(자연과학)

주체105(2016)년 제62권 제1호

(NATURAL SCIENCE)

Vol. 62 No. 1 JUCHE105 (2016).

## 일정곡률통계다양체들사이의 통계적넣기에 대하여

민 철 림

위대한 령도자 김정일동지께서는 다음과 같이 교시하시였다.

《선진과학기술을 받아들이기 위한 사업을 적극적으로 벌려야 하겠습니다.

선진과학기술을 받아들이는것은 나라의 과학기술을 빨리 발전시키기 위한 중요한 방도의 하나로 됩니다.》(《김정일선집》 중보판 제15권 499~500폐지)

최근시기 일정곡률통계다양체의 통계적넣기의 성질들이 많이 연구되였다.[1, 2, 4]

선행연구[4]에서는 통계다양체들사이의 통계적넣기의 개념이 정의되고 특수한 통계다양체들인 평탄리만다양체의 일정헤쎄곡률헤쎄다양체에로의 통계적넣기의 성질이 연구되였으며 선행연구[1, 2]에서는 일정곡률리만다양체의 일정헤쎄곡률헤쎄다양체 및 일정곡률통계다양체에로의 통계적넣기의 성질들이 연구되였다.

선행연구들을 분석해보면 일정곡률통계다양체의 특수한 몇가지 경우들에 대해서만 통계적넣기의 성질을 론의하였을뿐 일정곡률통계다양체들사이의 통계적넣기에 대해서는 론의하지 못하였다.

론문에서는 선행연구결과를 포괄하면서 일정한 조건을 만족시키는 일정곡률통계다양체  $(M, \nabla, g)$  들사이의 통계적넣기의 특성에 대하여 론의한다.

M을 n차원다양체,  $\nabla$ 를 M우의 대칭접속, g를 M우의 리만계량, TM을 M우의 벡토르마당전부의 모임,  $TM^{(r,s)}$ 를 M우의 (r,s)형텐소르마당전부의 모임, R를 M우의 곡률텐소르마당이라고 하자.

 $(M\,,\,\nabla,\,g)$  가 통계다양체일 때 즉  $\nabla$  가 대칭접속이고  $(\nabla_X g)(Y,Z)=(\nabla_Y g)(X,Z),$   $\forall X,\,Y,\,Z\in TM$  일 때 쌍  $(\nabla,\,g)$ 를 통계구조라고 부른다.[4]

다양체 M에서는 임의의  $\alpha \in \mathbf{R}$ 에 대하여 접속  $\nabla^{(\alpha)}$ 가  $\nabla^{(\alpha)} = \frac{1+\alpha}{2} \nabla + \frac{1-\alpha}{2} \nabla^* \mathbf{r}$ 로 정의

된다. 여기서  $\nabla$ ,  $\nabla$ 은 M 우의 쌍대인 접속들이다.[5]

통계다양체  $(M, \nabla, g)$ 에서  $\nabla$ 의 곡률텐소르마당 R에 대하여

$$R(X, Y)Z = k\{g(Y, Z)X - g(X, Z)Y\}, \ \forall X, Y, Z \in TM$$
 (1)

이면  $(M, \nabla, g)$ 를 k-일정곡률통계다양체라고 부른다.[3]

 $(\tilde{M},\,\tilde{\nabla},\,\tilde{g})$ 이 통계다양체이고  $f:M\to \tilde{M}$ 이 넣기라고 하고 M에서의 리만계량 g와 아핀접속  $\nabla$  를  $g=f^*\tilde{g},\,g(\nabla_XY,\,Z)=\tilde{g}(\tilde{\nabla}_Xf_*Y,\,f_*Z),\,X,\,Y,\,Z\in TM$  으로 정의하면  $(\nabla,\,g)$ 는 M 우에서의 통계구조로 되는데 이것을  $(\tilde{\nabla},\,\tilde{g})$ 로부터 f에 의하여 유도된 통계구조라고 부른다.[4]

 $(M, \nabla, g)$ 와  $(\tilde{M}, \tilde{\nabla}, \tilde{g})$ 이 통계다양체라고 하자.

 $(\nabla,\;g)$ 가  $(\tilde{\nabla},\;\tilde{g})$ 로부터 넣기 f에 의하여 유도된 통계구조일 때 넣기  $f:M\to \tilde{M}$ 을

## 통계적넣기라고 부른다.[4]

통계다양체들사이의 통계적넣기에 대하여 성립되는 공식들에 대하여 보자.

 $f:(M, \nabla, g) \to (\widetilde{M}, \widetilde{\nabla}, \widetilde{g})$  이 여차원이 1인 통계적넣기이고  $\xi$  가 f 의 단위법선벡토 르라고 하면  $h, h^* \in TM^{(0, 2)}$ 와  $A, A^* \in TM^{(1, 1)}$ 이 있어서 다음의 가우스공식과 와인가르텐 공식이 성립된다.

$$\begin{split} \widetilde{\nabla}_X f_* Y &= f_* \nabla_X Y + h(X, Y) \xi, \quad \widetilde{\nabla}_X \xi = -f_* A^* X + \tau^*(X) \xi \\ \widetilde{\nabla}_X^* f_* Y &= f_* \nabla_X^* Y + h^*(X, Y) \xi, \quad \widetilde{\nabla}_X^* \xi = -f_* A X + \tau(X) \xi, \quad X, Y \in TM \end{split}$$

여기서  $\tilde{\nabla}^*$ 은  $\tilde{\nabla}$ 의  $\tilde{\varrho}$ 에 관한 쌍대접속이다.

또한  $II \in TM^{(0,2)}$  와  $S \in TM^{(1,1)}$  이 있어서 리만가우스공식과 리만와인가르텐공식  $\widetilde{\nabla}_{Y}^{g} f_{*}Y = f_{*} \nabla_{Y}^{g} Y + II(X, Y)\xi, \quad \widetilde{\nabla}_{Y}^{g} \xi = -f_{*}SX$ 와  $B^{*} = A^{*} - II$ 가 성립된다.

통계적초곡면에 대한 가우스방정식, 코다찌방정식, 리찌방정식에 관한 자세한 내용은 선행연구[4]에서의 공식들을 따른다.

일정곡률통계다양체들사이의 통계적넣기는 그것이  $\tau^* = 0$ 을 만족시키는가 하는것이 중요한데 선행연구[4]에서는 통계적넣기에 대하여 항상  $au^*=0$ 이다. 그러나 론문에서 론의 하는 통계적넣기에 대해서는  $\tau^* = 0$ 이 항상 만족된다고 말할수 없다.

우리는  $\tau^* = 0$ 이 만족되기 위한 조건을 론의한다.

정리 1  $(M, \nabla, g)$ ,  $(\widetilde{M}, \widetilde{\nabla}, \widetilde{g})$ 이 각각  $k, \widetilde{k}$  — 일정곡률통계다양체이면서 동시에  $(M, \nabla, g), (\widetilde{M}, \nabla^{\widetilde{g}}, \widetilde{g})$ 이  $k, \widetilde{k}$  일정곡률리만다양체 $(\widetilde{k} - \widetilde{k} \neq k - k)$ 일 때 여차원이 1인 통 계적넣기  $f: M \to \widetilde{M}$  이 존재하며  $\operatorname{rank} B^* \geq 2($ 여기서  $B^* = A^* - S)$ 이면  $\tau^* = 0$ 이다.

증명 선행연구[4]의 식 (2.3), (3.6)과 식 (1)에 의하여

$$-2[(\widetilde{k} - \widetilde{k}) - (k - k)]\{g(Y, Z)X - g(X, Z)Y\} =$$

 $= (\nabla_X K)(Y, Z) - (\nabla_Y K)(X, Z) - b(Y, Z)A^*X + b(X, Z)A^*Y + h(X, Z)B^*Y - h(Y, Z)B^*X.$  $0 = h(X, K(Y, Z)) - h(Y, K(X, Z)) + (\nabla_X b)(Y, Z) - (\nabla_Y b)(X, Z) +$ 

$$+\tau^*(X)b(Y, Z)-\tau^*(Y)b(X, Z)-\tau^*(Y)h(X, Z)+\tau^*(X)h(Y, Z),$$

$$0 = K(Y, \ A^*X) - K(X, \ A^*Y) - \tau^*(Y)A^*X + \tau^*(X)A^*Y -$$

$$- (\nabla_X B^*) Y + (\nabla_Y B^*) X + \tau^*(X) B^* Y - \tau^*(Y) B^* X,$$

 $0 = -h(X, B^*Y) + h(Y, B^*X) + (\nabla_Y \tau^*)(Y) - (\nabla_Y \tau^*)(X) + b(Y, A^*X) - b(X, A^*Y).$ 

여기서  $K(X, Y) = \nabla_X Y - \nabla_X^g Y$ 는 변형텐소르이다.

이 식들과 선행연구[4]에서의 가우스방정식, 코다찌방정식, 리찌방정식과  $B^* = A^* - S$ . b=h-II를 리용하여 계산하면 다음과 같다.

$$0 = -2[(\widetilde{k} - \widetilde{k}) - (k - k)]\{g(Y, Z)X - g(X, Z)Y\} + g(BY, Z)B^*X - g(BX, Z)B^*Y$$

$$0 = \tau^*(Y)B^*X - \tau^*(X)B^*Y$$

$$0 = -g([B, B^*]X, Y)$$
(2)

식 (2)의 세번째 식으로부터  $B, B^*$ 은 동시에 대각선화가 가능하다. 즉 어떤  $\lambda_j \in \mathbf{R}$ 가 있어서  $BX_j = \lambda_j X_j, B^* X_j = \lambda_j^* X_j$ 인 직교토대  $\{X_j\}, j=1,\cdots,n$ 이 있다.

식 (2)에서 X,  $Z = X_i$ ,  $Y = X_i$   $(i \neq j)$ 로 놓으면

$$\begin{split} & [(\widetilde{k} - \overset{\circ}{\widetilde{k}}) - (k - \overset{\circ}{k})] \{ g(X_j, \ X_i) X_i - g(X_i, \ X_i) X_j \} + \lambda_j \lambda_i^* g(X_j, \ X_i) X_i - \lambda_i \lambda_j^* g(X_i, \ X_i) X_j = \\ & = - [(\widetilde{k} - \overset{\circ}{\widetilde{k}}) - (k - \overset{\circ}{k}) + \lambda_i \lambda_j^*] g(X_i, \ X_i) X_j = 0 \end{split}$$

이 므로  $(\widetilde{k} - \overset{\circ}{\widetilde{k}}) - (k - \overset{\circ}{k}) + \lambda_i \lambda_j^* = 0$ 이 고  $\lambda_i \lambda_j^* = -[(\widetilde{k} - \overset{\circ}{\widetilde{k}}) - (k - \overset{\circ}{k})] \neq 0$ 이다.

 $\operatorname{rank} B^* \geq 2$  이면  $\lambda_1^*, \lambda_2^* \neq 0$  이므로  $\lambda_1 = \lambda_2 = \dots = \lambda_n = \lambda$  이고  $\lambda \lambda_j^* = -[(\widetilde{k} - \widetilde{k}) - (k - k)] \neq 0$  이다. 따라서  $B^* = \lambda^* I$ 로 되고 식 (2)의 두번째 식에 의하여  $\tau^* = 0$  이다.(증명끝)

다음으로 일정곡률통계다양체로부터 일정곡률통계다양체에로의 통계적넣기의 형태연 산자에 대하여 론의하자.

정리 2  $(M, \nabla, g)$ ,  $(\widetilde{M}, \widetilde{\nabla}, \widetilde{g})$ 이 각각  $k, \widetilde{k}$  — 일정곡률통계다양체이면서 동시에  $(M, \nabla, g)$ ,  $(\widetilde{M}, \nabla^{\widetilde{g}}, \widetilde{g})$ 이  $k, \widetilde{k}$  — 일정곡률리만다양체  $(\widetilde{k} - \widetilde{k} \neq k - k)$ 일 때  $f: M \to \widetilde{M}$  이 여차원이 1인 통계적넣기라고 하자.

그러면  ${\rm rank}A^*\geq 2$  일 때 M 우에서 정의된 함수  $\mu$  가 있어서 어떤  $x\in M$  에 대하여  $\mu(x)=0$  이면  $\widetilde{k}=k$  이고  $\mu(x)\neq 0$  인 x 에 대해서는  $A_x^*=\mu^{-1}(x)(k-\widetilde{k})I_x$  이다. 여기서  $A,A^*$  은 f의 형태연산자들이고 I는 항등넘기기이다.

증명 선행연구[3]의 가우스방정식

$$k\{g(Y, Z)X - g(X, Z)Y\} =$$

$$= \widetilde{k} \{ g(Y, Z)X - g(X, Z)Y \} + \{ h(Y, Z)A^*X - h(X, Z)A^*Y \}$$

를 Z에 관하여 축약을 실시하면

$$h(Y, A^*X) - h(X, A^*Y) = g(AY, A^*X) - g(AX, A^*Y) = 0$$

이므로  $AA^* = A^*A$  이다. 따라서 A 와  $A^*$  은 동시에 대각선화가 가능하다. 즉 어떤  $\mu_i, \ \mu_i^* \in \mathbf{R}$  가 있어서  $Ae_i = \mu_i e_i, \ A^*e_i = \mu_i^* e_i$  인 직교토대  $\{e_i\}$ 를 택할수 있다.

이제 이 토대를 리용하면 가우스방정식을

$$\begin{split} &(\widetilde{k}-k)\{g(e_j,\ Z)e_i-g(e_i,\ Z)e_j\}+\mu_j\mu_i^*g(e_j,\ Z)-\mu_i\mu_j^*g(e_i,\ Z)e_j=\\ &=(\widetilde{k}-k+\mu_j\mu_i^*)g(e_j,\ Z)e_i-(\widetilde{k}-k+\mu_i\mu_j^*)g(e_i,\ Z)e_j=0 \end{split}$$

으로 쓸수 있고  $Z := e_i$ 라고 놓으면  $\widetilde{k} - k + \mu_i \mu_i^* = 0$  즉

$$\mu_i \mu_i^* = (\widetilde{k} - k)$$
.

 ${
m rank}A^*\geq 2$  임을 고려하면  $\mu_1^*,\ \mu_2^*\neq 0$ 이므로  $\mu_1=\mu_2=\dots=\mu_n=\mu$ 를 얻는다. 즉  $\mu\mu_j^*=k-\widetilde{k}$  (const).

이 식에서  $\mu = 0$ 이면  $k - \widetilde{k} = 0$ 이고  $\mu \neq 0$ 이면  $\mu_i^* = \mu^{-1}(k - \widetilde{k})$ 이다.(증명끝)

실례  $M = \mathbf{R}^2$ 에 리만계량이  $g = a \sum d\theta^i d\theta^i$  으로 주어지고 아핀접속이

$$\nabla_{\frac{\partial}{\partial \theta^1}} \frac{\partial}{\partial \theta^1} = \frac{1 - ab}{2} \frac{\partial}{\partial \theta^1}, \ \nabla_{\frac{\partial}{\partial \theta^2}} \frac{\partial}{\partial \theta^2} = \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial \theta^1}, \ \nabla_{\frac{\partial}{\partial \theta^1}} \frac{\partial}{\partial \theta^2} = \frac{\partial}{\partial \theta^2} \frac{\partial}{\partial \theta^1} = \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial \theta^2}$$

로 정의되면  $(M, \nabla^g, g)$ 가 평탄리만다양체이며  $(M, \nabla, g)$ 는  $\left(-\frac{b}{4}\right)$ - 일정곡률통계다양체로 된다.

 $\widetilde{M}={\it R}^3$ 에 리만계량이  $\widetilde{g}=a\sum d\theta^id\theta^i$ 로 주어지고 아핀접속이

$$\widetilde{\nabla}_{\frac{\partial}{\partial \theta^{1}}} \frac{\partial}{\partial \theta^{1}} = \widetilde{b} \frac{\partial}{\partial \theta^{1}}, \quad \widetilde{\nabla}_{\frac{\partial}{\partial \theta^{2}}} \frac{\partial}{\partial \theta^{2}} = \frac{\widetilde{b}}{2} \frac{\partial}{\partial \theta^{1}}, \quad \widetilde{\nabla}_{\frac{\partial}{\partial \theta^{3}}} \frac{\partial}{\partial \theta^{3}} = \frac{\widetilde{b}}{2} \frac{\partial}{\partial \theta^{1}},$$

$$\widetilde{\nabla}_{\frac{\partial}{\partial \theta^{1}}} \frac{\partial}{\partial \theta^{2}} = \widetilde{\nabla}_{\frac{\partial}{\partial \theta^{2}}} \frac{\partial}{\partial \theta^{1}} = \frac{\widetilde{b}}{2} \frac{\partial}{\partial \theta^{2}}, \quad \widetilde{\nabla}_{\frac{\partial}{\partial \theta^{1}}} \frac{\partial}{\partial \theta^{3}} = \widetilde{\nabla}_{\frac{\partial}{\partial \theta^{3}}} \frac{\partial}{\partial \theta^{1}} = \frac{\widetilde{b}}{2} \frac{\partial}{\partial \theta^{2}}, \quad \widetilde{\nabla}_{\frac{\partial}{\partial \theta^{2}}} \frac{\partial}{\partial \theta^{3}} = \widetilde{\nabla}_{\frac{\partial}{\partial \theta^{3}}} \frac{\partial}{\partial \theta^{2}} = 0$$

으로 정의되면  $(\widetilde{M}, \nabla^{\widetilde{g}}, \widetilde{g})$ 이 평탄리만다양체이며  $(\widetilde{M}, \widetilde{\nabla}, \widetilde{g})$ 은  $\left(-\frac{\widetilde{b}^2}{4a}\right)$ — 일정곡률통계다양체로 된다.

 $(M, \nabla, g)$  로부터  $(\widetilde{M}, \widetilde{\nabla}, \widetilde{g})$  에로의 여차원이 1인 통계적넣기 f 를 다음식에 의해 정의할수 있다.

$$f:(x, y) \in \mathbf{R}^2 \mapsto \left(\frac{1}{\widetilde{b}}x, y, \sqrt{1-ab}x\right) \in \mathbf{R}^3$$

## 참 고 문 헌

- [1] 김일성종합대학학보(자연과학), 57, 11, 3, 주체100(2011).
- [2] 김일성종합대학학보(자연과학), 59, 3, 3, 주체102(2013).
- [3] S. Amari et al.; Methods of Information Geometry, AMS & Oxford University Press, 34~234, 2000.
- [4] H. Furuhata; Diff. Geom. Appl., 27, 420, 2009.
- [5] J. Zhang; AISM, 59, 161, 2007.

주체104(2015)년 9월 5일 원고접수

## A Statistical Immersion between Statistical Manifolds of Constant Curvature

Min Chol Rim

We study properties of a statistical immersion between statistical manifolds of constant curvature. We give a condition for a statistical immersion between statistical manifolds of constant curvature to satisfy  $\tau^* = 0$ , and show a property of a shape operator of it.

Key words: statistical manifold, statistical immersion