信息融合技术在模式识别中的应用 *

葛 红[1,2], 田联房[1]
(1. 华南理工大学 自动化科学与工程学院, 广州 510631; 2. 华南师范大学 计算机学院, 广州 510631)

摘 要: 对信息融合技术在模式识别领域中的主要方法及其应用进行了总结、分析和比较,并提出了以免疫算法作为信息融合算法的新思路。

关键词: 信息融合; D-S 证据理论; 人工神经网络; 遗传算法; 免疫算法
中图分类号: TP309 **文献标志码**: A **文章编号**: 1001-3695(2009)01-0019-06

Application of information fusion in pattern recognition

GE Hong[1,2], TIAN Lian-fang[1]
(1. *College of Automatic Science & Engineering, South China University of Technology, Guangzhou* 510631, *China*; 2. *School of Computer, South China Normal University, Guangzhou* 510631, *China*)

Abstract: This paper overviewed the applications of information fusion in pattern recognition, and suggested a new idea to use immune algorithm as the information fusion method.

Key words: information fusion; D-S dedication theory; artificial neural network; genetic algorithm; immune algorithm

0 引言

科学研究正朝着高智能化的方向发展,而许多新理论和新技术的发明都是以模仿人类的功能特性为基础的。信息融合技术也是这样一个高智能化方法。人类对事物的感知和认识不是通过单一的途径,而是利用多个感觉器官对事物对象进行多方面、多角度的感知,从而形成对事物高效而准确的认识。信息融合就是模拟人类认识事物的原理,利用多源信息之间的相关和互补特性,通过合适的融合算法,获得关于对象的全面的更为准确的检测、识别、估计和决策。

信息融合技术最初是由于军事的目的而提出的。近年来,随着检测技术、信息技术的发展和完善,已经被广泛地应用于如医疗诊断、金融决策、计算机系统入侵检测、输电线网故障诊断、车辆跟踪、汽车的自动驾驶、机器人视觉以及图像处理等许多工程领域,取得了令人瞩目的成效,越来越受到人们的重视[1]。

模式识别简单地说就是对研究对象的认识。如何利用测量装置所提供的信息高效、准确地识别对象并作出决策是模式识别的主要问题。随着科学技术的发展,研究对象更加复杂,而检测装置更加完善,通过多种检测装置获得研究对象多方面的信息,并充分利用这些信息实现对研究对象全面且准确的识别,即将信息融合技术应用于模式识别领域,是信息技术发展的必然趋势,模式识别也是信息融合技术的主要应用领域之一。

本文在对信息融合技术的现状进行简单概括的基础上,重点阐述了信息融合技术在模式识别领域中的方法和应用。

1 信息融合技术简介

狭义来说,多源信息融合技术是一种利用计算机技术,对来自多种信息源的多个传感器观测的信息,在一定准则下进行自动分析、综合,以获得单个或单类信息源所无法获得的有价值的综合信息,并最终完成其任务目标的信息处理技术。多源信息融合的优点在于[2]:提高系统的可靠性和鲁棒性;扩展时间上和空间上的观测范围;增强数据的可信任度;增强系统的分辨能力。这些优点正是高效、准确、全面的信息处理技术所需要的。

信息融合技术于 20 世纪 80 年代在美国作为国防关键技术之一得到优先发展,并在军事应用中发挥了重要的作用。随着民用高科技的发展,开发高智能化的信息处理技术和方法成为各个工程领域的主要目标,多源信息融合技术成为完成这个目标最恰当的手段。尽管目前信息融合技术在许多领域得到了成功的应用,但是由于信息融合概念的提出是基于信息处理技术发展的需要,信息融合技术没有专门的理论体系,所采用的理论和方法主要是通过变化和改进现有的信息处理技术来获得的。关于信息融合技术的研究主要是如何利用这些理论和方法构建适合的信息融合系统。总的来说,多源信息融合技术的研究涉及以下几个方面:

a)多传感器系统的构建和组织。多源信息融合系统的多源信息来源于多个检测设备,传感器的选择和协调管理是建立一个信息融合系统的基础;多传感器系统既要有足够的传感器向融合中心提供充分的信息,又要使每个传感器得到充分合理的利用。

b)包含多级别、多层次的信息融合系统模型的确定和使用。在获得多源检测信息后,信息融合流程的安排及每一级别的功能和结构设计是信息融合系统的关键之一;要根据具体问题的特点和需求,以及各种信息融合体系的特性,构建性能最好的信息融合模式。

收稿日期: 2008-04-09; **修回日期**: 2008-07-16 **基金项目**: 广东省科技攻关资助项目(2005B10201006)

作者简介:葛红(1969-),副教授,博士后,主要研究方向为智能化信息处理方法及应用(gehong@scnu.edu.cn);田联房(1968-),教授,博导,博士后,主要研究方向为智能控制、模式识别、医学图像处理等.

c)信息融合算法的选择和设计。构造有效的信息融合系统的另一个关键就是所采用的融合方法的设计对融合效果起着决定性的作用;在利用和改进现有信息处理方法的基础上,尝试依据信息融合问题的特性,建立信息融合的理论体系,是信息融合技术研究的核心问题。

d)信息融合系统中检测数据的预处理。由于多源信息来自于不同的检测设备,在融合之前要考虑数据在时间和空间上的配准、数据格式的转换和统一,以及检测数据中的干扰信号的消除等,这些是影响信息融合性能的重要方面。

e)融合效果的分析和评价。信息融合技术是从实际应用出发提出的,对于融合效果的评价也与技术的应用对象密切相关,因此,需要建立测试平台从仿真测试和应用测试两个方面进行分析和评价。

以上每一个方面都是一个比较复杂的理论和应用体系。目前大多数研究还是从实际应用的需求出发,重点在于信息融合系统的模型构建和信息融合算法设计两个方面。

信息融合系统结构有多种形式、多种级别、多种层次。按照融合层次分类,常用的信息融合系统结构可分为三类[1,2],即数据层融合、特征层融合、决策层融合。数据级融合是最低层次的融合,直接对多传感器的观测数据进行融合处理;然后基于融合后的结果进行特征提取和判断决策。采用数据级融合监测信息损失小,但是数据传送量大、数据格式不统一、难以处理。特征级融合属于中间层次的融合,首先对每个传感器的检测数据进行加工处理,获取各自的特征向量;然后对各个特征向量进行融合。特征级融合数据格式统一、易于处理、数据传送量较少,但是会损失一部分信息。决策级融合是一种高层次的融合,首先由每个传感器基于检测数据给出决策;然后再对各个决策进行融合处理,得出最终的决策结果。决策级融合数据传送量小、抗干扰能力强、数据形式统一、易于处理,但是信息损失最为严重。总之,各种融合结构各有利弊,具体选用哪种结构完成信息融合,取决于具体问题的需要。目前比较常用的融合系统结构是特征级融合,因为它既有数据层融合信息损失小的优点,又有决策层融合数据易于传送和处理的优点。

如前所述,融合算法主要源于对现有的信息处理方法的引用和改进,涉及到的理论也非常广泛。常用的融合方法可以归结如下[1,2]:

a)估计理论方法。如卡尔曼滤波、小波变换、Gauss 和滤波等。

b)基于概率论的方法。如经典概率推理、经典 Bayes 推理、Bayes 凸集理论和信息论等。

c)非概率的方法。如 D-S 证据推理、条件事件代数、随机集理论、粗集、小波变换等。

d)智能化方法。如模糊逻辑、人工神经网络、支持向量机、进化算法等。

在具体应用中选择和构造怎样的信息融合系统以及采用何种融合算法取决于应用目标的需要。从最终的应用结果来看,信息融合技术的应用领域大致可以分为如下三类:

a)目标的检测与识别。对特定的目标和模式进行检测及识别,实际上就是模式识别问题。

b)目标的跟踪。它是为了维持对目标当前状态的估计,同时也是对传感器接收到的量测进行处理的过程,即将传感器所接收到的量测信息分解为对应于各种不确定机动信息源所产生的不同观测集或轨迹上。

c)图像融合。它是综合和提取两个或多个多源图像信息,获得对同一场景或目标更为准确、全面和可靠的图像,使之更适合于人眼感知或计算机后续处理。

由于信息融合技术所涉及到的理论、方法、形式和应用都非常广泛,要对该技术进行完整的全方位的总结和描述比较困难。模式识别是信息融合技术应用最多的领域,本文针对该领域中信息融合技术的理论和方法进行总结和分析,并为后续研究和开发提供参考。

2　信息融合技术在模式识别中的应用

广义地讲,所有信息处理过程及其结果都属于模式识别领域;狭义地讲,模式识别就是指对表征事物或现象的各种形式的(数值的、文字的和逻辑关系的)信息进行处理和分析,以对事物或现象进行描述、辨认、分类和解释的过程,是信息科学和人工智能的重要组成部分。目前模式识别的应用领域十分广泛,包括机械故障诊断、目标判断与识别、系统威胁模式识别,以及无损检测、图像分割和识别等许多方面。

经过多年的研究和应用,模式识别已经具备一定的理论基础和应用形式。一般的模式识别处理过程可简单地描述为图 1。

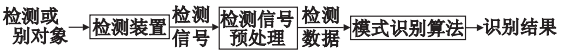

图1　一般模式识别系统

由于检测技术和信息处理技术的限制,过去的模式识别通常只依据一种检测信息来完成,对于复杂对象,从这样单一的信息中很难获得关于对象比较全面准确的识别。随着科技的不断发展,模式识别对象越来越复杂,对于识别技术的性能要求也越来越高,而检测技术、计算机技术和信息处理技术的快速发展,使得多源信息融合技术应用于模式识别领域不仅必要而且可行。事实上,信息融合技术已经被广泛应用于模式识别的各个领域中,并取得了显著的成效。

模式识别的主要目标就是对对象的属性类别进行分类和判断,因此,基于信息融合技术的模式识别系统通常采用特征级信息融合模型或决策级信息融合模型。其基本结构分别如图 2 和 3 所示。

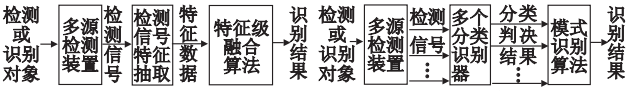

图2　基于特征级信息融合的模式识别系统

图3　基于决策级信息融合的模式识别系统

无论是特征级融合还是决策级融合,融合算法的选择和构建都对整个模式识别系统的性能起着关键的作用。相关的应用实践表明,目前还没有一种适用于所有问题的通用算法,而算法的选择也缺乏理论指导,仍然需要针对具体问题进行选择。

2.1　基于统计理论的信息融合算法

2.1.1　Bayes 理论

Bayes 统计理论将统计推断的精度和信度与所有的样本联系起来,利用先验知识和实验提供的新信息,形成关于事件出现可能性的后验知识。Bayes 理论描述如下[2]:

考察一个随机实验,在这个实验中,n 个互不相容事件 A_1, A_2,…,A_n 必发生一个,且只能发生一个,用 $P(A_i)$ 表示 A_i 的概

率,则有

$$\sum_{i=1}^{n} P(A_i) = 1 \tag{1}$$

设 B 为任一事件, 则根据条件概率的定义及全概率公式有

$$P(A_i|B) = P(B|A_i)P(A_i)/[\sum_{j=1}^{n} P(B|A_j)P(A_j)] \tag{2}$$

Bayes 学派认为,处理任何统计分析问题,在利用样本所提供的信息时也必须利用先验信息,以先验分布为基础和出发点。因此,在应用 Bayes 方法时,构造先验概率是一个十分重要的问题。

利用 Bayes 统计理论进行信息融合的主要步骤包括:

a)将每个传感器关于目标的观测转换为目标属性的分类与说明 $D_1, D_2, \cdots, D_m$。

b)计算每个传感器关于目标属性说明或判定的不确定性,即 $P(D_j|O_i)(j=1,2,\cdots,m;i=1,2,\cdots,n)$。

c)计算目标属性的融合概率,即

$$P(O_i|D_1, D_2, \cdots, D_m) = P(D_1, D_2, \cdots, D_M|O_i)P(O_i)/$$
$$[\sum_{i=1}^{m} P(D_1, D_2, \cdots, D_m|O_i)P(O_i)]; i = 1, 2, \cdots, n \tag{3}$$

如果 $D_1, D_2, \cdots, D_m$ 相互独立,则

$$P(O_i|D_1, D_2, \cdots, D_m) = P(D_1|O_i)P(D_2|O_i)\cdots P(D_m|O_i) \tag{4}$$

在应用 Bayes 统计理论进行信息融合时,先验概率就是各种目标出现可能性的概率分布,如果传感器满足相互独立的条件,只需要知道每个目标出现的情况下各种检测值的条件概率即可。

对于先验知识比较丰富的应用问题,应用 Bayes 推理方法可以获得有效的融合效果。文献[3]选择了 Parzen 窗密度估计方法拟合,并且采用了拟合结果相对光滑的高斯函数作为窗函数,构成先验概率,用 Bayes 方法实现了决策融合。文献[4]提出一种先进的知识服务器方法,从现存的异构数据库中提取先验知识,并用于后续的融合推理过程,取得 了较好的识别效果。文献[5]中针对已知先验概率公式的问题,提出采用 D-S 证据理论先获得公式中的参数,然后利用 Bayes 方法实现融合。由于先验概率通常是依据有限的先验数据来估算的,很难一次性得到准确的结果。文献[6]提出改变以往先验概率一旦确定就不再改变的方法,在融合决策过程中不断修正先验概率,从而获得更高的融合决策精度。通常认为,Bayes 方法不能用于不确定的、不准确的和相互冲突的信息融合问题,但是文献[7]中提出一种改进的 Bayes 方法可以很好地用于不确定、不准确和相互冲突的信息融合,并可以获得与 D-S 证据理论和 DSm 理论同样的融合效果。不过,该方法要面向应用,设计合适的近似函数才能获得好的效果。

由于先验概率是在大量统计数据的基础上得出的,对于比较复杂的问题,获取先验知识所需的工作量非常大,往往难以给出准确、有效的先验概率,从而影响该方法的应用效果;Bayes 推理要求各证据之间是不相容或相互独立的,当问题中的多个假设相互关联时,该方法就无法应用。同时,古典概率论对于不确定性的处理能力也比较弱,而不确定性却是许多实际应用问题的突出特性。

2.1.2　D-S 证据理论

D-S 证据理论是由 Dempster 和 Shafer 提出的一套数学理论,是对概率论的进一步扩充。D-S 证据理论是针对不确定信息的表达和应用提出的一种智能化方法。D-S 证据理论包含三个重要参数。辨识框架 Θ 表示 n 个互不相容的类别或假设的集合。由这 n 个类别所构成的所有 2^n 个子集的集合称为 Θ 的幂集,表示为 $\Omega(\Theta)$,幂集表示在辨识框架下所有可能情况的集合。

Mass 函数 $M(A)$:基本概率分配函数。其中 A 表示幂集中的一个集合;$m(A)$ 表示对 A 的信任程度。

$$M(\Phi) = 0, \sum_{A\subseteq\Omega} M(A) = 1$$

信任度函数 Bel(A):表示所有证据对 A 的信任度。

$$\mathrm{Bel}(A) = \sum_{B\subseteq A} M(B)$$

似然函数 Pl(A):表示所有证据不否认信任 A 的程度。

$$Pl(A) = 1 - \mathrm{Bel}(\overline{A})$$

根据以上的定义可以看出,信任函数给出了对 A 的信任程度的下限,似然函数给出了对 A 的信任程度的上限;由信任函数和似然函数所构成的区间表达对命题 A 的信任程度,两者之差表示对 A 不知道的程度。差值越大,表示对 A 的认识越模糊。

对于辨识框架下多个 Mass 函数的情况,采用如下组合规则求取综合 Mass 函数。设 $M_1, M_2, \cdots, M_n$ 是 Ω 上多个概率分配函数,则其融合 Mass 函数就是 $M_1, M_2, \cdots, M_n$ 的正交和,定义为[2]

$$M(A) = c^{-1} \sum_{\cap A_i 1 \leqslant i \leqslant n} \prod M_i(A_i)$$

其中:$c = 1 - \sum_{\cap A_i = \Phi 1 \leqslant i \leqslant n} \prod M_i(A_i) = \sum_{\cap A_i \neq \Phi 1 \leqslant i \leqslant n} \prod M_i(A_i)$。

由此可见,D-S 证据推理理论用于基于信息融合的模式识别问题,可以描述为对于 n 类识别问题,辨识框架就是这 n 类的集合,事件 A 为识别框架的一个幂集,依据 m 个传感器的观察可以获得相应的 Mass 函数 $M_j(A)(j=1,2,\cdots,m)$。这里的 $M_j(A)$ 表示第 j 个传感器对于事件 A 发生的信任程度。于是,根据组合规则求得关于事件 A 的融合 Mass 函数 $M(A)$,随后根据定义计算信任函数 Bel(A) 和似然函数 Pl(A)。由此,就通过融合 m 个传感器所提供的信息,得到了关于 m 个类别的信任程度,并根据得到的融合信任函数和似然函数来进行判定和决策。基于 D-S 证据理论的信息融合技术应用的关键是确定辨识框架和依据传感器所获得的信息确定 Mass 函数,以及选择所采用的判别决策。

文献[8]对基于 D-S 证据理论的信息融合在 GIS 中的应用作了比较详细的综述,并针对几种典型应用提出了实现方案,为相关应用提供了有力的参考。文献[9]中采用基于 D-S 证据理论的信息融合方法来实现对电机的故障检测。辨识框架就是电机的 n 类故障,用 m 维特征矢量作为故障的描述,通过 p 个传感器获得关于特征向量的 p 检测数据;然后分别计算每一检测值与特征值的距离值,并将这些距离值作为 Mass 函数。依据 D-S 证据理论的综合规则,求得融合后的关于各种故障的信任函数和似然函数,最后选择合适的决策策略给出故障类型的判断。文献[10]提出了一种改进 Mass 函数融合规则的 D-S 证据理论,并用于铸件的缺陷检测,但是文章并未提到 Mass 函数的构造方法。文献[11]进一步研究了异源信息融合问题。大多数应用实践表明,Mass 函数的构造没有统一的方法,通常是根据具体应用情况,采用被识别对象的特征值与检测值的比对来获取 Mass 函数。

统计理论由于有着扎实的理论基础和广泛的应用领域,在

相当长的时间内包括现在都是人们研究信息融合方法的重要基础,并且在许多实际应用中取得了不可忽视的成效。但是,应用基于统计理论的信息融合方法所需要的基本概率分布函数、先验概率以及可信度函数等知识,在面向数据量大、情况比较复杂和不确定性较强的问题时很难获得,因此统计理论无法应用于这些问题中。尤其是随着科学技术的不断进步,应用对象的特性越来越复杂,因而对于解决应用问题的方法的性能要求也越来越高,开发新型高效的算法成为各个领域研究的重点方向。

2.2　基于智能计算的信息融合算法

智能化算法是模拟人类许多行为特性而构造的具有自调整、自适应的算法总称。智能化算法的开发和应用不仅越来越为人们所重视,并且已在许多领域取得了成效。信息融合是人类感知世界的根本方法,因此将智能化算法引入信息融合技术是自然而且必然的选择。

2.2.1　人工神经网络

人工神经网络是模拟人脑神经网络的功能原理而构造的算法模型,是由许多简单处理单元通过复杂互连而构成的。从理论上讲,只要有适当的训练数据和算法,它几乎可以实现各种映射关系,因此用人工神经网络实现基于信息融合的模式识别是可行的,并且事先不需要太多的先验知识。以多源信息作为输入,利用人工神经网络完成信息融合和处理,不仅从形式上使得人工神经网络的功能特性更加接近人脑神经网络;同时,人工神经网络的高效信息处理和分类识别能力,也使其成为模式识别领域中最常用的信息融合方法之一。

在基于信息融合的模式识别应用研究中,利用人工神经网络作为信息融合方法的实例很多。由于人们对生物神经网络的认识还非常有限,现在的人工神经网络没有统一的形式和算法,有多种结构形式和相应的训练算法。常用于信息融合的神经网络结构形式包括感知器、BP 网络、Bayes 网络、SVM 网等。从信息融合的层次来看,可以分为两大类形式,即特征级的融合和决策级的融合。

特征级的人工神经网络信息融合的系统模型可以概括如图 4 所示。

人工神经网络的输入信息是多源检测数据经过预处理后的特征值,网络的输出是对象的识别结果。文献[12]中首先对可用于机场识别的特征进行分析,使用光谱特征、纹理特征和几何形状特征这三个特征的七维矢量作为 BP 网络的输入;然后利用 BP 网络实现特征级的分类。文献[13]利用红外和电磁传感器分别检测铝绞线和钢芯(钢绞线)的断股故障信号,应用 db4 小波基对故障信号进行小波分析,由故障信号的时频域和小波分解细节特征,构造了神经网络诊断模型的输入特征矢量。利用三层 BP 网络实现了导线断股故障的精确诊断。文献[14]针对目前多源信息融合存在的问题,提出采用模拟人类思维的方法来实现信息融合。该方法首先利用粗集理论的强定性分析能力对多源输入信息进行约简,消除了样本中的噪声和冗余,在此基础上再利用支持向量机对约简信息进行融合。为了获得最优的融合精度,该方法还利用遗传算法对融合进行了优化。文字识别的实例研究表明,该方法具有良好的容错性、稳健性和准确性。文献[15]直接利用感知器对各个传感器的检测数据进行特征提取,然后再用感知器实现各个传感器特征数据的融合。文献[16]则是直接将各个传感器特征数据利用加权和的形式进行融合。

从上述相关应用研究可以看出,基于人工神经网络的特征级信息融合,大多数都是先分别抽取各个传感器的检测数据特征,然后利用神经网络进行融合。这类方法最关键的问题是选择适当的传感器特征抽取方法和用于特征融合的神经网络形式。文献[17]针对多种特征抽取技术和基于人工神经网络的分类技术作了介绍,以木料检测为研究对象,通过实验对这些特征抽取方法和神经网络分类器的性能进行了比较。实验证明,利用融合的特征数据进行分类比采用单一的特征数据分类效果好,但是并没有得出哪种特征抽取方法或哪种神经网络分类器效果更好的结论。其他的应用实践也表明,这两个关键问题的解决,目前仍没有固定解决模式,主要是针对具体应用具体分析。比较常用的特征抽取方法包括小波分析、独立成分分析、粗集理论以及信号变换等。

此外,在图像识别的应用中是直接将像素级数据作为输入,通过神经网络进行融合处理。文献[18]运用支持向量机和径向基函数融合纹理和形状信息,用于识别面部表情和面部行为单元。文献[19]用基于知识的神经网络融合方法直接实现多图像边沿信息融合,以得到更准确的图像边沿。可用于雷达—光学图像、光学—光学图像、红外—红外图像和红外—光学图像。

决策级的人工神经网络信息融合的系统模型可以概括如图 5 所示。

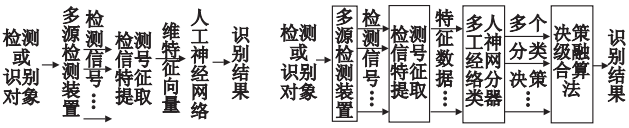

图4　基于人工神经网络的特征级信息融合系统

图5　基于人工神经网络的决策级信息融合系统

文献[20]首先利用多个神经网络的分类器实现分类,然后用单个分类器的分类输出作为支持向量机的输入,通过支持向量机实现决策级融合。文献[21]针对目前多传感器系统中常用的信息融合方法识别率较低、网络稳定性不好、不能很好地处理不确定性等问题,提出了一种基于神经网络和 DS 方法的信息融合算法。该方法兼顾神经网络和 D-S 推理两者的优势,有效地解决了目前信息融合方法对大噪声不确定性传感器测量信息的误识别问题。仿真实验结果验证了该算法在提高目标识别率和抗噪能力方面的有效性。文献[22]首先利用多个 BP 网络分类,然后将分类结果通过 Bayes 网络融合,实现基于二源信息的苹果瑕疵分类检测。文献[23]采用独立成分分析方法实现特征抽取,然后用支持向量机进行分类,最后用模糊积分法对各个分类器的分类结果进行融合。文献[24]同样采用多个神经网络分类器分别实现分类,然后融合决策规则实现最终的融合分类。这类形式主要用于多源同构检测数据的融合。

无论是特征级融合还是决策级融合,首先都需要利用训练数据对人工神经网络进行训练,训练后的神经网络系统才能真正实现信息融合和分类判别的功能。因此,与其他的智能化方法相似,虽然人工神经网络是一种适用范围相当广泛的信息处理方法,但是在实际应用时,仍然需要先解决三个重点和难点问题:网络结构的选择;训练算法的选择与构造;检测值的特征抽取方法。解决这些问题目前缺乏系统的理论指导,主要是针

对具体问题具体分析和利用试凑法。

2.2.2　遗传算法和进化策略

遗传算法和进化策略都是模拟生物界优胜劣汰、适者生存的基本发展规则而构造的算法模型。这些算法作为优化算法具有启发性、自适应性和并行性等特点,在许多领域中得到了成功的应用。在信息融合技术中,进化算法主要用于融合参数或融合模型的优化。

文献[25]利用红外图像和视频图像的互补特性,研究将两种图像融合实现图像识别的技术,采用了两种融合方法:一种是在小波领域的基于像素的融合;另一种是在特征空间领域的基于特征的融合,先用主成分分析法(PCA)进行特征抽取,然后实现特征级融合。遗传算法被用于求取最优图像融合系数矩阵。文献[26]用模糊集合方法实现信息融合,同样适用于遗传算法求信息融合多项式中的系数。文献[27]对进化算法的基本方法和应用现状作了比较详细的叙述,并阐述了进化算法在图像配准、语义情景解释和特征抽取等信息融合领域的应用,为在信息融合中更好地使用进化算法提供了参考。文献[28]采用模糊积分方法实现信息多分类器的决策级融合,提出利用遗传算法计算模糊积分密度函数,获得了比同类方法更好的融合效果。

遗传算法在信息融合技术中的另一类常见应用是与人工神经网络结合,以神经网络作为信息融合工具,而遗传算法则作为神经网络的学习算法。文献[29]用模糊神经网络结构实现特征信息的融合,利用遗传算法实现神经网络参数的计算。文献[30]采用粗集理论实现检测数据的特征抽取,然后用支持向量机完成特征的融合。文中遗传算法用于求去粗集中的参数。文献[31]用遗传算法对图像进行特征抽取,然后用 D-S 证据理论实现信息融合。

进化算法因其模型的通用性,被广泛地应用于优化领域,但是这个特性也使得进化算法在应用于实际问题时,需要依据具体问题确定算法的具体实现形式和几个关键参数。如果选择不当,不仅难以达到理想的应用效果,还可能导致问题无法解决。另外,进化算法不能作为独立的信息融合算法使用,只能与其他融合方法结合,作为优化融合方法中的参数和形式的工具。

2.2.3　人工免疫算法

人工免疫系统是从模拟人体免疫系统的功能机理出发而构造的一系列智能化信息处理方法的总称。现在应用比较广泛的人工免疫系统包括人工免疫算法、否定选择算法、人工免疫网络等多种形式,应用领域包括模式识别、智能控制、计算机系统安全等。由于对于人体免疫系统功能机理的认识还很有限,各种人工免疫系统只是从一个侧面对人体免疫系统进行模拟。人工免疫网络就是以免疫系统的独特性网络理论为基础构造的一种高效、自适应、鲁棒性的信息处理新方法。人工免疫网络对于解决先验知识少、不确定性和复杂性较高的分类、聚类问题的突出表现,使得它在现代模式识别领域得到了广泛的应用。人工免疫网络在信息处理和模式识别领域应用的优势和特点可以概括如下:

a)多样性寻优能力。为了有效防御外界病毒的入侵,生物免疫系统必须能够识别多种类似的和不同的病毒。因此,按照免疫系统识别机理所设计的免疫算法,它是一种多样性寻优算法。人工免疫网络以免疫算法为基础,免疫算法的优势就是可以实现多目标寻优。研究表明,它正适合用于在模式识别问题中寻求各个模式类的特征值。

b)分布式。与其他系统不同,免疫系统是分布式系统,各个子系统独立且相互协调工作,没有中心控制,适于聚类分析中各个模式类特征值的寻求和优化。

c)自适应性和自学习能力。免疫算法是一种自学习算法,与遗传算法类似,只要按照算法步骤和目标评价进行处理,免疫网络就可以根据具体数据集自动调整聚类中心和获取特征值,避免了监督学习算法中对期望值的要求;同时,免疫网络还具有继续学习能力,可以通过遗忘机制,删除长期无用的特征值点,或者通过适当扩充网络规模来实现持续学习。其适合于现在许多复杂的、非线性和不确定性问题的解决。

由此可见,将人工免疫网络用于信息融合技术也应该是可行的,但是目前相关的应用研究还很少。

2.3　**其他方法**

其他的较为成熟的信息融合方法主要有经典推理法、卡尔曼滤波法、参数模板法、物理模型法、熵法、品质因数法、估计理论法和专家系统法等。近年来,用于多传感器数据融合的计算智能化新方法还包括模糊集合理论∞ 、粗集理论、小波分析理论和支持向量机等 。

3　结束语

信息融合技术是一种面向应用的智能化新技术,相关的研究都是从实际应用的需要出发,在现有信息处理理论和方法的基础上进行的改进和完善。模式识别是信息融合技术最直接、应用最广泛的领域,利用多源融合信息实现高效模式识别,是相关技术发展的必然。尽管目前信息融合技术在模式识别领域的应用得到了广泛的关注和研究,在许多应用实践中取得了重要进展,但是随着信息检测技术和信息传输技术的快速发展,模式识别问题所面对的信息数量更大、维数更高、形式也更为复杂。如何充分利用这些信息以获取更好的识别结果是模式识别领域的研究重点,也是信息融合领域的研究重点。

通过对国内外相关研究的分析和总结可以看出,尽管许多比较成熟的信息处理方法,如卡尔曼滤波、Bayes 估计理论等,通过适当的变换和改进,已经作为信息融合方法应用于模式识别领域中,也显著提高了识别的性能,但是这些经典的方法约束条件多,对对象的形式和特性要求比较高,难以解决带有不确定性和对象特性比较复杂的识别问题。因此,具有鲁棒性、自适应性和自学习能力的智能化信息处理方法逐渐成为构建信息融合新方法的主要途径。

目前用做信息融合算法的智能化方法主要包括 D-S 证据理论、BP 网络及支持向量机(SVM)等。其中 D-S 证据理论和支持向量机由于有着比较成熟的理论基础,近年来在模式识别领域受到了很多的关注,并取得了一定的成效。但是也正是由于这些方法是通过明确的理论推导得出结果,在实际中应用这些方法时,首先要对与其相关的数学理论有着清楚的认识,才可能正确使用,获得理想的效果。另外,这些方法对数据格式的要求比较严格,使数据预处理的工作量更大;同时,要获得好的应用效果还必须满足较多的约束条件,从而制约了它们的应用范围。

智能化计算方法如遗传算法、进化策略、蚁群算法等,这些源于生物界的启发式方法约束条件少,并且有着本质的并行性

和自组织、自学习能力,面对的对象形式可以多样化,只要理解了算法的基本思想,就可以正确地应用,适用面非常广。但是从现有的研究成果可以看出,遗传算法、进化策略等优化算法,在基于信息融合的模式识别领域中,主要用做其他融合算法的参数优化工具,不能作为单独的信息融合算法来使用,因此,这些智能化方法在基于信息融合技术的模式识别领域中的应用受到了限制。

新型的智能化方法——免疫算法,虽然形式上与上述算法有相似之处,但是免疫算法的基本功能特性却与遗传算法不同,它可以直接用于解决模式识别问题。免疫算法既具有智能化方法启发性、并行性和通用性的优点,又特别适合于模式聚类和识别问题,因此采用免疫算法作为信息融合算法是值得进一步研究的新方向。

尽管如此,由于免疫算法同样具有通用性和对问题约束条件少的特点,算法模型提供的只是算法的基本框架,在应用免疫算法时,具体的应用形式和参数需要根据具体问题来确定;又由于这些方法的理论体系还未成熟,其应用形式和参数的确定依赖经验和试探。在基于信息融合技术的模式识别领域中,要很好地应用免疫算法并发挥其优势,获得更加高效的信息融合新方法,要亟待解决的问题包括:

a)信息融合级别的选择。前已述及,信息融合系统通常有三种融合级别可以选择,即数据级、属性级和决策级。应用免疫算法作为信息融合算法,采用哪一级别的信息融合是首先要解决的问题。

b)具体实现形式的设计。免疫算法是通用的算法框架,针对具体应用问题时,算法的实现形式、数据格式、具体操作方法、参数的选择和设置、结束条件等的确定,对算法的性能有着关键性的影响,作为信息融合算法应该采用何种形式,仍是影响融合效果的关键。

c)检测数据的预处理。免疫算法的原型主要是针对一般的实数或二进制数据,而多源信息融合系统中的数据形式都是多种多样的,如电磁信号、音频信号、视频信号等,这些不同格式的信号事先需要进行转换;同时,对于属性级和决策级的融合,还必须处理数据已获得的特征信息和决策信息,数据的预处理过程既要保留原始信号的主要特征值,又要满足融合算法的数据格式和要求,对融合性能也有着不可忽视的作用。

参考文献:

[1] 韩崇昭,朱洪艳,段战胜. 多源信息融合[M]. 北京:清华大学出版社,2006.

[2] 杨露菁,余华. 多源信息融合理论与应用[M]. 北京:北京邮电大学出版社,2006.

[3] 方昱春,王蕴红,谭铁牛. 融合人脸轮廓和区域信息改进人脸检测[J]. 计算机学报,2004,27(4):482-491.

[4] BOSSE E, VALIN P, BOURY-BRISSE T, *et al*. Exploitation of a priori knowledge for information fusion[J]. Information Fusion, 2006, 7(2):161-175.

[5] ZHOU Zhong-bao, JIANG Ping, WU Xiao-yue. Application of evidence theory in information fusion of multiple sources in Bayesian analysis[J]. Journal of Harbin Institute, 2004,11(4):461-463.

[6] 王刚,赵海,魏守智,等. 基于非参数估计的决策融合模型及其应用研究[J]. 系统仿真学报,2004,16(7):1593-1596.

[7] MASKELL S. A Bayesian approach to fusing uncertain, imprecise and conflicting information[J]. Information Fusion, 2008, 9(2): 259-277.

[8] MALPICA J A, ALONSO M C, SANZ M A. Dempster-Shafer theory in geographic information systems: a survey[J]. Expert Systems with Applications, 2007,32(1):47-55.

[9] BASIR O, YUAN Xiao-hong. Engine fault diagnosis based on multi-sensor information fusion using Dempster-Shafer evidence theory[J]. Information Fusion, 2007,8(4):379-386.

[10] 陈艳琴,罗大庸. 多信息融合技术及在无损检测中的应用[J]. 电子科技大学学报,2003,32(6):661-664.

[11] 于昕,韩崇昭. 一种基于 D-S 推理的异源信息目标识别方法[J]. 系统工程与电子技术,2007,29(5):788-790.

[12] 马洪超,郭丽艳. 人工神经网络信息融合及其在机场识别中的应用研究[J]. 武汉大学学报:信息科学版,2005,30(8):1-4.

[13] 吴功平,肖晓晖,申瑞刚. 高压输电导线的损伤检测与故障诊断[J]. 仪器仪表学报,2006,27(10):1204-1208.

[14] 黄鸥,陈森发,亓霞,等. 基于粗集理论和支持向量机的多源信息融合方法及应用[J]. 模式识别与人工智能,2005,18(3):354-358.

[15] MITZIAS D A, MERTZOIS B G. A neural multiclassifier system for object recognition in robotic vision applications[J]. Measurement, 2004,36(4):315-330.

[16] YAMAUCHI K, OOTA M, ISHII N. A self-supervised learning system for pattern recognition by sensory integration[J]. Neural Networks, 1999,12(10):1347-1358.

[17] YELLA S, GUPTA N K, DOUGHERTY M S. Comparison of pattern recognition techniques for the classification of impact acoustic emissions[J]. Trans Research Part C, 2007,15(3):324-335.

[18] KOTSIA I, ZAFEIRIOU S, PITAS I. Texture and shape information fusion for facial expression and facial action unit recognition[J]. Pattern Recognition, 2008,41(3): 833-851.

[19] YIYAO I, VENKATESH Y V, KO C C, *et al*. A knowledge-based neural network for fusion edge maps of multi-sense images[J]. Information Fusion, 2001,2(4):121-133.

[20] 耿伯英,彭稳高,朱强华. 基于信息融合的模式识别方法研究[J]. 模式识别与人工智能,2002,15(3):339-342.

[21] 张池平,张英俊,苏小红,等. 一种基于神经网络和证据理论的信息融合算法[J]. 计算机工程与应用,2006,42(1):174-176.

[22] LI Chang-ying, HEINEMANNB P. Neural network and Bayesian network fusion models to fuse electronic nose and surface acoustic wave sensor data for apple defect detection[J]. Sensors and Actuators B, 2007,125(1):301-310.

[23] CHEN Xue-rong, JING Zhong-liang, XIAO Gang. Nonlinear fusion for face recognition using fuzzy integral[J]. Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation, 2007, 12 (5): 823-831.

[24] ZHANG Jie. Improved on-line process fault diagnosis through information fusion in multiple neural networks[J]. Computers and Chemical Engineering, 2006,30(3):558-571.

[25] BEBIS G, GYAOUROVA A, SINGH S, *et al*. Face recognition by fusing thermal infrared and visible imagery[J]. Image and Vision Computing, 2006,24(7):727-742.

[26] BUCZAK A L. Hybrid fuzzy-genetic technique for multisensor fusion[J]. Intelligent Systems, Information Science, 1996,93(3-4): 265-281.

[27] IGOR V, MASLOV A, GERTNER I. Multi-sensor fusion: an evolutionary algorithm approach[J]. Information Fusion, 2006,7(7): 304-330.

[28] 姚明海,李澎林. 基于遗传算法和模糊积分的多分类器集成[J]. 计算机应用与软件, 2003, 20(8):66-68.

[29] 鲍连承,赵景波,赵海军. 基于模糊遗传神经网络的信息融合故障诊断技术及其应用[J]. 电气传动自动化,2007,29(1):20-23.

[30] 赵春玲,黄鸥,陈森发. 一种多源信息的最优融合方法研究[J]. 信息与控制,2005,34(1):66-70.

[31] 赵庆建,陈森发. 基于纹理分析的多源信息融合方法研究[J]. 信息与控制,2007,36(2):160-164.