000039729	0.000031347	-0.00000000	0.000066697	0.000011400	-0.0000246	-0.0001584	-0.0000660
28th	-0.00003371	-0.0000202	0.00000328	-0.0000305	0.000132656	0.000000000	-0.000026	-0.0000249	-0.000038
29th	-0.00049820	-0.0006955	-0.0005950	-0.0005860	0.000227354	-0.0010545	0.0100873	-0.0068852	0.0071853
30th	0.000097995	0.000106812	0.000185480	-0.00018460	0.001945102	-0.00116667	-0.000984	0.00000000	-0.001411
31th	0.000002671	0.000011330	0.000016988	-0.00001389	-0.000000000	0.000000000	0.00000000	-0.0000170	-0.0000198
32th	0.000075759	0.000057774	-0.0003662	0.000325177	0.000132280	-0.00085184	0.00054279	0.000084264	-0.0000701
33th	-0.00000526	0.000000620	0.000000461	0.000004185	-0.000000000	0.000000000	0.00000000	-0.00000000	-0.0000086
34th	0.000756244	0.000976562	0.000434233	0.000000000	-0.007676728	-0.000000000	0.00550968	0.000000000	0.0043132
35th	0.000131572	-0.0001220	0.000000000	0.000000000	-0.000053550	0.000115469	0.000000000	-0.0000714	0.0000215

참고문헌

[1] 류승택, 안충현, 윤경환, "3차원 지형 모델링을 위한 개선된 Radial Sweep 알고리즘", 한국지형 공간정보학회논문집, 5권 2호, 1997, pp. 77-85.

[2] 이봉규, 국가GIS 발전을 위한 신기술 활용방안 연구, 국토연구원 학술보고서, 2003.

[3] Lindseth, R. O., "Synthetic Sonic Log - A Process for Stratigraphic Interpretation:" Geophys., Vd. 44, 1979, pp. 3-26.

[4] Lines, L. R. and Treitel, S., "A Review of Least-squares Inversion and Its Application to Geophysical Problems:", "Geophys. Prosp., Vol.32, 1984, pp. 159-184.

[5] Tonn, R., "Seismic Reservoir Characterization of Montney Sand in the Peace River Arch area, Canada", The Leading Edge, Vol. 17, No. 5, 1998, pp. 634-646.

[6] Hardage, B. A., "Boonsville 3-D Data Set: The Leading Edge, Vol. 15, No. 7, 1996, pp. 835-837.

[7] Amstrong, M. and Boufassa, A., "Comparing the Robustness of Ordinary Kriging and Lognormal Kriging: Outlier Resistance", Mathematical Geology, Vol. 20, No. 4, 1988, pp. 447-457.

[8] Isaaks, E. H., and Srivastava, R. M., Applied Geostatistics, 1st, Oxford University Press, 1990.



엄종석

1982년 연세대학교 응용통계  
학과 졸업(학사)  
1991년 Ohio State University  
Dept. of Statistics(박사)  
1992년 ~ 현재 한성대학교  
멀티미디어정보처리교수

관심분야 : 공간 데이터 마이닝, Geostatistics