

粒子群进化学习自适应双通道脉冲耦合神经网络图像融合方法研究

李 奕^{1,2}, 吴小俊¹

(1. 江南大学物联网工程学院, 江苏无锡 214122; 2. 青岛大学国际学院, 山东青岛 266071)

摘 要: 针对双通道脉冲耦合神经网络图像融合方法中参数选取不易确定之挑战, 提出了一种基于进化学习的自适应双通道脉冲耦合神经网络图像融合方法. 通过引入自适应学习能力的进化学习算法和构建新的优化目标对双通道脉冲耦合神经网络模型参数来进行优化, 提出的新算法能够有效地找到双通道脉冲耦合神经网络模型的近似最优参数, 克服了经典双通道脉冲耦合神经网络图像融合方法需要人工交互穷举尝试不同参数来获取较优参数之缺点. 实验研究亦表明了上述优点.

关键词: 双通道脉冲耦合神经网络; 进化学习; 多准则目标函数; 图像融合

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2014)02-0217-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.02.002

A Novel Image Fusion Method Using Self-adaptive Dual-channel Pulse Coupled Neural Networks Based on PSO Evolutionary Learning

LI Yi^{1,2}, WU Xiao-jun¹

(1. School of Internet of Things Engineering, Jiangnan University, Wuxi, Jiangsu 214122, China;

2. International College, Qingdao University, Qingdao, Shandong 266071, China)

Abstract: A novel method for self-adaptive dual-channel pulse coupled neural networks (DC-PCNN) based on PSO evolutionary learning is proposed in order to overcome the difficulty of parameters selection of DC-PCNN. In this study an evolutionary learning algorithm and a new optimization criterion are proposed to optimize the parameters of PCNN for image fusion. In contrast with classical DC-PCNN method that needs to try different parameters settings manually, the proposed method can find the optimal parameters adaptively. Experimental results obtained on benchmark databases verify the above advantages.

Key words: dual-channel PCNN; evolutionary learning; multi-criteria objective function; image fusion

1 引言

图像融合^[1]是通过一种特定算法将两幅或多幅图像合成为一幅新图像. 当前主流的图像融合方法有: 基于变换的图像融合^[2,3]、基于多尺度的图像融合^[4]、基于小波理论的图像融合^[5-8]、基于区域的图像融合^[9]、基于神经网络的图像融合^[10]和近几年刚兴起的基于稀疏表示的图像融合^[11]等. 在众多的方法中, 脉冲耦合神经网络是基于神经网络图像融合方法中具有代表性的一种方法. 由于计算简便、参数较少、实用性较强等优点已经成为近年来被关注的方法之一. 国内外许多学者在这方面进行了较深入的研究, 其中比较著名的工作如文献[10, 12~16]所述. 文献[10]首先将脉冲耦合模型进

行分块计算用于图像融合. 在此基础上文献[12]将其改进为在图像分块的基础上使用每块的 Laplacian 图像能量作为外部刺激输入脉冲耦合模型来实现图像融合. 文献[13]则将脉冲耦合模型改进为双通道, 利用两个通道输入两幅图像的信息同时完成融合. 文献[15]将双通道脉冲耦合扩展到 m 通道, 提出了多通道脉冲耦合图像融合思想. 文献[16]总结了众多脉冲耦合存在的问题和解决方法, 为该方法的进一步发展奠定了理论基础. 上述方法虽然在不同的应用中有针对性的解决了一些问题, 但都依然面临一个共同的挑战, 即参数选取的不好确定问题. 特别地, 文献[16]曾针对此问题阐述道: PCNN 模型存在很多参数, 并且这些参数的取值对于模型的输出结果存在巨大的影响. 此外, 参数间的相互关系

以及与模型输出间的关系应该得到更多的关注. 因而参数寻优的问题应该作为将来仍将不断研究的工作. 正如文献[16]所述的那样, 以双通道脉冲耦合模型^[13]为例, 其包含四个参数: 链接权重 β 、水平调节 σ 、放大系数 V_T 、信号衰减时间 α_T , 这些参数的不同取值会给融合结果带来很大影响. 因而, 如何根据具体的应用自动寻找最优模型参数是一个亟待探讨的难题, 也成为制约双通道脉冲耦合模型进一步发展的关键问题. 目前, 许多学者把研究的重点放在模型结构的改进方面, 在参数选择上的研究还很少见到. 因而, 本文以此为出发点, 对双通道脉冲耦合图像融合模型的参数自适应寻优问题进行了探讨. 针对这一问题, 本文通过引入具有强大自适应学习能力的粒子群进化学习技术, 同时构造出新的图像融合多准则优化目标, 提出具有自适应参数进化学习的图像融合算法. 通过对多聚焦和医学图像进行实验研究, 显示出较好的有效性.

2 双通道脉冲耦合神经网络图像融合及存在的问题

文献[13]提出了基于双通道脉冲耦合模型的图像融合方法. 其采用的脉冲耦合模型如图1所示. 基于此模型的图像融合原理可以通过式(1)~(5)来描述.

$$H_{ij}^A[n] = S_{ij}^A + \sum_{k,l} W_{ijkl} Y_{kl}[n-1] \quad (1)$$

$$H_{ij}^B[n] = S_{ij}^B + \sum_{k,l} M_{ijkl} Y_{kl}[n-1] \quad (2)$$

$$U_{ij}[n] = (1 + \beta_{ij}^A H_{ij}^A[n])(1 + \beta_{ij}^B H_{ij}^B[n]) + \sigma \quad (3)$$

$$Y_{ij}[n] = \begin{cases} U_{ij}[n] - \text{Sur}_{ij}[n], & U_{ij}[n] > T_{ij}[n-1] \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

$$T_{ij}[n] = \begin{cases} e^{-\alpha_T} T_{ij}[n-1], & Y_{ij}[n] = 0 \\ V_T, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

模型中 H_{ij}^A 和 H_{ij}^B 分别表示两幅图像的输入; S_{ij}^A 、 S_{ij}^B 分别表示两个通道的外部刺激; $Y_{ij}[n]$ 表示模型输出, 这里 n 表示循环次数; β_{ij}^A 和 β_{ij}^B 分别代表两个通道的加权系

数; σ 是水平调节参数, 用来调节内部输出的平均水平; $U_{ij}[n]$ 表示内部输出; $\text{Sur}_{ij} = \sum_{k,l} K_{ijkl} Y_{kl}[n-1]$, 其中 K 、 W 、 M 为连接权重矩阵, 一般 $K = W = M$; $T_{ij}[n]$ 表示点火次数; α_T 表示衰减时间. 上述模型最大的问题在于计算复杂, 为了减少时间复杂度, 本文基于将乘运算简化为加运算的模型结构进行. 虽然双通道脉冲耦合神经网络及其改进模型的图像融合方法显示出一定的有效性, 但是此类方法依然面临着一个重要的挑战, 即如何有效地进行参数选取问题. 这里以图1所示的双通道脉冲耦合神经网络模型为例, 分析其中起关键作用的四个参数: 链接权重 β 、调节水平 σ 、放大系数 V_T 、衰减时间 α_T . 对于这些参数, 传统方法是通过经验和穷举方式进行人机交互来确定合适的参数, 这种方法带来以下不足: (1) 针对不同类型图像都需花费大量人力重新调整参数, 时间耗费大. (2) 由于人为因素的存在, 无法最终确定真正的最优解. (3) 由于参数的调节手工化, 使得融合结果受使用者的经验影响较大. 因而, 如何有效、自动、自适应的设置模型参数值是脉冲耦合模型图像融合中一个有待解决的重要问题. 这里, 首先对脉冲耦合模型参数给出如下的分析: (1) 链接权重 β . 其反映引发点火的相邻范围大小. β 越大, 表示同步脉冲方法区域越大, 可以更多地捕获图像的细节信息. 反之, β 越小, 只能得到较粗的框架信息. 采用 EOL^[13] 或 SML^[14] 方法计算 β 时, 会发现其中参数 η 是影响 β 的一个重要因素, 根据 SML^[14] 计算方法, 一旦 η 确定, 相应的 β 也就确定了. 极端情况, 当 $\eta = 0$ 时, 有 $\beta_{ij}^A = \beta_{ij}^B$. 所以 η 的选取对于图像融合的效率 and 效果都起到非常重要的影响. 基于此本文将其视为第一个待优化的模型参数. (2) 水平调节参数 σ ^[13]. σ 取值越大则内部输出项 U 也越大, 会影响脉冲的产生. (3) 放大系数 V_T 和衰减时间 α_T . 放大系数和衰减时间的选取直接影响到点火次数和速度, 进而影响到融合图像的结果.

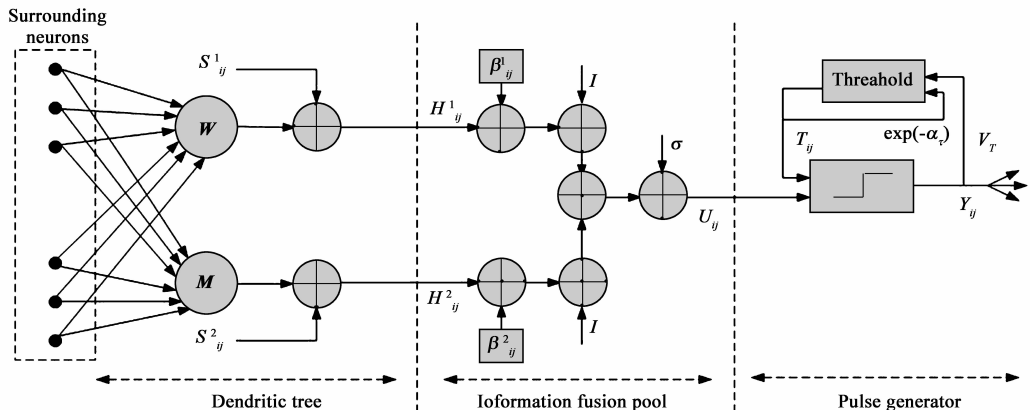


图1 双通道PCNN基本结构

为了更加直观的说明这四个参数不同取值给融合结果带来的影响,本节分别进行了几组实验,实验结果如图 2 所示,其给出采用不同模型参数对 CLOCK、VIEW

(图像均来源于标准图像库)两组图像融合结果带来的影响的程度及变化规律.在第 4 章节中其他图像和指标上也进行了相似实验,得到类似的结论.

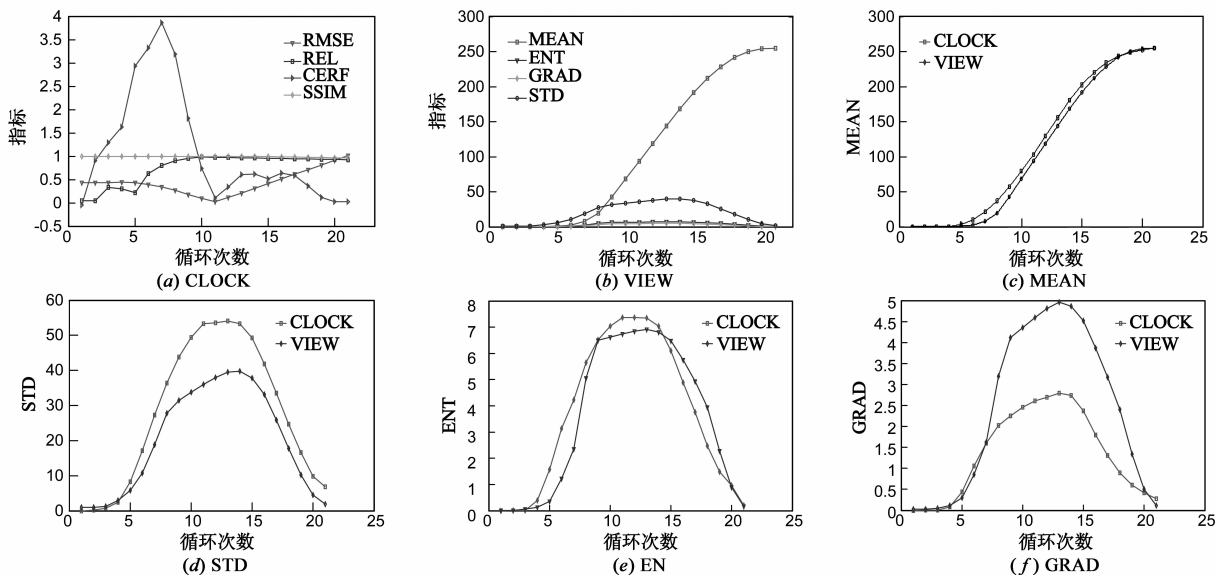


图2 采用不同模型参数对CLOCK和VIEW图像融合结果的比较

观察上述实验结果可以发现:不同参数取值,融合效果存在差异.而且针对两组实验图像在参数取值相同的情况下图像效果也存在一定差异,这个现象说明如果通过穷举的方法能够顺利找到取得最优解处参数所在逼近范围,这样可以较快地找到最优解.如果一旦偏离正确的方向,将离最优解越来越远.这也是本文采用进化学习思想改进双通道模型的初衷所在.如何实现具有自适应参数学习的双通道脉冲耦合图像融合方法是一个非常有意义的问题.

3 粒子群进化学习双通道脉冲耦合神经网络图像融合方法

3.1 粒子群寻优(PSO)

粒子群^[17-20]是根据在一个种群中每个鸟的社会行为激发而产生的群体智能算法. PSO 算法自提出以来,得到了广泛的关注,提出了多个变体,其中较经典的是文献[18]提出的标准 PSO 算法.如果用 $X_i(t)$ 表示第 i 个粒子在第 t 次循环寻优过程中的位置,粒子位置改变的快慢用速度 $V_i(t)$ 表示,则学习规则可描绘如下:

$$X_i(t) = X_i(t-1) + V_i(t) \quad (6)$$

$$V_i(t) = w \times V_i(t-1) + C_1 r_1 \times (X_{pbest_i}(t-1) - X_i(t-1)) + C_2 r_2 \times (X_{leader}(t-1) - X_i(t-1)) \quad (7)$$

这里 w 是内部权重用来控制先前历史速度带来的影响; X_{pbest_i} 是粒子个体所经历的当前最好位置; X_{leader} 是整个粒子群所经历的最佳位置. C_1 和 C_2 是参数来说

明一个粒子向自己的最佳位置和其他邻居的吸引力. 由于 PSO 方法已是较为成熟的进化学习方法,针对其参数的研究已非常深入,容易给出合适的取值.文献[18]中指出令 $C_1 = C_2 = 2$, 内部权重 w 在 $[0.9, 1.2]$ 范围内线性递减是很好的参数设置.除了上述参数之外,用户使用粒子群算法时需要设置的参数有粒子群数目和算法迭代次数.通常情况下,种群数目、迭代次数与学习时间是相互矛盾的.因而,对于 PCNN 模型参数的优化问题,实验发现当 PSO 迭代次数设置为 10^3 次,粒子数目设置为 50 时,优化结果已足够好,进一步增大参数值优化结果改进已不再明显.另外,针对上述参数 C_1, C_2, w 的取值是否已是最佳取值,以及粒子数的选取是否与图像大小有关等问题我们将进一步继续探讨.

3.2 进化学习多准则优化目标构造

图像融合效果的好坏除了通过肉眼辨别外,更加客观的方法还是通过众多的评价标准进行衡量.因而利用进化学习自适应寻优也应该以这些评价标准来构造目标函数.但是,由于图像融合评价标准众多繁杂,选择哪些评价准则来构造目标函数是一个开放的问题.本文选择了三个较常用的评价准则^[21](即交叉熵(CERF)、空间频率(SF)和信息熵(EN))来尝试构造粒子群进化学习的目标函数.根据 CERF 越小, SF 和 EN 越大,融合效果越好的结论^[21],本文给出如式(8)所示的自适应多准则优化目标函数对参数进化学习,可以在每个指标前增加调节参数,以提高准确度.

$$\min J_{OBJ} = \min(CERF-SF-EN) \tag{8}$$

在利用 PSO 进化方法对双通道脉冲耦合神经网络图像融合模型参数优化时,每个粒子表示为一个四维向量,即 $X = (X_1, X_2, X_3, X_4) = (\eta, \sigma, V_T, \alpha_T)$. 其中每个粒子的第一维表示模型链接权重中参数 η ,第二维表示模型水平调节参数 σ ,第三维和第四维分别表示模型放大系数 V_T 和衰减时间 α_T .

3.3 方法及分析

根据粒子群优化技术和构造的优化目标函数,提出基于粒子群进化学习的双通道脉冲耦合神经网络融合算法(EL-DC-PCNN),描述如下:

EL-DC-PCNN;

- Step1:模型初始化(模型内部输出、脉冲、点火等信息均归零);
- Step2:将待融合图像灰度矩阵归一化到[0,1]范围内;
- Step3:设定 PSO 粒子数目,寻优次数,寻优范围;
- Step4:利用 PSO 和构造的优化目标函数(见公式(8))进行进化学习;
- Step5:返回寻得参数 η 、 σ 、 V_T 、 α_T 的最优解;
- Step6:根据寻得的最优参数以及链路计算方法(见公式(9)),采用简化的模型进行图像融合;
- Step7:通过恢复得到融合图像灰度矩阵,并输出最终融合结果.

针对上述进化学习图像融合算法,给出如下分析:

(1)算法中引入自适应学习方法有效地解决了经典双通道脉冲耦合神经网络图像融合模型中参数需人工调节之难题,有效地解决了制约双通道脉冲耦合模型应用的挑战.

(2)引入粒子群技术进行多个参数同时寻优时,提出的融合多准则优化目标函数,可以使得参数寻优时,从局部和整体两个角度较全面、客观地评价融合图像.

(3)除此之外,双通道脉冲耦合神经网络方法中,为了进一步减少算法的时间复杂度,提高算法的学习效率,本文对权重计算也进行了相应简化.通常,链接权重 β 采用平均梯度、EOL^[13](Energy of Laplacian of Image)、SML^[14](Sum Modified Laplacian)方法来确定.若采用平均梯度方法来确定链接权重,从图像的清晰度角度进行计算,容易忽略亮度、能量等其他方面的信息.若采用 EOL、SML 方法计算链接权重,存在重复计算以及计算结果与拉普拉斯算子、权重矩阵密切相关之问题.针对此不足,本文通过如下分析进行了相应的改进.由于图像的灰度矩阵在某种程度上能够反映图像的特征,可以视为灰度能量.于是在研究中发现:在 SML 链接权重计算方法中直接引入图像灰度矩阵,可以摆脱滑动窗技术的繁琐计算.基于此给出如式(9)所示的链接权重 β 计算方法,这里 α 表示第 α 幅图像, S 表示灰度矩阵.

$$\beta_{ij}^{\alpha} = 1 / (1 + e^{(-1)^{\alpha} \eta^{\alpha}(i,j)}) \tag{9}$$

4 实验及分析

本小节分别从多聚焦图像和医学图像两个方面进行实验研究.为了有效的对各种方法进行客观的性能评估^[21],采用需要标准图像作参考的均方根误差(RMSE)、交叉熵(CERF)、图像相关系数(REL)和无需标准图像作参考的图像均值(MEAN)、方差(STD)、信息熵(EN),以及融合时间 TIME1、进化学习时间 TIME2 对融合图像进行性能评价.实验中与本文方法进行比较的方法有:Wang-1^[13], Wang-2^[15], Wang-PSO 和 Qu^[10] 方法,其中 Wang-1, Wang-2 和 Qu 是已有的方法,而 Wang-PSO 是我们引入 PSO 进化学习策略后对 Wang 方法扩展后的方法.表 1 给出了本文用于比较的所有算法的描述.实验中得到的评价数据都取重复运行 50 次得到的平均值.实验图像均来自于标准图像库,均已进行配准处理.

表 1 本文用于比较的不同方法及其名称缩写

缩写	方法名称
Wang-1	用于双通道脉冲耦合图像融合的 Wang's 方法 ^[13]
Wang-2	用于医学图像的 Wang's 方法 ^[15]
Qu	Qu's 方法 ^[10]
Wang-PSO	基于本文进化学习(PSO)策略实现 Wang's 方法中参数学习的图像融合方法
EL-DC-PCNN	本文核心方法

4.1 实验

(1)多聚焦图像实验结果

本小节实验是在两幅分别是左聚焦和右聚焦,图像大小为 256×256 的 'CLOCK' 图像上进行的.实验结果如表 2 和图 3 所示.

表 2 'CLOCK' 图像融合结果比较

方法 指标	Qu	Wang-1	Wang-PSO	EL-DC-PCNN
RMSE	0.0510	0.0252	0.0516	0.0261
CERF	0.1845	0.0266	0.3666	0.0074
REL	0.9756	0.9925	0.9895	0.9926
TIME1(s)	0.697296	3.668549	3.669853	3.645543
TIME2(s)			99939.1617	91950.3337

(2)医学图像实验结果

由于医学造影图像往往每张图片只能反映身体某个方向或脏器某个部位的情况,为了帮助医生诊断,需要通过融合方法得到一张轮廓清晰、包含信息全面的图像,这在医学诊断中有着非常重要的指导意义.为了进一步评价本文方法的有效性及其实用价值,本节在医学图像上也进行了相关实验.在比较方法中 Wang-2 方法采用文献[15]中的参数设定;FSD 和 MP 分解层数都设为 4.图 4 和表 3 给出了相应的实验结果.

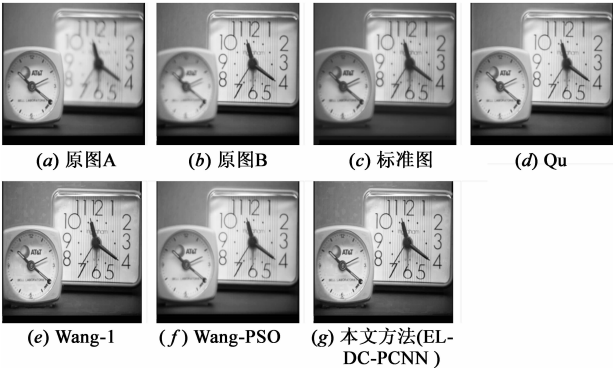


图3 ‘CLOCK’图像实验结果

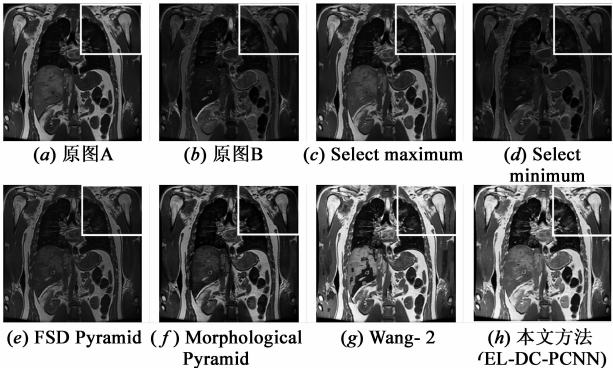


图4 ‘MRI’图像实验结果

表3 ‘MRI’图像实验结果比较

方法 指标	Select Maximum	Select Minimum	FSD	MP	Wang-2	EL-DC-PCNN
MEAN	0.2891	0.2256	0.2894	0.2457	0.2838	0.2893
STD	0.1968	0.1459	0.1773	0.1920	0.1982	0.1891
EN	6.5610	5.7753	6.1553	6.5119	6.5734	7.0169

表4 不同图像在给定参数和本文方法学习所得参数下融合性能指标比较

图像 指标	LETTER	TEAPOT	GOLDHILL	QIHUA
RMSE	0.1086(0.0424) *	0.0519(0.0185) *	0.1014(0.0162) *	0.0685(0.0300) *
CERF	2.4657(2.8901) *	0.3704(0.1816) *	0.4904(0.1228) *	0.1926(0.0121) *
REL	0.9715(0.9777) *	0.9910(0.9980) *	0.9967(0.9971) *	0.9945(0.9973) *
EN	1.3859(1.3466) *	2.3691(2.7845) *	7.3730(7.6015) *	6.3030(6.4073) *

* 括号内表示进化学习所得最优参数下获得的评价指标值

根据上述分析和结论,进行如下总结:(1)模型参数给定后,Qu方法在时间性能方面表现最为突出,相对于Wang方法,本文方法稍有优势;(2)从Wang-PSO方法的实验结果来看,在Wang方法基础上引入进化学习策略同样可以得到较好的模型参数学习效果.因而,本文提出的进化学习策略是一个通用的学习方法,适用于不同的PCNN模型.

5 结论

针对传统双通道脉冲耦合神经网络图像融合方法中参数对不同图像不好确定较优之问题,本文通过引

4.2 实验结果分析

(1)评价指标与视觉效果分析

首先,从评价指标来进行观察和分析.多聚焦‘CLOCK’图像上,本文方法在交叉熵、与标准图关系方面优于其他三种方法,说明本文方法能够较好的完成图像融合任务,能够达到人工调参最优水平.医学图像上,本文方法在均值和信息熵两个方面均优于其他四种方法,说明使用本文方法融合的图像含有的平均信息较多,这是图像融合中要解决的关键问题.在方差方面优于Select Minimum和FSD两种方法,但略差于Select Maximum、MP和Wang-2方法.其次,从视觉效果来看.引入PSO进化学习后得到的融合结果均与原有方法在模型参数人工优化后的结果相当.因此,本文提出的进化学习模型参数策略不仅避免了大量的人工交互参数调节的繁琐工作,而且适合于不同的具体脉冲耦合模型,具有一定的推广性.

(2)参数敏感性实验分析

本小节探讨双通道脉冲耦合模型参数选取对于待融合图像的依赖性问题.实验中将在‘CLOCK’图像上经粒子群进化学习得到的相应参数直接用于‘LETTER’^[13]、‘TEAPOT’^[13]、‘GOLDHILL’(选自标准图像库)和‘QIHUA’^[13]图像的融合中,得到的实验结果如表4所示.可以发现:针对一组图像自适应寻得的最优参数直接用于其它图像的融合中并不能够全都得到较为满意的融合效果.这一点也体现出本文方法采用粒子群进化学习的思想,针对不同图像在双通道脉冲耦合模型参数中进行自适应学习是必要的.

入具有自适应学习能力的粒子群进化学习算法和构建新的多准则优化目标对双通道脉冲耦合神经网络模型中参数进行优化.提出的新方法能够有效、自动地找到近似最优参数,有效解决了双通道脉冲耦合神经网络图像融合方法中参数选取之问题,提高了双通道脉冲耦合图像融合方法的适用性.虽然本文方法显示出了一定的优越性,但是依然有很多工作值得进一步深入探讨.例如,进化学习的目标函数的构造依然是一个开放的问题,本文只是给出了一种可行的目标函数构造方案,更好的构造方法是一个值得深入探讨的课题;如何设计更好的进化策略有待于进一步研究.另外,本文

进化学习策略应用于多通道(3 通道,4 通道...等)模型图像融合上也是值得探讨的工作。

参考文献

- [1] POHL C, Van Genderen JL. Multisensor image fusion in remote sensing: concepts, methods and applications [J]. International Journal of Remote Sensing, 1998, 19(5): 823 – 854.
- [2] Carper W J, Lillesand T M, Kiefer R W. The use of intensity-hue-saturation transformations for merging SPOT panchromatic and multispectral image data [J]. Photogramm Eng Remote Sensing, 1990, 56(4): 459 – 467.
- [3] Chavez Jr P S, Sides S C, Anderson J A. Comparison of three difference methods to merge multiresolution and multispectral data: Landsat TM and SPOT panchromatic [J]. Photogramm Eng Remote Sensing, 1991, 57(3): 295 – 303.
- [4] Toet A. Multiscale contrast enhancement with applications to image fusion [J]. Optical Engineering, 1992, 31(5): 1026 – 1031.
- [5] Chipman L J, Orr T M, Graham L N. Wavelets and image fusion [A]. Proc of Int Conf on Image Processing [C]. Los Alamitos: IEEE Computer Society, 1995. 248 – 251.
- [6] Li H, Manjunath BS, Mitra S. Multisensor image fusion using the wavelet transform [J]. Graphical Models and Image Process, 1995, 57(3): 235 – 245.
- [7] Li X, He M, Roux M. Multifocus image fusion based on redundant wavelet transform [J]. Image Processing, IET, 2010, 4(4): 283 – 293.
- [8] Chai Y, Li H F, Qu J F. Image fusion scheme using a novel dual-channel PCNN in lifting stationary wavelet domain [J]. Optics Communications, 2010, 283(19): 3591 – 3602.
- [9] Piella G. A general framework for multiresolution image fusion: from pixels to regions [J]. Information Fusion, 2003, 4(4): 259 – 280.
- [10] Qu X B, Yan J W, Xiao H Z, Zhu Z Q. Image fusion algorithm based on spatial frequency- motivated pulse coupled neural networks in nonsubsampling contourlet transform domain [J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 34(12): 1508 – 1514.
- [11] Yin H T, Li S T, Fang L Y. Simultaneous image fusion and super-resolution using sparse representation [J]. Information Fusion, 2013, 14(3): 229 – 240.
- [12] Huang W, Jing Z L. Multi-focus image fusion using pulse coupled neural network [J]. Pattern Recognition Letter, 2007, 28(9): 1123 – 1132.
- [13] Wang Z B, Ma Y D, Gu J. Multi-focus image fusion using PCNN [J]. Pattern Recognition, 2010, 43(6): 2003 – 2016.
- [14] Huang W, Jing Z L. Evaluation of focus measures in multi-focus image fusion [J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(4): 493 – 500.

- [15] Wang Z B, Ma Y D. Medical image fusion using m-PCNN [J]. Information Fusion, 2008, 9(2): 176 – 185.
- [16] Wang Z B, Ma Y D, Cheng F Y, Yang L Z. Review of pulse-coupled neural networks [J]. Image and Vision Computing, 2010, 28(1): 5 – 13.
- [17] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization [A]. IEEE Int Conf on Neural Networks [C]. Piscataway: IEEE Service Center, 1995. 1942 – 1948.
- [18] Shi Y, Eberhart R. A modified particle swarm [A]. Proceeding of IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings [C]. New York, 1998. 69 – 73.
- [19] 张波, 薛正辉, 任武, 李伟明, 盛新庆. 采用粒子群算法的频率选择表面优化设计 [J]. 电子学报, 2013, 41(3): 603 – 608.
Zhang Bo, Xue Zhenghui, Ren Wu, Li Weiming, Sheng Xinqing. Particle swarm optimization of frequency selective surface [J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(3): 603 – 608. (in Chinese)
- [20] 吴晓军, 李峰, 马悦, 辛云宏. 均匀搜索粒子群算法的收敛性分析 [J]. 电子学报, 2012, 40(6): 1115 – 1120.
Wu Xiaojun, Li Feng, Ma Yue, Xin Yunhong. The convergence analysis of the uniform search particle swarm optimization [J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(6): 1115 – 1120. (in Chinese)
- [21] 罗晓清. 多传感图像融合理论及其应用研究 [D]. 江南大学, 2010. 61 – 63.
Luo Xiaoping. Study on the theory of multi-sensor image fusion and its applications [D]. Jiangnan University, 2010. 61 – 63. (in Chinese)

作者简介



李 奕 女, 1979 年出生于天津, 讲师, 博士生, 主要从事图像融合的研究。

E-mail: lyqx@126.com



吴小俊(通信作者) 男, 1967 年出生于江苏, 二级教授, 博士生导师, 主要从事模式识别、智能计算、计算机视觉、图像处理的研究。

E-mail: xiaojun_wu_jnu@163.com