doi:10.19306/j.cnki.2095-8110.2021.02.016

采用局部约束线性编码的像素级舰船目标图像融合

张洲宇,曹云峰

(南京航空航天大学航天学院,南京 210016)

摘 要:为了提升视觉信息在低能见度条件下的适用性,提出了一种采用局部约束线性编码的像 素级舰船目标图像融合方法。首先,采用 K 均值奇异值分解算法从海量的训练样本中完成过完备 字典的学习。其次,在考虑着舰导引实时性任务需求的前提下,采用局部约束线性编码完成融合 系数的非迭代求解,相较于压缩感知理论架构下的匹配追踪算法,极大地降低了计算复杂度。此 外,设计了一种基于融合系数最大绝对值的融合规则,并根据过完备字典和融合后的局部约束线 性系数实现融合图像的重建。最后,利用圆周滤波器提取舰船图像的候选区域。大量试验结果表 明,在融合图像质量方面,所提方法在保留高频细节的同时将图像中的舰船目标有效增强了,MI、 Q_w、Q^{AB/F}等客观评价指标优于同类算法;在实时性方面,所提算法的计算速度相比于采用匹配追 踪算法的图像融合方案有明显提升。

Locality-constrained Linear Coding Based Pixel Level Ship Target Image Fusion

ZHANG Zhou-yu, CAO Yun-feng

(College of Astronautics, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: In order to increase the applicability of vision information under low visible conditions, a locality-constrained linear coding (LLC) based pixel level ship target image fusion method is proposed. First, an over-complete dictionary is trained from large amount of training samples by the k-means singular value decomposition (K-SVD). After that, by considering the real time need of carrier landing guidance, the fusion coefficients are computed by LLC in a non-iterative process. Compared with the matching tracking algorithm based on compressed sensing theory, it greatly reduces the computational complexity. Furthermore, a fusion rule based on the maximum absolute value of fusion coefficient is designed, and the fused image is constructed by the fused coefficients and over-complete dictionary. Finally, the candidate region of ship image is extracted by using circular filter. Large amount of experimental results have demonstrated that the image fusion method proposed in this paper is capable of reinforcing the target and maintaining the high frequent details, and in the aspect of objective evaluation indexes such as MI, Q_w and $Q^{AB/F}$, the proposed method outperforms other similar fusion methods. In the aspect of real-time application, the com-

基金项目:国家自然科学基金(61673211);中央高校基本科研业务费(NP2019105);江苏省研究生科研与实践创新计划项 目(KYCX18_0301);南京航空航天大学博士学位论文创新与创优基金(BCXJ18-11)

收稿日期:2020-05-11;**修订日期**:2020-06-02

作者简介:张洲宇(1992-),男,博士研究生,主要从事先进飞行控制技术方面的研究。E-mail:zhouyuzhang@nuaa.edu.cn 通信作者:曹云峰(1964-),男,教授,主要从事飞行控制与导航、图像融合与目标识别、基于模型的系统设计方面的研究。

putation speed of the proposed algorithm is superior to orthogonal matching pursuit (OMP) based image fusion.

Key words: Visual guidance; Image processing; Image fusion; Compressive sensing; Locality-constraint linear coding

0 引言

着舰由于高更新率和高实时性等特点,在无人 舰载机的任务链内显得尤为关键,统计数据表明, 着舰期间的事故发生率远高于起飞与巡航阶段^[1]。 因此,针对无人舰载机着舰导引技术的研究具有重 要意义。视觉导引因具备高可靠性、高安全性、低 能耗等优点,为无人机着舰提供了一条行之有效的 途径。视觉着舰导引流程图如图1所示^[2]。



图 1 无人机视觉着舰导引流程图 Fig. 1 UAV visual landing guidance flow chart

由于视觉传感器的成像质量易受光照变化的 影响,在低能见度条件下难以满足着舰导引的任务 需求,因此对视觉信息进行预处理以达到着舰导引 的条件显得至关重要。如图2所示,可见光舰船图 像可以较好地保留海岸线和舰船轮廓等细节信息, 但是在低能见度条件下难以清晰地捕获舰船目标; 但是在低能见度条件下难以清晰地捕获舰船目标; 而红外图像在低能见度条件下可以完整地获取舰 船目标,但是图像中的纹理信息不够丰富。如图1 所示,由于完整的舰船目标是视觉着舰流程中舰船 检测步骤的必要条件,而图像中的细节信息对于机 舰相对位姿估计步骤具有至关重要的影响^[3],可见 光舰船图像与红外舰船图像对于视觉着舰具有较 强的互补性。为此,本文针对面向无人机视觉着舰 导引的红外与可见光像素级舰船图像融合方法展 开研究,以提升视觉导引在低能见度条件下的适 用性。



(a) 可见光图像



(b) 红外图像



(c) 融合图像



当前广泛采用的像素级图像融合方法可分为 三类^[4-9]:基于压缩感知(Compressive Sensing, CS)理论的图像融合方法、基于卷积稀疏表示(Convolutional Sparse Representation, CSR)的图像融 合方法和基于卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)的图像融合方法。 基于 CS 理论的图像融合方法首先将源图像分 解为大量互相重叠的图像块,在此基础上采用预先 学习的过完备字典获取每一个图像块的投影系数, 最终通过预先设计的融合规则结合过完备字典实 现融合图像的重建。由于 CS 理论所采用的过完备 字典具有较强的特征学习能力,该类方法的融合性 能相比于采用小波基的图像融合方法有明显的提 升^[9]。然而针对无人机视觉着舰导引的应用背景, 该类方法的不足之处在于:在投影系数计算阶段, 正交匹配追踪 (Orthogonal Matching Pursuit, OMP) 与多面体追踪 (Polytope Faces Pursuit, PFP)等算法需要大量的重复迭代,计算复杂度高达 $O(m^2)^{[10-11]},其中 m 为过完备字典的原子个数。$

基于 CSR 的图像融合方法采用一组预先训练 的字典滤波器将源图像分解为大小相同的一组卷 积图,在此基础上通过活性层衡量算法计算每一个 像素点位置的活性强度,最终根据活性强度结合预 先训练的字典滤波器实现融合图像的重建。由于 采用 CSR 的图像融合方法无需将源图像分解为大 量重叠的图像块,在一定程度上避免了 CS 理论所 产生的块状分布等不良效应。然而针对无人机视 觉着舰导引的应用背景,该类方法的不足之处在 于:在字典滤波器数量较少时,融合效果往往不够 理想;而当字典滤波器数量增加时,融合算法的计 算复杂度也随之急剧上升。

基于 CNN 的图像融合方法根据卷积神经网络的不同属性,又可以进一步分为基于分类卷积神经 网络的图像融合以及基于回归卷积神经网络的图 像融合^[5]。由于 CNN 具有监督学习特性,上述两 种类型的卷积神经网络都通过大量带有标签的训 练样本完成网络训练,并在此基础上通过预训练网 络实现端到端的图像融合^[12]。由于 CNN 近年来在 特征学习方面展现出的巨大优势,该类方法在像素 级图像融合领域具有较好的应用前景。然而针对 无人机视觉着舰导引的应用背景,该类方法最大的 缺陷在于难以获取用于训练的融合图像真值图 (Ground Truth, GT)。

为了克服现有算法的不足,考虑视觉着舰导引 对于实时性的要求,本文提出了一种采用局部约束 线性编码(Locality-constrained Linear Coding, LLC)的红外与可见光像素级舰船图像融合方法,该 方法分为基于 K 均值奇异值分解的过完备字典建 立、基于 LLC 的融合系数求解,以及融合图像的重 建三个部分。由于 LLC 无需迭代即可求得融合系 数的解析解,与传统 CS 理论架构下的图像融合方 法相比,本文所提融合算法的计算复杂度显著下 降。针对三组不同距离拍摄的红外与可见光舰船 图像的融合实验结果表明:在融合图像质量方面, 本文所提算法在保留高频细节的同时将图像中的 舰船目标有效增强了,*MI*、Q_w、Q^{AB/F}等部分客观 评价指标优于基于 CSR 的图像融合算法与基于 CNN 的图像融合算法;在实时性方面,本文所提算 法的计算速度相比于采用 OMP 计算融合系数的图 像融合算法有明显提升。

1 像素级舰船图像融合方案

本文设计的像素级舰船图像融合总体方案如 图 3 所示,可分为三个部分:过完备字典的学习、融 合系数的求解和融合图像的重建。其中,过完备字 典的学习是离线的,而融合系数的求解与融合图像 的重建是在线完成的。

考虑到着舰导引对于实时性的要求,融合系数 求解算法的计算复杂度对于着舰导引具有至关重 要的影响。为了提升融合算法的实时性,本文采用 LLC来实现融合系数的求解。相较于 OMP 和 PFP 等基于数值优化的投影系数求解方法,该方法具有 解析解,且无需重复迭代,因此计算复杂度仅为 $O(m+k),k \ll m^{[11]},其中k 为用于计算投影系数$ 的 K 近邻原子个数,m 为过完备字典的原子个数。

2 像素级舰船图像融合算法

2.1 过完备字典的学习

如图 3 所示,获取过完备字典是融合系数求解的 先决条件。K 均值奇异值分解(K-means Singular Value Decomposition, K-SVD)是一种经典的从训练 样本中学习字典的方法^[13],其目标函数可以表示为 $\min_{D,A} \| \mathbf{Y} - \mathbf{D} \mathbf{A} \|_{F}^{2}$ s.t. $\forall i, \| \mathbf{a}_{i} \|_{0} \leq T_{0}$ (1)

其中, $D = \{d_k\}_{k=1}^m$, $d_k \in R^n$ 为字典; $T_0 \in R^m$ 是系数向量非零元素约束。K-SVD 算法求解方程 (1)的过程是一个重复迭代的过程, 迭代次数可以 预先设定。迭代分为两个步骤:稀疏系数估计和字 典更新。在第一个步骤中, 字典 D 是不变的, 用稀 疏估计算法求解系数向量; 在第二个步骤中, 每一 次迭代的过程仅更新字典中的一个原子 d_k , 因此需





要将字典 D 中除 d_k 之外的其他列固定,并在此基础 上寻找一个新的原子 \tilde{d}_k ,从而最大程度地降低均方 误差。通过奇异值分解算法分解 E_{κ} , E_{κ} 表示字典 D 中第K 个向量被移除后,剩余部分对输入信号的 表示误差

 $\boldsymbol{E}_{K} = \boldsymbol{Y} - \sum \boldsymbol{d}_{j} \boldsymbol{a}_{T}^{j}, j = 1, 2, \cdots, k - 1, k + 1, \cdots, N$

其中, a_{T}^{i} 表示A中第j行向量,与字典中第j列 d_{j} 相对应。

2.2 融合系数的求解

通过求解融合系数实现图像在不同空间上的 转换是变换域像素级图像融合算法的核心^[4]。在 求解融合系数之前,首先需要对源图像进行向量 化,以获得一组向量集合,在此基础上求解向量集 合所对应的融合系数。

输入向量集合 $Y = \{y_i\}_{i=1}^{N}$ 是由待融合的源图 像转化而来的,为了实现源图像的向量化,首先设 计一个固定大小的滑窗,通过滑窗技术获取输入信 号集合。滑窗技术的基本步骤如图 4 所示,首先根 据从上至下从左至右的顺序将尺寸为 $M \times N$ 的源 图像 I 分解为大小为 $n \times n$ 的图像块,其中n 是过完 备字典中原子的维数,且该维数满足 n < M, n < N。然后根据行优先的顺序将图像块转换为向量, 将每个向量 y_i 按列排列以获取向量集合 Y。若输 入图像的尺寸为 $M \times N$,滑窗的尺寸为 $n \times n$,则所 获取的向量集合 Y 共有 $n^2 \times (M - n + 1)(N - n + 1)$ 列。





在从源图像中获取输入向量 Y 后,如何根据预 先训练的过完备字典 D 计算与输入向量对应的融 合系数 a 是图像融合的关键步骤。上述问题可以写 成如式(2)所示的一个标准编码问题,其中||a||。代 表向量 a 中非零元素的个数,参数 λ 用于折中式中 相加项之间的重要程度。

$$\arg\min_{A}\sum_{i=1}^{N} \| \boldsymbol{y}_{i} - \boldsymbol{D}\boldsymbol{a}_{i} \|^{2} + \lambda \| \boldsymbol{a} \|_{0}$$
(2)

显然,求解式(2)中的系数 a 为 NP-hard 难题, 无法获取解析解,因此只能通过数学分析方法获取 稀疏系数 a 的近似解。稀疏系数的近似估计方法 包括 l⁰ 范数贪婪迭代算法和 l¹ 范数最小化算法。 OMP 算法^[14] 是应用最为广泛的 l⁰ 范数贪婪迭代 算法,目标函数如式(3)所示。该算法继承了匹配 追踪算法的原子选择标准,但是通过对原子集合进 行递归正交化,从而降低了迭代次数。

$$\min \|\boldsymbol{a}\|_{0} \quad \text{s. t.} \quad \|\boldsymbol{y} - \boldsymbol{D}\boldsymbol{a}\|^{2} \leqslant \delta \quad (3)$$

*l*¹ 范数最小化算法是指通过计算 *l*¹ 范数的最 小值替代 *l*⁰ 范数最小值的方法,当字典 **D** 满足约束 等距条件时,*l*¹ 范数最小化问题和 *l*⁰ 范数最小化问 题是等价的,因此针对式(3)的优化求解可以转化 为式(4)。针对 *l*¹ 范数最小化问题的求解方法可以 利用 CS 理论中的标准线性规划方法实现,其中具 有代表性的包括基追踪(Basis Pursuit, BP)算法和 PFP 算法等。

$$\min \|\boldsymbol{a}\|_{1} \quad \text{s. t.} \quad \|\boldsymbol{y} - \boldsymbol{D}\boldsymbol{a}\|^{2} \leqslant \delta \qquad (4)$$

上述两类求解系数向量方法的共同不足在于, 需要通过不断迭代求取近似解,因此计算复杂度较 大。即便通过近似计算的方式简化分析,该类求解 方式的计算复杂度依然高达 $O(m^2)^{[10]}$,其中 *m* 为 过完备字典的原子个数。

为了获取融合系数的解析解, Wang 等提出了 局部约束线性编码^[11], 目标函数如式(5)所示。其 中①表示矢量点乘, $B_i = \{b_j\}_{j=1}^k$ 是从字典 D 中选 取 k 个 y_i 的最近邻元素构成的局部字典, 用来控制 编码 的 局 部 性; dist(y_i, B_i) = [dist(y_i, b_1),…, dist(y_i, b_k)], 其中 dist(y_i, b_j) 表示 y_i 与 b_j 之间的 欧式距离; λ 用于折中重构误差项 $\sum_{i=1}^{N} ||y_i - B_i a_i||^2$ 与局部正则项 $||d_i \odot a_i||^2$ 的重要程度; σ 用于调整局 部描述子的权重衰减速度; 约束条件 1^T $a_i = 1, \forall i$ 保证了编码的平移不变性。

$$\arg \min_{A} \sum_{i=1}^{N} \| \mathbf{y}_{i} - \mathbf{B}_{i} \mathbf{a}_{i} \|^{2} + \lambda \| \mathbf{d}_{i} \odot \mathbf{a}_{i} \|^{2}$$
$$\mathbf{d}_{i} = \exp\left(\frac{\operatorname{dist}(\mathbf{y}_{i}, \mathbf{B}_{i})}{\sigma}\right)$$
(5)
s. t. $\mathbf{1}^{\mathrm{T}} \mathbf{a}_{i} = \mathbf{1}, \forall i$

式(5)所示的系数向量求解问题可以推导出一个 解析解,其表达式如式(6)所示,其中, $A_i = (B_i - B_i)$ $\mathbf{1}\mathbf{y}_{i}^{\mathrm{T}}$)($\mathbf{B}_{i} - \mathbf{1}\mathbf{y}_{i}^{\mathrm{T}}$)^T 为协相关矩阵。由于上述求解过程 无需任何迭代,计算复杂度仅为O(m+k), $k \ll m$ 。

$$\boldsymbol{a}_{i} = \tilde{\boldsymbol{a}}_{i} / \boldsymbol{1}^{\mathrm{T}} \tilde{\boldsymbol{a}}_{i}$$
(6)

$$\tilde{\boldsymbol{a}}_i = (\boldsymbol{A}_i + \lambda \operatorname{diag}(\boldsymbol{d}))/1$$

2.3 融合图像的重建

通过 LLC 分别计算得到红外与可见光图像的 系数向量后,如何选取恰当的融合规则实现系数向 量的融合是重建融合图像的前提^[14]。考虑到利用 均值融合重建得到融合图像后,图像中反映重要细 节的高频信息容易丢失,这与图像融合的初衷是相 违背的。因此,本文设计了最大绝对值融合规则, 该融合规则的数学表达式为

$$\boldsymbol{a}_{i}^{F} = \begin{cases} a_{i}^{im} & \text{if } \max(|\boldsymbol{a}_{i}^{in}|) \geqslant \max(|\boldsymbol{a}_{i}^{vi}|) \\ \boldsymbol{a}_{i}^{vi} & \text{if } \max(|\boldsymbol{a}_{i}^{vi}|) \geqslant \max(|\boldsymbol{a}_{i}^{in}|) \end{cases} (7)$$

至此,融合舰船图像的重建步骤可归纳如下。

第一步:基于系数向量的融合规则,将红外舰 船图像的系数矩阵 Aⁱⁿ 与可见光舰船图像的系数矩 阵 Aⁿⁱ 融合为系数矩阵 A^F;

第二步:通过 $Y^{F} = DA^{F}$ 获取融合图像所对应的 矩阵 Y^{F} ;

第三步:将 Y^{F} 的每一个列向量 y^{F} 转化成大小为 $n \times n$ 的矩阵,并将这个矩阵加到与原图像尺寸相同的空矩阵S上,该过程可视为图4获取输入信号的逆过程;

第四步:由于每个矩阵在空矩阵 *S* 上相加的位置存在重叠,因此,*S* 的每个元素所在的位置都需要除以该位置上矩阵相加的次数,从而获取与融合图像 *I^F* 对应的像素值。

3 舰船图像融合算法仿真验证

3.1 仿真实验设置

本文用于实验的源图像共有三组,如图 5 所示。 其中,图 5(a)、(b)、(c)为红外图像,图 5(d)、(e)、 (f)为可见光图像,两组图像按照由远及近的顺序拍 摄,由此模拟无人机的着舰过程。

用于 K-SVD 字典训练的样本包含 20000 个尺 寸为 8×8、从红外与可见光图像中随机选择的图像 块。根据训练样本的不同选择,本文使用的字典分 为完全由红外图像训练得到的字典和完全由可见 光图像训练得到的字典两类。

在融合效果评估方面,本文选取了三种广泛采 用的融合图像质量客观评价指标,包括:



(a) 红外图像 1



(b) 红外图像 2



(c) 红外图像 3



(d) 可见光图像 1





(f) 可见光图像 3

图 5 红外与可见光舰船图像

Fig. 5 Infrared and visible ship images

1) MI: MI 与融合效果呈正相关;

2) $Q_w: Q_w$ 与融合效果呈正相关;

3) $Q^{AB/F}$: $Q^{AB/F}$ 与 1 更接近, 表明融合效果 更好。

3.2 融合效果分析

考虑到无人机视觉着舰导引的实时性要求,本 文从图像融合质量与融合算法计算时间两个角度 对融合效果进行综合分析。

由于过完备字典的学习、融合系数的求解和融 合图像的重建是本文设计算法的三个核心步骤,因 此本文重点针对以上三个步骤对融合效果的影响 展开分析。在过完备字典的学习部分,针对字典训 练样本的选取对融合效果的影响进行分析;在融合 系数的求解部分,针对融合系数求解算法的选取对 融合效果的影响进行分析;在融合图像的重建部 分,针对绝对值最大融合规则和11范数最大融合规 则对融合效果的影响进行分析。由此组合得到八 种不同的算法,列举如表1所示。在所有的实验中, 字典大小设置为 64×256, 滑窗尺寸设置为 8×8, 式 (4)中 OMP 算法的 δ 设置为 0.1,式(5)中局部约束 线性算法的λ设置为10⁻⁶。

第一组和第二组舰船图像在八种算法下的融 合结果分别如图 6 和图 7 所示。第一组和第二组舰 船图像在8种算法下的客观评价指标如表2所示。

rab. 1 Experiment setting						
序号	字典	系数求解	融合规则	简称		
1	红外	局部约束线性编码	绝对值最大	IR-LLC-Abs		
2	红外	局部约束线性编码	1 ¹ 范数最大	IR-LLC-l ¹		
3	红外	正交匹配追踪	绝对值最大	IR-OMP-Abs		
4	红外	正交匹配追踪	1 ¹ 范数最大	IR-OMP-l ¹		
5	可见光	局部约束线性编码	绝对值最大	VI-LLC-Abs		
6	可见光	局部约束线性编码	1 ¹ 范数最大	VI-LLC-l1		
7	可见光	正交匹配追踪	绝对值最大	VI-OMP-Abs		
8	可见光	正交匹配追踪	1 ¹ 范数最大	VI-OMP-l ¹		

表 2 融合结果客观评价指标对比

Tab. 2	Comparison	of	objective	evaluation	metrics	of	fusion	results
--------	------------	----	-----------	------------	---------	----	--------	---------

笛光		第一组			第二组	
异伝	MI	Q^W	$Q^{AB/F}$	MI	Q^W	$Q^{AB/F}$
IR-LLC-Abs	2.49	0.54	0.67	3.26	0.46	0.57
IR-LLC-l ¹	2.38	0.52	0.63	3.07	0.44	0.58
IR-OMP-Abs	1.96	0.47	0.29	2.59	0.38	0.29
IR-OMP- l^1	1.87	0.48	0.32	2.67	0.39	0.33
VI-LLC-Abs	2.47	0.56	0.66	3.15	0.47	0.59
VI-LLC-l ¹	2.48	0.55	0.61	3.16	0.43	0.56
VI-OMP-Abs	1.89	0.41	0.65	2.89	0.36	0.45
VI-OMP-l ¹	1.76	0.40	0.60	2.54	0.33	0.47

导航定位与授时



(a) IR-LLC-Abs



(b)**IR-LLC-** l^1



(c) IR-OMP-Abs





(c) IR-OMP-Abs



 $(\mathbf{d})\mathbf{IR}$ -OMP- l^1



(e)VI-LLC-Abs



(f)VI-LLC- l_1



(e) VI-LLC-Abs



bs







(g)VI-OMP-Abs

 (\mathbf{h}) **VI-OMP-** l^1

图 6 第一组舰船图像的融合结果

Fig. 6 Fusion results of the first ship image group



(a) IR-LLC-Abs







(g) VI-OMP-Abs
 (h) VI-OMP-l₁
 图 7 第二组舰船图像的融合结果
 Fig. 7 Fusion results of the second ship image group

通过人眼的直观评价对融合结果进行初步分 析可知:1)字典学习过程中采用的训练样本类型对 最终的融合结果没有显著影响;2)采用 LLC 求解融 合系数得到的融合图像效果优于采用最优匹配追 踪算法;3)采用最大绝对值融合规则得到的融合图 像效果优于采用最大 *l*¹ 范数融合规则。

进一步对第一组和第二组舰船图像的各个融合结果进行客观评价,计算得到的 *MI*、*Q*_w、*Q*^{AB/F}的对比结果如表 2 所示。分析融合结果的客观评价指标,其规律与主观评价得到的结果基本一致,即: 1)字典学习过程中的训练样本类型对融合结果没有明显影响;2)利用 LLC 求解融合系数的融合图像效果优于 OMP;3)采用最大绝对值融合规则的融合图像效果基本优于最大 *l*¹ 范数融合规则。

对于两组舰船图像的八种算法进一步进行实时 性验证分析。本文算法的实现平台为matlab 2016b,

127

计算机主频为 3.4GHz,内存为 8GB,采用 matlab 的 tic toc 命令,对于八种算法的运行时间进行统 计,统计结果如表 3 所示。由表 3 可知,由于本文采 用的 LLC 的计算复杂度较低,因此算法运行时间得 到了有效缩减。

表 3 融合结果计算时间对比 Tab. 3 Comparison of computation time

算法	第一组融合图像 运行时间/s	第二组融合图像 运行时间/s		
IR-LLC-Abs	32.4	27.8		
IR-LLC-l1	33.1	29.6		
IR-OMP-Abs	876	652		
IR-OMP-l ¹	859	633		
VI-LLC-Abs	31.7	28.1		
VI-LLC-l ¹	964	694		
VI-OMP-Abs	35.6	28.9		
VI-OMP- l^1	932	628		

3.3 对比实验分析

为了进一步验证本文所提算法的有效性,将本文 算法与基于 CSR 的图像融合算法^[15]和基于 CNN 的 图像融合算法^[12]进行对比实验分析。由于本文算法 采用的过完备字典大小为 64×256,因此,将 CSR 的 滤波器组设置为 256 个 8×8 大小的字典滤波器。

第一、二、三组源图像在三种不同方法下所对 应的融合结果如图 8~图 10 所示,计算得到的 *MI*、 *Q^W、Q^{AB/F}*的对比结果如表 4 所示。



(a) 本文算法



(b) CSR



(c) CNN

图 8 第一组源图像融合结果对比 Fig. 8 Comparison of the fusion results of the first group of source images



(a) 本文算法



(b) CSR



(c) CNN
 图 9 第二组源图像融合结果对比
 Fig. 9 Comparison of fusion results of the second group of source images



(a) 本文算法



(b) CSR





由表 4 可知,本文所提算法与基于 CSR 的图像 融合算法和基于 CNN 的图像融合算法相比,在部 分融合指标上具有一定的优势。

± 4	动人体田安辺辺仏セセオリ	Ĺ
衣 4	融合结果各观评价指标为风	í

Tab. 4 Comparison of objective evaluation indicators of fusion results

序号	评价指标	本文算法	CSR	CNN
1	MI	2.49	2.22	2.02
	Q^W	0.54	0.49	0.43
	$Q^{AB/F}$	0.67	0.63	0.64
2	MI	3.26	3.11	3.27
	Q^W	0.46	0.44	0.45
	$Q^{AB/F}$	0.57	0.53	0.59
3	MI	4.33	4.22	4.17
	Q^W	0.65	0.62	0.69
	$Q^{AB/F}$	0.53	0.51	0.59

4 结论

本文针对视觉成像在低能见度条件下适用性不 足的缺陷,提出了一种面向无人机视觉着舰导引的舰 船图像融合方法。采用 K 均值奇异值分解算法从海 量仅包含红外图像的训练样本中完成过完备字典的 学习。在此基础上,根据着舰的实时性需求,基于 LLC完成融合系数的非迭代求解。最后,设计了一种 基于融合系数最大绝对值的融合规则,根据过完备字 典和融合后的局部约束线性系数重建合成图。

实验分析结果表明:

1)本文提出的算法相较于基于 OMP 的图像融 合算法在融合效果和实时性方面均具有明显的优势;

2)本文提出的算法相较于基于 CSR 的图像融 合算法和基于 CNN 的图像融合算法,在部分融合 指标上具有一定的优势;

3)在其他条件一致的情况下,最大绝对值融合规则得到的多数结果优于最大 *l*¹ 范数融合规则的结果。

参考文献

- [1] Zhuang L, Cao Y, Shi Y, et al. A fast method of unmanned aerial vehicle carrier landing attitude estimation based on feature pattern[J]. Chinese Journal of Lasers, 2014, 41(s1): 109002.
- [2] Meng Y, Wang W, Han H, et al. A vision/radar/ INS integrated guidance method for shipboard landing [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(11): 8803-8810.

- 第2期
- [3] Zhang Z, Cao Y, Ding M, et al. Vision-based guidance for fixed-wing unmanned aerial vehicle autonomous carrier landing[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part G: Journal of Aerospace Engineering, 2019, 233(8): 2894-2913.
- [4] Li S, Kang X, Fang L, et al. Pixel-level image fusion: a survey of the state of the art[J]. Information Fusion, 2017, 33: 100-112.
- [5] Liu Y, Chen X, Wang Z, et al. Deep learning for pixel-level image fusion: recent advances and future prospects[J]. Information Fusion, 2018, 42: 158-173.
- [6] 陈峰,李敏,马乐,等.基于滚动引导滤波的红外与可见光图像融合算法[J].红外技术,2020,42(1): 54-61.

Chen Feng, Li Min, Ma Le, et al. Rolling guidance filter based infrared and visible image fusion algorithm[J]. Infrared Technology, 2020, 42(1): 54-61 (in Chinese).

[7] 刘智嘉,贾鹏,夏寅辉,等.基于红外与可见光图像
 融合技术发展与性能评价[J].激光与红外,2019,49(5):123-130.

Liu Zhijia, Jia Peng, Xia Yinhui, et al. Development and evaluation of visible and infrared image fusion[J]. Laser and Infrared, 2019, 49 (5): 123-130 (in Chinese).

[8] 高少忠, 沈小林. DT-CWT 优化边缘特征和自适应 PCNN 的图像融合[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(9): 119-125.

Gao Shaozhong, Shen Xiaolin. DT-CWT edge feature

optimization and adaptive PCNN based image fusion [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2019, 33(9): 119-125(in Chinese).

- [9] Yang B, Li S. Pixel-level image fusion with simultaneous orthogonal matching pursuit[J]. Information fusion, 2012, 13(1): 10-19.
- [10] Sturm B L, Christensen M G. Comparison of orthogonal matching pursuit implementations [C]// Proceedings of 2012 20th European Signal Processing Conference (EUSIPCO). IEEE, 2012: 220-224.
- [11] Wang J, Yang J, Yu K, et al. Locality-constrained linear coding for image classification [C]// Proceedings of 2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2010: 3360-3367.
- Liu Y, Chen X, Cheng J, et al. Infrared and visible image fusion with convolutional neural networks[J].
 International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing, 2018, 16(3): 1850018.
- [13] Aharon M, Elad M, Bruckstein A. K-SVD: an algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(11): 4311-4322.
- [14] Zhou Y, Li S, Xie J, et al. Sparse dictionary learning for seismic noise attenuation using a fast orthogonal matching pursuit algorithm [J]. Journal of Seismic Exploration, 2017, 26(5): 433-454.
- [15] Liu Y, Chen X, Ward R K, et al. Image fusion with convolutional sparse representation[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(12): 1882-1886.

(编辑:孟彬)