

基于改进型模糊 ARTMAP 网络的 CBR 遥感图像分类系统研究

唐晓亮 韩 敏

(大连理工大学电子与信息工程学院, 大连 116023)

摘 要 针对难以及时地获取充足而准确的遥感样本、缺乏积累和管理遥感样本的有效手段是制约遥感图像分类技术发展的瓶颈问题。构建了基于改进型模糊 ARTMAP 网络的 CBR(case-based reasoning 范例推理)遥感图像分类系统。系统将改进型模糊 ARTMAP 网络作为范例的知识提取器和图像分类器,运用 CBR 求解策略实现遥感样本知识的合理储备、优化组合和重复利用。分别应用本文所建系统、最大似然法、BP 网络和改进型模糊 ARTMAP 网络对向海自然保护区 TM 遥感图像进行分类操作,实验结果表明,本文建立的系统与其他分类方法相比,能够更好地提高遥感样本数据的利用效率和遥感图像的分类精度,而且一定程度上解决了在样本有限的条件下如何高效利用已有数据进行遥感图像分类的问题。

关键词 范例推理 遥感 分类 样本重用

中图分类号: TP751.1 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2007)06-1033-08

A Study of CBR System for Remote Sensing Classification Based on modified Fuzzy ARTMAP Neural Network

TANG Xiao-liang, HAN Min

(School of Electronic and Information Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116023)

Abstract Difficulties in obtaining satisfied sample data of remote sensing image and the lack of effective methods to accumulate and manage them are the bottlenecks for the development of classification technology. Against these problems, a CBR(case based reasoning) system for remote sensing classification is established on the base of modified Fuzzy ARTMAP neural network in this paper. In the CBR system, the modified Fuzzy ARTMAP neural network plays the roles of the knowledge extractor of cases and the classifier of remote sensing images. Reasonable reserve, optimization combination and reutilization of remote sensing samples can be implemented with the CBR strategy. The TM image of Xiang Hai nature reserve is classified by following four methods respectively: the CBR system, maximum likelihood, BPNN and modified Fuzzy ARTMAP. Experimental results show that, comparing with other classification methods, both the utilization efficiency of remote sensing samples and the classification accuracy of images can be greatly improved by the CBR system. The problem of how to utilize the existing samples efficiently for remote sensing classification when the sample data of the current image are limited can be solved to a certain extent in the proposed system.

Keywords case based reasoning, remote sensing, classification, sample reuse

1 引 言

目前对于遥感图像分类的研究多集中于分类

算法的改进和创新^[1~3],分类算法的发展虽然可在一定程度上提高遥感图像的分类精度,但遥感样本的质量和数量直接关系到分类算法训练效果的好坏和分类结果精度的高低。样本问题是各种

基金项目:国家基础研究发展计划“973”项目(2006CB403405);国家自然科学基金项目(60674073);国家科技支撑计划资助项目(2006BAB14B05)

收稿日期:2005-11-03;改回日期:2006-02-16

第一作者简介:唐晓亮(1980~),男。现为大连理工大学电子与信息工程学院博士研究生。研究方向为遥感图像智能处理。E-mail: minhan@dlut.edu.cn

分类算法都要面对的问题。充足而准确地获取各类地物的遥感样本,是遥感图像分类的基础。然而遥感样本的采集和管理存在着很多缺陷:(1)样本的采集工作是遥感图像分类处理工作中最为费时费力的阶段^[4],难以在短时间内获取满足要求的样本,无法适应大批量遥感图像的分类操作;(2)缺乏对样本的积累和管理,缺乏重复利用样本的有效策略导致资源的浪费。由此可知,高效利用和挖掘已有的遥感样本知识,实现遥感样本知识的积累、优化和重用是提高遥感图像分类精度的有效手段之一,而构建融合上述功能的系统已成为首先需要考虑的问题。

范例推理(case-based reasoning, CBR)是用历史范例的知识信息进行相似范例的问题求解,可以克服专家系统存在的诸多难题(如规则难以提取、更新维护困难等),具有简化知识获取、提高求解效率、改善求解质量和进行知识积累等优点^[5]。利用 CBR 求解策略管理遥感样本知识、分类遥感图像具有以下优势:(1)CBR 可充分利用地理学空间自相关定律^[6]检索出适合现有问题的范例方案集;(2)CBR 求解策略符合遥感图像解译的基本过程,即根据已有经验和考察资料对新近遥感图像进行解译分析。应用 CBR 系统可提高样本生成的速度和质量、实现遥感分类知识的优化组合和高效利用。

遥感图像数据包含信息复杂,难以对数据特征及其所含规律进行定量(或定性)提取和表示,而范例知识的表示和范例的构建也是 CBR 系统中的难点之一^[7]。通常的解决方法是根据专家经验提取规则解决遥感分类等实际问题^[8]。但这类方法受专家经验的影响过大,难以适应数量繁多、内容复杂的遥感图像分类问题。而模糊 ARTMAP(及其改进型)神经网络具有分类精度高、运行稳定和泛化能力强等优点,是性能优良的遥感分类器和特征提取器^[9-11]。采用在分类精度和参数调整等方面优于传统网络的改进型模糊 ARTMAP 网络^[12],提取样本特征和分类规则,并将其作为 CBR 系统中范例知识的储备和表示方式之一,可以简化提取过程增强抗噪声能力,而且可通过网络权值的调整、重组达到知识规则的优化组合。

2 系统总体框架

本文所建系统的整体框架如图 1 所示。系统运行过程包括范例构建、范例检索、范例重用和修正、范例库更新 4 个步骤,其中前 3 个步骤是本系统的主要组成部分。范例库为 CBR 系统各部分功能的实现提供范例数据支持。第 3 节将详细阐述系统中关键环节的解决方案。

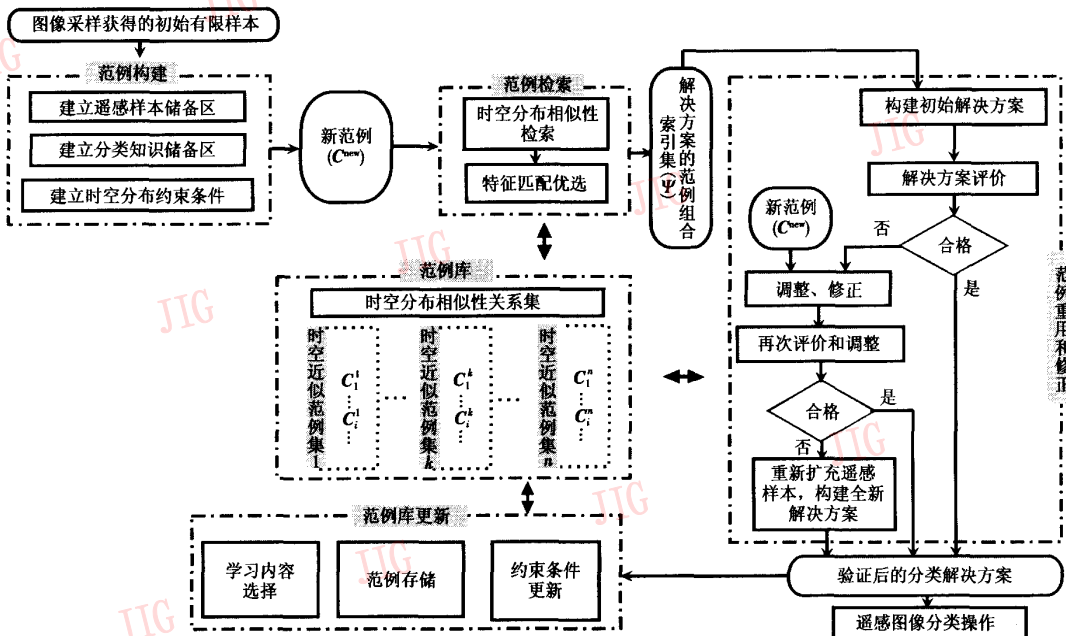


图 1 基于改进型模糊 ARTMAP 网络的 CBR 遥感图像分类系统总体框图

Fig. 1 General architecture of CBR system for remote sensing classification based on Fuzzy ARTMAP network

3 系统关键环节的解决方案

3.1 范例及范例库的构建

结合遥感分类特点,系统采取图 2 所示方式构建范例,范例内部包括遥感样本数据储备区、分类知识储备区和时空约束条件。

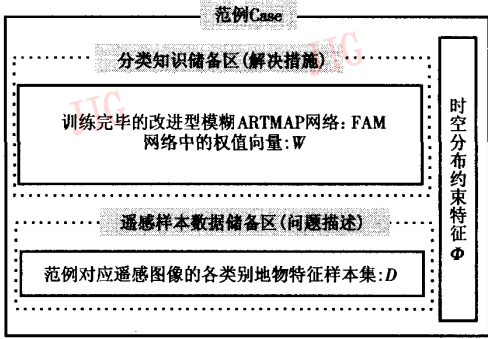


图 2 系统中的范例结构

Fig. 2 Structure of case in the CBR system

3.1.1 建立遥感样本储备区

按类别分组的形式将已采集的遥感样本存储在遥感样本数据储备区内。用式(1)表示范例中的遥感样本数据:

$$D = \{d_i; i \in [1, N]\} = \{z_{ij} | z_{ij} \in d_i; i \in [1, N], j \in [1, M_i]\} \quad (1)$$

其中, D 表示范例中存储的遥感样本集, d_i 表示第 i 类地物的遥感样本集, z_{ij} 表示样本集 d_i 中的第 j 个样本向量, N 表示类别数目, M_i 表示第 i 类别的样本向量数目。

3.1.2 建立分类知识储备区

在分类知识储备区内,存储训练完毕的改进型模糊 ARTMAP 网络(下文简称为 MFAM,关于改进型模糊 ARTMAP 网络的结构和算法的详细介绍参见文献[12])。MFAM 的训练过程就是样本数据的类别特征提取过程,网络权值向量存储着各个类别的整体特征信息, MFAM 网络就是依据这些类别特征进行图像分类的。范例中存储的 MFAM 权值向量用式(2)表示:

$$W = \{W_i | W_i \in FAM; i \in [1, N]\} \quad (2)$$

其中, W 表示范例中 MFAM 网络权值向量集, W_i 表示 MFAM 中第 i 类别对应的权值向量组。

3.1.3 建立时空分布约束条件

遥感图像所含信息与其时空分布特征密切相

关。根据范例所属遥感图像的时空分布特征构建时空近似范例集,范例库是按照时空分布相似性对范例进行组织和存储的。范例的时空约束条件,主要由范例所属遥感图像的时间信息、经纬度位置和覆盖范围等构成,用式(3)表示:

$$\Phi = \{T, LA\} \quad (3)$$

其中, Φ 表示范例的时空约束条件, T 表示时间条件, LA 表示遥感图像的位置和覆盖范围的条件。建立时空约束条件,可将范例快速“归入”范例库中相似性高的范例集合,并确定范例重用的初始范围。

对范例库中某一范例的综合表示如下:

$$C_k^l = \{(D_k^l, W_k^l, \Phi_k^l); k \in [1, Q], l \in [1, L^k]\} \quad (4)$$

其中, C_k^l 表示范例库中第 k 个时空近似范例集内的第 l 个范例,表示范例 C_k^l 中的遥感样本集, W_k^l 表示范例 C_k^l 存储的 MFAM 网络权值向量集, Φ_k^l 表示范例 C_k^l 的时空约束条件, Q 表示范例库中的时空近似范例集的数目, L^k 表示第 k 个时空近似集中的范例数目。

对于待分类的遥感图像,首先构建与之对应的新范例 C^{new} ,即利用图像样本建立数据储备区,再根据图像时空信息建立范例的时空约束条件。

3.1.4 范例库的结构

系统的范例库由时空分布索引集和范例存储区两部分构成(如图 3 所示)。

时空分布索引集包括:空间位置矩阵和与矩阵中各个单元相关联的时间索引域。其中空间位置矩

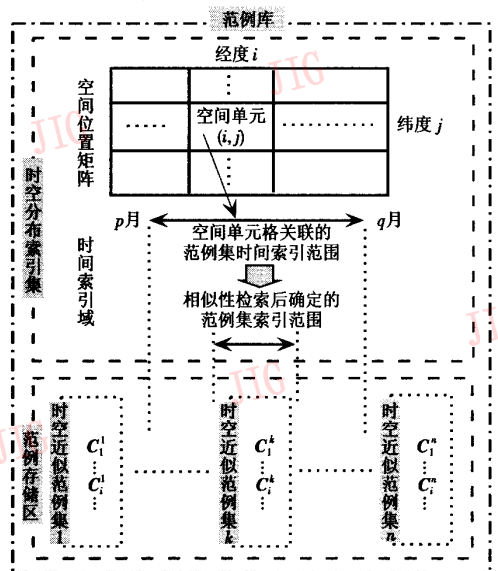


图 3 系统中的范例库结构

Fig. 3 Architecture of case base in the CBR system

阵表示范例集所属的空间位置范围(以单元格形式表示);而时间索引域表示属于空间单元范围内的所有范例集的时间范围。设置索引集可以加快查询速度便于范例库管理。

新的范例可以按照所属的时空特征归入范例存储区中相应的时空近似范例集,同时将时空信息在索引域中建立关联关系。

3.2 范例检索

范例的相似性度量是范例检索的关键^[13]。基于 MFAM 的 CBR 遥感分类系统采用两级检索模式:(1)时空相似性检索;(2)特征匹配优选。通过两级检索生成范例组合索引集,为解决方案的最终确立提供准备。

3.2.1 时空相似性检索

时空相似性检索是根据新范例的时空分布特征检索出适合问题求解的时空近似范例集。

定义新范例 C^{new} 与时空近似范例集 k 之间的时空分布相似性度量函数:

$$S^k = \frac{W_T}{|T^{new} - T^k| + \varepsilon} + W_{LA} \frac{LA^{new} \cap LA^k}{LA^{new} \cup LA^k} \quad (5)$$

$$T^{new}, LA^{new} \in \Phi^{new}; T^k, LA^k \in \Phi^k; k \in [1, Q]$$

其中, W_T 表示时间相似性权值, W_{LA} 表示空间相似性权值, ε 为一正值常数, Φ^{new} 和 Φ^k 分别表示新范例 C^{new} 和时空近似范例集 k 的时空分布约束条件, T^{new} 和 T^k 分别为 Φ^{new} 和 Φ^k 的时间分量, LA^{new} 和 LA^k 分别为 Φ^{new} 和 Φ^k 的空间分量。

根据式(5),可检索出与新范例最接近的时空近似范例集:

$$K = \arg \max_k (S^k); k \in [1, Q] \quad (6)$$

其中, K 表示与新范例在时空分布上相似程度最高的时空近似范例集, Q 表示范例库中时空近似范例集的数目,运算符 $\arg \max_x (f(x))$ 表示使函数 $f(x)$ 最大的自变量 x 取值。

3.2.2 特征匹配优选

利用上一步检索出的范例集 K 中各范例的 MFAM,逐一地对新范例中的数据进行分类操作。分类精度越高,表明网络权值存储的类别特征以及该网络的训练样本特征越接近新范例的数据特征。通过对各类别分类精度的择优选取,求出范例库中分类精度最高的范例组合关系,从而确定时空分布和遥感特征都最为适合的范例组合索引集,即确定遥感图像分类解决方案的范例组合索引集(以下简

称解决方案索引集)。

上述推理过程如式(7)所示:

$$\Psi = \{\psi_i | \psi_i = \arg \max_l [A_l^k(d_i^{new})]\}$$

$$d_i^{new} \in D^{new}, i \in [1, N^{new}], l \in [1, L^k] \quad (7)$$

其中, Ψ 表示遥感图像分类解决方案的范例组合索引集,即解决方案索引集, ψ_i 表示时空近似范例集 K 中对新范例的第 i 类样本分类精度最高、特征最相似的范例编号(范例的分类功能是通过范例中改进型模糊 ARTMAP 实现的), d_i^{new} 表示新范例中第 i 类地物的样本数据, $A_l^k(d_i^{new})$ 表示范例 C_l^k 对数据 d_i^{new} 的分类精度, N^{new} 表示新范例中样本数据的类别数目, L^k 表示时空近似范例集 K 中的范例数目。解决方案索引集 Ψ 的建立为范例重用和修正提供了参考依据。

3.3 范例重用和修正

范例重用和范例修正是 CBR 系统中紧密结合的两个重要步骤^[14]。系统采用范例重用和范例修正相融合的方式,使解决方案的生成、调整和修正在统一的模块下完成,以提高 CBR 系统的集成度。具体流程如下:

3.3.1 构建初始解决方案

根据解决方案索引集 Ψ (见式(7))构建初始解决方案 $C^s = \{D^s, W^s, \Phi^s\}$,须经过范例的数据重组、网络权值重组和约束关系复制 3 个环节:

(1) 数据重组

数据重组是根据解决方案索引集 Ψ 中的范例索引记录,提取对应范例的类别数据,组合成解决方案的数据集:

$$D^s = \{d_i^s | d_i^s = d_{\psi_i}^k; d_{\psi_i}^k \in D_{\psi_i}^k, \psi_i \in \Psi, i \in [1, N^{new}]\} \quad (8)$$

其中, d_i^s 表示解决方案 C^s 中的第 i 类数据, $d_{\psi_i}^k$ 表示时空近似范例集 K 中范例 ψ_i 的第 i 类遥感样本集, $D_{\psi_i}^k$ 表示时空近似范例集 K 中范例 ψ_i 的遥感样本集, N^{new} 表示新范例中样本数据的类别数目。

(2) 网络权值重组

与数据重组同理,根据解决方案索引集 Ψ 重组网络权值,生成解决方案的网络权值向量集:

$$W^s = \{W_i^s | W_i^s = W_{\psi_i}^k; W_{\psi_i}^k \in W_{\psi_i}^k, \psi_i \in \Psi, i \in [1, N^{new}]\} \quad (9)$$

其中, W_i^s 表示解决方案 C^s 中第 i 类别对应的网络权值向量组, $W_{\psi_i}^k$ 表示时空近似范例集 K 中范例 ψ_i 的第 i 类别对应的权值向量组, N^{new} 表示新范例中样

本数据的类别数目。

(3) 约束关系复制

解决方案的时空约束条件与新范例相同:

$$\Phi^s = \Phi^{new} \quad (10)$$

经过上述组合操作,构建了初始解决方案,接下来需对解决方案做出评估以确定其可行性。

3.3.2 解决方案评价

把分类精度作为解决方案的主要评价标准,通过设置分类精度底限值和评价总体精度的 $kappa$ 系数底限值来实现解决方案的评价功能,关于精度评价参数的定义详见文献[15]。

当满足下面两个条件时,解决方案符合遥感图像分类的要求:

$$A^i(d_i^{new}) \geq B_{Ac}; d_i^{new} \in D^{new}, i \in [1, N^{new}] \quad (11)$$

$$kappa(D^{new}) \geq B_{ka} \quad (12)$$

式(11)中, d_i^{new} 表示新范例中第 i 类地物的样本数据集, $A^i(d_i^{new})$ 表示解决方案中 MFAM 对数据 d_i^{new} 的分类精度, B_{Ac} 表示分类精度底限值, D^{new} 表示新范例中遥感数据集。式(12)中, $kappa(D^{new})$ 表示对数据集 D^{new} 分类后,由混淆矩阵求出的 $kappa$ 系数^[15], B_{ka} 表示 $kappa$ 系数底限值。如果满足上述两个评价条件则转到 3.4 节,否则进行下面的修正操作。

3.3.3 解决方案修正

解决方案的修正包括样本数据集调整和 MFAM 网络权值调整两部分内容。

(1) 数据集调整

解决方案与新范例在样本特征分布上存在差异,根据两样本集分布中心的位置差异调整数据特征,使解决方案的数据特征逐步接近新范例的样本数据特征。下面以 2 维特征空间为例(如图 4 所示),说明样本数据的调整方法。

设解决方案的第 i 类样本的分布中心点为 2 维向量 $z_{ic}^s = (x_{ic}^s, y_{ic}^s)$, 对应的新范例第 i 类别的样本分布中心点为 $z_{ic}^{new} = (x_{ic}^{new}, y_{ic}^{new})$, 可由式(13)求出样本向量中各维分量的变化量:

$$\Delta x_i = u(x_{ic}^{new} - x_{ic}^s) \cdot \eta |x_{ic}^{new} - x_{ic}^s| \quad (13)$$

$$\Delta y_i = u(y_{ic}^{new} - y_{ic}^s) \cdot \eta |y_{ic}^{new} - y_{ic}^s|$$

其中, Δx_i 和 Δy_i 分别表示解决方案中第 i 类样本的 x 分量和 y 分量的变化量, η 为调节平移幅度的常系数,且 $\eta > 0$, $|x_{ic}^{new} - x_{ic}^s|$ 和 $|y_{ic}^{new} - y_{ic}^s|$ 分别表示两组样本中心点的 x 分量和 y 分量的差值绝对值,阶跃

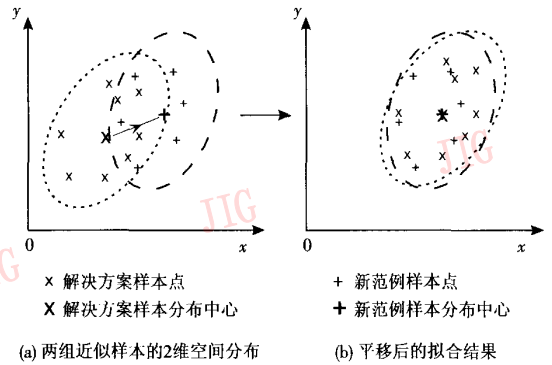


图 4 2 维特征空间中数据平移示意图

Fig.4 Data transition in two-dimension feature space

函数 u 定义如下:

$$u(t) = \begin{cases} 1 & t \geq 0 \\ -1 & t < 0 \end{cases} \quad (14)$$

根据式(13)求出的变化量调整样本向量的各维分量,从而更新解决方案的样本数据:

$$D^s = \{ (x_{ij}^s, y_{ij}^s) \mid x_{ij}^s = x_{ij}^s + \Delta x_i, y_{ij}^s = y_{ij}^s + \Delta y_i; i \in [1, N^s], j \in [1, M_i^s] \} \quad (15)$$

其中, D^s 表示解决方案的遥感样本集, x_{ij}^s 和 y_{ij}^s 分别表示解决方案的第 i 类样本本集中第 j 个样本向量的 x 分量和 y 分量。 N^s 表示解决方案中样本包含的类别数目, M_i^s 表示第 i 类样本向量的数目。

当样本向量包含高维特征分量时,可对式(13) ~ 式(15)进行扩充,以得到适合的调整公式。

(2) 网络权值调整

根据调整后的遥感样本,训练解决方案中的 MFAM(网络训练算法参见文献[12]),实现网络的权值调整。

3.3.4 再次评价和调整

再次进行 3.3.2 节的解决方案评价,如果仍未满足评价标准,则需人为添加遥感样本,并根据采集的样本重新构建用于遥感图像分类的新范例;如果满足评价标准,则将新范例中的遥感样本(即待分类遥感图像样本)按类别对应加入解决方案中,并利用扩充后的样本再次训练网络,提升网络分类精度。

3.4 范例库更新

更新范例库是 CBR 系统学习功能的具体体现,主要包括学习内容选择、范例存储和约束条件更新。

3.4.1 学习内容选择

如果系统生成的解决方案与已有范例相似程度

极高,为避免范例库知识冗余,仅保留解决方案的范例组合索引集和采集的遥感样本数据。

若解决方案对已有范例知识具有一定的补充性或通过构建全新范例解决分类问题时,将此解决方案(或全新范例)作为范例库学习的内容。

3.4.2 范例存储和约束条件更新

根据 3.1 节所述的范例形式,将解决方案(或全新范例)存储在时空特征最接近的时空近似范例集内,根据解决方案的时空特征调整时空近似范例集的约束条件,使时间和空间信息详细化,便于以后检索使用。

4 实际应用分析

吉林向海国家级自然保护区位于吉林省通榆县西北部,其地理坐标范围是 122°05' ~ 122°31'E, 44°55' ~ 45°09'N 之间,总面积 105 467 公顷,属内陆湿地和水域生态系统类型自然保护区。图 5 为覆盖向海自然保护区的 Landsat TM 遥感图像(由 TM5、TM4 和 TM3 3 个波段合成),获取时间为 2003 年 9 月 20 日。

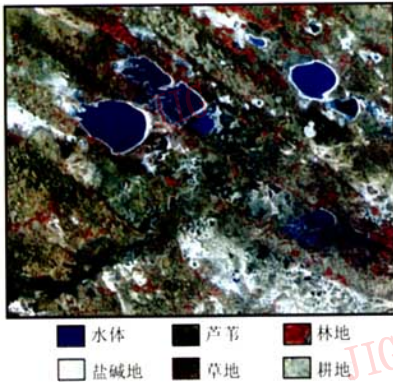


图 5 向海自然保护区 TM 遥感图像

Fig.5 TM image of Xiang Hai nature reserve

将 2001 年 8 月和 2002 年 9 月的向海保护区土地利用图(1:30 万)以及 2002 年实地考察记录信息作为采集样本和验证分类精度的依据。向海自然保护区有 6 种主要地物类型:水体、芦苇、耕地、林地、草地和盐碱地。在参照土地利用图和桩点附近地表覆盖信息的基础上,通过目视判读在遥感图像对应位置采集 496 个像元点。把各像元点对应的 6 个波段光谱值(TM1 ~ TM5, TM7)作为图像分类的样本

数据。表 1 列出各类别样本的光谱数据示例。

表 1 各类别样本光谱数据示例

Tab.1 Spectrum values of sample data of different classes

地物类别 名称	光谱特征					
	TM1	TM2	TM3	TM4	TM5	TM7
水体	96	79	20	60	90	18
芦苇	85	66	155	149	139	103
耕地	112	103	195	190	162	146
林地	91	76	147	67	92	105
草地	97	86	73	90	106	109
盐碱地	137	133	215	255	253	162

分别应用最大似然法、BP 神经网络、MFAM 和本文所提 CBR 系统对向海遥感图像进行分类处理。结果分别如图 6 ~ 图 9,表 2 为相应的分类精度数据。

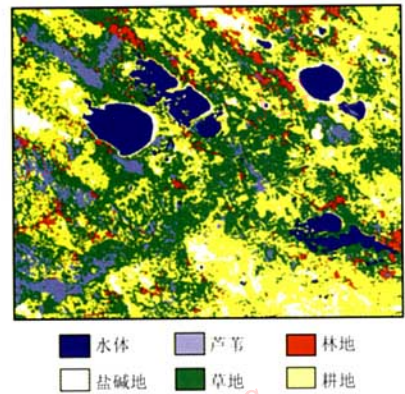


图 6 最大似然法分类结果

Fig.6 Classification result of maximum likelihood

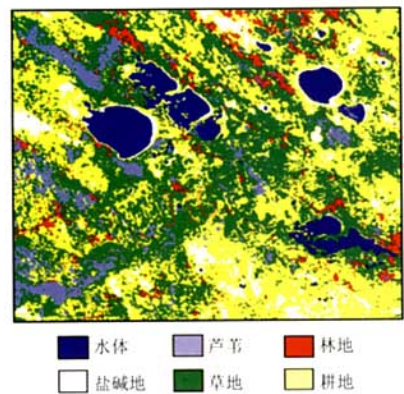


图 7 BP 网络分类结果

Fig.7 Classification result of BP neural network

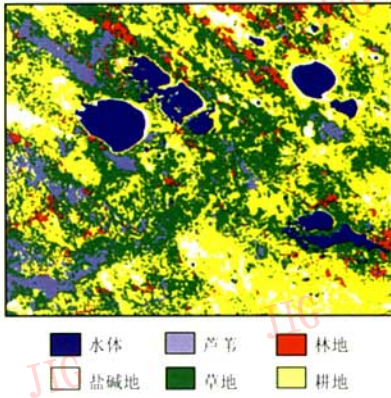


图 8 改进型模糊 ARTMAP 网络(MFAM)分类结果
Fig.8 Classification result of modified Fuzzy ARTMAP with limited sample data

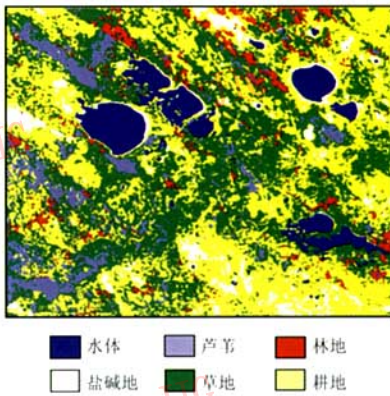


图 9 本文建立系统的分类结果
Fig.9 Classification result of the CBR system in this paper

表 2 分类精度对照表 (%)

Tab.2 Comparisons of classification accuracy among different classification methods(%)

地物类别名称	最大似然法	BP 网络	MFAM	CBR 系统
水体	71.1	75.5	91.1	95.5
芦苇	73.9	76	89.1	91.3
耕地	74.2	80	85.7	91.4
林地	74.3	76.9	84.6	89.7
草地	67.5	72.5	80	92.5
盐碱地	80	85	92.5	100

注:精度表示采用的是生产者精度的形式,生产者精度的定义参见文献[15]。

最大似然法对不同类别边缘区域的分类精度较低,且难以解决同物异谱现象(如位于不同位置的

水体,由于环境和光线等因素影响,光谱特征存在一定的差异);BP 网络则难以彻底解决训练过程中能量函数陷于局部最小的局限,且对训练样本的要求比较苛刻,对特征较为相似的不同类别分类精度较低(如对深色水体和沼泽的分类混淆严重)。

MFAM 与前两种方法相比分类精度明显提升,对同物异谱地物的分类效果较好。这是因为在训练过程中,网络能够动态生成子类别节点,这些子类别节点(及其连接权值)可以表征属于相同类别但彼此存在较大差异的样本,即解决遥感分类中的同物异谱问题。由于 MFAM 的结构具有一定的针对性,即每个类别节点(及其权值)表征特定类别的特征。因此训练样本的排列顺序会影响网络的类别节点生成顺序,进而对分类结果产生一些影响。实际应用中采用“投票”策略抵消这种影响,即首先采用具有不同排列顺序的相同训练样本训练若干 MFAM,各 MFAM 均对输入模式进行分类处理得到各自的分类结果,最后采用少数服从多数的“投票”原则决定输入模式的最终类别归属。MFAM 虽然可以较好地完成分类任务,但存在两点不足:(1)网络自身无法实现对样本的整合、优化等功能,网络分类效果受样本质量的影响较大;(2)训练后的网络存储着遥感图像的分类知识,但网络很难在下次分类中重复利用,造成知识的浪费。

按照本文所建系统的工作流程(参见图 1),构建遥感样本集和时空约束条件后,进行范例检索,生成的解决方案索引集的相关内容如表 3 所示。经过 CBR 系统的范例重用和修正操作后,利用解决方案中 MFAM 对遥感图像分类。本文建立的 CBR 系统的分类精度较 MFAM 有所提高(如图 9,表 2),特别是对样本数量较少、采集难度较高的草地等地物类别更为明显。

表 3 解决方案索引集的相关内容

Tab.3 Relevant information of the indexed set of solution

地物类别名称	各类别对应分类精度最大的范例编号	范例表示的图像信息
水体	3-2	向海 2001 年 10 月 8 日
芦苇	3-3	向海 2002 年 9 月 3 日
耕地	3-2	向海 2001 年 10 月 8 日
林地	3-4	向海 1998 年 10 月 5 日
草地	3-3	向海 2002 年 9 月 3 日
盐碱地	3-3	向海 2002 年 9 月 3 日

本文建立的系统能够实现 MFAM 网络和 CBR 的功能互补,即,(1)MFAM 网络为 CBR 系统提供分类知识的提取功能并使 CBR 系统具备良好的图像分类功能;(2)CBR 策略弥补了 MFAM 网络不具备的样本优化整合功能和知识重复利用功能。

5 结 论

本文构建了基于改进型模糊 ARTMAP 网络的 CBR 遥感图像分类系统,提出适合于遥感图像分类和样本管理的范例构建模式、样本数据存储模式和分类知识重用模式,可实现遥感样本数据的合理储备、优化组合和重复利用,并以此为基础生成较高精度的遥感图像分类方案。实验结果表明,应用本文所构建的系统,可以有效地整合已有样本数据,提高数据的利用效率和遥感图像的分类精度,在一定程度上解决了样本有限条件下的遥感图像分类问题。

参考文献 (References)

- 1 Ma Yong-jun, Fang Kai, Fang Ting-jian. Classification based on support vector machine and distance classification for texture image [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2002, 7(11):1151 ~ 1155. [马永军,方凯,方廷健. 基于支持向量机和距离度量的纹理分类 [J]. 中国图象图形学报, 2002, 7(11): 1151 ~ 1155.]
- 2 Lin Jian, Bao Guang-su, Jing Rong-zhong, et al. A study of FasART neuro-fuzzy networks for supervised classification of remotely sensed images [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2002, 7(12): 1263 ~ 1268. [林剑,鲍光淑,敬荣中等. FasART 模糊神经网络用于遥感图象监督分类的研究 [J]. 中国图象图形学报, 2002, 7(12): 1263 ~ 1268.]
- 3 Huang Guo-hong, Shao Hui-he. A new classification method based on neural network covering algorithm [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2004, 9(10): 1165 ~ 1168. [黄国宏,邵惠鹤. 一种新的基于神经网络覆盖分类算法 [J]. 中国图象图形学报, 2004, 9(10): 1165 ~ 1168.]
- 4 Smiatek C. Sampling thematic mapper imagery for land use data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1995, 52(2): 116 ~ 121.
- 5 Du Yun-yan, Zhou Chen-hu, Shao Qian-qin, et al. Theoretic and application research of geo-case based reasoning [J]. *Acta Geographica Sinica*, 2002, 57(2): 151 ~ 158. [杜云艳,周成虎,邵全琴等. 地理案例推理及其应用 [J]. 地理学报, 2002, 57(2): 151 ~ 158.]
- 6 Zhao Hong-ru, Yan Guang-jian, Deng Xiao-lian, et al. A classification method based on spatial information [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2003, 7(5): 358 ~ 363. [赵红蕊,阎广建,邓小炼等. 一种简单加入空间关系的实用图像分类方法 [J]. 遥感学报, 2003, 7(5): 358 ~ 363.]
- 7 Finnie G, Sun Z. R5 model for case-based reasoning [J]. *Knowledge-Based Systems*, 2003, 16(1): 59 ~ 65.
- 8 Buheasier. Classification of saline soil based on knowledge discovery and rule base system using remote sensing data [J]. *Journal of Image and Graphics*, 1999, 4(11): 965 ~ 969. [布和放斯尔. 基于知识发现和决策规则的盐碱地遥感分类方法研究 [J]. 中国图象图形学报, 1999, 4(11): 965 ~ 969.]
- 9 Carpenter G A, Gajja M N, Gopal S, et al. ART neural networks for remote sensing: vegetation classification from landsat TM and terrain data [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1997, 35(2): 308 ~ 325.
- 10 Liu Zheng-jun, Wang Chang-yao, Yan Hao, et al. High resolution land cover image classification and evaluation based on fuzzy ARTMAP neural network [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2003, 8(2): 151 ~ 152. [刘正军,王长耀,延昊等. 基于 Fuzzy ARTMAP 神经网络的高分辨率图像土地覆盖分类及其评价 [J]. 中国图象图形学报, 2003, 8(2): 151 ~ 152.]
- 11 Chralampidis D, Kasparis T, Georgiopoulos M. Classification of noisy signals using fuzzy ARTMAP neural networks [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2001, 12(5): 1023 ~ 1036.
- 12 Han Ming, Cheng Lei, Tang Xiao-lang. Application study of fuzzy ARTMAP neural network in classification of land cover [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2005, 10(4): 415 ~ 419. [韩敏,程磊,唐晓亮. Fuzzy ARTMAP 神经网络在土地覆盖分类中的应用研究 [J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(4): 415 ~ 419.]
- 13 Yang Shan-lin, Ni Zhi-wei. *Machine Learning and Intelligent Decision Support System* [M]. Beijing: Science Press, 2004: 79 ~ 112. [杨善林,倪志伟. 机器学习与智能决策支持系统 [M]. 北京: 科学出版社, 2004: 79 ~ 112.]
- 14 Amoadt A, Plaza E. Case-based reasoning: foundational issues, methodological variations, and system approaches [J]. *Artificial Intelligence Communications*, 1994, 7(1): 39 ~ 59.
- 15 Foody G M. Status of land cover classification accuracy assessment [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 80(1): 185 ~ 201.