

## 信噪比的分解及其在稳健设计中的应用

傅珏生 朱红银 汪仁官  
(苏州大学数学科学学院, 苏州, 215006)

### 摘 要

本文讨论了信噪比的分解及其在稳健设计中的应用, 引用 PerMIA 的概念给出了田口的信噪比和社会平均二次损失联系. 最后将 97 年中国大学生数学建模的赛题作为算例, 其参数设计的优化过程更为简洁.

**关键词:** 信噪比, 稳健设计, PerMIA.

**学科分类号:** O213.2.

### §1. 引 言

关于参数的最优化设计, 田口玄一<sup>[1][2]</sup>提出了三次设计. 他认为: “只要产品指标偏离目标值就会造成损失”, 若指标  $y$  的目标值为  $y_0$ , 应以  $L(y) = k(y - y_0)^2$  作为质量损失函数, 以  $Q = kE(y - y_0)^2$  作为社会平均损失, 参数设计应使得损失  $Q$  最小, 并提出了两步法. 设指标  $y$  的均值和方差分别为  $\mu(x), \sigma^2(x)$ ,  $x$  为参数的设计值 (向量). 田口先以信噪比  $\mu^2(x)/\sigma^2(x)$  为指标进行参数的稳健设计, 再以性能  $y$  或灵敏度为指标进行灵敏度设计, 以内外表 (正交表) 直接法求解.

田口的信噪比 (SN 比) 来源于信号传输中的信噪比, 在望目特性问题中, 田口把指标均值的平方  $(Ey)^2 = \mu^2(x)$  看作信号的功率, 噪声的功率就是  $y$  的方差  $\sigma^2(x)$ , 于是信噪比定义为  $\mu^2(x)/\sigma^2(x)$ , 美国的 AT&T Bell 实验室的研究人员<sup>[3]</sup>对田口的信噪比及两步法在数学上作出了解释和推广. 损失  $Q$  可表示为

$$\begin{aligned} Q &= kE(y - y_0)^2 = k[E(y - Ey)^2 + (Ey - y_0)^2] \\ &= k[\sigma^2(x) + (\mu(x) - y_0)^2] = k\left[\frac{\sigma^2(x)}{g(\mu(x))}g(\mu(x)) + (\mu(x) - y_0)^2\right], \end{aligned} \quad (1)$$

这里  $g(\cdot)$  为一待定的函数.

**定义** 设  $x = (x_1, x_2)$ , 对偏差平方和  $MSE = E(y - y_0)^2$ , 如果存在一非负函数  $g(\cdot)$ , 使  $\sigma^2(x)/g(\mu(x))$  与  $x_2$  无关, 且对任意固定的  $x_1$ ,  $\mu(x) = \mu(x_1, x_2)$  可全程调 (即指在  $x_2$  的取值范围内,  $\mu(x)$  可取值域范围内的任意值), 则称  $\sigma^2(x)/g(\mu(x))$  为一个 PerMIA (Performance Measure Independent of Adjustment), 同时称  $x_2$  为调节因子.

对 PerMIA, 若取  $g(z) = z^2$ , 第一步, 先选  $x_1^*$ ,  $x = (x_1^*, x_2)$ , 使得 PerMIA 达最小 (即 SN 最大), 而 PerMIA 与  $x_2$  无关; 第二步, 再调节  $x_2$  为  $x_2^*$ , 使得损失  $Q$  达最小, 此即田口提供的两步法. 从而即可看出, PerMIA 将田口两步法中的最大化信噪比和他提出的最小化社会平均损

失联系在一起. 本文提出了一种利用 PerMIA 这个概念, 借助于调节因子进行稳健设计方法. 在一定意义下给出了可以利用这种方法的充要条件, 使得在应用中更为方便, 便于推广.

## § 2. 主要结论

关于田口的信噪比, 我们有如下定理:

**引理 1** 设随机变量  $\xi$ , 其  $E(\xi) = x$ ,  $\text{Var}(\xi) = x^2\sigma^2$ , 而  $y$  是  $\xi$  的函数, 即  $y = f(\xi)$ , 则在近似意义下,  $y$  的噪信比为常数的充要条件为  $y = c\xi^\alpha$ , 这里  $\alpha$  和  $c$  均为实数.

**证明:** 充分性: 将  $y$  在  $x$  处 Taylor 展开并略去二阶及高阶项, 在近似意义下, 有

$$y = cx^\alpha + c\alpha x^{\alpha-1}(\xi - x), \quad E y = cx^\alpha = \mu_y(x), \\ \sigma_y^2(x) = \text{Var}(y) = c^2\alpha^2 x^{2(\alpha-1)}\text{Var}(\xi) = c^2\alpha^2 x^{2\alpha}\sigma^2,$$

则噪信比为

$$\frac{\sigma_y^2(x)}{\mu_y^2(x)} = \frac{c^2\alpha^2 x^{2\alpha}\sigma^2}{c^2 x^{2\alpha}} = \alpha^2\sigma^2.$$

必要性: 记  $y$  的噪信比为  $\alpha_0$  将  $y$  在  $x$  处 Taylor 展开并略去二阶及高阶项, 近似有

$$y = f(\xi) = f(x) + f'(x)(\xi - x), \quad \sigma_y^2(x) = [f'(x)]^2\text{Var}(\xi) = [f'(x)x\sigma]^2, \\ \mu_y(x) = f(x), \\ \frac{\sigma_y^2(x)}{\mu_y^2(x)} = \frac{[f'(x)x\sigma]^2}{[f(x)]^2} = \alpha_0, \quad \frac{f'(x)x}{f(x)} = \alpha, \quad \text{其中 } \alpha = \sqrt{\frac{\alpha_0}{\sigma^2}}.$$

解此微分方程得  $f(x) = cx^\alpha$ , 这里  $c$  是常数, 所以  $y = f(\xi) = c\xi^\alpha$ . #

由引理 1 可知, 若元件的特性指标的信噪比为常数, 产品的性能输出为元件的特性指标的幂函数, 则产品的性能输出的信噪比也为常数.

**引理 2**<sup>[5]</sup> 设  $y = f(x_1, \dots, x_n)$ ,  $y$  的目标值为  $y_0$ ,  $x_1, \dots, x_n$  为相互独立的随机变量, 其期望和均方差分别为  $x_{i0}$  和  $\sigma_i$ , (绝对) 容差记为  $r_i = 3\sigma_i$ , 相对容差记为  $t_i = r_i/x_{i0}$ , 记  $x_0 = (x_{10}, \dots, x_{n0})$ ,  $t = (t_1, \dots, t_n)$ , 则  $y$  的噪信比为

$$\frac{\sigma_y^2}{\mu_y^2} = \frac{1}{9} \sum_{i=1}^n \left( \frac{d_i x_{i0}}{f(x_0)} \right)^2 t_i^2, \quad \text{其中 } d_i = \left. \frac{\partial f}{\partial x_i} \right|_{x_0}. \quad (2)$$

$y$  的目标损失函数为

$$Q = k(f(x_0) - y_0)^2 + \frac{k}{9} \sum_{i=1}^n \left( \frac{d_i x_{i0} t_i}{f(x_0)} \right)^2 f^2(x_0). \quad (3)$$

**证明:** 因  $x_1, \dots, x_n$  为相互独立的随机变量, 显然  $y$  也是随机变量, 将  $y$  在  $x_0$  处 Taylor 展开并略去二阶及高阶项, 有

$$y = f(x_0) + \sum_{i=1}^n d_i(x_i - x_{i0}),$$

则  $E(y) = f(x_0)$ ,

$$\sigma_y^2 = \sum_{i=1}^n d_i^2 \sigma_i^2 = \frac{1}{9} \sum_{i=1}^n (d_i x_{i0} t_i)^2,$$

$y$  的噪信比为

$$\frac{\sigma_y^2}{\mu_y^2} = \frac{1}{9} \frac{\sum_{i=1}^n (d_i x_{i0} t_i)^2}{f^2(x_0)} = \frac{1}{9} \sum_{i=1}^n \left( \frac{d_i x_{i0}}{f(x_0)} \right)^2 t_i^2,$$

损失函数由 (1) 式得

$$Q = k(f(x_0) - y_0)^2 + \frac{k}{9} \sum_{i=1}^n \left( \frac{d_i x_{i0} t_i}{f(x_0)} \right)^2 f^2(x_0). \quad \#$$

**引理 3** 设  $x_1, \dots, x_n$  为相互独立的随机变量, 且  $y = f(x_1, \dots, x_n) = f_1(x^{(1)})f_2(x^{(2)})$ ,  $x^{(1)} = (x_1, \dots, x_m)$ ,  $x^{(2)} = (x_{m+1}, \dots, x_n)$ , 则  $y$  的噪信比为

$$\frac{\sigma_y^2}{\mu_y^2(x)} = \frac{\sigma_{f_1}^2(x^{(1)})}{\mu_{f_1}^2(x^{(1)})} + \frac{\sigma_{f_2}^2(x^{(2)})}{\mu_{f_2}^2(x^{(2)})}.$$

**证明:** 因  $x_1, \dots, x_n$  为相互独立的随机变量, 显然  $y$  也是随机变量, 设  $x_i$  ( $i = 1, \dots, n$ ) 的期望和均方差分别为  $x_{i0}$  和  $\sigma_i$ , 记  $x_0 = (x_{10}, \dots, x_{n0})$ , 将  $y$  在  $x_0$  处 Taylor 展开并略去二阶及高阶项, 近似有

$$y = f(x_0) + \sum_{i=1}^n d_i(x_i - x_{i0}),$$

其中

$$d_i = \frac{\partial f}{\partial x_i} \Big|_{x_0} = \begin{cases} \frac{\partial f_1}{\partial x_i} f_2(x^{(2)}) \Big|_{x_0}, & i = 1, \dots, m; \\ \frac{\partial f_2}{\partial x_i} f_1(x^{(1)}) \Big|_{x_0}, & i = m + 1, \dots, n, \end{cases}$$

则  $E(y) = f(x_0)$ ,  $\sigma_y^2 = \sum_{i=1}^n d_i^2 \sigma_i^2$ ,

$$\begin{aligned} \frac{\sigma_y^2}{\mu_y^2(x)} &= \frac{\sum_{i=1}^n (d_i \sigma_i)^2}{f^2(x)} = \sum_{i=1}^n \left( \frac{\partial f / \partial x_i}{f(x)} \sigma_i \right)^2 \\ &= \sum_{i=1}^m \left( \frac{\partial f_1 / \partial x_i}{f_1(x^{(1)})} \sigma_i \right)^2 + \sum_{i=1}^n \left( \frac{\partial f_2 / \partial x_i}{f_2(x^{(2)})} \sigma_i \right)^2 = \text{I} + \text{II}. \end{aligned}$$

即

$$f_1(x^{(1)}) \text{ 的噪信比为 } \frac{\sigma_{f_1}^2(x^{(1)})}{\mu_{f_1}^2(x^{(1)})} = \text{I}, \quad f_2(x^{(2)}) \text{ 的噪信比为 } \frac{\sigma_{f_2}^2(x^{(2)})}{\mu_{f_2}^2(x^{(2)})} = \text{II}. \quad \#$$

由以上引理可得如下定理:

**定理 1** 条件同引理 2,  $y = f(x)$  可分离变量, 即

$$f = f_1(x^{(1)})f_2(x^{(2)}),$$

$x^{(1)} = (x_1, \dots, x_m)$ ,  $x^{(2)} = (x_{m+1}, \dots, x_n)$ , 且  $f_1(x^{(1)})$  为  $x_i$  ( $i = 1, \dots, m$ ) 的幂函数的乘积, 即  $f_1(x^{(1)}) = x_1^{\alpha_1} x_2^{\alpha_2} \dots x_m^{\alpha_m}$ ,  $x_i$  ( $i = 1, \dots, m$ ) 的信噪比为常数, 则  $y$  的噪信比即为 PerMIA,  $x_i$  ( $i = 1, \dots, m$ ) 即为调节因子.

**证明:** 由引理 2 和引理 3,  $y$  的噪信比

$$\frac{\sigma_y^2(x)}{\mu_y^2(x)} = \frac{\sigma_{f_1}^2(x^{(1)})}{\mu_{f_1}^2(x^{(1)})} + \frac{\sigma_{f_2}^2(x^{(2)})}{\mu_{f_2}^2(x^{(2)})} = \frac{1}{9} \sum_{i=1}^m t_i^2 \left( \frac{(\partial f_1 / \partial x_i) x_i}{f_1(x^{(1)})} \right)^2 + \frac{1}{9} \sum_{i=m+1}^n t_i^2 \left( \frac{(\partial f_2 / \partial x_i) x_i}{f_2(x^{(2)})} \right)^2,$$

再注意到  $x_i$  的信噪比为常数时  $t_i$  为常数 ( $i = 1, \dots, m$ ), 故由引理 1 和引理 3,

$$\frac{\sigma_{f_1}^2(x^{(1)})}{\mu_{f_1}^2(x^{(1)})} \text{ 为常数, } \quad \frac{\sigma_y^2(x)}{\mu_y^2(x)} \text{ 与 } x^{(1)} \text{ 无关,}$$

故  $x^{(1)}$  即为调节因子. 显然, 此时  $y$  的噪信比即为 PerMIA. #

**推论 1** 条件同引理 2, 且  $y = f(x_1, \dots, x_n) = x_1^{\alpha_1} x_2^{\alpha_2} \dots x_n^{\alpha_n}$ , 则  $y$  的噪信比为

$$\frac{\sigma_y^2(x)}{\mu_y^2(x)} = \frac{1}{9} \sum_{i=1}^n t_i^2 \alpha_i^2.$$

**证明:** 这只要注意  $x_1^{\alpha_1}$  的噪信比为

$$\frac{1}{9} t_1^2 \left( \frac{d_1 x_1}{f} \right)^2 = \frac{1}{9} t_1^2 \left( \frac{\alpha_1 x_1^{\alpha_1 - 1} g(x_2, \dots, x_n) x_1}{x_1^{\alpha_1} g(x_2, \dots, x_n)} \right)^2 = \frac{1}{9} (t_1 \alpha_1)^2$$

即可. #

### § 3. 应 用

**例 1** 97' 数学建模竞赛题<sup>[4]</sup> 零件的参数设计

一件产品有若干个零件组装而成, 标志产品性能的某个参数取决于这些零件. 零件参数包括标定值和容差两部分. 进行成批生产时, 标定值表示一批零件该参数的平均值, 容差则给出了参数偏离其标定值的容许范围. 若零件参数视为随机变量, 则标定值代表期望, 在生产部门无特殊要求时, 容差通常规定为均方差的 3 倍.

进行零件参数设计, 就是要确定其标定值和容差, 这时要考虑两方面因素:

1. 当各零件组装成产品时, 如果产品参数偏离与现设定的目标值, 就会造成质量损失, 偏离越大, 损失越大.
2. 零件容差的大小决定了其制造成本, 容差设计得越小, 成本越高.
3. 试通过如下的具体问题给出一般的零件参数设计方法.
4. 粒子分离器某参数 (记作  $y$ ) 有七个零件的参数 (记作  $x_1, x_2, \dots, x_7$ ) 决定, 经验公式为

$$y = 174.42 \left( \frac{x_1}{x_5} \right) \cdot \left( \frac{x_3}{x_2 - x_1} \right)^{0.85} \sqrt{\frac{1 - 2.62[1 - 0.36(x_4/x_2)^{-0.56}]^{1.5}(x_4/x_2)^{1.16}}{x_6 x_7}}.$$

$y$  的目标值 (记作  $y_0$ ) 为 1.50. 当  $y$  偏离  $y_0 \pm 0.1$  时, 产品为次品, 质量损失为 1000 (元), 当  $y$  偏离  $y_0 \pm 0.3$  时, 产品为废品, 损失为 9000 (元).

零件参数的标定值有一定的容许变化范围: 容差分为 A、B、C 三个等级, 用与标定值的相对值表示, A 等为  $\pm 1\%$ , B 等为  $\pm 5\%$ , C 等为  $\pm 10\%$ , 7 个零件参数标定值的容许范围, 及不同容差等级零件的成本 (元) 如下表 (符号 / 表示无此等级零件):

	标定值容许范围	C 等	B 等	A 等
$x_1$	[0.075, 0.125]	/	25	/
$x_2$	[0.225, 0.375]	20	50	/
$x_3$	[0.075, 0.125]	20	50	200
$x_4$	[0.075, 0.125]	50	100	500
$x_5$	[1.125, 1.875]	50	/	/
$x_6$	[12, 20]	10	25	100
$x_7$	[0.5625, 0.935]	/	25	100

现进行成批生产，每批产量 1000 个。在原设计中，7 个零件参数的标定值为： $x_1 = 0.1, x_2 = 0.3, x_3 = 0.1, x_4 = 0.1, x_5 = 1.5, x_6 = 16, x_7 = 0.75$ ；容差均取最便宜的等级。请你综合考虑  $y$  偏离  $y_0$  造成的损失和零件成本，重新设计零件参数（包括标定值和容差），并与原设计比较，总费用降低了多少。

(一) 问题分析

本问题是一个有约束条件的最优化问题。

问题的约束条件由零件参数（包括标定值和容差）的变化范围确定，我们的目标是求出零件参数的最优设计，使得生产费用最小。问题的目标函数是总费用函数，包括两部分，一是七个零件的总成本，二是由产品性能参数 ( $y$ ) 偏离目标值 ( $y_0$ ) 而造成的总损失。

由于零件的容差等级和标定值结合在一起决定总费用，而七个零件的容差等级的选取共有 108 种，使问题变复杂，故分两步来解决问题。第一步，先固定容差等级，选择零件的标定值使损失最小；第二步，在所有 108 种容差等级选取方法中选取使得总费用最小的容差等级。而在第一步，采用田口提出的两步法观点，第一步：确定影响 SN 比的变量 ( $x_1, x_2, x_4$ )，使 SN 比最大，即使 PerMIA 最小。第二步：调节调节因子 ( $x_3, x_5, x_6, x_7$ ) 使损失  $E(L(y))$  达到最小。

(二) 目标函数

由引理 2，目标损失函数为

$$Q_0 = 10^5(f(x_0) - y_0)^2 + \frac{10^5}{9} \sum_{i=1}^7 (d_i x_{i0} t_i)^2 + \sum_{i=1}^7 c_i(t_i).$$

其中  $t_i$  为第  $i$  种零件的容差等级， $c_i(t_i)$  为第  $i$  种零件在容差等级为  $t_i$  时的成本。

(三) 求解

第一步：对固定的  $t_i$ ，损失为

$$E(L(y)) = k \frac{\sigma^2(x)}{f^2(x)} f^2(x) + k(f(x) - y_0)^2,$$

这里的  $\sigma^2(x)/f^2(x)$  如 (2) 式等号右端。

根据田口思想，应先使信噪比最大，即使 PerMIA 最小，亦即先求  $\min_x [\sigma^2(x)/f^2(x)]$ ，而

$$\begin{aligned} y &= f(x) \\ &= 174.42x_3^{0.85}x_5^{-1}(x_6x_7)^{-0.5} \cdot x_1(x_2 - x_1)^{-0.85} \left\{ 1 - 2.62 \left[ 1 - 0.36 \left( \frac{x_4}{x_2} \right)^{-0.56} \right]^{1.5} \left( \frac{x_4}{x_2} \right)^{1.16} \right\}^{0.5} \\ &= f_1(x^{(1)}) \cdot f_2(x^{(2)}), \end{aligned}$$

其中  $(x_3, x_5, x_6, x_7)$  构成  $x^{(1)}$ ,  $(x_1, x_2, x_4)$  构成  $x^{(2)}$ , 因  $f_1(x^{(1)})$  中都是幂函数形式, 且可分离变量, 由推论 1,  $f_1(x^{(1)})$  的噪信比为  $(1/9) \sum t_i^2 \alpha_i^2$  ( $i = 3, 5, 6, 7$ ), 当  $t_i$  给定时, 它为常数, 其中  $\alpha_3 = 0.85$ ,  $\alpha_5 = -1$ ,  $\alpha_6 = \alpha_7 = -0.5$ , 因此求

$$\begin{aligned} \min_x \frac{\sigma^2(x)}{f^2(x)} &= \frac{1}{9} \sum t_i^2 \alpha_i^2 + \min_{x^{(2)}} \frac{\sigma^2(x^{(2)})}{f^2(x^{(2)})} \\ &= \frac{1}{9} \sum t_i^2 \alpha_i^2 + \min_{x^{(2)}} \frac{1}{9} \left[ \left( t_1 \frac{d_1 x_1}{f} \right)^2 + \left( t_2 \frac{d_2 x_2}{f} \right)^2 + \left( t_4 \frac{d_4 x_4}{f} \right)^2 \right], \end{aligned}$$

对函数  $f$  求微分可得  $d_1 x_1/f$ ,  $d_2 x_2/f$ ,  $d_4 x_4/f$  的表达式, 求  $d_2 x_2/f$  时利用

$$\frac{(\partial f / \partial x)x}{f} = \frac{(\partial f_1 / \partial x)x}{f_1} + \frac{(\partial f_2 / \partial x)x}{f_2},$$

(其中  $f(x) = f_1(x)f_2(x)$ ), 可轻易求得

$$\frac{d_2 x_2}{f} = -0.85 x_2 (x_2 - x_1)^{-1} - \frac{d_4 x_4}{f}.$$

下面用直接搜索法(网格法)对  $\min_{x^{(2)}} [\sigma^2(x^{(2)})/f_2^2(x^{(2)})]$  求最优解.

此时目标函数已由 7 维降至 3 维, 对  $x_1, x_2, x_4$  分别取步长为 0.005, 0.00125, 0.00125, 分为  $11 \times 121 \times 41$  个网络, 在计算机上运行片刻可得  $x_1, x_2, x_4$  的最优解  $x_1^*, x_2^*, x_4^*$  和  $\sigma^2/f^2$  的值, 从而再求损失  $(\sigma^2/f^2)f^2 + (f - 1.5)^2$  的极小解  $f = 3/[2(1 + \sigma^2/f^2)]$ , 因为调节因子  $x_3, x_5, x_6, x_7$  在取值范围内可任意取值, 因而在  $x_1^*, x_2^*, x_4^*$  下可得无数组  $(x_3^*, x_5^*, x_6^*, x_7^*)$ , 任取一组即可.

第二步: 遍历 108 种容差, 即可得最优解为

$$x^{**} = (0.075, 0.375, 0.125, 0.12, 1.2, 18.2, 0.575263),$$

$$t^{**} = (0.05, 0.05, 0.05, 0.1, 0.1, 0.05, 0.05).$$

即  $t^{**} = (B, B, B, C, C, B, B)$ .

产品性能  $y = 1.49684$ , 平均每件产品的总费用为 748.737, 此时,  $\text{PerMIA} = 2.10994 \times 10^{-3}$ .

(四) 结果评价

竞赛组委会所提供的解为:

$$x = (0.075, 0.375, 0.125, 0.1185, 1.1616, 19.96, 0.5625), \quad t = (B, B, B, C, C, B, B),$$

产品性能  $y = 1.49684$ , 计算可得  $\text{PerMIA} = 2.10994 \times 10^{-3}$ , 平均每件产品的总费用为 748.749. 和本文的解相比, 若忽略计算精度的差异, 结果一致.

本解法的主要优点在于将一个七维函数降至三维函数, 大大提高了在计算机上搜索的可行性, 原本要在计算机上对原来的七维函数用网格法进行搜索根本不可行, 而降至三维后, 在计算机上运行片刻即可得到解. 另外, 本题中对变量  $x_3, x_5, x_6, x_7$  的标定值的选择自由度很大, 可以随意搭配, 这在实际工程生产中很有意义.

本文提供的解法还适用于许多其它望目特性的设计问题.

**例 2** 发射物体达到指定的距离<sup>[1][2]</sup>

将质量  $M = 1\text{kg}$  的物体进行抛掷, 设抛掷的水平距离  $y$  与作用力  $F$  (N)、仰角  $\alpha$  (度) 的关系为  $y = (1/g)(F/M)^2 \sin 2\alpha$ , 重力加速度  $g = 9.807$ , 设目标距离为  $80\text{m}$ , 力的范围为  $1\text{--}30\text{N}$ , 角度  $\alpha \in (0^\circ, 90^\circ)$ , 且  $\alpha, F$  与  $M$  各有波动  $\Delta F = \pm 0.02F$ ,  $\Delta M = \pm 0.01M$ ,  $\Delta \alpha = \pm 0.05\alpha$ , 确定  $F$  与  $\alpha$  的搭配, 使发射的物体在水平线上达到的距离最稳定地接近  $80\text{m}$ .

**解** 记  $y = (1/g)(F/M)^2 \cdot \sin 2\alpha \hat{=} f_1 \cdot f_2$ , 因为  $f_1$  是关于  $F$  与  $M$  的幂函数形式, 只有  $\alpha$  对  $y$  的噪信比有影响, 故使

$$\frac{\sigma_2^2}{f_2^2} = \frac{4}{9} t_\alpha^2 \left( \frac{\alpha \cos 2\alpha}{\sin 2\alpha} \right)^2$$

达到最小即可.

容易验证: 当  $\alpha \in (0^\circ, 45^\circ)$  时,  $\sigma_2^2/f_2^2$  单调递减; 当  $\alpha \in (45^\circ, 90^\circ)$  时,  $\sigma_2^2/f_2^2$  单调递增. 故  $\alpha = 45^\circ$  时,  $\sigma_2^2/f_2^2$  达最小值.

$$\frac{\sigma^2}{f^2} = \frac{4}{9} \left( t_\alpha^2 + t_\alpha^2 \frac{\alpha^2 \cos^2 2\alpha}{\sin^2 2\alpha} + t_m^2 \right) = \frac{4}{9} \left( 0.02^2 + 0.05^2 \frac{\alpha^2 \cos^2 2\alpha}{\sin^2 2\alpha} + 0.01^2 \right) \approx 2.22 \times 10^{-4},$$

$$\frac{\sigma^2}{f^2} f^2 + (f - 80)^2 = \left( 1 + \frac{\sigma^2}{f^2} \right) f^2 - 160f + 6400,$$

当  $F \in (1, 30)$  时, 在  $F = 28\text{N}$  达到极小, 从而  $F$  与  $\alpha$  的最优搭配为  $F = 28\text{N}$ ,  $\alpha = 45^\circ$ .

由本文上述解法可以看出, 此题实质上已经不是一个多变量的参数设计问题, 从而无须利用正交表, 而转化为单变量的极值问题.

### 参 考 文 献

- [1] 中国兵器工业质量管理协会编, 质量工程学, 北京理工大学出版社, 1991.
- [2] 中国现场统计研究会三次设计组编著, 发射物体达到指定的距离, 可计算性项目的三次设计, 北京大学出版社, 1985.
- [3] Leon, R.V., Shoemaker, A.C. and Kacker, R.N., Performance measures independent of adjustment: an explanation and extension of Taguchi's signal-to-noise ratios, *Technometrics*, **29(3)**(1987), 253–285.
- [4] 中国数学会, 1997 年全国大学生数学建模竞赛题目, 数学的实践与认识, **28(1)**(1998), 1–2.
- [5] 姜启源, “零件的参数设计”模型和评价, 数学的实践与认识, **28(1)**(1998), 54–57.

## The Decomposition of Signal-To-Noise Ratios with Application to the Robust Design

FU JUESHENG      ZHU HONGYIN      WANG RENGUAN

(School of Mathematical Sciences, Soochow University, Suzhou, 215006)

In this paper, it is discussed the decomposition of signal-to-noise ratios with application to the robust design. The conception of PerMIA, which gives the connection between the G.Taguchi's signal-to-noise ratios and his social average quadratic loss, is quoted. As an example, the problem in the CMCM-97 is analyzed using the approach and it can be concluded that this approach is more convenient in optimization procedure to parameter design.