



HOKKAIDO UNIVERSITY

Title	多項確率変数の一元配置および多元配置問題の一般化されたdispersionによる分析について
Author(s)	種市, 信裕; Taneichi, Nobuhiro; 佐藤, 義治 他
Citation	北海道大學工學部研究報告, 129, 33-44
Issue Date	1986-01-31
Doc URL	https://hdl.handle.net/2115/41962
Type	departmental bulletin paper
File Information	129_33-44.pdf



多項確率変数の一元配置および多元配置問題の 一般化された dispersion による分析について

種 市 信 裕 佐 藤 義 治 河 口 至 商
(昭和60年9月30日受理)

On One-Way and Multi-Way Layout Analysis for the Multinomial Variate by the Generalized Dispersion Function

Nobuhiro TANEICHI, Yoshiharu SATO and Michiaki KAWAGUCHI
(Received September 30, 1985)

Abstract

Generalized dispersion based on the positively homogeneous function of the first order, which includes α -entropy by Havrda and Charvát are treated. The test statistics for the multinomial variate in one-way layout are shown and their asymptotic distribution are found. These results are then extended to the multi-way layout analysis.

1. は じ め に

カテゴリカルデータの「ちらばり」を測る尺度 (dispersion) をもとにして、予測値からの誤差や、分布の同一性を検定する方法として、dispersion 分析³⁾が知られている。Shannon エントロピーに基づいて、dispersion を定義すると、多項確率変数の一元配置問題における検定は、従来の尺度比検定となり、また Gini-index²⁾を用いると Light, R. J. -Margolin, B. H. による CATANOVA-統計量⁹⁾の検定となる。

本研究では、より一般化された dispersion を用いて、多項確率変数の一元配置における検定統計量および、その漸近分布を求め、さらに多元配置に拡張した。

2. dispersion とその分解

離散確率変数 Y が値 j ($j = 1, \dots, s$) を持つ確率を

$$P(Y=j) = p_j > 0 \quad (j = 1, \dots, s); \quad \sum_{j=1}^s p_j = 1 \text{ とする。}$$

これらの確率 $\mathbf{P} = (p_1, \dots, p_s)$ に対して、次の性質を持つ dispersion 関数 D を与える。

$$(a) \quad 0 \leq D(\mathbf{p}) < \infty$$

$$(b) \quad D(\mathbf{p}) = 0 \quad (p_j = 1, \quad 1 \leq j \leq s)$$

ここでは、関数 D は \mathbf{p} に関して、連続、狭義の concave で

$$D(\mathbf{p}) = \sum_{i=1}^s p_i \Delta(i, \mathbf{p}) \quad (0 \leq \Delta(i, \mathbf{p}) \leq \infty) \tag{2.1}$$

と言う形で書けることを仮定する。また、 $\mathbf{p} = (p_1, \dots, p_s)$ と、 $\mathbf{q} = (q_1, \dots, q_s)$ に対して

$$(c) \quad 0 \leq D'(\mathbf{p}, \mathbf{q}) < \infty$$

$$(d) \quad D'(\mathbf{p}, \mathbf{q}) = 0 \Leftrightarrow \mathbf{p} = \mathbf{q}$$

を満たす関数 (疑距離(divevgence)) として

$$D'(\mathbf{p}, \mathbf{q}) = \sum_{j=1}^s p_j \{ \Delta(j, \mathbf{q}) - \Delta(j, \mathbf{p}) \} \tag{2.2}$$

を与える。(ただし、 D' は \mathbf{p}, \mathbf{q} に関して対称ではない。) さらに

$$D^*(\mathbf{p}, \mathbf{q}) = \sum_{j=1}^s p_j \Delta(j, \mathbf{q})$$

とおくと

$$D^*(\mathbf{p}, \mathbf{q}) = D'(\mathbf{p}, \mathbf{q}) + D(\mathbf{p}) > 0 \tag{2.3}$$

となる。

表1. K個の母集団および全母集団の確率分布

	Y ₁	Y ₂	Y ₃	……	Y _k	Y*
	λ ₁	λ ₂	λ ₃	……	λ _k	
1	P ₁₁	P ₁₂	P ₁₃	……	P _{1k}	P ₁ *
2	P ₂₁	P ₂₂	P ₂₃	……	P _{2k}	P ₂ *
⋮	⋮	⋮	⋮		⋮	⋮
⋮	⋮	⋮	⋮		⋮	⋮
S	P _{s1}	P _{s2}	P _{s3}	……	P _{sk}	P _s *

s 個のカテゴリ-からなる離散確率変数 $\mathbf{Y} = (y_1, \dots, y_s)$ に関して、先験確率 $\lambda_1, \dots, \lambda_k$ を持つ k 個の母集団の分布が表1のように与えられており、全母集団についての確率分布が

$$p_i^* = \lambda_1 p_{i1} + \dots + \lambda_k p_{ik} \quad (i = 1, \dots, s) \tag{2.4}$$

と与えられているものとする。すると、(2.1), (2.2), (2.3), (2.4) 式より

$$\begin{aligned} \underline{\underline{D(\mathbf{p}^*)}} &= \sum_{i=1}^s p_i^* \Delta(i, \mathbf{p}) = \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^k \lambda_j p_{ij} \Delta(i, \mathbf{p}^*) \\ \text{(TD)} &= \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^s \lambda_j p_{ij} [\Delta(i, \mathbf{p}^*) - \Delta(i, \mathbf{p}_j)] + \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^s \lambda_j p_{ij} \Delta(i, \mathbf{p}_j) \\ &= \underline{\underline{\sum_{j=1}^k \lambda_j D'(\mathbf{p}_j, \mathbf{p}^*)}} + \underline{\underline{\sum_{j=1}^k \lambda_j D(\mathbf{p}_j)}} > 0 \\ &\qquad \qquad \text{(BD)} \qquad \qquad \qquad \text{(WD)} \end{aligned}$$

となり、全反応度数の dispersion (TD) と、グループ内の dispersion (WD) の差は、(2.2) 式のグループ間の divergence (BD) で表現される。

3. 大標本における多項確率変数の一元配置における検定

表2. 一元配置における観測値

		Group					Total
		1	2	3	k	
C a t e g o r y	A ₁	n ₁₁	n ₁₂	n ₁₃	n _{1k}	n _{1.}
	A ₂	n ₂₁	n ₂₂	n ₂₃	n _{2k}	n _{2.}
	A ₃	n ₃₁	n ₃₂	n ₃₃	n _{3k}	n _{3.}
	⋮	⋮	⋮	⋮		⋮	⋮
	⋮	⋮	⋮	⋮		⋮	⋮
	A _s	n _{s1}	n _{s2}	n _{s3}	n _{sk}	n _{s.}
Total		n _{.1}	n _{.2}	n _{.3}		n _{.k}	n _{..}

今、k個のグループに対して、s個のカテゴリーに反応したデータが表2のように観測されている時、それぞれのグループにおける反応(n_{1j}, ..., n_{sj}) (j = 1, ..., k) は、次のような多項法則に従うとする。

$$P\{(n_{1j}, \dots, n_{sj})\} = \frac{n_{.j}!}{n_{1j}! \dots n_{sj}!} \prod_{i=1}^s (p_{ij})^{n_{ij}} \tag{3.1}$$

ここで $\sum_{j=1}^k p_{ij} = 1, p_{ij} > 0 (i = 1, \dots, s, j = 1, \dots, k)$

各グループ間は独立に分布するとすれば、全体では次のような確率構造を持つ。

$$p\{(n_{11}, \dots, n_{s1}, n_{12}, \dots, n_{s2}, \dots, n_{1k}, \dots, n_{sk})\} = \prod_{j=1}^k \left[\frac{n_{.j}!}{n_{1j}! \dots n_{sj}!} \prod_{i=1}^s (p_{ij})^{n_{ij}} \right] \tag{3.2}$$

それぞれのグループの先験確率を λ_j (j = 1, ..., k) とし、名多項分布の確率ベクトルを **p**_j = (p_{1j}, ..., p_{sj}) (j = 1, ..., k) とおき、各カテゴリーの全反応度数 (n_{1.}, ..., n_{s.}) は生起確率

$$\mathbf{p}^* = \lambda_1 \mathbf{p}_1 + \lambda_2 \mathbf{p}_2 + \dots + \lambda_k \mathbf{p}_k = (\mathbf{p}_1^*, \mathbf{p}_2^*, \dots, \mathbf{p}_s^*) \tag{3.3}$$

を持つ多項法則に従うとする。

各グループの生起確率 p_{ij} (i = 1, ..., s, j = 1, ..., k) を (n_{ij}/n_{.j})、各グループの先験確率 λ_j (j = 1, ..., k) を (n_{.j}/n_{..}) とそれぞれ推定する。それぞれのグループの分布が同一であるという帰無仮説は p_{i1} = p_{i2} = ... = p_{ik} = \bar{p}_i (i = 1, ..., s) であり、それを **H**₀ とする。 $\bar{\mathbf{p}} = (\bar{p}_1, \dots, \bar{p}_s)$ とすると以下の定理が成り立つ。ただし次を仮定する。

(☆) n_{i.} → ∞ の時 n_{i.}/n_{..} \xrightarrow{P} λ_i (i = 1, ..., s) ただし \xrightarrow{P} は確率収束

定理 1 ; 帰無仮説 **H**₀ のもとで(☆)ならば、n_{..}**TD** と n_{..}**BD** は、漸近的に独立に分布する。
(証明は APPENDIX-1)

系 1 , 帰無仮説 **H**₀ のもとで(☆)ならば、漸近的に

$$(1) \text{Corr}(n_{..}\mathbf{WD}, n_{..}\mathbf{BD}) > 0, \quad (2) \text{Corr}(n_{..}\mathbf{TD}, n_{..}\mathbf{WD}) < 0$$

(証明は APPENDIX-2)

定理 2 ; dispersion 関数が、正の一次同次関数の条件⁴⁾

$$D(\alpha p) = \alpha D(p), \alpha > 0 \quad (3.4)$$

を満たし、帰無仮説 H_0 のもとで(☆)ならば、漸近的に

$$n \cdot \frac{BD}{TD} \xrightarrow{L} \frac{1}{D(\bar{p})} \sum_{i=1}^s \eta_i \chi_{k-1}^2 \quad (3.5)$$

ただし、 $\eta_i (i=1, \dots, s-1)$ は行列

$$\Phi = \left[-\frac{1}{2} \bar{p}_i^\dagger \bar{p}_j^\dagger \frac{\partial^2 D(\bar{p})}{\partial \bar{p}_i \partial \bar{p}_j}; 1 \leq i \leq s, 1 \leq j \leq s \right] \quad (3.6)$$

の固有値(Φ のrankは $s-1$)、 χ_{k-1}^2 は互いに独立な自由度 $k-1$ の χ^2 -分布

\xrightarrow{L} は分布としての収束

(証明はAPPENDIX-3)

dispersionとして、 $\alpha=1$ の時、極限関数として、shannonエントロピー、 $\alpha=2$ の時、Gini-indexであるHavrda-Charvátの α -エントロピー⁵⁾

$$H(p) = \begin{cases} \left(1 - \sum_{i=1}^s p_i^\alpha\right) / (\alpha - 1) & (\alpha \neq 1) \\ \sum_{i=1}^s p_i \log_e p_i & (\alpha = 1) \end{cases} \quad (3.7)$$

を用いた場合

$$H(p) = \begin{cases} \left(\sum_{i=1}^s p_i - \frac{\sum_{i=1}^s p_i^\alpha}{\left(\sum_{i=1}^s p_i\right)^{\alpha-1}} \right) / (\alpha - 1) & (\alpha \neq 1) \\ - \sum_{i=1}^s p_i \log p_i + \left(\sum_{i=1}^s p_i \right) \log \left(\sum_{i=1}^s p_i \right) & (\alpha = 1) \end{cases} \quad (3.8)$$

とするならば、一次同次関数の条件(3.4)を満たす。これを定理2に適用すると次が得られる。

系2; (3.7)式で与えられるような α -エントロピーをdispersionとして与えた時、帰無仮説 H_0 のもとで(☆)ならば漸近的に

$$n \cdot \frac{BD}{TD} \xrightarrow{L} \frac{1}{H(\bar{p})} \sum_{i=1}^{s-1} \varphi_i \chi_{k-1}^2 \quad (3.9)$$

ただし、 $\varphi_i (i=1, \dots, s-1)$ は行列

$$\Psi = \left[-\frac{1}{2} \alpha \left\{ \bar{p}_i^\dagger \bar{p}_j^\dagger \left(\bar{p}_i^{\alpha-1} + \bar{p}_j^{\alpha-1} - \sum_{k=1}^s \bar{p}_k^\alpha - \delta_{ij} \bar{p}_j^{\alpha-2} \right) \right\} \right] \quad (3.10)$$

の固有値(Ψ のrankは $s-1$)

系2において、 $\alpha=1$ の時 $n \cdot BD$ は尤度比となり、 $\alpha=2$ の時 $n \cdot (BD/TD)$ は、Light, R.J.とMargolin, B.H.によるCATANOVA統計量となる⁸⁾

4. 多元配置への一般化

r 個の水準を持つ要因 A_1 と、 s 個の水準を持つ要因 A_2 があって、 A_1 の i 番目の水準と、 A_2 の j 番目の水準が k 個のカテゴリーに反応する確率ベクトルをそれぞれ $p_{ij} = (p_{ij1}, \dots, p_{ijk})$ ($i=1, \dots, r, j=1, \dots, s$)とする。さらにそれぞれの先験確率を、 $\lambda_{ij} (i=1, \dots, r, j=1, \dots, s)$ 、要因 A_1 の i 番目の水準の母集団全体の先験確率を $\lambda_i = \sum_{j=1}^s \lambda_{ij}$ 、要因 A_2 の j 番目の水準の母集団全体の先験確率を $\lambda_j = \sum_{i=1}^r \lambda_{ij}$ 、要因 A_1 の i 番目の水準の母集団全体の確率ベクトルを $p_i = \sum_{j=1}^s (\lambda_{ij}/\lambda_i) p_{ij}$ 、要因 A_2 の j 番目の水準の母集団全体の確率ベクトルを $p_j = \sum_{i=1}^r (\lambda_{ij}/\lambda_j) p_{ij}$ 、母集団全体の確率ベクトルを

$\mathbf{p}_{..} = \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^s \lambda_{ij} \mathbf{p}_{ij}$ とすると、母集団全体の dispersion $\mathbf{D}(\mathbf{p}_{..})$ は次のように分解できる。

$$\mathbf{D}(\mathbf{p}_{..}) = \underbrace{\sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^s \lambda_{ij} \mathbf{D}(\mathbf{p}_{ij})}_{(\text{WD})} + \underbrace{\left[\mathbf{D}(\mathbf{p}_{..}) - \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^s \lambda_{ij} \mathbf{D}(\mathbf{p}_{ij}) \right]}_{(\text{BD}(\mathbf{A}_1, \mathbf{A}_2))} \quad (4.1)$$

ただし

$$\text{BD}(\mathbf{A}_1, \mathbf{A}_2) = \underbrace{\left[\mathbf{D}(\mathbf{p}_{..}) - \sum_{i=1}^r \lambda_i \mathbf{D}(\mathbf{p}_{i.}) \right]}_{(\text{BD}(\mathbf{A}_1))} + \underbrace{\left[\sum_{i=1}^r \lambda_i \mathbf{D}(\mathbf{p}_{i.}) - \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^s \lambda_{ij} \mathbf{D}(\mathbf{p}_{ij}) \right]}_{(\text{BD}(\mathbf{A}_2 | \mathbf{A}_1))}$$

ここで **WD** は母集団内の dispersion, **BD**($\mathbf{A}_1, \mathbf{A}_2$) は要因 \mathbf{A}_1 による影響を除いた時の要因 \mathbf{A}_2 による母集団間の dispersion であり, \mathbf{A}_1 が水準 i の場合の \mathbf{A}_2 による水準間の dispersion

$$\text{BD}(\mathbf{A}_2 | \mathbf{A}_1 = i) = \mathbf{D}(\mathbf{p}_{i.}) - \sum_{j=1}^s \left(\frac{\lambda_{ij}}{\lambda_i} \right) \mathbf{D}(\mathbf{p}_{ij}) \quad (4.2)$$

を用いて

$$\text{BD}(\mathbf{A}_2 | \mathbf{A}_1) = \sum_{i=1}^r \lambda_i \text{BD}(\mathbf{A}_2 | \mathbf{A}_1 = i) \quad (4.3)$$

と書ける。さらに, \mathbf{A}_1 が水準 i とした時の全体の dispersion は

$$\text{TD}(\mathbf{A}_1 = i) = \mathbf{D}(\mathbf{p}_{i.}) \quad (4.4)$$

となり, \mathbf{A}_1 の影響を除いた全体の dispersion は

$$\text{TD}(\mathbf{A}_2) = \sum_{i=1}^r \lambda_i \text{TD}(\mathbf{A}_1 = i) = \sum_{i=1}^r \lambda_i \mathbf{D}(\mathbf{p}_{i.}) \quad (4.5)$$

となる。

表3. 二元配置における観測値

A_1	A_2	Y					Total
		1	2	3	k	
1	1	n_{111}	n_{112}	n_{113}	n_{11k}	$n_{11.}$
1	2	n_{121}	n_{122}	n_{123}	n_{12k}	$n_{12.}$
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮		⋮	⋮
1	s	n_{1s1}	n_{1s2}	n_{1s3}	n_{1sk}	$n_{1s.}$
Total		$n_{.1}$	$n_{.2}$	$n_{.3}$	$n_{.k}$	$n_{..}$

⋮

A_1	A_2	Y					Total
		1	2	3	k	
r	1	n_{r11}	n_{r12}	n_{r13}	n_{r1k}	$n_{r1.}$
r	2	n_{r21}	n_{r22}	n_{r23}	n_{r2k}	$n_{r2.}$
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮		⋮	⋮
r	s	n_{rs1}	n_{rs2}	n_{rs3}	n_{rsk}	$n_{rs.}$
Total		$n_{r.1}$	$n_{r.2}$	$n_{r.3}$	$n_{r.k}$	$n_{r..}$

今, 表3のように, 要因 $A_1 = 1, \dots, s, A_2 = 1, \dots, r$ ごとに k 個のカテゴリーに反応した観測値が与えられている時, A_1 の i 番目の要因 ($1 \leq i \leq s$) と, A_2 の j 番目の要因 ($1 \leq j \leq r$) に属する観測値が l 番目 ($1 \leq l \leq k$) のカテゴリーに反応する確率を $p_{ijl} = (n_{ijl} / n_{ij.})$ ($1 \leq l \leq k$), $\mathbf{p}_{ij} = (p_{ij1}, \dots, p_{ijk})$, 先験確率を $\lambda_{ij} = (n_{ij.} / n_{..})$ と推定する。さらに各要因 A_1, A_2 ごとのすべての分

布が等しいと言う帰無仮説は、 $\mathbf{p}_{11} = \mathbf{p}_{12} = \cdots = \mathbf{p}_{rs} = \tilde{\mathbf{p}}$ で、これを \mathbf{H}_{02} とする、また \mathbf{A}_1 の要因を固定した時に \mathbf{A}_2 の要因によるすべての分布が等しいと言う帰無仮説は、 $\mathbf{p}_{i1} = \mathbf{p}_{i2} = \cdots = \mathbf{p}_{is} = \tilde{\mathbf{p}}^{(i)}$ ($i = 1, \dots, r$), $\tilde{\mathbf{p}}^{(i)} = (\tilde{p}_1^{(i)}, \dots, \tilde{p}_k^{(i)})$ で、これを \mathbf{H}_{03} とする。そうすると以下の定理が成り立つ。ただし次を仮定する。

(☆☆) $n_{ij} \rightarrow \infty$ の時 $(n_{ij}/n_{...}) \xrightarrow{P} \lambda_{ij}$ ($i = 1, \dots, r$; $j = 1, \dots, s$)

定理 3 ; 帰無仮説 \mathbf{H}_{02} のもとで、(☆☆)ならば、 $n_{...}\mathbf{TD}$ と $n_{...}\mathbf{BD}(\mathbf{A}_1, \mathbf{A}_2)$ は漸近的に独立に分布し、さらにdispersion $\mathbf{D}(\mathbf{p})$ が(3.4)で示される正の一次同次性の条件を満たすならば漸近的に

$$n_{...} \frac{\mathbf{BD}(\mathbf{A}_1, \mathbf{A}_2)}{\mathbf{TD}} \xrightarrow{L} \frac{1}{\mathbf{D}(\tilde{\mathbf{p}})} \sum_{i=1}^{k-1} \eta_i \chi_{(rs-1)}^2 \quad (4.6)$$

ただし、 $\eta_i (i = 1, \dots, k-1)$ は行列

$$\Phi_2 = \left[-\frac{1}{2} \tilde{p}_i^{\dagger} \tilde{p}_j^{\dagger} \frac{\partial^2 \mathbf{D}(\tilde{\mathbf{p}})}{\partial \tilde{p}_i \partial \tilde{p}_j}; 1 \leq i \leq k, 1 \leq j \leq k \right] \quad (4.7)$$

の固有値(Φ_2 のrankは $k-1$)

(証明はAPPENDIX-4)

定理 4 ; 帰無仮説 \mathbf{H}_{03} のもとで、(☆☆)ならば、 $\sum_{i=1}^r \lambda_i \cdot \mathbf{BD}(\mathbf{A}_2 | \mathbf{A}_1 = i)$ と $\sum_{i=1}^r \lambda_i \mathbf{TD}(\mathbf{A}_1 = i)$ は漸近的に独立に分布し、さらにdispersion $\mathbf{D}(\mathbf{p})$ が(3.4)で示される正の一次同次性の条件を満たすならば漸近的に

$$n_{...} \frac{\sum_{i=1}^r \lambda_i \cdot \mathbf{BD}(\mathbf{A}_2 | \mathbf{A}_1 = i)}{\sum_{i=1}^r \lambda_i \cdot \mathbf{TD}(\mathbf{A}_1 = i)} \xrightarrow{L} \frac{1}{\sum_{i=1}^r \lambda_i \cdot \mathbf{D}(\tilde{\mathbf{p}}^{(i)})} \sum_{i=1}^r \left\{ \sum_{l=1}^{k-1} \lambda_l^{(i)} \chi_{(s-1)}^2 \right\} \quad (4.8)$$

ただし $\lambda_l^{(i)} (i = 1, \dots, r, l = 1, \dots, k-1)$ は行列

$$\Psi_2^{(i)} = \left[-\frac{1}{2} \tilde{p}_l^{(i)\dagger} \tilde{p}_m^{(i)\dagger} \frac{\partial^2 \mathbf{D}(\tilde{\mathbf{p}}^{(i)})}{\partial \tilde{p}_l^{(i)} \partial \tilde{p}_m^{(i)}}; 1 \leq l \leq k, 1 \leq m \leq k \right] \quad (i = 1, \dots, r) \quad (4.9)$$

の固有値($\Psi_2^{(i)}$ のrankはそれぞれ $k-1$)

(証明はAPPENDIX-5)

定理3および定理4はAnderson, R. J. と Landis, J. R.⁽¹⁾の結果の一般化となっている。

参 考 文 献

- 1) Anderson, R. J. and Landis, J. R.: Comm. Stat., **A9** (11) (1980), pp.1191~1206.
- 2) Gini, C.: Università di Cagliari III, Parte II (1912).
- 3) Habermann, S. J.: Encyclopedia of statistical Science (1982), John Wiley, New York.
- 4) Habermann, S. J.: J. Amer. Statist. Assoc., **77** (1982), pp.568~580.
- 5) Havrda, J. and Charvát, F.: Kybernetika, **33** (1967), pp.30~35.
- 6) Light, R. J. and Margoline, B. H.: J. Amer. Statist. Assoc., **66** (1971), pp.955~964.
- 7) Rao, C. R. and Mitra, S. K.: Generalized Inverse of Matrices and its Application, 1st ed, (1971), John Willey, New York.
- 8) 種市信裕, 佐藤義治: 第53回日本統計学会講演報告集 (1985) pp.15~16.

APPENDIX 1 (定理1の証明)

(3.1), (3.2)より

$$\mathbf{n}^t = (n_{11}, \dots, n_{s1}, n_{12}, \dots, n_{s2}, \dots, n_{1k}, \dots, n_{sk}) \quad (\text{A1.1})$$

とすると

$$\mathbf{n} \xrightarrow{L} \mathbf{N}_{sk}(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) \text{ as } n_{..} \rightarrow \infty \quad (\text{A1.2})$$

ただし

$$\boldsymbol{\mu}^t = \mathbf{E}(\mathbf{n}^t) = (n_{.1} p_{11}, \dots, n_{.1} p_{s1}, \dots, n_{.k} p_{1k}, \dots, n_{.k} p_{sk}) \quad (\text{A1.3})$$

$$\boldsymbol{\Sigma} = \text{Cov}(\mathbf{n}) = \boldsymbol{\Sigma}_1 \oplus \boldsymbol{\Sigma}_2 \oplus \dots \oplus \boldsymbol{\Sigma}_k \quad (\oplus \text{は直和}) \quad (\text{A1.4})$$

$$\boldsymbol{\Sigma}_j = \langle n_{.j} (p_{ij} \delta_{il} - p_{ij} p_{lj}) : 1 \leq i \leq s, 1 \leq l \leq s \rangle \quad (j = 1, \dots, k) \quad (\text{A1.5})$$

(δ_{il} ; クロネッカー δ)

TD, WDを $\tilde{\boldsymbol{p}}$ の回りでテイラー展開してやると, 帰無仮説 \mathbf{H}_0 のもとでは

$$\text{TD} \xrightarrow{P} \mathbf{D}(\tilde{\boldsymbol{p}}) + [\nabla \mathbf{D}(\tilde{\boldsymbol{p}})]^t (\tilde{\boldsymbol{p}}^* - \tilde{\boldsymbol{p}}) + \frac{1}{2} (\tilde{\boldsymbol{p}}^* - \tilde{\boldsymbol{p}})^t [\nabla^2 \mathbf{D}(\tilde{\boldsymbol{p}})] (\tilde{\boldsymbol{p}}^* - \tilde{\boldsymbol{p}}) \quad (\text{A1.6})$$

$$\text{WD} \xrightarrow{P} \sum_{i=1}^k \lambda_i \mathbf{D}(\tilde{\boldsymbol{p}}) + \sum_{i=1}^k \lambda_i [\nabla \mathbf{D}(\tilde{\boldsymbol{p}})]^t (\tilde{\boldsymbol{p}}_i - \tilde{\boldsymbol{p}}) + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^k \lambda_i (\tilde{\boldsymbol{p}}_i - \tilde{\boldsymbol{p}})^t [\nabla^2 \mathbf{D}(\tilde{\boldsymbol{p}})] (\tilde{\boldsymbol{p}}_i - \tilde{\boldsymbol{p}}) \quad (\text{A1.7})$$

すると $\text{BD} = \text{TD} - \text{WD}$

$$\xrightarrow{P} \frac{1}{2} (\tilde{\boldsymbol{p}}^* - \tilde{\boldsymbol{p}})^t [\nabla^2 \mathbf{D}(\tilde{\boldsymbol{p}})] (\tilde{\boldsymbol{p}}^* - \tilde{\boldsymbol{p}}) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^k \lambda_i (\tilde{\boldsymbol{p}}_i - \tilde{\boldsymbol{p}})^t [\nabla^2 \mathbf{D}(\tilde{\boldsymbol{p}})] (\tilde{\boldsymbol{p}}_i - \tilde{\boldsymbol{p}}) \quad (\text{A1.8})$$

ただし, $\tilde{\boldsymbol{p}}^* = (\tilde{p}_1^*, \dots, \tilde{p}_s^*)$ と, $\tilde{\boldsymbol{p}}_i = (\tilde{p}_{1i}, \dots, \tilde{p}_{si})$ は観測値による推定量

$$\nabla \mathbf{D}(\tilde{\boldsymbol{p}}) = \left\langle \frac{\partial \mathbf{D}(\tilde{\boldsymbol{p}})}{\partial \tilde{p}_i}; 1 \leq i \leq s \right\rangle, \quad \nabla^2 \mathbf{D}(\tilde{\boldsymbol{p}}) = \left\langle \frac{\partial^2 \mathbf{D}(\tilde{\boldsymbol{p}})}{\partial \tilde{p}_i \partial \tilde{p}_j}; 1 \leq i \leq s, 1 \leq j \leq s \right\rangle$$

$$n'_{ji} = n_{ji} - n_{.j} \tilde{p}_i \quad (j = 1, \dots, k, j = 1, \dots, s) \quad (\text{A1.9})$$

としてやると,

$$\mathbf{n}'^t = (n'_{11}, \dots, n'_{1s}, \dots, n'_{k1}, \dots, n'_{ks}) \quad (\text{A1.10})$$

は, (A1.1)から(A1.5)より, 帰無仮説 \mathbf{H}_0 のもとで

$$\mathbf{n}' \xrightarrow{L} \mathbf{N}_{sk}(\mathbf{O}, \boldsymbol{\Sigma}_0) \quad (\text{A1.11})$$

ただし,

$$\boldsymbol{\Sigma}_0 = \mathbf{M}_k \otimes \mathbf{V}_0 \quad (\otimes \text{はクロネッカー積}) \quad (\text{A1.12})$$

ここで,

$$\mathbf{M}_k = \text{diag}(n_{.1}, n_{.2}, \dots, n_{.k})$$

$$\mathbf{V}_0 = \langle \tilde{p}_i \delta_{ij} - \tilde{p}_i \tilde{p}_j : 1 \leq i \leq s, 1 \leq j \leq s \rangle$$

さてここで, 以下のように行列, ベクトルを定義する。

$$\mathbf{b} = \nabla \mathbf{D}(\tilde{\boldsymbol{p}}),$$

$$\mathbf{U}_1 = \langle c_i = 1; 1 \leq i \leq k \rangle \quad (k \times 1)$$

$$\mathbf{U}_k = \langle d_{ij} = 1; 1 \leq i \leq k, 1 \leq j \leq k \rangle \quad (k \times k)$$

$$\mathbf{A}^- = -\nabla^2 \mathbf{D}(\tilde{\boldsymbol{p}})$$

すると, $n_{..} \text{TD}$ と, $n_{..} \text{BD}$ は(A1.6), (A1.8)より次のように書ける。

$$n..TD \xrightarrow{P} \alpha + \frac{(U_1 \otimes b)^t n'^t + n'^t \left[U_k \otimes \left(-\frac{1}{2} \frac{1}{n..} A^- \right) \right]}{(S^t)} n' \quad (A1.13)$$

$$\begin{aligned} n..BD &\xrightarrow{P} -\frac{1}{2} n'^t \left[\left(\frac{1}{n..} \right) U_k \otimes A^- \right] n'^t + \frac{1}{2} n'^t \left[M_k^{-1} \otimes A^- \right] n' \\ &= \frac{1}{2} n'^t \left[\left(M_k^{-1} - \frac{1}{n..} U_k \right) \otimes A^- \right] n' \end{aligned} \quad (A1.14)$$

一般に $Q_1 = \alpha + 2S^t Y + Y^t R Y$, $Q_2 = Y^t T Y$, $Y \sim N(0, \nu)$ (ただし ν は特異行列) の時, Q_1 と Q_2 が独立に分布するための必要十分条件は, $\nu R \nu T \nu = 0$, かつ $\nu T \nu S = 0$ である⁷⁾.

ところが

$$\begin{aligned} \Sigma_0 R \Sigma_0 T \Sigma_0 &= [M_k \otimes V_0] \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{1}{n..} U_k \otimes A^- \right) \right] [M_k \otimes V_0] \left[-\frac{1}{2} \left(M_k^{-1} - \frac{1}{n..} U_k \right) \otimes A^- \right] \\ &\quad [M_k \otimes V_0] \\ &= \mathbf{0}_{(sk \times sk)} \end{aligned} \quad (A1.15)$$

$$(\because (1/n..) U_k M_k U_k = \mathbf{0})$$

$$\Sigma_0 T \Sigma_0 S = [M_k \otimes V_0] \left[\frac{1}{2} \left(M_k^{-1} - \frac{1}{n..} U_k \right) \otimes A^- \right] [M_k \otimes V_0] \left[\frac{1}{2} (U_1 \otimes b) \right]$$

$$= \mathbf{0}_{(sk \times 1)}$$

$$(\because (1/n..) U_k M_k U_1 = U_1)$$

APPENDIX 2 (系1の証明)

$n..TD = n..WD + n..BD$, また, 定理1より, $\text{Cov}(n..TD, n..BD) = 0$
 故に, $\text{Cov}(n..TD, n..WD) = \text{Cov}(n..TD, n..TD - n..BD)$
 $= \text{Cov}(n..TD, n..TD) - \text{Cov}(n..TD, n..BD)$
 $= \text{Var}(n..TD) > 0$

同様に, $\text{Cov}(n..BD, n..WD) = -\text{Var}(n..BD) < 0$

APPENDIX 3 (定理2の証明)

(A1.11), (A1.12), (A1.14)式より, $n..BD$ の漸近分布は,

$$n..BD \xrightarrow{L} \sum_{i=1}^{sk} \lambda_i \chi_i^2 \quad (A3.1)$$

ただし, χ_i^2 は互いに独立な自由度1の χ^2 -分布, λ_i ($i = 1, \dots, sk$)は行列

$$\frac{1}{2} \left[\left\{ M_k^{-1} - \frac{1}{n..} U_k \right\} \otimes A^- \right] \Sigma_0 = \left[I_k - \frac{1}{n..} U_k M_k \right] \otimes \frac{1}{2} A^- V_0 \quad (A3.2)$$

(I_k ; ($k \times k$)単位行列)

の固有値。

ここで λ_i を λ_{lm} とおいて $\lambda_{lm} = \xi_l \eta_m$ ($l = 1, \dots, k$, $m = 1, \dots, s$), ただし, ξ_l は

$[\mathbf{I}_k - (1/n_{..}) \mathbf{U}_k \mathbf{M}_k]$ の l 番目に大きい固有値, η_m は $(1/2) \mathbf{A}^- \mathbf{V}_0$ の m 番目に小さい固有値とできる。ところが, $[\mathbf{I}_k - (1/n_{..}) \mathbf{U}_k \mathbf{M}_k]$ は, $(k-1)$ 個の固有値 1 と, 1 個の固有値 0 を持つ。(参考文献 4) の pp. 538 参照)

一方 $(1/2) \mathbf{A}^- \mathbf{V}_0 = -(1/2) \nabla^2 \mathbf{D}(\bar{\mathbf{p}}) \mathbf{V}_0$ の固有値は,

$$\mathbf{Q} = \langle \bar{p}_i^{\frac{1}{2}} \delta_{ij}; 1 \leq i \leq s, 1 \leq j \leq s \rangle, \quad \mathbf{T} = \langle \delta_{ij} - \bar{p}_i^{\frac{1}{2}} \bar{p}_j^{\frac{1}{2}}; 1 \leq i \leq s, 1 \leq j \leq s \rangle$$

とおくと, $-(1/2) \mathbf{Q}^{\frac{1}{2}} \nabla^2 \mathbf{D}(\bar{\mathbf{p}}) \mathbf{Q}^{\frac{1}{2}} \mathbf{T}$ の固有値と等しくなる。ところが, $\mathbf{D}(\bar{\mathbf{p}})$ は一次同次の条件を満たす関数であるから, $\Delta(i, \bar{\mathbf{p}}) = \partial \mathbf{D}(\bar{\mathbf{p}}) / \partial \bar{p}_i$, $\mathbf{D}(\bar{\mathbf{p}}) = \sum_{i=1}^s \bar{p}_i \Delta(i, \bar{\mathbf{p}})$ を満たす。

故に

$$\sum_{i=1}^s \left(\frac{\partial \mathbf{D}(\bar{\mathbf{p}})}{\partial \bar{p}_i} \right) \bar{p}_i = \mathbf{D}(\bar{\mathbf{p}}) \quad (\text{A3.3})$$

(A3.3) 式を $\bar{p}_i (1 \leq i \leq s)$ で微分すると

$$\nabla^2 \mathbf{D}(\bar{\mathbf{p}}) \cdot \bar{\mathbf{p}} = \mathbf{0} \quad (\text{A3.4})$$

(A3.4) 式より

$$\Phi = \langle -(1/2) \bar{p}_i^{\frac{1}{2}} \bar{p}_j^{\frac{1}{2}} \nabla^2 \mathbf{D}(\bar{\mathbf{p}}); 1 \leq i \leq s, 1 \leq j \leq s \rangle \quad (\text{A3.5})$$

とすると, $\Phi = -(1/2) \mathbf{Q}^{\frac{1}{2}} \nabla^2 \mathbf{D}(\bar{\mathbf{p}}) \mathbf{Q}^{\frac{1}{2}} \mathbf{T}$ となり, Φ の固有値は, $(1/2) \mathbf{A}^- \mathbf{V}_0$ の固有値と等しくなる。さらに(A3.4)式より, Φ の rank は $s-1$ 以下となる。故に固有値 $\eta_s = 0$ とできる。故に $n_{..} \mathbf{BD} \xrightarrow{\perp} \sum_{i=1}^{s-1} \eta_i \chi_i^2$, 最後に帰無仮説 \mathbf{H}_0 のもとでは, $\bar{\mathbf{p}}^* \xrightarrow{\text{P}} \bar{\mathbf{p}}$ 故に $\mathbf{TD} \xrightarrow{\text{P}} \mathbf{D}(\bar{\mathbf{p}})$ 。

APPENDIX 4 (定理 3 の証明)

帰無仮説 \mathbf{H}_{02} のもとで, テイラーの定理により,

$$\mathbf{BD} \xrightarrow{\text{P}} \frac{1}{2} (\bar{\mathbf{p}}_{..} - \bar{\mathbf{p}})^t [\nabla^2 \mathbf{D}(\bar{\mathbf{p}})] (\bar{\mathbf{p}}_{..} - \bar{\mathbf{p}}) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^s (\bar{p}_{ij} - \bar{p})^t [\nabla^2 \mathbf{D}(\bar{\mathbf{p}})] (\bar{p}_{ij} - \bar{p}) \quad (\text{A4.1})$$

ただし $\bar{\mathbf{p}}_{..}$, \bar{p}_{ij} は, $\mathbf{p}_{..}$ および, \mathbf{p}_{ij} の観測値による推定量である。

$n'_{ijl} = n_{ijl} - n_{ij} \bar{p}_l (l = 1, \dots, k)$ として $\mathbf{n}'^t = (n'_{111}, n'_{112}, \dots, n'_{11k}; n'_{121}, \dots, n'_{12k}; \dots; n'_{r s 1}, \dots, n'_{r s k})$ とすると,

$$\begin{aligned} n_{..} \mathbf{BD}(\mathbf{A}_1, \mathbf{A}_2) &\xrightarrow{\text{P}} -\frac{1}{2} \mathbf{n}'^t \left[\mathbf{U}_{rs} \otimes \left(\frac{1}{n_{..}} \mathbf{A}^- \right) \right] \mathbf{n}' + \frac{1}{2} \mathbf{n}'^t \left[\mathbf{M}_{rs}^{-1} \otimes \mathbf{A}^- \right] \mathbf{n}' \\ &= \frac{1}{2} \mathbf{n}'^t \left[\left(\mathbf{M}_{rs}^{-1} - \frac{1}{n_{..}} \mathbf{U}_{rs} \right) \otimes \mathbf{A}^- \right] \mathbf{n}' \end{aligned} \quad (\text{A4.2})$$

ところが

$$\mathbf{n}' \xrightarrow{\perp} \mathbf{N}_{rsk}(\mathbf{0}, \Sigma_0) \quad (\text{A4.3})$$

ただし

$$\Sigma_0 = \mathbf{M}_{rs} \otimes \mathbf{V}_0, \quad \mathbf{V}_0 = \langle \bar{p}_i \delta_{ij} - \bar{p}_i \bar{p}_j; 1 \leq i \leq k, 1 \leq j \leq k \rangle$$

$$\mathbf{A}^- = \left\langle -\frac{\partial^2 \mathbf{D}(\bar{\mathbf{p}})}{\partial \bar{p}_i \partial \bar{p}_j}; 1 \leq i \leq k, 1 \leq j \leq k \right\rangle, \quad \mathbf{M}_{rs} = \text{diag}(n_{111}, n_{112}, \dots, n_{211}, n_{221}, \dots, n_{rs1}, \dots)$$

$$\mathbf{U}_{rs} = \langle a_{ij} = 1; 1 \leq i \leq rs, 1 \leq j \leq rs \rangle$$

故に

$$n_{..} \mathbf{BD}(\mathbf{A}_1, \mathbf{A}_2) \xrightarrow{\perp} \sum_{i=1}^{rsk} \lambda_i \chi_i^2 \quad (\text{A4.4})$$

ここで λ_i ($i = 1, \dots, rsk$) は行列

$$\frac{\left(I_{rs} - \frac{1}{n_{\dots}} \mathbf{U}_{rs} \mathbf{M}_{rs} \right) \otimes \mathbf{A}^{-1} \mathbf{V}_0}{\textcircled{1} \quad \textcircled{2}} \quad (\text{A4.5})$$

の固有値であるが、 $\textcircled{1}$ の固有値は、 $\lambda_1 = \dots = \lambda_{rs-1} = 1$, $\lambda_{rs} = 0$, $\textcircled{2}$ の固有値は、 $\mathbf{D}(\tilde{\mathbf{p}})$ の一次同次性の仮定より、 $\nu_1, \dots, \nu_{k-1} \neq 0$, $\nu_k = 0$, あとはAPPENDIX 3と同様に証明できる。

$n_{\dots} \mathbf{TD}$ と $n_{\dots} \mathbf{BD}(\mathbf{A}_1, \mathbf{A}_2)$ の独立性は、APPENDIX 1 とほぼ同様に証明できる。

APPENDIX 5 (定理4の証明)

帰無仮説 \mathbf{H}_{03} のもとで

$$\begin{aligned} \mathbf{BD}(\mathbf{A}_2 | \mathbf{A}_1 = i) &\xrightarrow{P} \frac{1}{2} (\tilde{\mathbf{p}}_i - \tilde{\mathbf{p}}^{(i)})' [\mathcal{V}^2 \mathbf{D}(\tilde{\mathbf{p}}^{(i)})] (\tilde{\mathbf{p}}_i - \tilde{\mathbf{p}}^{(i)}) \\ &\quad - \frac{1}{2} \sum_{j=1}^s \left(\frac{\lambda_{ij}}{\lambda_i} \right) (\tilde{\mathbf{p}}_{ij} - \tilde{\mathbf{p}}^{(i)})' [\mathcal{V}^2 \mathbf{D}(\tilde{\mathbf{p}}^{(i)})] (\tilde{\mathbf{p}}_{ij} - \tilde{\mathbf{p}}^{(i)}) \end{aligned} \quad (\text{A5.1})$$

ただし、 $\tilde{\mathbf{p}}_i$, $\tilde{\mathbf{p}}_{ij}$ はそれぞれ \mathbf{p}_i および \mathbf{p}_{ij} の観測値による推定量

$n'_{ijl} = n_{ijl} - n_{ij} \cdot \tilde{p}_l^{(i)}$ ($l = 1, \dots, k$) とし、 $\mathbf{n}'_{(i)} = (n_{i11}, n_{i12}, \dots, n_{i1k}; \dots; n_{is1}, \dots, n_{isk})$ ($i = 1, \dots, r$) とすると

$$\begin{aligned} n_{\dots} \sum_{i=1}^r \lambda_i \mathbf{BD}(\mathbf{A}_2 | \mathbf{A}_1 = i) &\xrightarrow{P} -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^r \mathbf{n}'_{(i)} \left[\mathbf{U}_s \otimes \frac{1}{n_{i..}} \mathbf{A}^{-(i)} \right] \mathbf{n}'_{(i)} \\ &\quad + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^r \mathbf{n}'_{(i)} \left[\mathbf{M}_{s(i)}^{-1} \otimes \mathbf{A}^{-(i)} \right] \mathbf{n}'_{(i)} \\ &= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^r \mathbf{n}'_{(i)} \left[\underbrace{\left\{ \mathbf{M}_{s(i)}^{-1} - \frac{1}{n_{i..}} \mathbf{U}_s \right\}}_{\textcircled{3}} \otimes \mathbf{A}^{-(i)} \right] \mathbf{n}'_{(i)} \end{aligned} \quad (\text{A5.2})$$

ここで

$$\mathbf{A}^{-(i)} = \left\langle \frac{\partial^2 \mathbf{D}(\tilde{\mathbf{p}}^{(i)})}{\partial \tilde{p}_l^{(i)} \partial \tilde{p}_m^{(i)}}; 1 \leq l \leq k, 1 \leq m \leq k \right\rangle \quad (i = 1, \dots, r)$$

$$\mathbf{M}_{s(i)} = \mathbf{diag}(n_{i1.}, \dots, n_{is.}) \quad (i = 1, \dots, r)$$

$$\mathbf{U}_s = \langle a_{ij} = 1; 1 \leq i \leq s, 1 \leq j \leq s \rangle$$

ところが、帰無仮説 \mathbf{H}_{03} のもとで

$$\mathbf{n}' \xrightarrow{L} \mathbf{N}_{sk}(\mathbf{0}, \Sigma_i) \quad (\text{A5.3})$$

ただし

$$\Sigma_i = \mathbf{diag}(n_{i1.}, \dots, n_{is.}) \otimes \mathbf{V}_0, \quad \mathbf{V}_0 = [\tilde{p}_l^{(i)} \delta_{lm} - \tilde{p}_l^{(i)} \tilde{p}_m^{(i)}; 1 \leq l \leq k, 1 \leq m \leq k]$$

さらに、 $\mathbf{n}'_A = (n'_{(1)}, n'_{(2)}, \dots, n'_{(r)})$ は

$$\mathbf{n}'_A \xrightarrow{L} \mathbf{N}_{rsk}(\mathbf{0}, \Sigma_A); \quad \Sigma_A = \Sigma_1 \oplus \dots \oplus \Sigma_r \quad (\text{A5.4})$$

(A5.2), (A5.3) また、 $\textcircled{3}$ の固有値は $\nu_1 = \dots = \nu_{s-1} = 1$, $\nu_s = 0$ であることから

$$n_{\dots} \left(\sum_{i=1}^r \lambda_i \mathbf{BD}(\mathbf{A}_2 | \mathbf{A}_1 = i) \right) \xrightarrow{L} \sum_{i=1}^r \left\{ \sum_{l=1}^{k-1} \lambda_i^{(l)} \chi_{(s-1)}^2 \right\}$$

ただし $\lambda_i^{(l)}$ は (4.9) で与えられる行列の固有値で、dispersion関数の一次同次性より (4.9) の行列のrankは $k-1$

($n \dots \sum_{i=1}^r \lambda_i \mathbf{TD}(\mathbf{A}_1 = i)$ と $n \dots \sum_{i=1}^r \lambda_i \mathbf{BD}(\mathbf{A}_2 | \mathbf{A}_1 = i)$ の独立性の証明)

帰無仮説 \mathbf{H}_{03} のもとでは

$$\begin{aligned} n \dots \sum_{i=1}^r \lambda_i \mathbf{TD}(\mathbf{A}_1 = i) &\xrightarrow{\text{P}} \alpha + 2 \underbrace{[\mathbf{b}^{(1)}, \dots, \mathbf{b}^{(r)}]}_{\textcircled{4}} \begin{bmatrix} \mathbf{n}'_{(1)} \\ \vdots \\ \mathbf{n}'_{(r)} \end{bmatrix} \\ &\quad + \underbrace{[\mathbf{n}'_{(1)}, \dots, \mathbf{n}'_{(r)}]}_{\textcircled{5}} \begin{bmatrix} \beta^{(1)} & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & \beta^{(r)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{n}'_{(1)} \\ \vdots \\ \mathbf{n}'_{(r)} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (\text{A5.5})$$

ただし

$$\mathbf{B}^{(i)} = [\partial \mathbf{D}(\tilde{\mathbf{p}}^{(i)}) / \partial \tilde{\mathbf{p}}^{(i)l}; 1 \leq l \leq k] \quad (i = 1, \dots, r)$$

$$\mathbf{U}_1 = [a_m = 1; 1 \leq m \leq s]$$

$$\mathbf{b}^{(i)} = \frac{1}{2} [\mathbf{U}_1 \otimes \mathbf{B}^{(i)}]^t \quad (i = 1, \dots, r)$$

$$\beta^{(i)} = -\frac{1}{2} \left[\mathbf{U}_s \otimes \frac{1}{n_{i..}} \mathbf{A}^{-(i)} \right] \quad (i = 1, \dots, r)$$

(A5.2) より

$$n \dots \sum_{i=1}^r \lambda_i \mathbf{BD}(\mathbf{A}_2 | \mathbf{A}_1 = i) \xrightarrow{\text{P}} [\mathbf{n}'_{(1)}, \dots, \mathbf{n}'_{(r)}] \underbrace{\begin{bmatrix} \alpha^{(1)} & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & \alpha^{(r)} \end{bmatrix}}_{\textcircled{6}} \begin{bmatrix} \mathbf{n}'_{(1)} \\ \vdots \\ \mathbf{n}'_{(r)} \end{bmatrix} \quad (\text{A5.6})$$

ただし

$$\alpha^{(i)} = \frac{1}{2} \left[\left\{ \mathbf{M}_s^{-1} - \frac{1}{n_{i..}} \mathbf{U}_s \right\} \otimes \mathbf{A}^{-(i)} \right] \quad (i = 1, \dots, r) \quad (\text{A5.7})$$

今④を \mathbf{b}'_A , ⑤を β_A , ⑥を α_A とすると, 独立性を示すには, (A5.6) より

(i) $\sum_A \beta_A \sum_A \alpha_A \sum_A = \mathbf{0}_{(sk \times sk)}$ かつ (ii) $\sum_A \alpha_A \sum_A \mathbf{b}_A = \mathbf{0}_{(sk \times 1)}$ を示せばよい.

$$(i) \beta_A \sum_A \alpha_A = \begin{bmatrix} \beta^{(1)} \sum_1 \alpha^{(1)} & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & \beta^{(r)} \sum_r \alpha^{(r)} \end{bmatrix} \quad (rsk \times rsk)$$

ところが

$$\begin{aligned} \beta^{(i)} \sum_i \alpha^{(i)} &= -\frac{1}{2} \left[\mathbf{U}_s \otimes \frac{1}{n_{i..}} \mathbf{A}^{-(i)} \right] [\mathbf{M}_s \otimes \sum_i] \left[\frac{1}{2} \left\{ \left(\mathbf{M}_s^{-1} - \frac{1}{n_{i..}} \mathbf{U}_s \right) \otimes \mathbf{A}^{-(i)} \right\} \right] \\ &= -\frac{1}{4} \left[\frac{1}{n_{i..}} \left\{ \mathbf{U}_s - \frac{1}{n_{i..}} \mathbf{U}_s \mathbf{M}_s \mathbf{U}_s \right\} \right] \otimes [\mathbf{A}^{-(i)} \sum_i \mathbf{A}^{-(i)}] \\ &= \mathbf{0}_{sk \times sk} \quad (i = 1, \dots, r) \end{aligned}$$

$$(\because \mathbf{U}_s - (1/n_{i..}) \mathbf{U}_s \mathbf{M}_s \mathbf{U}_s = \mathbf{0}_{s \times s})$$

$$(ii) \sum_A \alpha_A \sum_A \mathbf{b}_A = \begin{bmatrix} \sum_1 \alpha^{(1)} \sum_1 \mathbf{b}^{(1)} \\ \vdots \\ \sum_r \alpha^{(r)} \sum_r \mathbf{b}^{(r)} \end{bmatrix} \quad (rsk \times 1)$$

ここで

$$\begin{aligned} \sum_i \alpha^{(i)} \sum_i \mathbf{b}^{(i)} &= \frac{1}{4} \left[\mathbf{M}_s \left(\mathbf{U}_1 - \frac{1}{n_{i..}} \mathbf{U}_s \mathbf{M}_s \mathbf{U}_1 \right) \right] \otimes [\sum_i \mathbf{A}^{-(i)} \sum_i \mathbf{B}^{(i)}] \\ &= \mathbf{0}_{s \times k \times 1} \\ (\because \mathbf{U}_1 - (1/n_{i..}) \mathbf{U}_s \mathbf{M}_s \mathbf{U}_1 &= \mathbf{0}_{s \times 1}) \end{aligned}$$