多群ポアソンモデルにおける順序制約がある場合のすべての母数相違に対する多重比較法

M2016SS009 野澤　慎

指導教員：白石高章

1　はじめに

k 標本正規分布モデルにおける平均母数に順序制約がある場合に，Hayter [1] は $k(k-1)/2$ 個の 2 標本の片側 t 検定統計量の最大値の分布を基にすべての平均相違に対するシングルステップの多重比較検定法を提案した．その場合，標本サイズが等しいという条件が必要である．そして，白石 [2] は Hayter [1] のシングルステップ法を優越する閉検定手順を提案した．本研究では，母数に順序制約がある場合の k 群ポアソンモデルを考える．このポアソンモデルにおいて Hayter [1] に類似のシングルステップ法を提案する．さらに，白石 [2] に類似の閉検定手順を提案することができる．しかし，これらの方法では標本サイズが等しいという条件が必要であるため，データ解析を行う際に不便な場合がある．そこで，新たに標本サイズが不揃いの場合でも適用可能な方法として，松島, 光田 [3] の線形の統計量を基にした閉検定手順を提案する．そして，これらの多重比較検定法の検出力をシミュレーションにより比較する．また，提案した検定法を用いて飲酒運転による交通死亡事故についてデータ解析を行う．

2　モデルの設定

表 1　k 群ポアソンモデル

群	サイズ	データ	平均
第 1 群	n_1	$X_{11}, X_{12}, \cdots, X_{1n_1}$	μ_1
第 2 群	n_2	$X_{21}, X_{22}, \cdots, X_{2n_2}$	μ_2
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots\ \vdots\ \vdots$	$\vdots$
第 k 群	n_k	$X_{k1}, X_{k2}, \cdots, X_{kn_k}$	μ_k

総標本サイズを $n \equiv n_1 + \cdots + n_k$ とおく．$\mu_1, \cdots, \mu_k$ は未知母数として，$\mu_1 \leqq \mu_2 \leqq \cdots \leqq \mu_k$ の制約を置く．$(X_{i1}, \cdots, X_{in_i})$ を平均 μ_i のポアソン分布に従う第 i 群とする．$X_{ij}\ (i = 1, \cdots, k, j = 1, \cdots, n_k)$ は互いに独立とし，$E(X_{ij}) = V(X_{ij}) = \mu_i$ である．また，
正則条件

$$\lim_{n\to\infty} \frac{n_i}{n} = \lambda_i > 0 \quad (i = 1, \cdots, k)$$

を仮定する．

3　シングルステップの多重比較法

$i = 1, \cdots, k$ に対して，$\sigma_i \equiv \sqrt{\mu_i}$ とする．μ_i の推定量を $\hat{\mu}_i$ として，

$$\hat{\mu}_i = \bar{X}_{i\cdot} \equiv \frac{1}{n_i}\sum_{j=1}^{n_i} X_{ij}$$

とする．さらに，白石 [4]を参考にしてσ_i の推定量 $\hat{\sigma}_i$ を

$$\hat{\sigma}_i = \sqrt{\hat{\mu}_i}\,,\quad \sqrt{\hat{\mu}_i + \frac{3}{8n_i}}\,,\quad \frac{1}{2}\left(\sqrt{\hat{\mu}_i + \frac{1}{n_i}} + \sqrt{\hat{\mu}_i}\right)$$

とする．このとき，松島, 光田 [3] では，

$$2\sqrt{n}(\hat{\sigma}_i - \sigma_i) \xrightarrow{\mathcal{L}} Y_i \sim N\left(0, \frac{1}{\lambda_i}\right) \tag{1}$$

が示されている．ここで

$$n_1 = \cdots = n_k \tag{2}$$

を仮定する．また，一様性の帰無仮説を

$$H_0 : \mu_1 = \cdots = \mu_k$$

とする．$\boldsymbol{\sigma} \equiv {}^t(\sigma_1, \cdots, \sigma_k)$ として，$1 \leqq i < i' \leqq k$ について検定統計量を

$$T_{i'i}(\boldsymbol{\sigma}) \equiv \frac{2\{(\hat{\sigma}_{i'} - \sigma_{i'}) - (\hat{\sigma}_i - \sigma_i)\}}{\sqrt{\frac{1}{n_{i'}} + \frac{1}{n_i}}}$$

とおく．ここで

$$C(t) \equiv P\left(\max_{1\leqq i<i'\leqq k} \frac{Y_{i'} - Y_i}{\sqrt{2k}} \leqq t\right)$$

として，(2) の仮定の下で (1) を適用することにより次の定理が成り立つ．

定理 1　正則条件の下で，

$$\lim_{n\to\infty} P\left(\max_{1\leqq i<i'\leqq k} T_{i'i}(\boldsymbol{\sigma}) \leqq t\right) = C(t)$$

が成り立つ．

したがって，$C(t) = 1 - \alpha$ を満たす t を $c(k;\alpha)$ とすると，帰無仮説 $H_{(i,i')} : \mu_i = \mu_{i'}$ vs. 対立仮説 $H^A_{(i,i')} : \mu_i < \mu_{i'}$ $(1 \leqq i < i' \leqq k)$ に対する水準 α の漸近的なシングルステップ多重比較検定法は，$T_{i'i} > c(k;\alpha)$ となる (i, i') に対して $H_{(i,i')}$ を棄却することである．ただし，$T_{i'i} \equiv T_{i'i}(\mathbf{0})$ とする．また，$\sqrt{\mu_{i'}} - \sqrt{\mu_i}$ $(1 \leqq i < i' \leqq k)$ についての信頼係数 $1 - \alpha$ の漸近的な同時信頼区間は，

$$\sqrt{\mu_{i'}} - \sqrt{\mu_i} \geqq \sqrt{\bar{X}_{i'\cdot}} - \sqrt{\bar{X}_{i\cdot}} - \frac{\sqrt{2k}\cdot c(k;\alpha)}{2\sqrt{n}}\ (1 \leqq i < i' \leqq k)$$

で与えられる．

4　閉検定手順の提案

4.1　閉検定手順

$$\mathcal{U} \equiv \{(i, i') | 1 \leqq i < i' \leqq k\}$$

とおく．$\emptyset \subsetneq V \subset \mathcal{U}$ となる V に対して，

$$\mathcal{H} \equiv \left\{H_{(i,i')} \middle| (i,i') \in \mathcal{U}\right\},\ \overline{\mathcal{H}} \equiv \left\{\bigwedge_{\boldsymbol{v}\in V} H_{\boldsymbol{v}} \middle| \emptyset \subsetneq V \subset \mathcal{U}\right\}$$

を定義し，次の仮説

$$\bigwedge_{\boldsymbol{v}\in V} H_{\boldsymbol{v}} : 任意の\ (i,i') \in V\ について\ \mu_i = \mu_{i'}$$

を設定する．J を整数として，$I_1, \cdots, I_J$ ($I_j \neq \emptyset$, $j = 1, \cdots, J$) は (♦) を満たす $\{1, 2, \cdots, k\}$ の互いに素な連続した整数からなる部分集合の組とする．ただし，$\ell_j = \#(I_j) \geqq 2$ である．

(♦) ある整数 $\ell_1, \cdots, \ell_J \geqq 2$ と，ある整数 $0 \leqq s_1 < \cdots < s_J < k$ が存在して，

$$I_j = \{s_j + 1, s_j + 2, \cdots, s_j + \ell_j\} \quad (j = 1, \cdots, J),$$
$$s_j + \ell_j \leqq s_{j+1} \ (j = 1, \cdots, J-1) \text{ かつ } s_J + \ell_J \leqq k$$

が成り立つ．

任意の j ($1 \leqq j \leqq J$) に対して帰無仮説を

$$H(I_1, \cdots, I_J) : i, i' \in I_j \text{ ならば } \mu_i = \mu_{i'}$$

とする．すなわち，

$$H(I_1, \cdots, I_J) : \mu_{s_j+1} = \mu_{s_j+2} = \cdots = \mu_{s_j+\ell_j} \quad (j = 1, \cdots, J)$$

と表せる．そして，$\emptyset \subsetneqq V \subset \mathcal{U}$ を満たす任意の V について，

$$\bigwedge_{\boldsymbol{v} \in V} H_{\boldsymbol{v}} = H(I_1, \cdots, I_J)$$

となる，ある $J, I_1, \cdots, I_J$ が存在する．

4.2 統計量の最大値の分布を基にした閉検定手順

ここで (2) の仮定をおく．$j = 1, \cdots, J$ に対して，H_0 の下での検定統計量を

$$T_N(I_j) \equiv \max_{i, i' \in I_j} T_{i'i}$$

として，$\ell \leqq k$ となる自然数 ℓ について，

$$C(t|\ell) \equiv P\left(\max_{1 \leqq i < i' \leqq \ell} \frac{Y_{i'} - Y_i}{\sqrt{2k}} \leqq t\right)$$

とおく．定理 1 より，

$$\lim_{n \to \infty} P_0\left(T_N(I_j) \leqq t\right) = C(t|\ell_j)$$

が成り立つ．したがって，$C(t|\ell) = 1 - \alpha$ を満たす t を $c(\ell; \alpha)$ として，

$$M \equiv M(I_1, \cdots, I_J) \equiv \sum_{j=1}^{J} \ell_j$$

とおくと，水準 α の漸近的な多重比較検定法は次のようになる．

(a) $J \geqq 2$ のとき
$\ell = \ell_1, \cdots, \ell_J$ に対して，

$$\alpha(M, \ell) \equiv 1 - (1 - \alpha)^{\ell/M}$$

とおく．ある j ($1 \leqq j \leqq J$) が存在して，

$$T_N(I_j) > c(\ell_j; \alpha(M, \ell_j)) \Longrightarrow \bigwedge_{\boldsymbol{v} \in V} H_{\boldsymbol{v}} \text{ を棄却する．}$$

(b) $J = 1$ ($M = \ell_1$) のとき

$$T_N(I_1) > c(M; \alpha) \Longrightarrow \bigwedge_{\boldsymbol{v} \in V} H_{\boldsymbol{v}} \text{ を棄却する．}$$

4.3 線形の統計量を基にした閉検定手順

ここでは (2) の仮定は必要なく，標本サイズは不揃いでもよい．松島, 光田 [3] における線形型の検定統計量

$$\widehat{T}_k = \frac{2\sum_{i=1}^{k}\left(i - \frac{1}{n}\sum_{j=1}^{k} jn_j\right) n_i \hat{\sigma}_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^{k} n_i \left(i - \frac{1}{n}\sum_{j=1}^{k} jn_j\right)^2}}$$

について，$n_i, \hat{\sigma}_i, k, n$ をそれぞれ $n_{s_j+i}, \hat{\sigma}_{s_j+i}, \ell_j, n(I_j)$ と置き換えた，

$$T_L(I_j) \equiv \frac{2\sum_{i=1}^{\ell_j}\left(i - \frac{1}{n(I_j)}\sum_{m=1}^{\ell_j} mn_{s_j+m}\right) n_{s_j+i}\, \hat{\sigma}_{s_j+i}}{\sqrt{\sum_{i=1}^{\ell_j} n_{s_j+i}\left(i - \frac{1}{n(I_j)}\sum_{m=1}^{\ell_j} mn_{s_j+m}\right)^2}}$$

について次の定理が成り立つ．ただし，$n(I_j) \equiv \sum_{i=s_j+1}^{s_j+\ell_j} n_i$ とする．

定理 2 帰無仮説 $H(I_1, \cdots, I_J)$ の下で，

$$T_L(I_j) \xrightarrow{\mathcal{L}} N(0, 1)$$

が成り立つ．

証明 帰無仮説の下で $\mu_{0j} \equiv \mu_{s_j+i}$ ($i = 1, \cdots, \ell_j$) とすると，$\sigma_{0j} = \sigma_{s_j+i}$ ($i = 1, \cdots, \ell_j$) となる．このとき，$j = 1, \cdots, J$ について (1) より，$2\sqrt{n_{s_j+i}}(\hat{\sigma}_{s_j+i} - \sigma_{0j}) \xrightarrow{\mathcal{L}} N(0, 1)$ が成り立つ．また，

$$\sum_{i=1}^{\ell_j}\left(i - \frac{1}{n(I_j)}\sum_{m=1}^{\ell_j} mn_{s_j+m}\right) n_{s_j+i} = 0$$

となるので，$T_L(I_j)$ の分子は，

$$2\sum_{i=1}^{\ell_j}\left(i - \frac{1}{n(I_j)}\sum_{m=1}^{\ell_j} mn_{s_j+m}\right) n_{s_j+i}\left(\hat{\sigma}_{s_j+i} - \sigma_{0j}\right)$$

と変形できる．ここで，$\lambda(I_j) \equiv \sum_{i=s_j+1}^{s_j+\ell_j} \lambda_i$ とおくと，

$$\frac{(T_L(I_j) \text{ の分子})}{\sqrt{n_{s_j+i}}} \xrightarrow{\mathcal{L}} N\left(0, \sum_{i=1}^{\ell_j}\left(i - \sum_{m=1}^{\ell_j} m\frac{\lambda_{s_j+m}}{\lambda(I_j)}\right)^2\right)$$

となる．また，

$$\frac{(T_L(I_j) \text{ の分母})}{\sqrt{n_{s_j+i}}} \xrightarrow{P} \sqrt{\sum_{i=1}^{\ell_j}\left(i - \sum_{m=1}^{\ell_j} m\frac{\lambda_{s_j+m}}{\lambda(I_j)}\right)^2}$$

となり，定理が示される． □

標準正規分布の上側 $100\alpha\%$ 点を $z(\alpha)$ とすると，水準 α の漸近的な多重比較検定法は次のようになる．

(a) $J \geqq 2$ のとき
$\ell = \ell_1, \cdots, \ell_J$ に対して，

$$\alpha(M, \ell) \equiv 1 - (1-\alpha)^{\ell/M}$$

とおく．ある j $(1 \leqq j \leqq J)$ が存在して，

$$T_L(I_j) > z(\alpha(M, \ell_j)) \Longrightarrow \bigwedge_{\boldsymbol{v} \in V} H_{\boldsymbol{v}} \text{を棄却する．}$$

(b) $J = 1$ $(M = \ell_1)$ のとき

$$T_L(I_1) > z(\alpha) \Longrightarrow \bigwedge_{\boldsymbol{v} \in V} H_{\boldsymbol{v}} \text{を棄却する．}$$

これ以降，3 章の検定法を「シングル」，4.2 節の検定法を「閉検定 1」，4.3 節の検定法を「閉検定 2」で表記する．

5　推定量 $\hat{\sigma}_i$ の比較

$i = 1, \cdots, k$ について $\mu_0 \equiv \mu_i$, $n_0 \equiv n_i$ とおく．$\alpha = 0.01, 0.05$, $\mu_0 = 1, 2, \cdots, 10$, $n_0 = 5(5)30$ として，

$$\hat{\sigma}_i(1) = \sqrt{\hat{\mu}_i},\ \hat{\sigma}_i(2) = \sqrt{\hat{\mu}_i + 3/8n_i},$$
$$\hat{\sigma}_i(3) = (\sqrt{\hat{\mu}_i + 1/n_i} + \sqrt{\hat{\mu}_i})/2$$

の 3 種類についてその近似の良さを比較する．閉検定 1 における

$$P\left(\max_{1 \leqq i < i' \leqq k} T_{i'i} > c(k; \alpha)\right)$$

の値が，$\alpha \pm 0.001$ 以内となるものを近似が良いと判断することにする．本研究では，$k = 4, 5, 6, 7$ としてシミュレーションを行った．ただし，繰り返し回数は $100,000$ 回である．表 2,3,4 は，$k = 7, \alpha = 0.05, n_0 = 5, 10, 15$ の場合の結果である．

表 2　$k = 7$, $\alpha = 0.05$, $n_0 = 5$.

μ_0	$\hat{\sigma}_i(1)$	$\hat{\sigma}_i(2)$	$\hat{\sigma}_i(3)$
1	0.0854	0.0519	0.0575
2	0.0586	0.0598	0.0587
3	0.0534	0.0527	0.0489
4	0.0541	0.0520	0.0522
5	0.0537	0.0528	0.0515
6	0.0544	0.0505	0.0511
7	0.0532	0.0505	0.0494
8	0.0521	0.0501	0.0506
9	0.0520	0.0486	0.0491
10	0.0511	0.0499	0.0488

表 3　$k = 7$, $\alpha = 0.05$, $n_0 = 10$.

μ_0	$\hat{\sigma}_i(1)$	$\hat{\sigma}_i(2)$	$\hat{\sigma}_i(3)$
1	0.0589	0.0575	0.0595
2	0.0524	0.0529	0.0506
3	0.0523	0.0517	0.0509
4	0.0535	0.0495	0.0497
5	0.0518	0.0497	0.0495
6	0.0516	0.0518	0.0497
7	0.0512	0.0502	0.0492
8	0.0511	0.0492	0.0493
9	0.0512	0.0493	0.0493
10	0.0512	0.0506	0.0480

表 4　$k = 7$, $\alpha = 0.05$, $n_0 = 15$.

μ_0	$\hat{\sigma}_i(1)$	$\hat{\sigma}_i(2)$	$\hat{\sigma}_i(3)$
1	0.0533	0.0520	0.0480
2	0.0529	0.0513	0.0509
3	0.0510	0.0494	0.0503
4	0.0519	0.0520	0.0503
5	0.0508	0.0495	0.0495
6	0.0520	0.0497	0.0508
7	0.0500	0.0499	0.0495
8	0.0519	0.0510	0.0505
9	0.0500	0.0507	0.0494
10	0.0505	0.0507	0.0497

$\hat{\sigma}_i(1)$ は n_0 が小さいときに近似が良いとは言えない．それと比べて $\hat{\sigma}_i(2), \hat{\sigma}_i(3)$ は明らかに近似が良くなっており，n_0 が大きい場合でも良くなっていた．また，$\alpha = 0.01$ の場合も同様の結果が得られた．したがって，検定を行う際には $\hat{\sigma}_i(2), \hat{\sigma}_i(3)$ を選択したほうが良い．この後の検出力比較，データ解析では $\hat{\sigma}_i(3)$ を使うことにする．

6　対ごとの検出力の比較

繰り返し回数 $100,000$ 回のシミュレーションにより，各検定法の対ごとの検出力の比較を行う．

$$IT_{(i,i')}(\ell) = \begin{cases} 1 & \left(\text{帰無仮説 } H_{(i,i')} \text{ が棄却される場合}\right) \\ 0 & \left(\text{帰無仮説 } H_{(i,i')} \text{ が棄却されない場合}\right) \end{cases}$$

として，対立仮説 $H^A_{(i,i')}$ の検出力を

$$PT_{(i,i')} \equiv \frac{1}{r} \sum_{\ell=1}^{r} IT_{(i,i')}(\ell)$$

とおいた．ただし，r はシミュレーションの繰り返し回数である．$k = 4, 5, 6, 7$, $n_0 = 20, 30$, $\alpha = 0.01, 0.05$, $r = 100,000$ として，未知母数 μ_i を

$$\mu_i(1) = 1 + ic_0,\ \mu_i(2) = 1 + i^2 c_0,$$
$$\mu_i(3) = 1 + \sqrt{i}\,c_0,\ \mu_i(4) = 1 + c_0 \log i$$

と設定しシミュレーションを行った．このとき，c_0 の値は閉検定 1 における対立仮説 $H^A_{(1,k-1)}$ の検出力が 0.7 に近くなるように定めた．表 5,6 は，$k = 5, \alpha = 0.05, n_0 = 30, \mu_i = \mu_i(1), \mu_i(3)$ の場合の結果である．

表 5　$k = 5, \alpha = 0.05, n_0 = 30, \mu_i(1)$.

対立仮説	閉検定 1	閉検定 2	シングル
$H^A_{(1,2)}$	0.1196	0.1138	0.0621
$H^A_{(1,3)}$	0.3739	0.4748	0.2566
$H^A_{(1,4)}$	0.7124	0.8704	0.5589
$H^A_{(1,5)}$	0.9083	0.9846	0.8178
$H^A_{(2,3)}$	0.1002	0.0892	0.0539
$H^A_{(2,4)}$	0.3540	0.4782	0.2085
$H^A_{(2,5)}$	0.6466	0.8233	0.4760
$H^A_{(3,4)}$	0.0867	0.0742	0.0450
$H^A_{(3,5)}$	0.2853	0.3742	0.1733
$H^A_{(4,5)}$	0.0827	0.0748	0.0401

表 6　$k = 5, \alpha = 0.05, n_0 = 30, \mu_i(3)$.

対立仮説	閉検定 1	閉検定 2	シングル
$H^A_{(1,2)}$	0.1629	0.1516	0.0900
$H^A_{(1,3)}$	0.4231	0.5216	0.2979
$H^A_{(1,4)}$	0.7006	0.8599	0.5484
$H^A_{(1,5)}$	0.8629	0.9690	0.7506
$H^A_{(2,3)}$	0.0895	0.0741	0.0451
$H^A_{(2,4)}$	0.2732	0.3768	0.1513
$H^A_{(2,5)}$	0.4905	0.6826	0.3137
$H^A_{(3,4)}$	0.0588	0.0444	0.0328
$H^A_{(3,5)}$	0.1814	0.2415	0.0970
$H^A_{(4,5)}$	0.0507	0.0422	0.0252

閉検定 1，閉検定 2 の検出力がシングルよりも一様に高くなっていた．また，基本的に閉検定 2 の検出力が閉検定 1 を上回ることが多かったが，$H^A_{(1,2)}, H^A_{(2,3)}, H^A_{(3,4)}, \cdots$ のように隣接する 2 つの群では，閉検定 1 の検出力のほうが高くなることが多かった．$\alpha = 0.01$ の場合も同様の結果であった．

7　総対検出力の比較

繰り返し回数 $100,000$ 回のシミュレーションにより，各検定法の総対検出力の比較を行う．

$$ITT(\ell) = \begin{cases} 1 & \left(\sum_{1 \leqq i < i' \leqq k} IT_{(i,i')}(\ell) = {}_kC_2 \text{ のとき}\right) \\ 0 & \left(\sum_{1 \leqq i < i' \leqq k} IT_{(i,i')}(\ell) \neq {}_kC_2 \text{ のとき}\right) \end{cases}$$

とすると，総対検出力は

$$APP \equiv \frac{1}{r} \sum_{\ell=1}^{r} ITT(\ell)$$

である．ただし，r はシミュレーションの繰り返し回数である．$k = 4, 5, 6, 7,\ n_0 = 20, 30,\ \alpha = 0.01, 0.05,\ r = 100,000$ として，6 章で設定した未知母数についてそれぞれシミュレーションを行った．このとき，c_0 の値は閉検定 1 の総対検出力が約 0.5 になるように定めた．表 7,8 は，$k = 4, 6, \alpha = 0.05, n_0 = 30$ の場合の結果である．

表 7　$k = 4, \alpha = 0.05, n_0 = 30$.

母数	閉検定 1	閉検定 2	シングル
$\mu_i(1)$	0.5046	0.5059	0.1206
$\mu_i(2)$	0.5315	0.5300	0.1548
$\mu_i(3)$	0.5082	0.5099	0.1492
$\mu_i(4)$	0.5012	0.4975	0.1706

表 8　$k = 6, \alpha = 0.05, n_0 = 30$.

母数	閉検定 1	閉検定 2	シングル
$\mu_i(1)$	0.5063	0.5074	0.0232
$\mu_i(2)$	0.5284	0.5276	0.0369
$\mu_i(3)$	0.5024	0.5021	0.0327
$\mu_i(4)$	0.5006	0.4995	0.0492

閉検定 1，閉検定 2 の検出力がシングルよりも一様に高くなっていた．また，閉検定 1 の検出力が閉検定 2 よりも高くなることが多かった．

8　データ解析

表 9 は，厚生労働省 [5] の「警察庁交通局配布資料（飲酒運転事故関連統計資料）」を基にして作成した．

表 9　飲酒運転による交通死亡事故件数（件）

群	年号	日数	件数
第 1 群	平成 26 年	365	227
第 2 群	平成 24 年	366	256
第 3 群	平成 22 年	365	290
第 4 群	平成 20 年	366	305
第 5 群	平成 18 年	365	611

第 i 群の第 j 日目の死亡者数を X_{ij} とする．例えば，第 1 群は $n_1 = 365$ であり，$X_{11} + \cdots + X_{1n_1} = 227$ である．今回は，閉検定 2 の方法によって解析をした．表 10 は，$\alpha = 0.05$ のときの結果である．

表 10　$\alpha = 0.05$ のときの解析結果．

平成 26 年 vs. 平成 24 年	棄却しない
平成 26 年 vs. 平成 22 年	棄却する
平成 26 年 vs. 平成 20 年	棄却する
平成 26 年 vs. 平成 18 年	棄却する
平成 24 年 vs. 平成 22 年	棄却しない
平成 24 年 vs. 平成 20 年	棄却する
平成 24 年 vs. 平成 18 年	棄却する
平成 22 年 vs. 平成 20 年	棄却しない
平成 22 年 vs. 平成 18 年	棄却する
平成 20 年 vs. 平成 18 年	棄却する

15 年間で飲酒運転による死亡事故が減少していることが分かった．これは飲酒運転に対する罰則が強化されたためだと考えられる．

9　おわりに

本研究では，線形の統計量を基にした標本サイズが不揃いな場合でも適用可能な多重比較検定法を提案することができた．また，その検出力がシングルステップの多重比較検定法よりも一様に上回ることがシミュレーションによって分かった．

参考文献

[1] Hayter, A. J., "A one-sided Studentized range test for testing against a simple ordered alternative", *J. Amer. Statist. Assoc.* , Vol.85, p.778-785, (1990).

[2] 白石高章：「多群連続モデルにおける位置母数に順序制約のある場合の閉検定手順」，日本統計学会誌，第 43 巻，第 2 号，215〜245 頁，(2014).

[3] 松島七海，光田卓矢：「多標本ポアソンモデルにおける順序制約がある場合の線形型検定法」，南山大学情報理工学部情報システム数理学科卒業論文，(2017).

[4] Taka-aki Shiraishi, "Multiple comparison procedures for poisson parameters in multi-sample models", *Behaviormetrika*, Vol.39, p.167-182, (2012).

[5] 厚生労働省，「警察庁交通局配布資料（飲酒運転事故関連統計資料）」 `http://www.mhlw.go.jp/` (2018/2/15 閲覧)