

## 激光图像可匹配性评价模型

王 强,张合新,孟 飞,张腾飞  
(火箭军工程大学控制工程系,陕西 西安 710025)

**摘 要:**为了解决实际应用中激光实时图像的可匹配性预判的问题,通过优化的主成分分析法对常用的6个激光图像评价参数进行了筛选,最终得到了能够很好评价图像质量的四个关键参数,并应用这四个参数建立了激光强度图像可匹配性评价模型。从验证的结果看,该评价模型的评价结果与激光图像的匹配率具有很好的一致性,这说明了该模型在实际应用中对激光图像的可匹配性的预估具有一定的参考价值。

**关键词:**匹配性预判;主成分分析;评价模型;一致性

**中图分类号:**TP391.41 **文献标识码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1001-5078.2016.11.022

## Matchability evaluation model of laser image

WANG Qiang, ZHANG He-xin, MENG Fei, ZHANG Teng-fei  
(Department of Automation, Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China)

**Abstract:** In order to solve matchability evaluation of laser real-time image in practical application, six common evaluation parameters of laser image were screened by the optimized principal component analysis, finally four key parameters that can well evaluate image quality were obtained. A matchability evaluation model of laser image was established through four parameters. The experimental results show that the results of the evaluation model have a good consistency with matching ratio of laser image, which indicate that this model has reference value for matchability evaluation of laser image in the practical application.

**Key words:** matchability evaluation; principal component analysis; evaluation model; consistency

### 1 引 言

随着现代战争形态从机械化向高技术信息化转变,精确制导武器已经逐渐确立了其在战争中的重要地位。精确制导武器具有命中精度高、作战效能高、生存能力强等优势。而这些特点的凸显主要得益于精确制导技术的发展。在精确制导技术中有一类是目标成像制导,根据成像的方法不同可以分为可见光成像制导、红外成像制导、激光成像制导等。前期对可见光和红外的成像制导技术研究相对比较多,但是近几年来因为激光技

术的飞速发展,激光成像技术及激光成像制导逐渐成为了一个研究热点。激光成像制导要想在武器系统中得到应用就必须解决以下几个问题:首先是提高激光成像系统所获取的图像质量,其次是对激光成像系统小型化与集成化,最后就是对识别、匹配算法性能的改进与提升。

利用图像质量评价方法,对所成图像进行评价,可以在图像进行匹配实验或匹配导航之前进行预估,对于提高实验效率和导航匹配成功率具有实质性意义。那么,首当其冲的问题就是如何对这些图

**基金项目:**国家自然科学基金项目(No. 61203189)资助。

**作者简介:**王 强(1993-),男,硕士在读,主要研究工作是激光主动成像及目标识别。E-mail:15158001096@163.com

**收稿日期:**2016-03-14;**修订日期:**2016-04-09

像质量进行准确、有效的评价。根据激光主动成像系统的特点,从可区分性、独立性、可靠性等特点出发,根据优化的主成分分析法,对比选取了一些典型参数,并根据这些参数建立了激光主动成像系统目标图像质量评价模型。从实验结果来看该模型在很好的评价图像质量的同时,与匹配结果具有很高的一致性。

## 2 激光主动成像特点及不足

与可见光、红外成像相比激光主动成像有其独特的优势但是也同时存在着很多不足。被动成像依赖于被探测目标的自身辐射或者是反射的自然光,在一些特殊的条件下,如高散射性介质环境目标诊断、微光和夜视条件下目标探测,被动成像就会存在很大问题。这时激光主动成像依靠自身的光源就能很好的解决这个问题。

但是在现阶段也可以发现激光成像一些很难克服和不能避免的原理性的问题:

a) 激光的相干性和目标表面粗糙性导致所成图像中会有明显得散斑噪声;

b) 激光功率不足,或者是探测距离太远时引起光束质量的降低、光强不足等问题,最终所成图像对比度降低、图像整体照度不均;

c) 激光光强分布的不均匀导致激光光斑的不均匀分布。

以上所描述的种种因素都会制约激光主动成像效果提升。

## 3 激光图像不同的评价参数讨论

激光图像的质量与许多因素都有关系,而且这些因素之间相互联系、相互影响,如果对这些干扰因素逐一进行分析讨论,建立其模型,这将是一项很大的工程,而且效果不见得很好。本文直接忽略对成像过程中的影响,转而对最终所成的图像进行分析,分析总结一些区分明显、可靠性高、独立性强的参数作为图像评价的参数。然后根据不同参数影响力的不同赋予不同的比重,最终得到激光主动成像的质量评价模型。在对图像进行分析时常用的指标有:亮度、信噪比、均匀性、平均梯度、清晰度、信息量、边缘强度等。

激光主动成像在探测目标时,目标有时只占整幅图像的很小一部分,所以在分析图像之前往往要根据实际情况进行分类讨论,如果目标只占一小部分,那么就要对图像进行区域的划分,划分的方法如

图1所示。

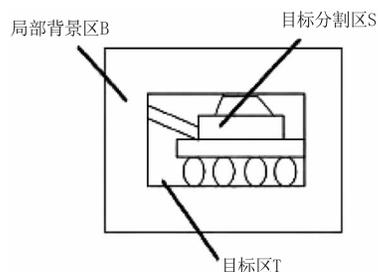


图1 图像区域划分

Fig. 1 Image area division

### 3.1 亮度

适宜的亮度对一幅图像有着至关重要的作用,太亮或太暗都有可能导导致一幅图像的可解读性的下降,甚至导致目标的不可识。而通常情况下亮度评估指的是对图像中目标区域的亮度进行评估,评估的指标就是灰度的均值。灰度均值的定义如下:

$$m = \frac{1}{XY} \sum_{x=1}^X \sum_{y=1}^Y g(x,y) \quad (1)$$

其中,  $g(x,y)$  表示图像的像素;  $X$ 、 $Y$  分别对应整幅图像的行数和列数。

### 3.2 信噪比

激光主动成像过程中形成噪声的机制比较复杂,作用机理也同样复杂,在求解图像的信噪比的时候,关键在于对噪声的准确估计。本文用局域标准差法对图像噪声进行评估。首先判断目标占全图的比重,如果只占一小部分,那么只计算目标区域的灰度值。如果目标遍布全图则求出全图的灰度均值。灰度均值记为  $M$ 。其次对图像进行  $4 \times 4$  的划区域分割,对每个分割完的图像求标准差  $LSD$ ,然后对求解所有图的标准差均值  $LSD_m$ 。最后计算信噪比  $SNR = M/LSD_m$ 。

### 3.3 清晰度和信息熵

灰度共生矩阵是一种通过图像中像素来表现空间关系的图像分析方法,在求得图像二阶概率密度的基础上实现对图像的估计。通过计算一定距离和方向上的像素之间的灰度相关性,实现对所有像素的统计。用数学表达式可以表示为:

$$P(i,j,D,\theta) = \left\{ \begin{array}{l} (x,y) | f(x,y) = i, f(x+Dx, y+Dy) = j; \\ x = 0,1,2,\dots,N_x - 1; y = 0,1,2,\dots,N_y - 1 \end{array} \right\} \quad (2)$$

式中,  $i, j = 0,1,2,\dots,L-1$ ;  $x$  和  $y$  表示图像的坐标;  $L$

表示图像的灰度级;  $N_x, N_y$  表征图像的行列数;  $D$  是位移量, 一般取 1;  $\theta$  为两像素连线与  $x$  轴的夹角。

图像的清晰度 DEF 和信息熵 ENT 定义如下:

$$DEF = \sum_{n=0}^{L-1} n^2 \left\{ \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L p(i, j) \right\}, |i - j| = n \quad (3)$$

$$ENT = - \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} p(i, j) \log p(i, j) \quad (4)$$

### 3.4 均匀性

在用激光作为光源进行成像时, 由于激光的高相干性、光束出于聚焦或发散状态、光束质量不高等原因会引起光束的均匀性降低, 最终导致的结果就是目标图像的均匀性降低。因此, 均匀性评估是图像评价不可或缺的部分。

一般用灰度的起伏标准差来表示图像的均匀性, 公式如下所示:

$$\sigma_I = \sqrt{\frac{\langle I^2 \rangle - \langle I \rangle^2}{\langle I \rangle}} = \sqrt{\frac{1}{mn} \sum_i \sum_j (x_{ij} - \bar{u})^2 / \bar{u}} \quad (5)$$

式中,  $I$  表示图像的目标区域;  $\langle I \rangle$  表示目标区域像素灰度均值;  $\bar{u}$  表示图像的像素均值;  $m, n$  表示图像的维数情况。

### 3.5 平均梯度和边缘强度

平均梯度  $g$  和边缘强度  $ei$  的定义如下:

$$g = \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N \sqrt{\left[ \left( \frac{\partial g(x, y)}{\partial x} \right)^2 + \left( \frac{\partial g(x, y)}{\partial y} \right)^2 \right] / 2} \quad (6)$$

$$ei = \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N \sqrt{g_a(x, y)^2 + g_b(x, y)^2} \quad (7)$$

其中,  $g(x, y)$  表示图像;  $M, N$  表示图像的行和列;  $p_i$  是图像中像素值为  $i$  的像素在整幅图像中出现的概率。  $g_a(x, y), g_b(x, y)$  是图像  $g(x, y)$  经边缘检测算子对图像进行边缘提取后获得的边缘图像。

图 2(a) 是可见光基准图像, 图 2(b) 是其边缘图像, 图 2(c) 是激光强度实时图像, 图 2(d) 是其边缘图像。

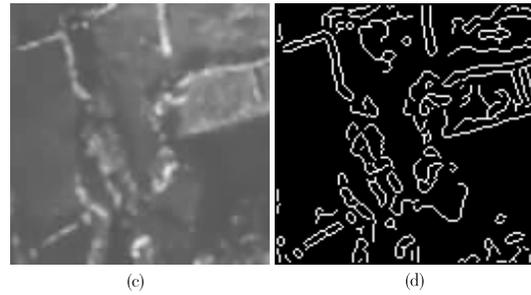
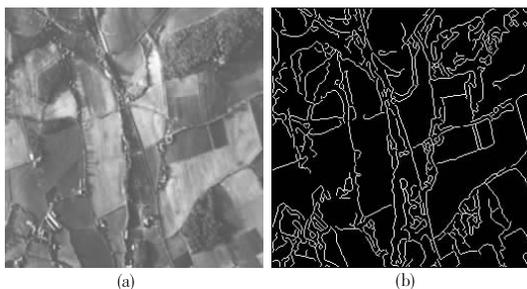


图 2 基准图、实时图及其边缘图像

Fig. 2 Reference image, Real-time image and Edge image

首先对实时图像提取前文提到的 6 个参数, 然后对每张实时图根据边缘特征进行多次匹配实验, 分别计算每张实时图的识别率。图像的各个参数及匹配率如表 1 所示。

表 1 图像评估参数及匹配率

Tab. 1 Image evaluation parameters and matching rate

亮度	信噪比	平均梯度	边缘强度	信息熵	均匀性	匹配率
37.0319	12.5724	4.7210	41.0570	1.1648	1.1648	0.7300
64.6314	17.8527	5.1659	47.1039	1.0656	1.0656	0.8000
85.9249	19.3711	5.7778	52.8178	1.0643	1.0643	0.8400
77.2241	20.1254	6.3241	58.5687	1.1745	1.1745	0.8800
35.1325	11.5287	4.5231	40.5684	1.0254	1.0254	0.6900
58.4562	15.3687	4.9865	46.8534	1.0486	1.0486	0.7600
95.3254	22.3687	8.4695	64.9524	1.2451	1.2451	0.9200
69.5879	19.5632	5.8429	50.2680	1.0568	1.0568	0.8500
40.6582	15.6892	4.9562	45.2554	1.0534	1.0534	0.7500
70.5424	21.8564	5.9452	52.3689	1.0865	1.0865	0.8200
39.5365	12.8564	4.8234	43.5527	1.1052	1.1052	0.7400
65.3425	17.8859	5.2653	47.1562	1.0553	1.0553	0.8300

## 4 主成分分析

从上文可知分析图像质量的参数有很多, 而每个参数也都或多或少的包含了图像一些相关的信息, 而且在参数之间也可能存在着一定的相关性。在对图像进行评价的时候, 往往希望达到的效果就是, 在尽量使用少的参数或者是付出少的代价的时候能尽量包含了尽可能多的信息, 以达到对图像质量全面、准确评价的效果。出于这种思想, 在本节中提出了用主成分分析, 来选取影响大、信息含量多的参数, 并依据这些主要参数构建激光强度图像边缘特征可匹配性评价模型。

### 4.1 经典主成分分析法

主成分分析法的原理是:将原本相关的指标进行重新组合,构造出一组新的不相关指标,用这些新的指标代替原来的指标进行后续的分析。

主成分分析的数学表达式描述如下:

设在数据集  $D$  中  $n$  个样本,每个样本有  $p$  个观测变量,则有:

$$D = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & \cdots & d_{1p} \\ d_{21} & d_{22} & \cdots & d_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ d_{n1} & d_{n2} & \cdots & d_{np} \end{bmatrix} = [d_1, d_2, \dots, d_p] \quad (8)$$

其中,  $d_i = (d_{1i}, d_{2i}, \dots, d_{ni})^T, i = 1, 2, \dots, p$ 。

主成分分析就是将原来的观测参数  $d_1, d_2, \dots, d_p$  进行了重新的评估、综合,构造出了  $p$  个新的参数,即:

$$W = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \cdots & w_{1p} \\ w_{21} & w_{22} & \cdots & w_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ w_{p1} & w_{p2} & \cdots & w_{pp} \end{bmatrix} \quad (9)$$

使:  $F = [F_1, F_2, \dots, F_p] = W^T D$

在得到的新的坐标系下各维数据的相关性最小,即新变量之间互不相关。

### 4.2 加权均值主成分分析法

运用经典的主成分分析法时,如果样本参数之间的相关性较高时,可以剔除样本参数中相关性较强的一些信息,同时还能生成非人为的权重系数。但是,这种方法也存在着一种明显的不足,那就是在样本识别中没有考虑到不同样本的重要性是存在差异的。于此同时,经典主成分分析法在对原始数据进行标准化处理的时候,会使协方差矩阵变成相关系数矩阵,消除了原始数据中指标变异程度的差异信息。

#### 4.2.1 权值计算

在样本采集的时候,不同时间、条件下采集的数据会存在会存在不同的误差,在运用这些数据进行分析的时候,对不同的样本理所当然的会有所侧重,这里关键的步骤就是如何分配不同样本的权重。本文按照如下方法确定权值:

将归一化后的数据看成矩阵  $A_{n \times m}$ ,将每一行的均值  $m_i$  减去总均值  $M$ ,然后按照以下公式确定各

样本的权值  $w_i$  :

$$w_i = 0.5 \times \operatorname{erf}\left(\sqrt{\sum_{i=1}^n |m_i - M| / 2 \sqrt{2}}\right) \quad (10)$$

其中,  $\operatorname{erf}()$  为误差函数。

#### 4.2.2 均值化

根据公式推导,数据的标准化造成了指标变异程度信息的丢失,而均值化处理在保留了指标之间相关程度的同时,还能不会存在指标变异程度信息的丢失的问题,所以采用均值化的方法对原始数据进行预处理,处理方法的数学表达式如下:

$$Z_{ij} = \frac{x_{ij}}{u} (i = 1, 2 \dots, n) \quad u = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (11)$$

本文在运用主成分分析法是考虑了以上两个因素,提出了加权均值主成分分析法,并将其用在了激光图像评价指标的筛选上。

## 5 实验验证

根据前文提出来的加权平均主成分分析法,对第3节获取到的实验数据进行处理,处理结果如下文所示。

表2 相关矩阵

Tab.2 Correlation matrix

	亮度	信噪比	平均梯度	边缘强度	信息熵	均匀性
亮度	1.000	0.918	0.841	0.912	0.406	0.327
信噪比	0.918	1.000	0.808	0.881	0.357	0.353
平均梯度	0.841	0.808	1.000	0.956	0.722	0.439
边缘强度	0.912	0.881	0.956	1.000	0.643	0.387
信息熵	0.406	0.357	0.722	0.643	1.000	0.612
均匀性	0.327	0.353	0.439	0.387	0.612	1.000

从相关矩阵中可以看出亮度、信噪比、平均梯度、边缘强度这几个参数之间相关性较强,所以适合用主成分分析法进行处理。

表3 解释的总方差

Tab.3 Explained total variance

成份	初始特征值			提取平方和载入		
	合计	方差的 %	累积 %	合计	方差的 %	累积 %
1	4.293	71.547	71.547	4.293	71.547	71.547
2	1.068	17.793	89.340	1.068	17.793	89.340
3	0.475	7.909	97.249			
4	0.077	1.282	98.531			
5	0.063	1.043	99.575			
6	0.026	0.425	100.000			

从表3中可以看到特征根  $\lambda_1 = 4.293, \lambda_2 = 1.068$  的前两个主成分的累积贡献率达到了 89.34% 包含了主要的信息,同时也符合在确定主成分数量时特征根选取的准则:

第一,仅仅选择符合  $\lambda > 1$  的作为主成分。

第二,累计百分比达到 80% ~ 85% 以上的  $\lambda$  值对应的主成分。

第三,根据特征根变化的突变点决定主成分的数量。

根据表4计算出主成分的表达式如下:

$$\begin{cases} f_1 = 0.4368d_1 + 0.4276d_2 + 0.4638d_3 + 0.4691d_4 + 0.1506d_5 + 0.1255d_6 \\ f_2 = -0.334d_1 - 0.3379d_2 - 0.0242d_3 - 0.1481d_4 + 0.4608d_5 + 0.5673d_6 \end{cases} \quad (12)$$

综合主成分函数:

$$F = \sum_{i=1}^m (\lambda_i/p)f_i = 0.372d_1 + 0.3661d_2 + 0.3362d_3 + 0.362d_4 + 0.0257d_5 - 0.0112d_6 \quad (13)$$

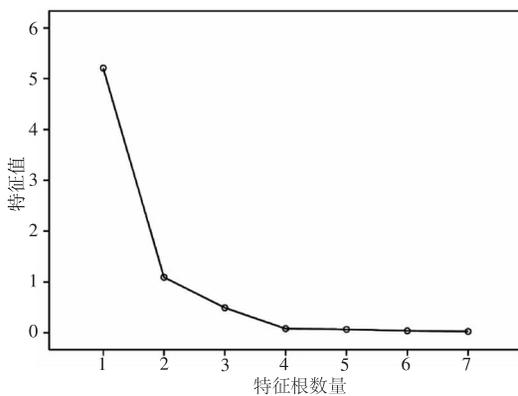


图3 碎石图

Fig. 3 Gravel map

从图3中也可以看出,当特征根数量为2时曲线的斜率明显变化,结合另外两个准则也能说明选两个主成分是合理的。

从公式(13)中可以看出后两项可以忽略,最终得到的综合成分函数可以记为:

$$F = 0.372d_1 + 0.3661d_2 + 0.3362d_3 + 0.362d_4 \quad (14)$$

也就是说前四个亮度、信噪比、平均梯度、边缘强度为激光图像质量评价的主要参数。

在前面的公式中  $d_i$  为各参数的均值化参数,在实际图像评价中,当图像较少时得不到均值化参数,但是我们可以根据这四个参数的上下限得到归一化参数,所以用归一化参数代替均值参数,对评价指标的实际应用有很大帮助。其中,亮度最大值为 255,最小值为 0,信噪比最大为 30 dB,最小为 5 dB。平均梯度最大值为 10,最小值为 0。边缘强度最大

表4 成分矩阵

Tab. 4 Ingredient matrix

参数	成分	
	1	2
亮度	0.905	-0.345
信噪比	0.886	-0.349
平均梯度	0.961	-0.025
边缘强度	0.972	-0.153
信息熵	0.312	0.476
均匀性	0.260	0.586

为 100,最小值为 0。

用归一化值代替均值化参数的评价模型如下所示:

$$F = 0.2416d_1 + 0.5751d_2 + 0.5567d_3 + 0.4921d_4 \quad (15)$$

在评价该模型的时候,采用 Spearman 等级相关系数(SRCC)和 Pearson 线性相关系数(PLCC)来衡量模型与匹配率之间的相关性,两个系数的取值都在 -1 与 1 之间。如果两者相关程度高那么也就说明了该模型对图像质量的评价是准确的。

表5 相关性分析

Tab. 5 Correlation analysis

相关系数	SRCC	PLCC
F 与匹配率	0.881	0.894

从表5中可以看到两个评价系数都接近于 0.9,这就说明了评价模型与图像的匹配率具有很好的相关性,也就间接说明了该评价模型能够很好的评价激光图像的质量。

## 6 结论

本文从实际应用出发建立了一个激光强度图像可匹配性评价模型。在分析、提取激光强度图像亮度、信噪比、均匀性、平均梯度、清晰度、信息量、边缘强度等参数的基础之上,应用加权均值主成分分析法对以上参数进行主成分分析,从分析结果可以知道,激光强度图像可匹配性可以主要由图像的亮度、信噪比、边缘强度、平均梯度四个参数进行估计,并且根据这四个参数建立了相应的模型。从模型的验

证结果来看,模型的评价结果与激光图像的匹配率具有较高的相关性,说明该模型在估计激光强度图像的可匹配性方面具有一定的参考价值。

#### 参考文献:

- [1] ZHAO Meng. A study on evaluation method of image quality based on principal component analysis[D]. Hangzhou: Hangzhou Dianzi University, 2013. (in Chinese)  
赵梦. 基于主成分分析法的图像质量评价方法研究[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2013.
- [2] CHEN Pei. Principal component analysis and its application in feature extraction[D]. Xi'an: Shaanxi Normal University, 2014. (in Chinese)  
陈佩. 主成分分析法研究及其在特征提取中的应用[D]. 西安: 陕西师范大学, 2014.
- [3] FAN Youchen, ZHAO Hongli, SUN Huayan, et al. Application of image quality evaluation and mutual information in laser image registration[J]. Optics and Precision Engineering, 2015, 23(10): 661-668. (in Chinese)  
范有臣, 赵洪利, 孙华燕, 等. 像质评价结合互信息在激光图像配准中的应用[J]. 光学精密工程, 2015, 23(10): 661-668.
- [4] DAI Dede, SUN Huayan, HAN Yi, et al. Image quality assessment of laser active imaging system[J]. Laser & Infrared, 2009, 39(9): 986-990. (in Chinese)  
戴得德, 孙华燕, 韩意, 等. 激光主动成像系统目标图像质量评价参数研究[J]. 激光与红外, 2009, 39(9): 986-990.
- [5] HUANG Xiaojuan, KANG Sheng, LIU Kan. Analysis of influencing factors on imaging quality of aerial visible light camera[J]. Optics & Optoelectronic Technology, 2014, 12(4): 65-68. (in Chinese)  
黄晓娟, 康圣, 刘侃. 航空可见光相机成像质量影响因素分析[J]. 光学与光电技术, 2014, 12(4): 65-68.
- [6] Molder A, Martens O, Saar T, et al. Laser line detection with sub-pixel accuracy[J]. Elektronika ir Elektrometrika, 2014, 20(5): 132-135.
- [7] Steger C. Unbiased extraction of lines with parabolic and Gaussian profiles[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2013, 117(2): 97-112.
- [8] QIAO Yulong, ZHAO Yuanmeng, ZHANG Cunlin, et al. Terahertz/visible dual-band image registration based on hybrid powell algorithm[J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(2): 151-157. (in Chinese)  
乔玉龙, 赵源萌, 张存林, 等. 基于混合 Powell 法的太赫兹/可见光双波段图像配准[J]. 光学学报, 2015, 35(2): 151-157.
- [9] TANG Meng, ZHAO Yuan, ZHANG Yu, et al. Simulation and experimental verification of gain-modulated scannerless lidar range image[J]. Chinese Journal of Lasers, 2011, 38(4): 234-241. (in Chinese)  
唐勐, 赵远, 张宇, 等. 增益调制非扫描激光雷达距离像的仿真及实验验证[J]. 中国激光, 2011, 38(4): 234-241.
- [10] YANG Lingyun, QIN An. Face recognition algorithms based on uncorrelated multilinear PCA[J]. Radio Communications Technology, 2016, 42(1): 73-75. (in Chinese)  
杨凌云, 秦岸. 基于非相关多线性主成分分析的人脸识别算法[J]. 无线电通信技术, 2016, 42(1): 73-75.
- [11] QIAN Fang, SUN Tao, GUO Jin. No-reference laser-dazzling image quality assessment based on feature-point complexity[J]. Optics and Precision Engineering, 2015, 23(4): 1179-1186. (in Chinese)  
钱方, 孙涛, 郭劲, 等. 无参考的特征点复杂度激光干扰图像评估[J]. 光学精密工程, 2015, 23(4): 1179-1186.
- [12] JIA Zhenyuan, WANG Lingli, LIU Wei, et al. Cross-referenced image quality assessment for laser stripes[J]. Optics and Precision Engineering, 2015, 23(11): 3041-3050. (in Chinese)  
贾振元, 王灵丽, 刘巍, 等. 互参考激光光条图像质量评价[J]. 光学精密工程, 2015, 23(11): 3041-3050.
- [13] SUN Yunqiang, CHENG Xiangai, WANG Fei. Method of quality evaluation aimed at laser disturbing image[J]. Infrared and Laser Engineering, 2007, 36(5): 659-662. (in Chinese)  
孙运强, 程湘爱, 王飞. 一种针对激光干扰图像的质量评价方法[J]. 红外与激光工程, 2007, 36(5): 659-662.
- [14] ZHANG Feixiang. The research of image quality improvement of synthetic aperture radar[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2012. (in Chinese)  
张飞翔. 合成孔径激光雷达成像质量提高的研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2012.
- [15] LI Jun. Design of evaluation system for laser beam quality based on digital image processing technology[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2009. (in Chinese)  
李俊. 基于数字图像处理技术的激光光束质量评价系统设计[D]. 西安: 西安理工大学, 2009.