

## 일반화된 네이만-피어슨판별규칙과 동등한 판별규칙

정현성, 림창호

경애하는 최고령도자 김정은동지께서는 다음과 같이 말씀하시였다.

《과학연구부문에서는 나라의 경제발전과 인민생활향상에서 전망적으로 풀어야 할 문제들과 현실에서 제기되는 과학기술적문제들을 풀고 첨단을 돌파하여 지식경제건설의 지름길을 열어놓아야 합니다.》

판별분석문제들은 패턴인식과 종양진단, 금융 등 많은 현실문제들에서 제기되며 모집단은 보통 여러개로 주어진다. 논문에서는 판별능력이 최량인 일반화된 네이만-피어슨판별규칙과 ROC곡면의 견지에서 동등한 판별규칙들에 대하여 논의한다.

### 1. 선행연구결과와 문제설정

선행연구[1]에서는  $m=2$ 인 경우에 제1종의 오판별확률이  $\alpha$ 를 넘지 않는 조건하에서 제2종의 오판별확률이 최소로 되는 네이만-피어슨판별규칙과 그에 대한 추론문제들을 논의하였으며 선행연구[2]에서는 베イズ판별규칙과 우도비판별규칙에 대하여 고찰하였다. 또한 선행연구[3]에서는  $m \geq 3$ 인 경우에 ROC곡면구성과 그에 대한 추정문제들을 논의하였으며 선행연구[4]에서는  $m=2$ 인 경우에 선형판별함수에 의한 중소기업들사이의 국내외의 금융선택권의 판별분석문제를 취급하였다.

표본  $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_p)^T$ 가 모집단  $G = \{G_1, \dots, G_m\}$ 에 속한다고 하고  $G_r$  ( $r=1, \dots, m$ )의 밀도함수를  $f_r(\mathbf{x})$  ( $r=1, \dots, m$ )라고 하자.

판별규칙으로서는 표본공간  $(R^p, B^p)$ 의 어떤 분할규칙  $R^p = R_1^p + \dots + R_m^p$  ( $R_r^p \in B^p$ ,  $r=1, \dots, m$ )을 생각하고  $\mathbf{x} \in R_r^p \Rightarrow \mathbf{x} \in G_r$ 로 판별한다.

$\mathbf{x} \in G_r$ 일 때  $\mathbf{x} \notin G_r$ 라고 잘못 판별하는 오판별확률은  $\alpha_r = \int_{\bar{R}_r^p} f_r(\mathbf{x}) d\mathbf{x}$ 이며  $\mathbf{x} \in G_r$ 라

고 정확히 판별하는 정판별확률은  $\beta_r = \int_{R_r^p} f_r(\mathbf{x}) d\mathbf{x}$ 이다. 여기서  $\bar{R}_r^p = R^p \setminus R_r^p$ 이다.

ROC곡면은  $m \geq 3$ 개의 모집단에 대한 판별규칙에서 모집단을 식별하는 여러가지 선별값(판별경계값)들에 대하여 그 선별값들에 따르는  $G_1$ 의 정판별확률을 1축으로,  $G_2$ 의 정판별확률을 2축으로,  $\dots$ ,  $G_m$ 의 정판별확률을  $m$ 축으로 배치한 점들의 곡면이다.

두 판별규칙의 ROC곡면이 같으면 동등한 판별규칙이라고 부른다.

$m \geq 3$ 인 여러 모집단  $G_r$  ( $r=1, \dots, m$ )의 밀도함수  $f_r(\mathbf{x})$  ( $r=1, \dots, m$ )에 대하여

$$((R_1^p)^*, \dots, (R_m^p)^*)_{(\alpha_1, \dots, \alpha_{m-1})} \in \arg \min_{\Phi(\alpha_1, \dots, \alpha_{m-1})} \int_{\bar{R}_m^p} f_m(\mathbf{x}) d\mathbf{x}$$

$$\Phi(\alpha_1, \dots, \alpha_{m-1}) = \left\{ (R_1^P, \dots, R_{m-1}^P) \left| \int_{\bar{R}_1^P} f_1(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \leq \alpha_1, \dots, \int_{\bar{R}_{m-1}^P} f_{m-1}(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \leq \alpha_{m-1}, R_1^P, \dots, R_{m-1}^P \in B^P \right. \right\}$$

$$\bar{R}_r^P = R^P \setminus R_r^P \quad (r=1, \dots, m)$$

로 되는 일반화된 네이만-피어슨판별규칙은

$$\begin{aligned} (R_1^P)^* &= \{\mathbf{x} \mid f_2(\mathbf{x}) \leq c_{\alpha_1} f_1(\mathbf{x}), \dots, f_m(\mathbf{x}) \leq c_{\alpha_{m-1}} f_1(\mathbf{x})\} \\ (R_2^P)^* &= \{\mathbf{x} \mid f_2(\mathbf{x}) > c_{\alpha_1} f_1(\mathbf{x}), \dots, c_{\alpha_1} f_m(\mathbf{x}) \leq c_{\alpha_{m-1}} f_2(\mathbf{x})\} \\ &\vdots \\ (R_m^P)^* &= \{\mathbf{x} \mid f_m(\mathbf{x}) > c_{\alpha_{m-1}} f_1(\mathbf{x}), \dots, c_{\alpha_{m-2}} f_m(\mathbf{x}) > c_{\alpha_{m-1}} f_{m-1}(\mathbf{x})\} \end{aligned} \quad (1)$$

$$c_{\alpha_1} \geq 0, \dots, c_{\alpha_{m-1}} \geq 0: \int_{(\bar{R}_1^P)^*} f_1(\mathbf{x}) d\mathbf{x} = \alpha_1, \dots, \int_{(\bar{R}_{m-1}^P)^*} f_{m-1}(\mathbf{x}) d\mathbf{x} = \alpha_{m-1}$$

$$(\bar{R}_r^P)^* = R^P \setminus (R_r^P)^*, \quad r=1, \dots, m$$

$$0 \leq \alpha_1 \leq 1, \int_{(R_1^P)^*} f_2(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \leq \alpha_2 \leq 1, \dots, \int_{(R_1^P)^* + \dots + (R_{m-2}^P)^*} f_{m-1}(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \leq \alpha_{m-1} \leq 1$$

론문에서는 일반화된 네이만-피어슨판별규칙과 동등한 판별규칙들에 대하여 론의한다.

## 2. 일반화된 네이만-피어슨판별규칙과 동등한 판별규칙

보조정리 1 모집단  $G_r$  ( $r=1, \dots, m$ )의 밀도함수를  $f_r(\mathbf{x})$  ( $r=1, \dots, m$ )라고 하면 일반화된 네이만-피어슨판별규칙에서 여러가지 선별값  $c_{\alpha_1}, \dots, c_{\alpha_{m-1}}$ 에 따르는 판별규칙은

$$\begin{aligned} (R_1^P)^* &= \{\mathbf{x} \mid q_2 f_2(\mathbf{x}) \leq q_1 f_1(\mathbf{x}), \dots, q_m f_m(\mathbf{x}) \leq q_1 f_1(\mathbf{x})\} \\ (R_2^P)^* &= \{\mathbf{x} \mid q_2 f_2(\mathbf{x}) > q_1 f_1(\mathbf{x}), \dots, q_m f_m(\mathbf{x}) \leq q_2 f_2(\mathbf{x})\} \\ &\vdots \end{aligned} \quad (2)$$

$$(R_m^P)^* = \{\mathbf{x} \mid q_m f_m(\mathbf{x}) > q_1 f_1(\mathbf{x}), \dots, q_m f_m(\mathbf{x}) > q_{m-1} f_{m-1}(\mathbf{x})\}$$

$$0 \leq q_i \leq 1, \quad i=1, \dots, m, \quad q_1 + \dots + q_m = 1$$

과 같다. 여기서

$$q_1 = c_{\alpha_1} q_2, \dots, q_1 = c_{\alpha_{m-1}} q_m, \quad c_{\alpha_1} q_2 = c_{\alpha_2} q_3, \dots, c_{\alpha_{m-2}} q_{m-1} = c_{\alpha_{m-1}} q_m$$

이다.

모집단  $G_r$  ( $r=1, \dots, m$ )의 밀도함수  $f_r(\mathbf{x}) = f(\mathbf{x} | G_r)$  ( $r=1, \dots, m$ )와  $\mathbf{x}$ 에 대응하는 모집단  $G_r$ 의 우도  $L(G_r | \mathbf{x}) = f(\mathbf{x} | G_r)$ 에 대하여

$$r^* = \arg \max_r \{L(G_r | \mathbf{x})\} \Rightarrow \mathbf{x} \in G_{r^*}$$

로 되는 판별규칙을 우도비판별규칙이라고 부른다.

보조정리 2 모집단  $G_r$  ( $r=1, \dots, m$ )의 밀도함수  $f_r(\mathbf{x})$  ( $r=1, \dots, m$ )에 대한 우도비판별규칙에서 여러가지 선별값  $c_1 \geq 0, \dots, c_{m-1} \geq 0$ 에 따르는 판별규칙은

$$\begin{aligned}
(R_1^P)^* &= \{\mathbf{x} \mid q_2 f_2(\mathbf{x}) \leq q_1 f_1(\mathbf{x}), \dots, q_m f_m(\mathbf{x}) \leq q_1 f_1(\mathbf{x})\} \\
(R_2^P)^* &= \{\mathbf{x} \mid q_2 f_2(\mathbf{x}) > q_1 f_1(\mathbf{x}), \dots, q_m f_m(\mathbf{x}) \leq q_2 f_2(\mathbf{x})\} \\
&\vdots \\
(R_m^P)^* &= \{\mathbf{x} \mid q_m f_m(\mathbf{x}) > q_1 f_1(\mathbf{x}), \dots, q_m f_m(\mathbf{x}) > q_{m-1} f_{m-1}(\mathbf{x})\} \\
&0 \leq q_i \leq 1, i=1, \dots, m, q_1 + \dots + q_m = 1
\end{aligned}$$

과 같다. 여기서

$$q_1 = c_1 q_2, \dots, q_1 = c_{m-1} q_m, c_1 q_2 = c_2 q_3, \dots, c_{m-2} q_{m-1} = c_{m-1} q_m$$

이다.

모집단  $G_r$  ( $r=1, \dots, m$ ) 의 밀도함수  $f_r(\mathbf{x})$  ( $r=1, \dots, m$ ) 와 사전확률  $\pi_r$  ( $r=1, \dots, m$ ) 에 대하여

$$\begin{aligned}
((R_1^P)^*, \dots, (R_m^P)^*) &\in \arg \min_{\Phi(R_1^P, \dots, R_{m-1}^P)} \pi_1 \int_{\bar{R}_1^P} f_1(\mathbf{x}) d\mathbf{x} + \dots + \pi_m \int_{\bar{R}_m^P} f_m(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \\
\Phi(R_1^P, \dots, R_{m-1}^P) &= \{(R_1^P, \dots, R_{m-1}^P) \mid R^P = R_1^P + \dots + R_m^P, R_1^P, \dots, R_{m-1}^P \in B^P\} \\
\bar{R}_r^P &= R^P \setminus R_r^P \quad (r=1, \dots, m)
\end{aligned}$$

로 되는 판별규칙을 베이즈판별규칙이라고 부른다.

보조정리 3 모집단  $G_r$  ( $r=1, \dots, m$ ) 의 밀도함수  $f_r(\mathbf{x})$  ( $r=1, \dots, m$ ) 와 사전확률  $\pi_r$  ( $r=1, \dots, m$ ) 에 대한 베이즈판별규칙에서 여러가지 선별값  $c'_1 \geq 0, \dots, c'_{m-1} \geq 0$  에 따르는 판별규칙은

$$\begin{aligned}
(R_1^P)^* &= \{\mathbf{x} \mid q_2 f_2(\mathbf{x}) \leq q_1 f_1(\mathbf{x}), \dots, q_m f_m(\mathbf{x}) \leq q_1 f_1(\mathbf{x})\} \\
(R_2^P)^* &= \{\mathbf{x} \mid q_2 f_2(\mathbf{x}) > q_1 f_1(\mathbf{x}), \dots, q_m f_m(\mathbf{x}) \leq q_2 f_2(\mathbf{x})\} \\
&\vdots \\
(R_m^P)^* &= \{\mathbf{x} \mid q_m f_m(\mathbf{x}) > q_1 f_1(\mathbf{x}), \dots, q_m f_m(\mathbf{x}) > q_{m-1} f_{m-1}(\mathbf{x})\} \\
&0 \leq q_i \leq 1 \quad (i=1, \dots, m, q_1 + \dots + q_m = 1)
\end{aligned}$$

과 같다. 여기서

$$q_1 = c'_1 \frac{\pi_1}{\pi_2} q_2, \dots, q_1 = c'_{m-1} \frac{\pi_1}{\pi_m} q_m, c'_1 \pi_3 q_2 = c'_2 \pi_2 q_3, \dots, c'_{m-2} \pi_m q_{m-1} = c'_{m-1} \pi_{m-1} q_m$$

이다.

정리 1 모집단  $G_r$  ( $r=1, \dots, m$ ) 의 밀도함수를  $f_r(\mathbf{x})$  ( $r=1, \dots, m$ ) 라고 하면 일반화된 네이만-피어슨판별규칙과 우도비판별규칙, 베이즈판별규칙은 모두 동등한 판별규칙이다.

주의 모집단  $G_r$  ( $r=1, \dots, m$ ) 의 밀도함수와 사전확률을 각각  $f_r(\mathbf{x})$ ,  $\pi_r$  ( $r=1, \dots, m$ ) 라고 하고  $r$  제 모집단의 표본을  $s$  제 모집단의 표본으로 잘못 판별했을 때의 손실을  $L(s|r)$ ,  $L(r|r)=0$  이라고 할 때 평균손실이 최소로 되는 판별규칙도 위의 판별규칙들과 동등한 판별규칙이라는것을 마찬가지로 증명할수 있다.

정리 2 모집단  $G_r$  ( $r=1, \dots, m$ ) 의 밀도함수와 사전확률을 각각  $f_r(\mathbf{x})$ ,  $\pi_r$  ( $r=1, \dots, m$ ) 라고 하자. 이때 일반화된 네이만-피어슨판별규칙의 선별값  $c_{\alpha_1}, \dots, c_{\alpha_{m-1}}$  과 우도비판별규칙의 선별값  $c_1, \dots, c_{m-1}$ , 베이즈판별규칙의 선별값  $c'_1, \dots, c'_{m-1}$  들사이에는 관계식

$$c_{\alpha_1} = c_1 = c'_1 \frac{\pi_1}{\pi_2}, \dots, c_{\alpha_{m-1}} = c_{m-1} = c'_{m-1} \frac{\pi_1}{\pi_m}$$

이 성립한다.

## 참 고 문 헌

- [1] A. Zhao et al.; Journal of Machine Learning Research, 17, 1, 2016.
- [2] S. Theodoridis et al.; Pattern Recognition, Elsevier, 13~86, 2009.
- [3] Y. Zhang et al.; Biometrical Journal, 58, 6, 1338, 2016.
- [4] O. O. Nto Philips et al.; International Journal of Research in Business Studies and Management, 6, 2, 8, 2015.

주체108(2019)년 3월 15일 원고접수

## The Generalized Neyman-Pearson Discriminant Rule and Equivalent Discriminant Rules

*Jong Hyon Song, Rim Chang Ho*

In this paper, we study the generalized Neyman-Pearson discriminant rule, Likelihood ratio discriminant rule and Bayes discriminant rule for the several populations, and prove the equivalence of the discriminant rules by ROC surface. And we obtain a relation of their thresholds.

Key words: discriminant analysis, discriminant rule, ROC surface