

2つのGMANOVAモデルにおける
共通の回帰係数の推定について

千葉大学大学院 自然科学研究科
津熊 久幸

千葉大学大学院 自然科学研究科
今野 良彦

内容

1. モデルと問題
2. 先行研究について
3. 推定量の導出
4. モンテカルロシミュレーション
5. 結論

$$\begin{aligned} Y_1 &= A_{11} \Xi A_{12} + \epsilon_1 \\ N_1 \times p_1 & \quad N_1 \times m \quad m \times q \quad q \times p_1 \quad N_1 \times p_1 \\ Y_2 &= A_{21} \Xi A_{22} + \epsilon_2 \\ N_2 \times p_2 & \quad N_2 \times m \quad m \times q \quad q \times p_2 \quad N_2 \times p_2 \end{aligned}$$

ただし

- Ξ は未知母数
- Y_i, A_{ij} は既知 ($i = 1, 2, j = 1, 2$)
- $N_i > m, p_i \geq q$ ($i = 1, 2$)
- $\text{rank}(A_{i1}) = m, \text{rank}(A_{i2}) = q$ ($i = 1, 2$)
- ϵ_1 と ϵ_2 は互いに独立に正規分布にしたがうとする:

$$\epsilon_i \sim \mathcal{N}_{N_i \times p_i}(0_{N_i \times p_i}, I_{N_i} \otimes \Omega_i)$$

$$(i.e., \text{vec}(\epsilon'_i) \sim \mathcal{N}_{N_i \times p_i}(\text{vec}(0'_{N_i \times p_i}), I_{N_i} \otimes \Omega_i))$$

ただし, Ω_i は未知の $p_i \times p_i$ 正定値行列.

(問題)

損失関数

$$\begin{aligned} \tilde{L}(\hat{\Xi}, \Xi) &= \text{tr} \{ A_{11}(\hat{\Xi} - \Xi) A_{12} \Omega_1^{-1} A'_{12} (\hat{\Xi} - \Xi)' A'_{11} \} \\ &\quad + \text{tr} \{ \tilde{C}(\hat{\Xi} - \Xi) A_{22} \Omega_2^{-1} A'_{22} (\hat{\Xi} - \Xi)' \tilde{C}' \}, \end{aligned}$$

の下で 共通の回帰係数行列 Ξ を推定すること. ただし, $\hat{\Xi}$ は Ξ の推定量, \tilde{C} は $N_2 \times m$ 既知のフルランク行列

正準系 ある直行変換を施すことにより次の正準形を得る:

$$\begin{aligned}
 X_1 | Z_1 &\sim \mathcal{N}_{m \times q}(\Theta + Z_1 \gamma_1, I_m \otimes \Sigma_{11.2}^{(1)}) \\
 X_2 | Z_2 &\sim \mathcal{N}_{m \times q}(A\Theta + Z_2 \gamma_2, I_m \otimes \Sigma_{11.2}^{(2)}) \\
 \left\{ \begin{aligned}
 Z_i &\sim \mathcal{N}_{m \times (p_i - q)}(0, I_m \otimes \Sigma_{22}^{(i)}) \\
 S_i &\sim \mathcal{W}_q(\Sigma_{11.2}^{(i)}, n_i), \quad n_i = N_i - m - p_i + q \\
 \hat{\gamma}_i | W_i &\sim \mathcal{N}_{(p_i - q) \times q}(\gamma_i, W_i^{-1} \otimes \Sigma_{11.2}^{(i)}) \\
 W_i &\sim \mathcal{W}_{p_i - q}(\Sigma_{22}^{(i)}, n_i + p_i - q) \quad (i = 1, 2)
 \end{aligned} \right.
 \end{aligned}$$

ただし

- $\Theta, \gamma_i, \Sigma_{11.2}^{(i)}, \Sigma_{22}^{(i)}$ はそれぞれ未知母数
- $(X_i, Z_i), (W_i, \hat{\gamma}_i), S_i$ はそれぞれ独立 ($i = 1, 2$ についても独立)
- A は既知の $m \times m$ 正則行列

上記正準形のもとで、共通の母数 Θ の推定を損失関数

$$\begin{aligned}
 L(\hat{\Theta}, \Theta) &= \text{tr} [(\hat{\Theta} - \Theta) \{\Sigma_{11.2}^{(1)}\}^{-1} (\hat{\Theta} - \Theta)'] \\
 &\quad + \text{tr} [C' C (\hat{\Theta} - \Theta) \{\Sigma_{11.2}^{(2)}\}^{-1} (\hat{\Theta} - \Theta)']
 \end{aligned}$$

のもとで考える. ただし, C は既知の $N_2 \times m$ 定数行列

さらに, リスクを $R(\hat{\Theta}, \Theta) = \mathbb{E}[L(\hat{\Theta}, \Theta)]$ で定める

$(\Sigma_{11.2}^{(i)}, \gamma_i)$ が既知の場合

1 標本問題における Θ の最尤推定量はそれぞれ

$$\tilde{\Theta}_1, \quad A^{-1}\tilde{\Theta}_2 \quad (\tilde{\Theta}_i = X_i - Z_i\gamma_i)$$

↓

重みに $\{I_m \otimes \Sigma_{11.2}^{(1)}\}^{-1}$ と $\{(A'A)^{-1} \otimes \Sigma_{11.2}^{(2)}\}^{-1}$ を利用
する結合推定量 (2 標本問題における Θ の最尤推定量)

$$\begin{aligned} \text{vec}((\tilde{\Theta}^{ML})') &= \left[I_m \otimes \{\Sigma_{11.2}^{(1)}\}^{-1} + (A'A) \otimes \{\Sigma_{11.2}^{(2)}\}^{-1} \right]^{-1} \\ &\quad \times \left[I_m \otimes \{\Sigma_{11.2}^{(1)}\}^{-1} \text{vec}(\tilde{\Theta}'_1) \right. \\ &\quad \left. + (A'A) \otimes \{\Sigma_{11.2}^{(2)}\}^{-1} \text{vec}((A^{-1}\tilde{\Theta}_2)') \right] \end{aligned}$$

↓

$(\Sigma_{11.2}^{(i)}, \gamma_i)$ が未知の場合

Graybill-Deal 型の結合推定量

$$\begin{aligned} \text{vec}((\tilde{\Theta}^{GD})') &= \left[I_m \otimes \{S_1/n_1\}^{-1} + (A'A) \otimes \{S_2/n_2\}^{-1} \right]^{-1} \\ &\quad \times \left[I_m \otimes \{S_1/n_1\}^{-1} \text{vec}(\hat{\Theta}'_1) \right. \\ &\quad \left. + (A'A) \otimes \{S_2/n_2\}^{-1} \text{vec}((A^{-1}\hat{\Theta}_2)') \right] \end{aligned}$$

を提案. ただし, $\hat{\Theta}_i = X_i - Z_i\hat{\gamma}_i$

$$X_1 | Z_1 \sim \mathcal{N}_{m \times q}(\Theta + Z_1 \gamma_1, I_m \otimes \Sigma_{11.2}^{(1)})$$

$$X_2 | Z_2 \sim \mathcal{N}_{m \times q}(A\Theta + Z_2 \gamma_2, I_m \otimes \Sigma_{11.2}^{(2)})$$

$$S_1 \sim \mathcal{W}_q(\Sigma_{11.2}^{(1)}, n_1)$$

$$S_2 \sim \mathcal{W}_q(\Sigma_{11.2}^{(2)}, n_2)$$

$\Sigma_{11.2}^{(1)}$ と $\Sigma_{11.2}^{(2)}$ のそれぞれを S_1 と S_2 を用いて 同時に推定 し、結合比を構成することを考える

↓

しかし、結合比に重み ($A'A$) を考慮にいった Θ の結合推定量はリスクの評価が非常に煩雑

↓

結合比に重み ($A'A$) を考慮しない Θ の結合推定量を考え、新たな結合推定量の導出を試みる

注意: $A'A = I_m$ のときの Graybill-Deal 型推定量

$$\begin{aligned} \hat{\Theta}^{GD} = & \hat{\Theta}_1 \{S_1/n_1\}^{-1} \left[\{S_1/n_1\}^{-1} + \{S_2/n_2\}^{-1} \right]^{-1} \\ & + A^{-1} \hat{\Theta}_2 \{S_2/n_2\}^{-1} \left[\{S_1/n_1\}^{-1} + \{S_2/n_2\}^{-1} \right]^{-1} \end{aligned}$$

推定量 B と F を, $B(S_1 + S_2)B' = I_q$, $BS_2B' = F$, $F = \text{diag}(f_1, \dots, f_q)$ ($f_1 \geq \dots \geq f_q$) を満たす非特異行列, 対角行列とする. このとき, 推定量の族

$$\hat{\Theta} = \hat{\Theta}_1 B' \Phi (B')^{-1} + A^{-1} \hat{\Theta}_2 B' (I_q - \Phi) (B')^{-1}$$

を考える. ただし, $\Phi \equiv \Phi(F) = \text{diag}(\phi_1, \dots, \phi_q)$, $\hat{\Theta}_i = X_i - Z_i \hat{\gamma}_i$ ($i = 1, 2$)

- 特徴: ある自然な変換に関する共変な推定量である
- ‘vec’ による表現: $\Phi = \Phi_\beta (\Phi_\alpha + \Phi_\beta)^{-1}$ として

$$\begin{aligned} \text{vec}(\hat{\Theta}') &= \left[I_m \otimes \{B^{-1} \Phi_\beta (B')^{-1}\}^{-1} + I_m \otimes \{B^{-1} \Phi_\alpha (B')^{-1}\}^{-1} \right]^{-1} \\ &\quad \times \left[I_m \otimes \{B^{-1} \Phi_\beta (B')^{-1}\}^{-1} \text{vec}(\hat{\Theta}'_1) \right. \\ &\quad \left. + I_m \otimes \{B^{-1} \Phi_\alpha (B')^{-1}\}^{-1} \text{vec}((A^{-1} \hat{\Theta}'_2)') \right] \end{aligned}$$

ここで, $B^{-1} \Phi_\beta (B')^{-1}$ と $B^{-1} \Phi_\alpha (B')^{-1}$ はそれぞれ $\Sigma_{11.2}^{(1)}$ と $\Sigma_{11.2}^{(2)}$ の推定量

上記共変推定量の族における Φ をうまく定めることにより, リスクの小さい推定量を求めることをめざす

導出方法

上記推定量の族に対するリスクの不偏推定量を計算

↓

そのリスクの不偏推定量を近似・評価

↓

よりよい Φ の候補を導出

上記の方法により導出された推定量と Graybill-Deal 型推定量のリスクの大小関係は、理論的に示すことができなかった \implies 数値実験で改良されているか調べた

- $(\Sigma_{11.2}^{(i)}, \gamma_i)$ が既知の推定量 (MLE)

$$\begin{aligned} & \text{vec} ((\tilde{\Theta}^{ML})') \\ &= \left[I_m \otimes \{\Sigma_{11.2}^{(1)}\}^{-1} + (A'A) \otimes \{\Sigma_{11.2}^{(2)}\}^{-1} \right]^{-1} \\ & \quad \times \left[I_m \otimes \{\Sigma_{11.2}^{(1)}\}^{-1} \text{vec} (\tilde{\Theta}'_1) \right. \\ & \quad \left. + (A'A) \otimes \{\Sigma_{11.2}^{(2)}\}^{-1} \text{vec} ((A^{-1}\tilde{\Theta}_2)') \right] \end{aligned}$$

- Graybill-Deal 型推定量

$$\begin{aligned} & \text{vec} ((\tilde{\Theta}^{GD})') \\ &= \left[I_m \otimes \{S_1/n_1\}^{-1} + (A'A) \otimes \{S_2/n_2\}^{-1} \right]^{-1} \\ & \quad \times \left[I_m \otimes \{S_1/n_1\}^{-1} \text{vec} (\hat{\Theta}'_1) \right. \\ & \quad \left. + (A'A) \otimes \{S_2/n_2\}^{-1} \text{vec} ((A^{-1}\hat{\Theta}_2)') \right] \end{aligned}$$

- Haff-Stein 型推定量

$$\begin{aligned} & \text{vec} ((\tilde{\Theta}^{HS})') \\ &= \left[I_m \otimes \{B^{-1}\Phi_{\beta}^{HS}(B')^{-1}\}^{-1} + (A'A) \otimes \{B^{-1}\Phi_{\alpha}^{HS}(B')^{-1}\}^{-1} \right]^{-1} \\ & \quad \times \left[I_m \otimes \{B^{-1}\Phi_{\beta}^{HS}(B')^{-1}\}^{-1} \text{vec} (\hat{\Theta}'_1) \right. \\ & \quad \left. + (A'A) \otimes \{B^{-1}\Phi_{\alpha}^{HS}(B')^{-1}\}^{-1} \text{vec} ((A^{-1}\hat{\Theta}_2)') \right] \end{aligned}$$

$$\begin{cases} \Phi_{\beta}^{HS} = \text{diag}(\hat{\beta}_1^{HS}/(1-f_1), \dots, \hat{\beta}_q^{HS}/(1-f_q)) \\ \Phi_{\alpha}^{HS} = \text{diag}(\hat{\alpha}_1^{HS}/f_1, \dots, \hat{\alpha}_q^{HS}/f_q) \end{cases}$$

- $\hat{\alpha}_j^{HS} = (n_2 - q - 1)h_{2j} + (r_1 - r_2)f_j$
 $+4h_{2j}(1-f_j) + 2h_{2j} \sum_{k \neq j} \frac{f_j(1-f_k)}{f_j - f_k}$
- $\hat{\beta}_j^{HS} = (n_1 - q - 1)h_{1j} + (r_2 - r_1)(1-f_j)$
 $+4h_{1j}f_j - 2h_{1j} \sum_{k \neq j} \frac{(1-f_j)f_k}{f_j - f_k}$
- $h_{1j} = m\tilde{r}_1(1-f_j)/n_1 + \tilde{r}_2(\text{tr}(AA')^{-1})f_j/n_2$
- $h_{2j} = \tilde{r}_1(\text{tr}C'C)(1-f_j)/n_1$
 $+ \tilde{r}_2(\text{tr}(CA^{-1})'(CA^{-1}))f_j/n_2$
- $r_1 = m\tilde{r}_1, \quad r_2 = \tilde{r}_2\text{tr}(CA^{-1})'(CA^{-1})$
- $\tilde{r}_i = \frac{n_i + p_i - q - 1}{n_i - 1} = \frac{N_i - m - 1}{N_i - m - p_i + q - 1}$

ただし、シミュレーションでは Isotonic regression を用いて、 $\{\hat{\alpha}_j^{HS}/f_j\}_{j=1}^q$ と $\{\hat{\beta}_j^{HS}/(1-f_j)\}_{j=1}^q$ をそれぞれ順序付けの修正を施したものを使用

設定: シミュレーションの回数は10,000回

- $N_1 = N_2 = 12, p_1 = p_2 = 7, m = 2, q = 5$
- $A'A = \text{diag}(\sqrt{3}, 1/\sqrt{3}), C'C = I_2$
- $\Theta = 0_{2 \times 5}, \Sigma_{22}^{(1)} = \Sigma_{22}^{(2)} = I_2, \gamma_1 = \gamma_2 = 0_{2 \times 5}$
- 改良率: $100 \times (1 - \hat{R}^{*HS} / \hat{R}^{*GD})\%$
 $\hat{R}^{*HS}, \hat{R}^{*GD}$ はそれぞれ数値実験による
 $\hat{\Theta}^{HS}$ と $\hat{\Theta}^{GD}$ のリスクの推定値
- 表内の括弧内: 標準誤差の推定値

$\Sigma_{11 \cdot 2}^{(2)} (\Sigma_{11 \cdot 2}^{(1)})^{-1}$	ML	GD	HS	改良率
diag (1, 1, 1, 1, 1)	10.000	20.394 (0.132)	16.577 (0.101)	18.7 %
diag (10, 1, 1, 1, 0.1)	10.804	22.151 (0.148)	20.627 (0.136)	6.9 %
diag (20, 5, 1, 1/5, 1/20)	11.529	23.162 (0.156)	22.898 (0.155)	1.1 %
diag (16, 8, 4, 2, 1)	9.588	20.674 (0.155)	16.117 (0.104)	22.0 %
diag (100, 100, 100, 100, 100)	9.936	20.428 (0.376)	13.602 (0.128)	33.4 %
diag ($10^{10}, 10^4, 1, 10^{-4}, 10^{-10}$)	12.666	25.933 (0.196)	26.277 (0.200)	-1.3 %

GMANOVAモデルにおける2標本問題において、数値実験の結果より

- 全体的に、Haff-Stein型推定量 $\hat{\Theta}^{HS}$ は、Graybill-Deal型推定量 $\hat{\Theta}^{GD}$ を改良している
- Haff-Stein型推定量に関して、 $\Sigma_{11.2}^{(2)}(\Sigma_{11.2}^{(1)})^{-1}$ の各対角要素が近いとき改良率がよい。逆に、 $\Sigma_{11.2}^{(2)}(\Sigma_{11.2}^{(1)})^{-1}$ の最大最小の対角要素の比が大きいとき、改良率はよくない

今後の課題

- 実際のデータへの応用

参考文献

1. Loh, W.L. (1991). Ann. Statist., 19 297–313.
2. Sugiura, N. & Kubokawa, T. (1988). Ann. Inst. Statist. Math., 40 119–135.
3. Lin, S.P. & Perlman, M.D. (1985). In 'Multivariate Analysis VI' (P.K. Krishnaiah, ed.) 411-429.

$$R(\hat{\Theta}, \Theta)$$

$$\begin{aligned}
 &= \mathbb{E} \left[q(r_2 - r_1) + \sum_{j=1}^q \left\{ 2(r_1 - r_2)\phi_j \right. \right. \\
 &\quad + (n_1 - q - 1) \frac{(1 - \phi_j)^2}{1 - f_j} \{H_1\}_{jj} \\
 &\quad + 4\{H_1\}_{jj}(1 - \phi_j) f_j \frac{\partial \phi_j}{\partial f_j} \\
 &\quad + 2 \sum_{k \neq j} \{H_1\}_{jj}(1 - \phi_j)(\phi_j - \phi_k) \frac{f_k}{f_j - f_k} \\
 &\quad + (n_2 - q - 1) \frac{\phi_j^2}{f_j} \{H_2\}_{jj} \\
 &\quad + 4\{H_2\}_{jj}\phi_j(1 - f_j) \frac{\partial \phi_j}{\partial f_j} \\
 &\quad \left. \left. + 2 \sum_{k \neq j} \{H_2\}_{jj}\phi_j(\phi_j - \phi_k) \frac{1 - f_k}{f_j - f_k} \right\} \right]
 \end{aligned}$$

ただし, $r_1 = m \frac{n_1 + p_1 - q - 1}{n_1 - 1}$

$$r_2 = \frac{n_2 + p_2 - q - 1}{n_2 - 1} \text{tr} \{ (CA^{-1})' (CA^{-1}) \}$$

$$H_1 = B(\hat{\Theta}_1 - A^{-1}\hat{\Theta}_2)'(\hat{\Theta}_1 - A^{-1}\hat{\Theta}_2)B'$$

$$H_2 = B(\hat{\Theta}_1 - A^{-1}\hat{\Theta}_2)'(C'C)(\hat{\Theta}_1 - A^{-1}\hat{\Theta}_2)B'$$

Θ^{KW} のリスク

$$\begin{aligned} R(\hat{\Theta}^{KW}, \Theta) &= m\tilde{r}_1 \text{tr} \tilde{\Sigma}^2 (\tilde{\Sigma} + I_q)^{-2} \\ &\quad + \tilde{r}_2 \text{tr} (A')^{-1} A^{-1} \text{tr} \tilde{\Sigma} (\tilde{\Sigma} + I_q)^{-2} \\ &\quad + \tilde{r}_2 \text{tr} (CA^{-1})' CA^{-1} \text{tr} (\tilde{\Sigma} + I_q)^{-2} \\ &\quad + \tilde{r}_1 \text{tr} C' C \text{tr} \tilde{\Sigma} (\tilde{\Sigma} + I_q)^{-2} \end{aligned}$$

ただし, $\tilde{\Sigma} = \Sigma_{11.2}^{(2)} \Sigma_{11.2}^{(1)-1}$

$\text{vec}((\hat{\Theta}^{ML})')$ のリスク

$$\begin{aligned} R(\hat{\Theta}^{ML}, \Theta) &= \text{tr} \left\{ \left[I_m \otimes \tilde{\Sigma} + (C' C) \otimes I_q \right] \right. \\ &\quad \left. \times \left[I_m \otimes \tilde{\Sigma} + (A' A) \otimes I_q \right]^{-1} \right\} \end{aligned}$$

ただし, $\tilde{\Sigma} = \Sigma_{11.2}^{(2)} \Sigma_{11.2}^{(1)-1}$

- 数値実験により, いくつかの推定量のリスクを比較

推定量

- $\hat{\Theta}^{KW} = \hat{\Theta}_1 \{\Sigma_{11.2}^{(1)}\}^{-1} \left[\{\Sigma_{11.2}^{(1)}\}^{-1} + \{\Sigma_{11.2}^{(2)}\}^{-1} \right]^{-1}$
 $+ A^{-1} \hat{\Theta}_2 \{\Sigma_{11.2}^{(2)}\}^{-1} \left[\{\Sigma_{11.2}^{(1)}\}^{-1} + \{\Sigma_{11.2}^{(2)}\}^{-1} \right]^{-1}$
- $\hat{\Theta}^{AL} = \hat{\Theta}_1 \{S_1/n_1\}^{-1} \left[\{S_1/n_1\}^{-1} + \{S_2/n_2\}^{-1} \right]^{-1}$
 $+ A^{-1} \hat{\Theta}_2 \{S_2/n_2\}^{-1} \left[\{S_1/n_1\}^{-1} + \{S_2/n_2\}^{-1} \right]^{-1}$
 $= \hat{\Theta}_1 B' \Phi^{AL} (B')^{-1}$
 $+ A^{-1} \hat{\Theta}_2 B' (I_q - \Phi^{AL}) (B')^{-1}$
 $\Phi^{AL} = \text{diag} (\phi_1^{AL}, \dots, \phi_q^{AL})$
 $\phi_j^{AL} = \{n_1/(1 - f_j)\} / \{n_1/(1 - f_j) + n_2/f_j\}$
- $\hat{\Theta}^{HS} = \hat{\Theta}_1 B' \Phi^{HS} (B')^{-1}$
 $+ A^{-1} \hat{\Theta}_2 B' (I_q - \Phi^{HS}) (B')^{-1}$
 ただし, $\Phi^{HS} = \Phi_{\beta}^{HS} (\Phi_{\alpha}^{HS} + \Phi_{\beta}^{HS})^{-1}$

設定: シミュレーションの回数は10,000回

- $N_1 = N_2 = 12, p_1 = p_2 = 7, m = 2, q = 5$
- $A'A = \text{diag}(\sqrt{3}, 1/\sqrt{3}), C'C = I_2$
- $\Theta = 0_{2 \times 5}, \Sigma_{22}^{(1)} = \Sigma_{22}^{(2)} = I_2, \gamma_1 = \gamma_2 = 0_{2 \times 5}$
- 改良率: $100 \times (1 - \hat{R}^{*HS} / \hat{R}^{*AL})\%$
 $\hat{R}^{*HS}, \hat{R}^{*AL}$ はそれぞれ数値実験による
 $\hat{\Theta}^{HS}$ と $\hat{\Theta}^{AL}$ のリスクの推定値
- 表内の括弧内: 標準誤差の推定値

$\Sigma_{11 \cdot 2}^{(2)} (\Sigma_{11 \cdot 2}^{(1)})^{-1}$	KW	AL	HS	改良率
diag (1, 1, 1, 1, 1)	17.143	25.685 (0.166)	20.722 (0.127)	19.3 %
diag (10, 1, 1, 1, 0.1)	17.143	26.399 (0.177)	24.096 (0.155)	8.7 %
diag (20, 5, 1, 1/5, 1/20)	17.143	26.126 (0.174)	25.345 (0.164)	3.0 %
diag (16, 8, 4, 2, 1)	14.920	28.020 (0.233)	19.740 (0.145)	29.6 %
diag (100, 100, 100, 100, 100)	12.942	26.602 (0.719)	14.198 (0.242)	46.6 %
diag ($10^{10}, 10^4, 1, 10^{-4}, 10^{-10}$)	17.143	26.886 (0.200)	26.857 (0.200)	0.1 %

Table 1: 皇みに $A'A$ を考慮しない場合

	KW	AL	HS	改良率
diag (1, 1, 1, 1, 1)	17.143	25.685 (0.166)	20.722 (0.127)	19.3 %
diag (10, 0.1, 0.1, 0.1, 0.1)	19.247	27.819 (0.194)	26.839 (0.188)	3.5 %
diag (10, 10, 10, 0.1, 0.1)	16.442	26.933 (0.200)	25.260 (0.181)	6.2 %
diag (10, 1, 1, 1, 0.1)	17.143	26.399 (0.177)	24.096 (0.155)	8.7 %
diag (10, 10, 1, 0.1, 0.1)	17.143	26.466 (0.186)	25.544 (0.172)	3.5 %
diag (20, 5, 1, 1/5, 1/20)	17.143	26.126 (0.174)	25.345 (0.164)	3.0 %
diag (5, 2, 1, 0.5, 0.2)	17.143	26.134 (0.175)	23.354 (0.147)	10.6 %
diag (16, 8, 4, 2, 1)	14.920	28.020 (0.233)	19.740 (0.145)	29.6 %
diag (1, 1/2, 1/4, 1/8, 1/16)	19.366	27.519 (0.175)	25.485 (0.158)	7.4 %
diag (100, 100, 100, 100, 100)	12.942	26.602 (0.719)	14.198 (0.242)	46.6 %
diag (0.01, 0.01, 0.01, 0.01, 0.01)	21.344	28.592 (0.374)	25.063 (0.284)	12.3 %
diag (10^{10}, 5, 1, 1/5, 10^{-10})	17.143	26.505 (0.185)	26.095 (0.181)	1.5 %
diag (10^{10}, 10^{-10}, 10^{-10}, 10^{-10}, 10^{-10})	19.714	26.521 (0.194)	26.521 (0.194)	0.0 %
diag (10^{10}, 10^4, 1, 10^{-4}, 10^{-10})	17.143	26.886 (0.200)	26.857 (0.200)	0.1 %

Table 2: 里みに $A'A$ を考慮する場合

	ML	GD	HS	改良率
diag (1, 1, 1, 1, 1)	10.000	20.394 (0.132)	16.577 (0.101)	18.7 %
diag (10, 0.1, 0.1, 0.1, 0.1)	13.484	27.317 (0.198)	25.925 (0.185)	5.1 %
diag (10, 10, 10, 0.1, 0.1)	11.519	23.890 (0.170)	22.985 (0.161)	3.8 %
diag (10, 1, 1, 1, 0.1)	10.804	22.151 (0.148)	20.627 (0.136)	6.9 %
diag (10, 10, 1, 0.1, 0.1)	11.608	23.520 (0.165)	23.074 (0.160)	1.9 %
diag (20, 5, 1, 1/5, 1/20)	11.529	23.162 (0.156)	22.898 (0.155)	1.1 %
diag (5, 2, 1, 0.5, 0.2)	10.614	21.676 (0.147)	19.435 (0.125)	10.3 %
diag (16, 8, 4, 2, 1)	9.588	20.674 (0.155)	16.117 (0.104)	22.0 %
diag (1, 1/2, 1/4, 1/8, 1/16)	12.602	25.426 (0.170)	23.530 (0.155)	7.5 %
diag (100, 100, 100, 100, 100)	9.936	20.428 (0.376)	13.602 (0.128)	33.4 %
diag (0.01, 0.01, 0.01, 0.01, 0.01)	16.386	36.779 (0.542)	30.349 (0.394)	17.5 %
diag (10^{10}, 5, 1, 1/5, 10^{-10})	11.833	24.143 (0.172)	24.434 (0.179)	-1.2 %
diag (10^{10}, 10^{-10}, 10^{-10}, 10^{-10}, 10^{-10})	15.333	26.521 (0.194)	26.521 (0.194)	0.0 %
diag (10^{10}, 10^4, 1, 10^{-4}, 10^{-10})	12.666	25.933 (0.196)	26.277 (0.200)	-1.3 %