**北京科技大学**

**硕士学位研究生**

**选题报告及文献综述**

论文题目：**基于特征级数据融合的图像识别方法研究**



指导教师： 王庆梅

单 位： 国家材料服役安全科学中心

学 号： G20159010

作 者： 孙霞

专业名称： 计算机技术

入学时间： 2015年09月

2016年07月21日

目录

[1课题来源、研究目的及意义 1](#_Toc456892581)

[1.1课题来源 1](#_Toc456892582)

[1.2研究目的及意义 1](#_Toc456892583)

[2文献综述 2](#_Toc456892584)

[2.1数据融合概述 2](#_Toc456892585)

[2.1.1数据融合定义 2](#_Toc456892586)

[2.1.2数据融合原理 2](#_Toc456892587)

[2.1.3数据融合层次 3](#_Toc456892588)

[2.2数据关联算法 6](#_Toc456892589)

[2.3数据融合方法 6](#_Toc456892590)

[2.3.1加权平均法 6](#_Toc456892591)

[2.3.2贝叶斯推理 7](#_Toc456892592)

[2.3.3 D-S 证据理论 8](#_Toc456892593)

[2.3.4主成分分析 9](#_Toc456892594)

[2.3.5模糊逻辑推理 10](#_Toc456892595)

[2.3.6神经网络 10](#_Toc456892596)

[3研究方案 11](#_Toc456892597)

[3.1研究内容 11](#_Toc456892598)

[3.2 研究方法 12](#_Toc456892599)

[3.3 创新点 14](#_Toc456892600)

[3.4 预期目标 14](#_Toc456892601)

[3.5 进度安排 15](#_Toc456892602)

[参考文献 15](#_Toc456892603)

# 1课题来源、研究目的及意义

## 1.1课题来源

自拟。

## 1.2研究目的及意义

数据融合技术[1][2][3](Multiple Sensor Information Fusion，MSIF)，它的研究起源于军事指挥控制智能通讯系统, 即C3I( Command, Control Communication and Intelligence)系统建设的需求, 早期研究也多来自于军事方面的应用[4]。而随着工业系统的复杂化和智能化, 该技术已被推广到民用领域, 如医疗诊断、机械故障诊断、空中交通管制、遥感、智能制造、智能交通、工业自动控制及刑侦等等。作为前沿领域技术, 无论是军用系统还是民用系统, 都趋向于采用数据融合技术来进行信息综合处理。在知识爆炸的信息时代, 数据融合技术就显得尤其重要, 它能避免数据富有但信息贫乏的情况发生。

多传感器数据融合技术的基本原理也就像人脑综合处理信息一样充分利用多个传感器资源,通过对这些传感器及其观测信息的合理支配和使用,把多个传感器在时间和空间上的冗余或互补信息依据某种准则进行组合,以获取被观测对象的一致性解释或描述[5]。数据融合的基本目标是通过数据优化组合导出更多有效信息。它的最终目的是利用多个传感器共同或联合操作的优势,来提高多个传感器系统的有效性。

随着信息社会的到来人们获取的信息已经不是局限在数字、符号、文本等信息，而是越来越多的处理图像信息。然而这些信息大多数或是具有很高的维数，或是获得的图像数量巨大，所以，综合来自不同传感器的多源图像信息，通过对多幅图像信息的提取与综合，从而获得对同一场景/目标的更为准确、全面、可靠的图像描述。

# 2文献综述

## 2.1数据融合概述

### 2.1.1数据融合定义

数据融合的定义有很多。Mangolini将数据融合定义为[3]：一套利用具有不同性质的各种源数据的方法、工具、方式，目的是提高所需信息的质量，此定义着重于融合的方法。Hall和Llinas的定义是“数据融合技术是将来自多传感器和相关数据库的有关信息进行综合，以得到精度上的改善和更加具体的推断，而这些也可以通过单个传感器来得到”。这种定义虽然提到了数据信息的质量，但是仍注重于方法。美国国防部定义为“数据融合是一个多级[5]、多方面的过程，这个过程处理自动识别、连结、相关、估计以综合多源数据和信息。”这一定义简单地说就是“处理自动识别、连结、相关、估计以综合来自单个或多源数据和信息的多级、多方面过程”。Lwald在1998年采用了一个更加普遍的定义：“数据融合是一个形式上的框架，在此框架下表达了融合的方式和工具，通过这些方式和工具将来自不同的源数据进行联合[6]，其目的在于获取质量更好的信息,而质量的改善取决于应用。”美国国防部三军实验室理事联席会(JDL)的定义：数据融合是指对来自单个或多个传感器(或信源)的信息或数据进行自动检测、关联、相关、估计和组合等多层次、多方面的处理，以获取对目标参数、特征、事件、行为等更加精确的描述和身份估计。它主要强调数据融合的3个核心方面：①数据融合是在几个层次上完成对多源信息的处理过程，其中每一层次都表示不同级别的信息抽象；②数据融合包括检测、关联、相关、估计及信息组合；③数据融合的结果是指较低层次上的状态和身份估计，以及较高层次上的整个态势估计[7]。

### 2.1.2数据融合原理

数据融合是人类和其他生物系统中普遍存在的基本功能[8]。在认知过程中，人和动物首先通过各感觉器官来对客观的事物实施多个方位及多个种类的感知活动，以便能够获得大量冗余的但却可以互补的信息；接着由大脑根据某种位置的规则进行组合并对这些感知到的信息进行处理，最终得到对客观对象统一的认识和理解。因为人的感觉器官有着不同的特征，所以能够检测到不同的空间范围中发生了的不同的物理现象。人类的这种处理的过程是很复杂的，而且是自适应性的，能够将各种各样的信息转化成为对环境有价值的解释。这种由感知到认知的过程就是多源数据融合过程。

多传感器数据融合模拟了人类的大脑对复杂问题的综合分析和处理过程，并对这种功能进行了拓展。而在多传感器系统中，不同类型的传感器得

到的信息类型可能也是不同的：模糊的或者确定的，精确的或者不完全的，

也可能是相互矛盾和冲突的。数据融合技术可以将各个传感器的资源充分地利用，通过合理地支配及使用各个传感器以及它们的观测信息，可以将不同

传感器获得的数据信息依据一定的优化准则组合起来[9]，并给出对观测环境的描述信息以及相关解释，从而使其能够得到比由其它各组成部分组合出的子集系统更加完善的性能。

### 2.1.3数据融合层次

数据融合大致可划分为三个级别：数据级融合、特征级融合以及决策级融合。各种级别的数据融合说明如下:

（1） 数据级融合

数据级融合是低层次的融合，就是：传感器的观测数据进行直接融合处理，然后给予融合后的结果进行相关的特征提取和决策支持。这种方式的融合的优点是：数据量的损失比较少，并能够提取出其他层次融合所不能提取出的微小信息，因此精度很高。

关

联

数

据

级

融

合

特征提取

身份识别

融合身

份识别

图2-1 数据级融合

（2）特征级融合

特征级融合是处于中间层次的融合。先把传感器传过来的数据进行特征向量提取。比如目标的方向、速度、纹理、颜色信息等特征，融合中心处理的目标就是这些特征向量。这种级别的融合的优点是可实现数据压缩[13]，减少对大量数据传递的带宽要求，这对于实现实时计算很重要。但同时特征级融合因为提取过程中损失了一部分信息，所以使得融合的有效性会降低。

从特征提取角度考虑，目前特征提取的方法大体可以分为三大类：颜色特征提取、纹理特征提取和形状特征提取。这三类方法各有其优缺点：图像颜色特征提取方便，但缺乏空间分布信息;图像纹理特征反映的只是图像的一种局部结构化特征，具体表现为图像像素点某邻域内灰度级或颜色的某种变化[14]：图像形状特征可以很好地表示图像的可视化特征，但一般需要经过图像分割和边缘提取，得到边缘和区域后才可以对对象进行基于边缘或基于区域的形状特征提取。每一类中又有很多具体的特征提取算法，相应地可以提取图像的很多特征。然而，任何单一的一种特征或一类特征都不能很好地描述图像这种特殊的对象。

特征提取

关

联

特征级融合

身

份

识

别

融合身

份识别

图2-2 特征级融合

（3）决策级融合

决策级融合是高层次的融合。这是三级融合的最终结果，其结果将直接影响到决策水平。决策层融合通过不同类型的传感器观测同一个目标，然后通过关联处理进行决策层融合判断，获得联合推断结果[14][15]。

特征提取

融合身

份识别

身份识别

身份识别

身份识别

特征级融合

身

份

识

别

I/D

I/D

I/D

关

联

图2-3 决策级融合

## 2.2数据关联算法

数据关联[16]可以理解为根据来源于同一目标的观测数据所具有的相似性，采用一定的分配策略将获取的数据按照目标进行分类划分，利用目标集合所蕴含的属性信息来消除关联模糊[17]。近年来，人们对数据关联问题进行了大量研究，提出了许多数据关联方法，主要体现在目标跟踪研究领域，大体可以分为两类，即基于概率论的关联方法和基于智能理论的关联方法。

数据关联分析模型

概率论方法

智能理论方法

最邻近方法

概率数据关联

联合概率数据关联

神经网络算法

遗传算法

模糊理论

图2-4 数据关联方法

## 2.3数据融合方法

### 2.3.1加权平均法

加权平均法[18]在数据融合中是一种比较简单的融合算法，但由于其简单，并且实时性很好，也不失为很多实际应用中采用的一种方案，它主要针对于对传感器的工作性能、特性参数都很了解的情况下，同时对各种传感器测量出的数据的可信度，以及在不同环境中、不同测量范围中不同传感器测量出的数据的可信度比较了解的情况下，应用此方法也是一种比较好的选择。

加权平均法用公式表示如下式：

（1）

ai值越大，那么表示相应的目标在数据融合中就越重要，在决策算法中

所考虑的比重也就越大。

加权平均法是指对于一些不同比重的原始数据，各个数据都占有一定的比重，即权值，所有数据的权值之和为1，然后按照权值的关系来进行计算，得到一个加权平均数。权值的大小，也反应出了这个数据在加权平均法中占有的重要程度。加权平均法通过不同的加权系数来反应出不同目标的重要程度。但如何去更好的选取权值的系数，使得到融合后的数据能真实的反应出目标，这是一个很重要的问题。

### 2.3.2贝叶斯推理

贝叶斯准则是多传感器融合技术应用中最早被采用的融合算法，贝叶斯推理的基本原理是随着测量的到来，将给定假设的先验密度更新为后验密度。贝叶斯推理与经典推理的不同之处，除对似然函数进行变换外，还可以用于多假设情况。 贝叶斯推理的基本原理是[19][20]：给定一个前面的似然估计后，若又增加一个证据(测量)，则可以对前面的(关于目标属性的)似然估计加以更新。也就是说，随着测量值的到来，可以将给定假设的先验密度更新为后验密度。贝叶斯推理的另一个特点是它适用于多假设情况。

假设 A1，A2…An表示n个互不相容的穷举假设(即存在具有属性i的一个目标)，B为一个事件(或事实，观测等)，贝叶斯公式的形式为:

且 （2）

（3）

P() 表示事件A1,A2……An出现的可能性大小，为假设Ai为真的先验概率，这是实验前就已知道的事实。为给定证据 B(目标i存在)条件下，假设Ai为真的后验概率。为给定Ai为真的条件下，观测到证据B的概率。P(B)为B的先验分布密度。

贝叶斯推理方法的优缺点：

贝叶斯推理方法是最早用于不确定推理的方法[21]，主要优点是具有公理基础和易于理解的数学性质，而且仅需中等的计算时间。

主要缺点有：

(1)所要求的概率都是独立的，这给实际系统带来了很大的困难。有时甚至是不实际的[22]。

(2)先验知识[12]和条件概率的获取，一方面比较困难，另一方面，很难保证领域专家给出的概率具有前后一致性，就需要领域专家和计算机化大量的时间来检验系统中概率的一致性。

(3) 为了保证系统的相关性和一致性，在系统中增加或删除一个规则时，需要重新计算所有的概率，不利于规则库及时增加新规则或删除旧规则。

(4) 贝叶斯方法要求有统一的识别框架[23]，不能在不同层次上组合证据，当对不同层次的证据强行进行组合时，由于强行分配先验概率等，可能引起错误的结论。

### 2.3.3 D-S **证据理论**

Dempster-Shafter(简称为 D-S 法)是目前数据融合技术中比较常用的一种法[24][25]。该方法通常用来表示对于检测目标的大小、位置以及存在与否进行推断。它实际上是广义的贝叶斯方法。根据人的推理模式，采用了概率区间和不确定区间来决定多证据下假设的似然函数来进行推理。由各种传感器检测到的信息提取的特征参数构成了该理论中的证据，利用这些证据构造相应的基本概率分布函数，对于所有的命题赋予一个信任度。基本概率分布函数及其相应的分辨框合称为一个证据体[26]。因此,每个传感器就相当于一个证据体。多个传感器数据融合，实质上就是在同一分辨框下，利用 Dempster 合并规则将各个证据体合并成一个新的证据体。产生新证据体的过程就是 D-S 法数据融合。

传感器1

传感器2

传感器n

预处理

预处理

预处理

命题的证据区间

命题的证据区间

1. 命题的证据区间

证据合成规则

判定规则

图2-5 DS 方法

DS方法作为一种不确定性推理算法具有独特的优势.下面以目标身份识别为例说明基于DS方法的融合处理过程,在对每个传感器收集的数据或信息进行预处理后，对某观测目标的身份分配证据，这些身份通过mass函数予以量化[27]，然后分别计算该目标身份的证据区间(即进行初级融合)，再利用Dempster合成规则 [28][29][30]对这些身份证据区间进行综合，从而得到该目标的每个可能身份的联合证据区间，最后根据判定逻辑选取最佳的联合证据区间作为融合的身份说明。

缺点：该方法可能导致巨大的计算量问题。

### 2.3.4主成分分析

在实际问题中，研究多指标问题是经常遇到的，然而在多数情况下，不同指标之间具有一定相关性。由于指标较多再加上指标间具有一定的相关性，势必增加了分析问题的复杂性。主成分分析是数学上处理降维的一种方法。

主成分分析[31]就是设法将原来的指标重新组合成一组新的互相无关的几个综合指标来代替原来的指标，同时根据实际需求从中可取几个较少的综合指标尽可能多的反映原来指标的信息。

主成分分析的基本思想是：将原来的指标做线性组合，依次按照方差最大选取前几个最能反映原来指标的综合指标，分别定义为第一主成分、第二主成分、第三主成分。这些主成分之间不仅不相关，而且方差依次递减。虽然这样做会损失一些信息，但由于它使我们抓住了主要矛盾，并从原始数据中进一步提取到了某些新的信息。因而在实际问题研究中得益比损失大，这种既减少了变量的数目又抓住了主要矛盾的做法有利于问题的分析和处理。

### 2.3.5模糊逻辑推理

模糊逻辑是通过指定一个 0 到 1之间的实数表示真实度的多值逻辑,也等同于隐含算子的前提条件[20][32]。在进行融合的过程中，多传感器的不确定性可以直接在推理中被表示出来。在融合过程中不确定性通过某种系统化的方法进行推理建模的情况下，可以产生一致性模糊推理。逻辑推理在某种程度上克服了概率统计方法所无法解决的问题，在信息表示和处理方面该方法更加接近人的思维逻辑，并且它在高层次上的应用（如决策）的效果更好些。逻辑推理[33]的缺点是其自身尚且不够系统化和成熟，除此之外，在对信息进行描述时，逻辑推理具很高的主观因素，缺少客观性。

就数据融合来说，模糊集理论可以外延至模糊逻辑，这样是它真正价值

所在。信息融合之中，信息的不确定性可以使用模糊逻辑来进行表示，接着

使用多值逻辑来进行推理，然后利用模糊集理论[34][35][36]的盐酸规则[37]来对相关命题进行合并，以实现最后信息融合。

### 2.3.6神经网络

人工神经网络[38]是一门发展十分迅速的学科，它作为对人脑最简单的一种抽象和模拟，是探索人类智能奥秘的有力工具。人工神经网络涉及到生物、电子、计算机、数学和物理等学科，有着广泛的应用前景。人工神经网络的研究是从人脑的生理结构出发来研究人的智能行为，模拟人脑信息处理的功能。人工神经网络是大量并行非线性计算元件广泛连接而成的复杂系统，反映了人脑功能的若干基本特性，是模拟人的智能的重要途径。

由于神经网络的特点，决定了它可以完成以下信息处理任务[27-29]：

1.数学逼近映射；

2.概密度函数的估计；

3.从二进制数据基中提取相关知识；

4.形成拓扑连续及统计意义下的映射；

5.最近相邻模式分类；

6.数据聚集；

7.最优化问题求解。

作为一种新的方法体系，人工神经网络具有分布并行处理、非线性映射、自适应学习、较强的鲁棒性和容错等特性，这使得它在模式识别、控制优化、智能信息处理以及故障诊断等方面都有广泛的应用。数据融合技术和神经网络技术都是对人脑的综合处理复杂问题的一种模仿，从数据融合的角度看，神经网络是一个融合系统[39][40]，利用神经元之间不同的连接方式可以构成不同的融合体系。神经网络技术具有综合分析的能力，多传感器系统反映的信息既有全面又有局部特征，所以可以利用神经网络技术来实现数据融合[30]。

**BP神经网络简介**

BP 网络是一种单向传播的多层前向网络。网络除输出输入节点外,还有一层或多层的隐含节点，同层节点中没有任何耦合。输入信号从输入层节点依次传过各隐层节点，然后传到输出节点，每一层节点的输出只影响下一层节点的输出。隐含层的传输函数通常称为Sigmoid 型，

（4）

其中a为Sigmoid 函数的斜率参数。但在输出层中,节点的单元特性有时为线性。BP算法是在导师指导下，适合于多层神经元的一种学习，它是建立在梯度下降法的基础上的。

**3研究方案**

3.1研究内容

本文研究基于特征级数据融合方法对图像进行识别，应用神经算法对图像特征进行融合分类识别。

(1) 为消除原始数据量纲的不统一和数量级的差别，且尽量保留数据的全部信息，本课题拟采用数据均值化对数据首先进行数据预处理。

（2）为解决输入样本数量快速增加对神经网络算法的训练速度和识别效率的不利影响，本课题拟采用主元分析方法实现特征级数据融合，对神经网络的输入特征进行信息压缩，提高识别效率。

3.2 研究方法

（1）研究内容步骤

特征数据预处理

图像识别

特征级数

据融合

图像特征提取

图像预处理

图3-1 研究步骤

（2）过程模型

**训练阶段**

图像特征

数据预处理

特征级数据融合

融合数据

训练神经网络

神经网络模型

决策输出

**融合阶段**

重新组合信息

采集信息

图6

在图像处理的过程中，由于获取图像的工具或手段的影响，使获取图像无法完全体现原始图像的全部信息。因此，以改善图像数据、抑制不需要的变形或者增强某些对于后续处理来说比较重要的图像特征为目的的图像预处理在图像处理的过程中就显得非常重要。

特征提取的主要目的是降维。特征抽取的主要思想是将原始样本投影到一个低维特征空间，得到最能反应样本本质或进行样本区分的低维样本特征。

在以上图像预处理和图像特征提取两个阶段现有方法，本课题研究内容主要在特征级数据融合前的特征数据预处理和特征级数据融合。在特征级数据融合本文拟采用主成分分析方法。

（3）特征级数据融合方法

拟采用主成分分析方法。主成分分析是一种统计学方法，它的主要功能是利用变量之间的线性相关关系对多维信息进行统计压缩，用少部分互不相关的主元变量来描述多维空间的绝大部分(一般在85％～90％上)的动态信息。

在接下来的工作中进一步研究其他信息压缩算法，

（4）原始数据预处理

1．标准化的不足：

但是标准化在消除量纲或数量级影响的同时,也抹杀了各指标变异程度的差异信息。事实上，原始指标包含两方面的信息:一是各指标变异程度的差异信息，二是各指标之间相互影响程度上的信息。各指标变异程度的差异信息由各指标的变异系数(各指标方差与其均值之比)来反映；各指标之间相互影响程度上的信息则由各指标间的相关系数来反映。协方差矩阵能完整刻划原始数据的全部信息：协方差矩阵的主对角元恰为各指标的方差，而非主对角元则包含了各指标间的相关系数的信息。标准化使各指标的方差全为1，从而抹平了各指标变异程度上的差异，而从标准化后的数据提取的主成分，即从相关系数矩阵来计算主成分，实际上只是包含了各指标间相互影响这一方面的信息，不能准确反映原始数据所包含的全部信息。由于上述原因，标准化对数据信息的提取有时效果不够好，这时可以考虑如下对数据的均值化。

2．数据均值化

原始数据

均值化公式如下：

（5）

求均值化后的协方差：

（6）

是各特征的方差。

特殊情况，i=j时，即主对角元协方差为：

（7）

均值化数据的协方差阵主对角元为各指标间变异系数的平方。均值化数据处理不改变各指标间的相关系数（这里不再证明），相关系数阵的全部信息都在相应的协方差阵中得到反映。

综合以上数据标准化的不足和数据均值化的有点，课题拟采用数据均值化方法对特征融合进行数据预处理，保留全部的原始数据。

3.3 创新点

（1）为了解决神经网络输入样本多导致训练速度慢，识别率低的问题，拟采用主成分分析方法实现特征数据的融合，压缩信息的同时用少部分互不相关的主元变量来描述多维空间的绝大部分信息。

（2） 在主成分分析的数据标准化阶段拟采用均值化数据预处理方法，消除原始数据量纲的不统一和数量级的差别，保留了数据的全部信息，同时明显提高了数据融合效果。

3.4 预期目标

（1）采用数据均值化数据预处理，实现用更少的主成分达到原来多个主成分的累积贡献效率，进而提高识别率

（2）通过各特征维对分类贡献的量化值来对各属性加权，并使部分维的权值尽可能小，降低维数且突出重要特征属性。

（3）用数据均值化预处理和属性加权方法改进特征级数据融合算法，提高神经网络算法的训练速度，并提高图像识别率。

3.5 进度安排

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 时间  工作内容 | | 2016年 | | | 2017年 | | | |
| 6-7月 | 9-11月 | 12-2月 | | 3-5月 | 6-8月 | 9-12月 |
| 1 | 阅读文献、撰写开题报告 |  |  |  | |  |  |  |
| 2 | 图像的特征提取 |  |  |  | |  |  |  |
| 3 | 特征数据融合、图像识别 |  |  |  | |  |  |  |
| 4 | 实现均值化数据处理和属性加权的特征级数据融合 |  |  |  | |  |  |  |
| 5 | 融合效果以及图像识别率分析 |  |  |  | |  |  |  |
| 6 | 课题回顾补漏 |  |  |  | |  |  |  |
| 7 | 撰写论文、答辩 |  |  |  | |  |  |  |

# 参考文献

[1] 郭戈, 罗志刚. 多传感器数据融合方法的研究与进展[J]. 机电一体化, 2003(05):12-17.

[2] 黄漫国, 樊尚春, 郑德智, 等. 多传感器数据融合技术研究进展[J]. 传感器与微系统, 2010(03):5-8.

[3] 何友, 陆大琻, 彭应宁. 多传感器数据融合算法综述[J]. 火力与指挥控制, 1996(01):12-21.

[4] 王征, 刘宁庄, 张建成. 数据融合的方法及应用研究[J]. 自动化与仪器仪表, 2006(4):77-80.

[5] Zhang C. Applying data fusion techniques for benthic habitat mapping and monitoring in a coral reef ecosystem[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2015, 104: 213-223.

[6] 杨华, 林卉. 数据融合的研究综述[J]. 矿山测量, 2005(03):24-28.

[7] 方青. 数据融合处理中的数据关联技术[J]. 现代电子, 2001(01):16-20.

[8] 姜桂艳, 李琦, 常安德. 数据融合技术在交通事件检测中的应用综述[J]. 交通信息与安全, 2011(03):138-144.

[9] 化柏林, 李广建. 大数据环境下多源信息融合的理论与应用探讨[J]. 图书情报工作, 2015(16):5-10.

[10] 李娟, 李甦, 李斯娜, 等. 多传感器数据融合技术综述[J]. 云南大学学报(自然科学版), 2008(S2):241-246.

[11] Waltz E, Llinas J. Multisensor data fusion[M]. Norwood, MA: Artech house, 1990.

[12] Hall D L, Llinas J. An introduction to multisensor data fusion[J]. Proceedings of the IEEE, 1997, 85(1): 6-23.

[13] 李洪辉. 数据融合技术在无人机高度测量中的研究应用[D]. 华南理工大学, 2012.

[14] 焦蓬蓬, 郭依正. 特征级数据融合在医学图像检索中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2010(06):217-220.

[15] 郭依正. 基于多特征融合的医学图像识别研究[D]. 江苏大学, 2007.

[16] 付炜. 基于特征级数据融合的遥感图像重构模式研究[J]. 电子学报, 2005(06):1143-1145.

[17] 化柏林, 李广建. 大数据环境下多源信息融合的理论与应用探讨[J]. 图书情报工作, 2015(16):5-10.

[18] 周炳玉, 卢野, 刘珍阳. 多传感器数据融合中的数据预处理技术研究[J]. 红外与激光工程, 2007(S2):246-249.

[19] Khaleghi B, Khamis A, Karray F O, et al. Multisensor data fusion: A review of the state-of-the-art[J]. Information Fusion, 2013, 14(1): 28-44.

[20] 唐亚鹏. 基于自适应加权数据融合算法的数据处理[J]. 计算机技术与发展, 2015(04):53-56.

[21] 吴小俊, 曹奇英, 陈保香, 等. 基于Bayes估计的多传感器数据融合方法研究[J]. 系统工程理论与实践, 2000(07):45-48.

[22] 付华, 杜晓坤. 基于Bayes估计理论的数据融合方法[J]. 自动化技术与应用, 2005(04):10-12.

[23] 张品, 董为浩, 高大冬. 一种优化的贝叶斯估计多传感器数据融合方法[J]. 传感技术学报, 2014(05):643-648.

[24] 徐从富, 耿卫东, 潘云鹤. 面向数据融合的DS方法综述[J]. 电子学报, 2001(03):393-396.

[25] 李艳双, 曾珍香, 张闽, 等. 主成分分析法在多指标综合评价方法中的应用[J]. 河北工业大学学报, 1999(01):96-99.

[26] Abidi M A, Gonzalez R C. Data fusion in robotics and machine intelligence[M]. Academic Press Professional, Inc., 1992

[27] 朱胜伟, 周德云, 李兆强. 基于改进的主成分分析法的目标威胁评估[J]. 计算机仿真, 2010(03):1-4.

[28] 王海洋. 基于BP神经网络的数据融合算法及其在分布式智能养老系统中应用[D]. 沈阳大学, 2013.

[29] 刘梦瑶. 基于神经网络的无线传感器网络数据融合的研究与实现[D]. 东北大学, 2014.

[30] 王华东, 王大羽. 蝙蝠算法优化神经网络的无线传感器网络数据融合[J]. 激光杂志, 2015(04):164-168.

[31] 郭润龙. 基于RBF神经网络与D-S证据理论的数据融合方法及应用研究[D]. 东北林业大学, 2009.

[32] Huang Z H, Li W J, Wang J, et al. Face recognition based on pixel-level and feature-level fusion of the top-level’s wavelet sub-bands[J]. Information Fusion, 2015, 22: 95-104.

[33] 张洪涛. 基于神经网络和滤波理论的信息融合算法研究[D]. 哈尔滨工业大学, 2007.

[34] 杨庚, 李森, 陈正宇, 等. 传感器网络中面向隐私保护的高精确度数据融合算法[J]. 计算机学报, 2013(01):189-200.

[35] James A P, Dasarathy B V. Medical image fusion: A survey of the state of the art[J]. Information Fusion, 2014, 19: 4-19.

[36] 刘同明, 夏祖勋,谢洪成. 数据融合技术及应用[M]. 北京:国防工业出版社,2000.

[37] 李永敏, 朱善君,陈湘晖等.基于粗糙集理论的数据挖掘模型[J].清华大学学报(自然科学版), 1999, 39(l): 29-33.

[38] 魏海坤. 神经网络结构设计的理论与方法[M]. 北京: 国防工业出版社,2005,

[39] 胡守仁, 神经网络导论[M]. 长沙: 国防科技大学出版社,1993.12.

[40] Nagar A, Nandakumar K, Jain A K. Multibiometric cryptosystems based on feature-level fusion[J]. IEEE transactions on information forensics and security, 2012, 7(1): 255-268.