

# 一种新型异源图像融合质量评价模型

宋 乐,林玉池,刘启海,赵美蓉,冯伟昌  
(天津大学精密测试技术及仪器国家重点实验室,天津 300072)

**摘 要:**提出了一种基于 FNN 的异源图像融合质量评价模型。该模型将融合图像的主观评价结论样本集作为模糊期望输出,并利用高斯隶属度函数将多种典型图像融合客观评价指标进行模糊化,作为网络输入样本。通过网络学习,生成评价指标权重与隶属度函数的相关参数,并采用动量因子提高了网络的学习效率。实验结果表明,采用该方法进行异源图像融合质量评价,评价结论符合人眼的观察特性,主、客观评价结论具有较好的一致率,为融合图像自动化评价的实现提供了有效的途径。

**关键词:**图像融合;质量评价;FNN;隶属度函数;异源  
**中图分类号:**TN391.41      **文献标识码:**A

## Novel evaluation model for different-source image fusion quality

SONG Le, LIN Yu-chi, LIU Qi-hai, ZHAO Mei-rong, FENG Wei-chang  
(State Key Laboratory of Precision Measuring Technology and Instruments, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

**Abstract:** An evaluation model for different-source image fusion quality based on FNN is proposed. Subjective evaluation conclusion sample sets of fusion images are considered as output of fuzzy expectation. Several classical objective evaluation indexes are fuzzed by Gaussian membership function as network input samples. Related parameters of evaluation index weight and membership function are generated by network learning. Momentum factor is adopted to improve network learning efficiency. Experimental results show that the evaluation results are reasonable to human eyes. The uniformity ratio of subjective and objective evaluation can reach a high rate, which provides a valuable method for the realization of automatic fusion image evaluation.

**Key words:** image fusion; quality evaluation; FNN; membership function; different-source

### 1 引 言

随着图像融合技术的应用日益广泛,新型融合算法得到了迅速发展。与之相比,对异源图像融合的评价尚存在较大的局限性。异源图像融合是协同使用不同类型的传感器,并将各种图像信息有效地结合起来,形成高性能感知系统来获取对同一目标的一致性描述的过程。对异源图像融合质量的主观评价由人眼完成,评价结论全面准确但不够客观;后期的客观评价根据某些可计算的指标来定量判断,无需人为参与,但指标种类过多且片面性强。

近年来,国内外的一些学者开展了将主客观相结合的异源图像融合质量评价模型的研究,包括基

于证据理论、粗糙集理论、加权求和法和模糊理论法等<sup>[1]</sup>,均实现了主客观综合评价,但评价过程仍需大量人工辅助。Xue 实现了基于神经网络的融合质量评价<sup>[2]</sup>,但评价结论仍为定量数值,与人眼主观评价结论的等级化评价习惯不符。因此,对异源图像融合质量的评价模型,尚需进一步研究。

20 世纪 90 年代,一些学者将神经网络和模糊逻辑理论结合起来,提出了模糊神经网络(fuzzy

基金项目:国家自然科学基金项目(No. 60874106)资助。

作者简介:宋 乐(1981-),男,讲师,博士,主要研究方向为图像处理算法与智能传感技术。E-mail: songle@tju.edu.cn

收稿日期:2009-04-01;修订日期:2009-06-06

neural network, FNN)<sup>[3]</sup>。FNN 综合了模糊逻辑推理的结构性知识表达能力和神经网络的自学习能力,其工作方式与人类思维和推理过程非常相似。本文将 FNN 引入到异源图像融合质量评价中,克服现有评价方法的局限性,使评价结论更加符合人眼观察特性,对融合图像做出更加全面、准确的评价。

## 2 FNN 模型的建立

### 2.1 客观评价指标的选取

对异源融合图像的综合评价,需评判融合图像的信息量和清晰度两方面的特性。这里选取了 5 种典型评价参数,即熵值、交叉熵、标准差、空间频率和偏差指数<sup>[4]</sup>。将以上 5 种参数构成评价指标集  $X$ ,描述为  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ,此时  $n=5$ 。对于评价指标集  $X$  中,各单个指标值与图像融合质量之间的关系,可采用如下模糊语言进行描述:融合图像的熵值越大,质量越优;融合图像和源图之间的交叉熵越小,质量越优;融合图像的标准差越大,质量越优;融合图像空间频率越大,质量越优;融合图像和原始图像之间的偏差指数越小,质量越优。

除了可将上述 5 种指标作为 FNN 模型的输入,观察者可根据实际需要,对输入指标集进行灵活调整,经过重新训练得到新的网络参数,扩展评价模型的使用性能。

### 2.2 FNN 的结构

根据模糊集合理论,模糊集合  $A$  中的元素  $x$  属于  $A$  的程度用隶属度  $\mu_A$  表示,这里  $\mu_A \in [0, 1]$ ,则模糊集合  $A$  可表示为:

$$A = \{\mu_A(x_1) + \mu_A(x_2) + \dots + \mu_A(x_n)\} = \{\sum \mu_A(x_i)\} \quad (1)$$

式中,  $x_i$  是模糊集合  $A$  中的元素 ( $i=1, 2, \dots, n$ );  $\mu_A(x_i)$  是  $x_i$  对应的隶属度值;  $\sum$  为各元素的汇集。融合图像质量评价要素模糊集  $Q$  可由式(4)描述。融合图像质量评价的结果,用模糊集  $P$  {优、良、中、一般、差} 来表示。  $Q$  的论域用  $X$  表示,  $P$  的论域用  $Y$  表示,  $Q$  与  $P$  的模糊关系  $R$  可用模糊笛卡尔积表示,即:

$$R = Q \times P \quad (2)$$

$\mu_R(x, y)$  描述了融合图像质量评价要素  $Q$  和评价结果  $P$  之间的模糊隶属关系。隶属度函数选用高斯函数,定义如下:

$$\text{Gaussian}\{x; c, \sigma\} = \exp\left[-\frac{(x-c)^2}{\sigma^2}\right] \quad (3)$$

高斯隶属度函数由  $c$  和  $\sigma$  确定,  $c$  表示隶属度

函数的中心,  $\sigma$  决定隶属度函数的宽度。各个评价指标由于不同的应用,其所占的权重也不相同,设权重向量表示为:  $W = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n)$ , 这里  $n=5$ 。其中,  $\omega_i$  是评价指标  $i$  的权重,  $\omega_i \in [0, 1]$ , 且  $\omega_1 + \omega_2 + \dots + \omega_n = 1$ 。通过复合运算得到评价向量  $e$ , 则  $e$  中隶属度最大值所对应的等级即为融合图像质量评价等级。隶属度函数的参数和权重向量可以人为给定,但具有很大的主观性,准确度低。利用神经网络的自学习能力,通过对网络进行训练来确定隶属度和权重向量,则更加客观准确。

通常情况下,模糊神经网络有输入层、条件层、规则层和输出层,如不采用等效处理直接设计为每层都是全连接,则网络复杂、庞大,导致模型训练耗时、不容易收敛。本文提出了一种改进型的模糊神经网络,其拓扑结构如图 1 所示,它具有计算简单、各网络层推导物理意义明显等优点,可完成输入的模糊化、模糊运算和输出等操作。

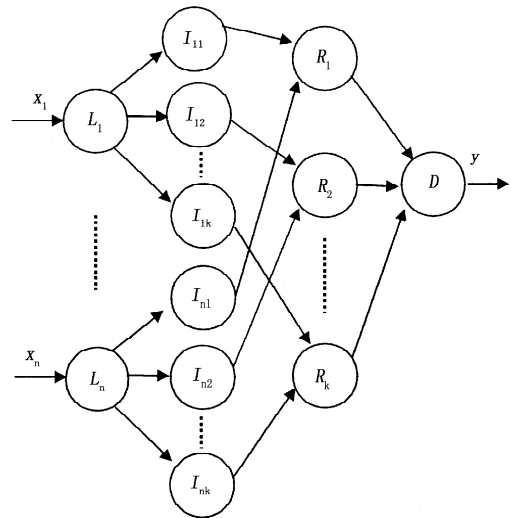


图1 用于融合图像质量评价的FNN网络拓扑结构

第一层:输入层,  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  是网络的信息输入。这里  $n=5$ ,  $x_i$  是融合图像的各个客观评价指标值,即  $X = [\text{熵值}, \text{交叉熵}, \text{标准差}, \text{空间频率}, \text{偏差指数}]$ 。为了将各项不同的评价指标综合起来,需要对各个评价指标进行归一化处理。这里,采用极差变换公式将各类指标归一化,如下式所示:

$$h_i(x_i) = \frac{x_i - x_{i\min}}{x_{i\max} - x_{i\min}} \quad (4)$$

式中,  $h_i(x_i) \in [0, 1]$  代表原始值  $x_i$  的归一化值。  $x_{i\max}$ ,  $x_{i\min}$  分别表示对于  $n$  组融合图像,其对应的组评价数据中  $x_i$  的最大值和最小值。

第二层:条件层,每个节点表示一个模糊语言变

量,在此是优、良、中、一般和差。该层的输出是隶属度,表示输入属于该语言变量的程度,第一层神经元到第二层神经元的连接权值确定了模糊化的参数,即确定高斯隶属度函数中的  $c$  和  $\sigma$  参数。

第三层:规则层,在此用 5 个神经元,分别表示优、良、中、一般和差,对输入进行加权和运算,得到评价向量。第二层神经元到第三层神经元的连接权值就是评价的权重  $W$ 。设第二层输出到本层的输入为  $i_k (k=1, \dots, 5)$ , 本层输出  $O_z (z=1, \dots, 5)$ , 则:

$$O_z = i_k \cdot W_{kz} \quad (5)$$

式中,  $W_{kz}$  表示  $k$  到  $z$  的连接权重。

第四层:输出层,在评价向量  $e$  中求取隶属度最大值所对应的等级,即融合图像质量的评价等级。

### 2.3 网络训练过程

网络训练需要确定两类参数,一类是高斯隶属度函数的中心参数  $c$ , 宽度  $\sigma$ ; 另一类是第二层到第三层的指标权重  $W$ 。设有  $n$  组输入输出样本  $(x_p, d_p)$ ,  $p=1, 2, \dots, n$ 。

(1) 中心参数  $c$  由 K-means 聚类算法<sup>[5]</sup> 确定;

(2) 宽度  $\sigma$  由差值平均确定,即从  $n$  组评价样本数据中取出输出是  $z$  的全部数据。设有  $m$  组数据,则:

$$\sigma = \frac{1}{m} \sum |x_i - c|, i=1, 2, \dots, m \quad (6)$$

(3) 指标权重  $W$  的确定。指标权重由总数百分比确定。从  $n$  组评价样本数据中取出输出是  $z$  的全部数据。设有  $m$  组数据,第二层输出的隶属度输入是  $\mu_{zik}, i=1, 2, \dots, 5, k=1, 2, \dots, m$ , 则:

$$W_{zi} = \sum (\mu_{zik}) / \sum (\mu_{zjk}), j=1, 2, \dots, 5 \quad (7)$$

此模糊神经网络的学习算法是基于反向传播 (back propagation, BP) 算法而提出的。传统 BP 算法的收敛速度慢、容易陷入局部极小值。这里,采用动量因子  $\alpha$  对传统 BP 算法进行参数调整和优化<sup>[6]</sup>,可在一定程度上克服上述缺点,使加速权值向减小的方向下降,同时对网络有稳定作用。

### 3 评价实验与分析

采用 20 组可见光与红外图像对,选用灰度极值法<sup>[7]</sup>、加权平均法<sup>[7]</sup>、离散小波变换法<sup>[7]</sup> 和 Contourlet 法<sup>[8]</sup> 进行异源图像融合。首先由观察者对融合图像进行主观评价,获得相应的模糊等级。将前 10 组融合图像的主、客观融合评价结果作为网络训练样本集。此处,设定网络权值初始值  $W \in [0, 1]$ , 学习速率  $\eta = 0.01$ , 动量因子  $\alpha = 0.1$ , 系统误差目标

值  $E_p = 0.01$ 。该网络经过 1267 次训练后,误差降低到 0.01 以下。分别记录此时的中心参数  $c$ 、宽度  $\sigma$  和指标权重数  $W$  值,从而完成 FNN 的训练过程。

采用另外 10 组图像对以上评价模型进行分析,以测试模型的有效性。下面给出其中的一组实验结果。这里选用坦克异源图像对,图 2(a) ~ (b) 分别为可见光源图像和红外源图像。图 2(c) ~ (f) 为分别采用灰度极值法、加权平均法、离散小波变换法和 Contourlet 法进行融合所得到的融合图像。

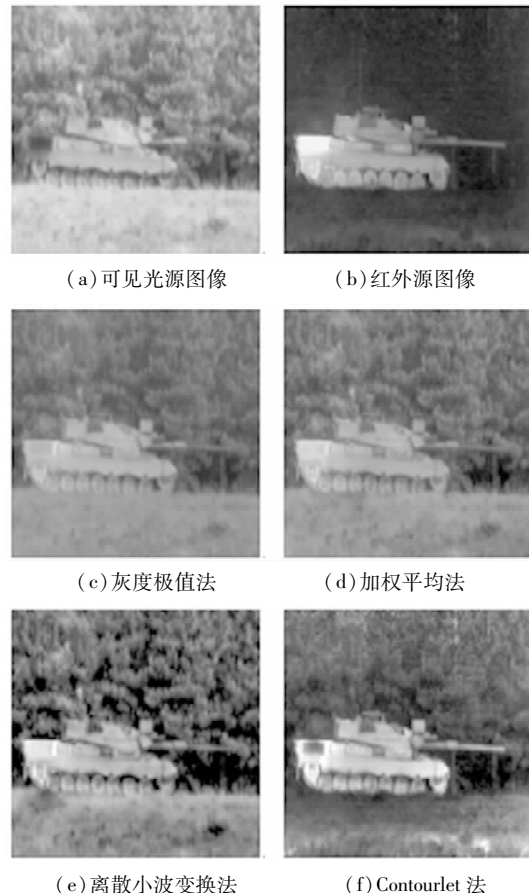


图 2 图像融合质量评价测试图像与融合结果

由图可见,灰度极值法仅对源图对应像素灰度进行取小,融合效果较差;加权平均融合法对图像采用简单灰度平均,得到融合图像的对比度同样不高;离散小波变换法采用了基于 db2 小波基,以及低频平均、高频绝对值取大的融合规则,融合图像中可分辨出原始红外图像中的热源部分,但局部对比度较为欠缺;图 2(f) 采用了基于 Contourlet 变换的多尺度分解,以及低频平均、高频绝对值取大的融合规则,融合后的图像结合了两幅源图像的互补信息,原始红外图像中的坦克外形和局部热源都能够被较好地识别,且图像纹理清晰,融合效果较好。表 1 为融合后单个指标评价结果。

表1 单个评价指标的评价结果

融合方法	熵	交叉熵	标准差	空间频率	偏差度
灰度极值法	5.8007	0.363	0.0870	4.0078	0.2541
加权平均法	5.9440	0.419	0.0962	5.7223	0.2578
离散小波法	6.0257	0.306	0.0984	7.2969	0.2624
Contourlet 法	6.2152	0.192	0.1007	7.2865	0.2699

由表1可以看出,如果由熵、交叉熵和标准差来评定,Contourlet 融合法占优;单独由空间频率进行评价,则离散小波融合法较好;而单独由偏差度评定,则灰度极值融合法最佳。可见,单个评价指标在融合图像质量评价中存在较大的局限性。

基于 FNN 的图像融合质量评价结果如表2所示,评价向量中数值最大者即为最大模糊隶属度,并由此得到评价结论。由 FNN 评价结果可见,采用 Contourlet 融合法得到的融合图像评价值为“优”,灰度极值融合法评价结果为“差”,与主观评价结论相符合。对全部 10 组图像进行测试,共获得 50 组评价数据,其中仅有 2 组结论不同,且处于相邻的评价等级,一致率较高,体现了评价模型的合理性。

表2 基于模糊神经网络的图像融合质量评价

融合方法	评价向量	FNN 评价
灰度极值法	{0.1961, 0.1272, 0.2273, 0.2284, 0.3434}	差
加权平均法	{0.2187, 0.4092, 0.4683, 0.3650, 0.2786}	中
离散小波法	{0.2856, 0.3911, 0.3349, 0.3158, 0.2716}	良
Contourlet 法	{0.5478, 0.4302, 0.3267, 0.2123, 0.1059}	优

#### 4 结 论

本文建立了一种新型异源图像融合质量评价模

型。该模型利用了 FNN 在模糊逻辑和网络学习等方面的优势,可反映融合图像更加全面的特征,评价结果客观合理。实际应用中,可结合具体应用背景灵活选取样本集,对 FNN 进行有针对性的训练,进一步提高评价结果的准确度。

#### 参考文献:

- [1] 王海晖,彭嘉雄,吴巍. 评价多传感器图像融合效果方法的比较[J]. 红外与激光工程,2004,33(2):65-68.
- [2] 薛新美,王敬东,李鹏,等. 基于神经网络的图像融合效果综合评价[J]. 红外技术,2006,28(12):699-703.
- [3] 沙福泰. 模糊信息处理与模糊神经网络[J]. 舰船电子对抗,1999,(3):33-37.
- [4] 阳方林,郭红阳,杨风暴. 像素级图像融合效果的评价方法研究[J]. 测试技术学报,2002,6(4):276-279.
- [5] 潘莹,梁京章,黎慧娟. 基于 K-means 算法的校园网用户行为聚类分析[J]. 计算技术与自动化,2007,26(1):66-69.
- [6] 黎昵,岳建平,段鹏. 改进模糊神经网络模型及其在大坝监测中的应用[J]. 水电自动化与大坝监测,2007,31(1):74-76.
- [7] Sadjadi F. Comparative image fusion analysis[C]//Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005,(8):8-15.
- [8] BARMAS S M. Contourlet-based Multispectral Image Fusion[C]//Proceedings of the Seventh IASTED International Conference on Visualization, Imaging, and Image Processing,2007:11-14.