

doi: 10.3969/j.issn.1005-3026.2017.02.006

基于 SIFT 和 SDM 的虹膜定位方法

王 琪, 张 铁, 张晓梦, 张祥德
(东北大学 理学院, 辽宁 沈阳 110819)

摘 要: 为了提高虹膜定位的速度和稳定性,提出一种基于 SDM 的快速、稳定的虹膜定位算法. 该方法首先采用径向对称变换粗定位瞳孔,然后采用微积分算子精定位瞳孔;选取 SIFT 特征描述虹膜外边缘及眼睑的边界特征,采用 SDM 算法求解定位结果,最后采用最小二乘法确定虹膜外圆及上、下眼睑边界参数. 实验结果表明该算法大大提高了虹膜定位的效率和稳定性.

关 键 词: 虹膜识别;虹膜定位;SIFT;SDM;最小二乘算法

中图分类号: TP 391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-3026(2017)02-0180-05

Iris Localization Method Based on SIFT and SDM

WANG Qi, ZHANG Tie, ZHANG Xiao-meng, ZHANG Xiang-de
(School of Sciences, Northeastern University, Shenyang 110819, China. Corresponding author: ZHANG Xiang-de, E-mail: zhangxiangde@mail.neu.edu.cn)

Abstract: To improve the speed and stability of iris localization, an SDM (supervised descend method)-based iris localization algorithm was proposed. Firstly, radial symmetry transformation was adopted to localize pupil roughly, then, an integro-differential operator was used to segment pupil accurately. Secondly, SIFT (scale invariant feature transform) features were selected to describe the characteristic information of the outer boundary of the iris and eyelids. Thirdly, the SDM algorithm was employed to determine the key points on the outer boundary and eyelids. Finally, the least square algorithm was used to determine the parameters of the outer boundary, the upper and lower eyelids. Experimental results show that the proposed algorithm can greatly improve the efficiency and stability of iris localization.

Key words: iris recognition; iris localization; SIFT; SDM; least square algorithm

虹膜定位通常指确定虹膜的内、外边缘,上、下眼睑四个边界^[1-4].

在虹膜识别中,稳定、准确地定位虹膜边界难度较大.这是因为采集到的虹膜图像是复杂多变的,如光的强弱变化,图像的对比度变化,睫毛、眼睑遮挡、光斑反射和眼镜等噪声的影响等,这些不可控的因素大大增加了分割虹膜区域的难度.事实上,虹膜分割算法已经成为影响虹膜识别系统性能的一个瓶颈.

微积分算子^[1-3]、边缘检测与 Hough 变换相结合^[4]是较为常见的两种虹膜定位算法.这两种算法在虹膜定位中主要有三个问题:①计算效率.微积分算子的定位效率主要受到边界参数范围的影响,初定位的准确性越差,搜索范围越大,则计算时间越长;Hough 变换算法的定位效率主要受到边界点数量和参数搜索范围的影响,图像中的噪声越多、参数搜索范围越大,则定位时间越长.②虹膜外边缘定位容易出现错误.微积分算子和边缘检测都容易受到睫毛、光斑、眼镜框等各种噪声影响,导致定位错误.③上、下眼睑定位错误.由于成像设备、拍照环境和个人眼睑差异,导致不同人的眼睑在不同设备下成像差别较大,容易造成定位错误.虹膜边界和眼睑的定位错误将降低虹膜识别的准确率.

为了提高虹膜边缘与眼睑定位的定位效率和准确性,本文提出一种基于 SIFT (scale invariant

feature transform)^[5-6] 特征和 SDM (supervised descend method)^[7] 算法的虹膜定位方法. 该方法首先采用径向对称变换^[8]和微积分算子定位瞳孔, 然后采用 SIFT 特征描述虹膜边界的关键点, 并采用 SDM 算法对虹膜定位的优化模型进行求解, 得到虹膜内外边界和上下眼睑的关键点坐标, 最后采用最小二乘法^[9]确定上、下眼睑的边界和虹膜外边缘.

1 基于 SIFT 和 SDM 的虹膜定位算法

1.1 瞳孔定位

在近红外设备拍摄的虹膜图像中, 瞳孔与虹膜的灰度差别较大, 边界梯度较大, 易于定位, 且定位的稳定性和效率均较高. 因此本文在定位瞳孔时, 采用“先粗后精”的原则: 首先采用径向对

称变换粗定位瞳孔, 然后采用微积分算子精定位瞳孔.

微积分检测算子^[1-3]是 Daugman 提出的一种虹膜定位算法, 该算法计算虹膜图像圆环上的灰度差分, 然后从所有差分结果中取最大值, 得到最后定位结果. 计算公式如下:

$$(a_0, b_0, r_0) = \arg \max_{(a,b,r)} \left| G_{\sigma}(r) * \frac{\partial}{\partial r} \oint_{a,b,r} \frac{I(x,y)}{2\pi r} ds \right|.$$

式中: $G_{\sigma}(r)$ 为平滑函数; $*$ 为卷积运算; $I(x,y)$ 为图像灰度矩阵; (a,b) 为圆心; r 为圆的半径.

1.2 虹膜外边界的 SIFT 特征描述

SIFT 特征是一种常用的图像局部特征^[5-6], 该特征信息量大, 唯一性好, 被广泛应用于多种计算机视觉问题^[10]. 本文应用 SIFT 提取虹膜边界上关键点的特征向量. 图 1 给出了虹膜外边界上不同点的位置和它们的 SIFT 特征比较.

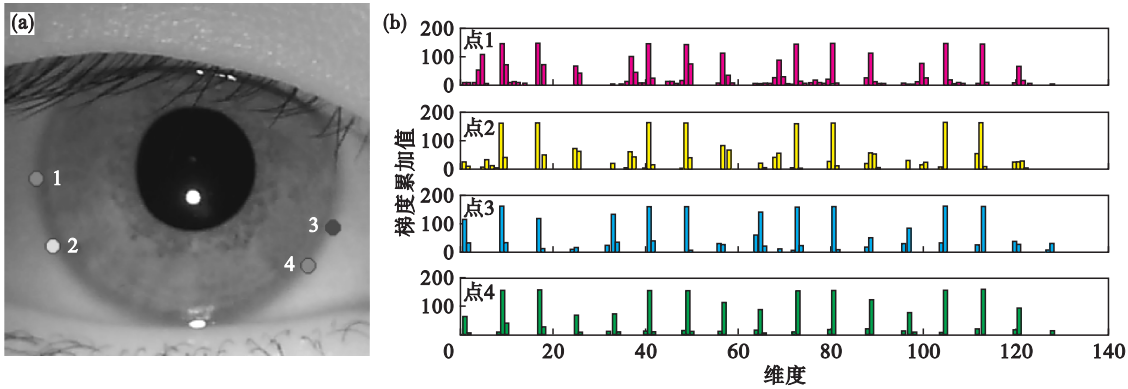


图 1 不同边界点的 SIFT 特征
Fig. 1 SIFT features of different boundary points
(a)一边界点位置; (b)—图 1a 所示各点的 SIFT 特征.

1.3 SDM 定位

1.3.1 SDM 算法

SDM 采用有监督学习得到当前点到目标点的最优迭代向量.

该方法建立形状向量的偏移量 $\Delta \mathbf{x} = \mathbf{x}^* - \mathbf{x}$ 和当前形状 \mathbf{x} 的特征 $\varphi(I(\mathbf{x}))$ 之间的线性回归模型:

$$\Delta \mathbf{x} = \mathbf{R} \varphi(I(\mathbf{x})) + \mathbf{b},$$

然后利用当前形状 \mathbf{x} 和形变向量 $\Delta \mathbf{x}$ 迭代得到期望的位置向量 $\mathbf{x}_i = \mathbf{x} + \Delta \mathbf{x}$.

为了降低搜索陷入局部最小的可能性, SDM 进行多次迭代, 学习得到一系列的 $\{\mathbf{R}_k\}$ 和 $\{\mathbf{b}_k\}$. SDM 学习的目标为

$$\arg \min_{\mathbf{R}_k, \mathbf{b}_k} \sum_i \sum_j \|\Delta \mathbf{x}_*^{ki} - \mathbf{R}_k \varphi(I(\mathbf{x}_k^i)) - \mathbf{b}_k\|^2. \quad (1)$$

式中: k 为迭代次数; \mathbf{x}_k 表示迭代到第 k 次时的形

状向量; \mathbf{x}_k^i 表示该形状向量中的第 i 个点的坐标; $\Delta \mathbf{x}_*^{ki}$ 表示第 k 次迭代时, 第 i 个点与实际边界点的真实偏差. 所以, 该式表示的是对所有图像上关键点 SIFT 特征线性回归二范数误差最小.

1.3.2 SDM 学习

本文在虹膜外边界上取 32 个点作为虹膜的外边界关键点. 其中, 上、下眼睑各 13 个点, 虹膜外边缘的左、右圆弧上各 3 个点, 如图 2 所示. 图 2a 为有上、下眼睑的虹膜图像的训练样本的标记点, 其中 1, 13 号点和 14, 26 号点分别是上、下眼睑与虹膜外圆交点; 图 2b 为下眼睑不遮挡虹膜的样本标记点, 这样的虹膜外边缘与下眼睑没有交点, 14 ~ 26 号点均取虹膜外边界上的最低点; 图 2c 为上眼睑不遮挡虹膜的样本标记点, 其中, 1 ~ 13 号点均取虹膜外边界中最上侧的点. 图 2d 给出了所有训练样本上得到的平均形状.

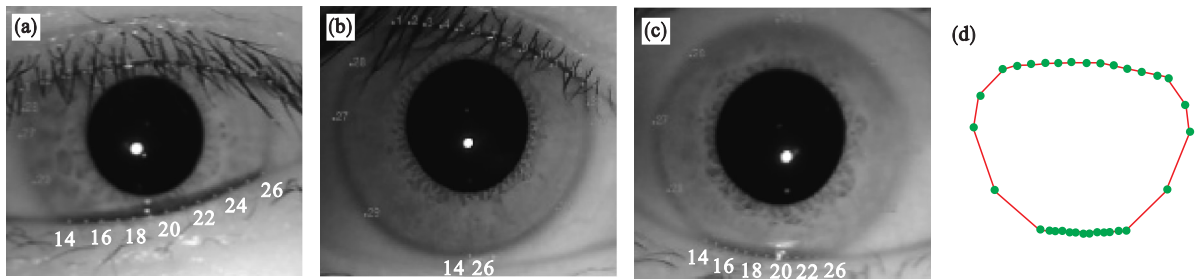


图 2 虹膜图像上标记的关键点和平均形状
Fig. 2 Labeled keypoints and average shape of iris images

(a) —上、下眼睑遮挡虹膜的关键点标记; (b) —仅有上眼睑遮挡虹膜的关键点标记;
(c) —仅有下眼睑遮挡虹膜的关键点标记; (d) —所有训练样本上标记点的平均形状.

1.3.3 SDM 定位

对训练数据库中的每一幅图像,计算标记点的 SIFT 特征,并通过求解公式(1)得到 R_k 和 b_k , 作为学习到的线性回归参数.

定位时,首先利用瞳孔定位的参数和虹膜外

边缘的平均曲线初始化迭代曲线,得到训练参数 R_k 和 b_k . 进行定位时,用平均形状对虹膜外边界进行初始化,如图 3a 所示;图 3b,图 3c 和图 3d 分别给出了迭代 1 次、2 次和 3 次的虹膜边界.

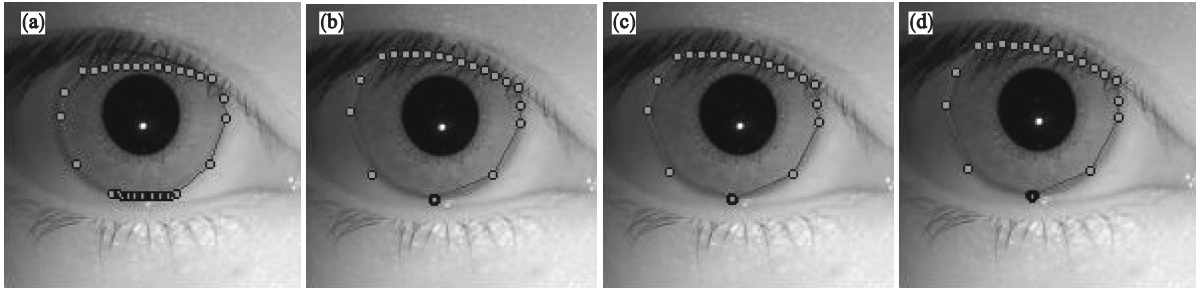


图 3 SDM 算法迭代中虹膜外边缘的形状变化
Fig. 3 Outer boundary shape of iris at each step

(a) —根据瞳孔中心确定的初始形状; (b) —迭代 1 次得到的虹膜外边缘形状;
(c) —迭代 2 次得到的虹膜外边缘形状; (d) —迭代 3 次得到的虹膜外边缘形状.

需要说明的是,本文方法的训练和测试过程都是在边长缩小为 1/4 的虹膜图像上进行. SDM 算法的迭代次数设为 3.

1.4 最小二乘拟合

本文采用最小二乘法对 SDM 算法得到的关键点进行了定位. 其中虹膜的外边界采用圆形定位,上、下眼睑采用抛物线形定位.

1.4.1 虹膜外边缘定位

设圆的标准方程为

$$x^2 + y^2 - ax - by - c = 0.$$

式中: x, y 分别表示圆上点的横、纵坐标; a, b, c 分别为圆标准方程的参数. 将圆方程变形如下:

$$x^2 + y^2 = [1 \ x \ y] \begin{bmatrix} c \\ a \\ b \end{bmatrix}.$$

令 $Y = x^2 + y^2, X = [1 \ x \ y], \beta = [c, a, b]^T$, 则圆函数可变为

$$Y = X\beta.$$

1.4.2 眼睑定位

对于标准的二次多项式目标函数

$$y = dx^2 + ex + p,$$

回归函数变为线性函数:

$$y = [1 \ x \ x^2] \begin{bmatrix} p \\ e \\ d \end{bmatrix}.$$

$$\text{令 } Y = y, X = [1 \ x \ x^2], \beta = [p, e, d]^T,$$

则抛物线函数变为

$$Y = X\beta.$$

1.4.3 最小二乘估计参数

确定边界参数的最小二乘优化模型如下:

$$\arg \min_{\beta} \sum_i (Y_i - X_i\beta)^2,$$

式中 (X_i, Y_i) 为 SDM 定位得到的相应边界上第 i 个点的坐标.

图 4 给出了最小二乘拟合得到的虹膜外边缘和上、下眼睑边界定位结果.

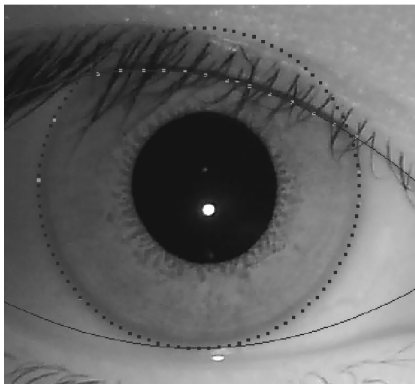


图 4 虹膜定位结果

Fig. 4 Iris localization result

2 实验结果与分析

本文算法在北京天诚盛业科技有限公司的单目虹膜采集设备 TCI 311 拍摄得到的 700 张虹膜图像上进行实验。

实验从图像库中随机选择图像进行交叉检验, 训练和验证的图像数量比为 7:3。

评价算法定位精度的误差率 ρ_{cer}^j 和失败率 ρ_{cfr}^j 定义如下:

$$\rho_{\text{cer}}^{i,j} = \frac{|x_{t,i}^j - x_{T,i}^j|}{\max(D_h^j, D_w^j)}, \quad (1)$$

$$\rho_{\text{cfr}}^j = \frac{\max_i |x_{t,i}^j - x_{T,i}^j|}{\max(D_h^j, D_w^j)} = \max_i \rho_{\text{cer}}^{i,j}. \quad (2)$$

式中: $x_{t,i}^j$ 和 $x_{T,i}^j$ 分别表示第 j 个样本图像在第 i 个点的测试位置及真实位置; $|\cdot|$ 为欧氏距离; D_h^j 和 D_w^j 分别表示第 j 个样本的所有关键点的最小外接矩形的长和宽. 由定义形式可知, $\rho_{\text{cer}}^{i,j}$ 度量样本点的误差, 而 ρ_{cfr}^j 度量样本的定位失败率.

按照式(3)、式(4)计算累积误差率和累积失

败率. 累积误差率定义如下:

$$\rho_{\text{cer}} = \sum_{i,j} I(\rho_{\text{cer}}^{i,j} < \alpha), \quad (3)$$

累积失败率定义如下:

$$\rho_{\text{cfr}} = \sum_j I(\rho_{\text{cfr}}^j < \beta). \quad (4)$$

这里, α 与 β 控制评判标准的严格与松弛, 函数 I 为示性函数, 即

$$I = \begin{cases} 1, & \text{如果正则表达式为真;} \\ 0, & \text{其他.} \end{cases}$$

图 5 给出了本文算法的累积误差率 ρ_{cer} 和累积失败率 ρ_{cfr} 曲线.

图 6 给出了微积分检测算子 (Itg-Diff) 和本文方法的定位结果比较. 对于有大光斑和眼镜框等噪声的虹膜图像, 本文方法明显有着更好的稳定性. 这是因为微积分算子计算的是 3×3 邻域的梯度信息, 容易受到局部灰度突变的影响而导致定位错误. 常见的影响定位的区域包括光斑边界、眼睑边界、睫毛边界和眼镜框边缘等. 而本文所采用的 SIFT 特征计算的是一个相对较大的局部区域的稳定特征, 对图像的旋转、亮度变化、尺度缩放、噪声等都有着很好的稳定性, 保证了算法对虹膜图像定位的鲁棒性.

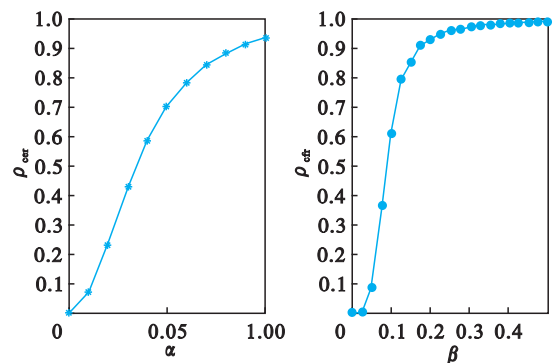


图 5 测试集上的累积误差曲线

Fig. 5 Cumulative error curves on testing set

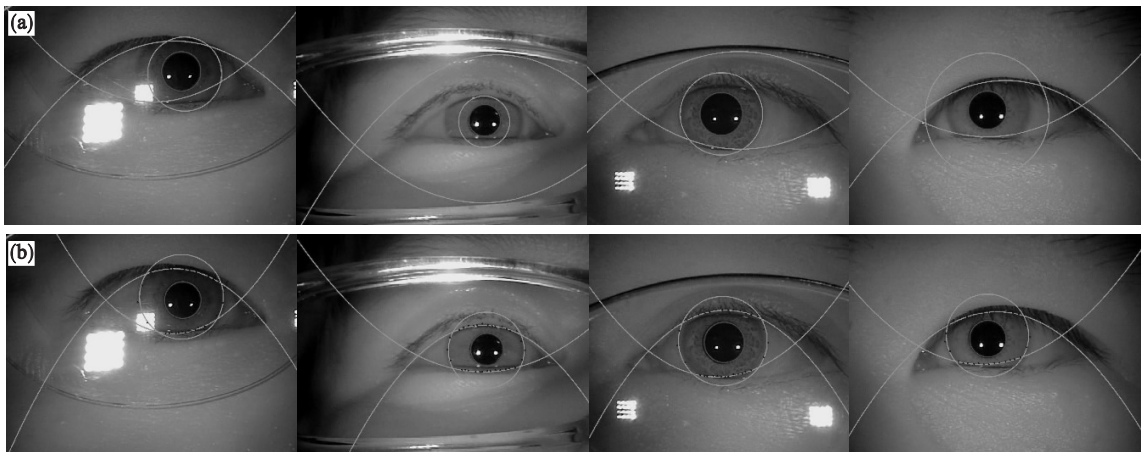


图 6 定位结果对比图

Fig. 6 Comparison of segmentation results

(a) —微积分算子的定位结果; (b) —本文方法的定位结果.

3 结 论

1) 对虹膜边界的特征描述进行了探索. 本文没有采用传统的梯度、灰度等常用的虹膜边界特征,而是提取虹膜边界的 SIFT 特征用于定位. 实验表明,基于 SIFT 特征的虹膜外边缘和眼睑边缘特征稳定性更强,对进一步拓展虹膜边界的特征描述具有启发意义.

2) 将 SDM 算法引入到虹膜定位中,实现了一种虹膜边缘关键点定位算法.

3) 实验结果表明,本文方法能够准确定位虹膜的外边界和上、下眼睑,定位速度快、准确率高.

参考文献:

[1] Daugman J G. High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 1993, 15 (11) : 1148 – 1161.

[2] Daugman J G. How iris recognition works [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2005, 14 (1) : 21 – 30.

[3] 张祥德,董晓鹏,王琪,等. 基于微积分算子的彩色虹膜图像定位算法[J]. *东北大学学报(自然科学版)*, 2011, 32 (11) : 1550 – 1553.

(Zhang Xiang-de, Dong Xiao-peng, Wang Qi, et al. Location

algorithm of RGB iris image based on integro-differential operators[J]. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2011, 32 (11) : 1550 – 1553.)

[4] Wildes R P, Asmuth J C, Green G L, et al. A machine-vision system for iris recognition [J]. *Machine Vision & Applications*, 1996, 9 (1) : 1 – 8.

[5] Lowe D G. Object recognition from local scale-invariant features [C]//The Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision. New York: IEEE, 1999: 1150 – 1157.

[6] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60 (2) : 91 – 110.

[7] Xiong X H, De la Torre F. Supervised descent method and its applications to face alignment [C]// IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. New York: IEEE, 2013: 532 – 539.

[8] Zhang W, Li B, Ye X, et al. A robust algorithm for iris localization based on radial symmetry [C]// International Conference on Computational Intelligence and Security Workshops. New York: ACM, 2007: 324 – 327.

[9] Lay D C. 线性代数及其应用[M]. 3 版. 刘深泉, 洪毅, 马东魁, 等译. 北京: 机械工业出版社, 2011.

(Lay D C. Linear algebra and its application [M]. 3rd ed. Translated by Liu Shen-quan, Hong Yi, Ma Dong-kui, et al. Beijing: China Machine Press, 2011.)

[10] Zhou H, Yuan Y, Shi C. Object tracking using SIFT features and mean shift [J]. *Computer Vision & Image Understanding*, 2009, 113 (3) : 345 – 352.

(上接第 162 页)

[6] 石松宁, 王立志, 时统宇. 永磁驱动器偏心磁极的优化设计[J]. *东北大学学报(自然科学版)*, 2014, 35 (8) : 1078 – 1082.

(Shi Song-ning, Wang Da-zhi, Shi Tong-yu. Optimal design of eccentric magnetic pole for permanent magnet drive [J]. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2014, 35 (8) : 1078 – 1082.)

[7] 于金涛, 丁明理, 王祁, 等. 基于多输出支持向量回归的声发源平面定位[J]. *仪器仪表学报*, 2011, 32 (9) : 2139 – 2145.

(Yu Jin-tao, Ding Ming-li, Wang Qi, et al. Planar location of acoustic emission source based on multi-output support vector regression [J]. *Journal of Scientific Instrumentation*, 2011, 32

(9) : 2139 – 2145.)

[8] Gonen M, Alpaydin E. Multiple kernel learning algorithms [J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2011, 12 (7) : 2211 – 2268.

[9] 周任军, 李绍金, 李红英, 等. 空间粒子群优化算法及其在电力系统环保经济负荷分配中的应用[J]. *电力自动化设备*, 2014, 34 (9) : 7 – 12.

(Zhou Ren-jun, Li Shao-jin, Li Hong-ying, et al. Space partical swarm optimization algorithm and its application in environmental & economic load distribution of power system [J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2014, 34 (9) : 7 – 12.)

[10] Johnson M E, Moore L M, Ylvisaker D. Minimax and maximin distance design [J]. *Journal of Statistical Planning and Inference*, 1990, 26 (2) : 131 – 148.