并联结构组合分类器的误差分析

郑 忠，曾永年，刘慧敏，徐艳艳，于菲菲
（中南大学地球科学与信息物理学院，中南大学空间信息技术与可持续发展研究中心，湖南 长沙 410083）

摘要：虽然遥感图像分类器发展迅速，但是单分类器分类精度仍然不能满足实际应用的需要，因此组合分类器便成为遥感分类技术研究的一个重要方面。与串联结构相比，并联结构是实际应用过程中研究较早、发展较充分和应用最广泛的，因而主要就并联结构组合分类器的误差进行分析。通过理论分析得出：并联结构组合分类器的精度变化与单分类器的误差集合分布模式有关。相离时，其精度提升幅度最大；相交时，组合分类器精度得到提升，其精度提升幅度大小与组合后的误差像元集合的大小成反比；相包含时，其精度位于两单分类器之间，且更靠近精度较高的单分类器的精度。同时以长沙市局部区域为实验区进行了验证性的实验，实验结果有效地验证了并联结构组合分类器的误差分析所得到的推论。最后从理论上讨论了组合分类器提高遥感图像分类精度的可行性，并指出单个类别的组合分类结果也与单分类器对这个类别的误差集合分布模式有关，为组合分类器发展提供了一个较好的突破方向。

关 键 词：组合分类器；分类精度；土地利用；Landsat TM
中图分类号：TP 75 **文献标志码**：A **文章编号**：1004-0323(2011)03-0340-08

1 引 言

遥感图像分类是遥感信息提取的主要途径之一，也是遥感数据转换为地理信息与知识的技术核心[1]。大量遥感应用实践表明[1-2]，人工目视解译方法仍然是目前获得符合实际应用精度的主要方法。然而，人工目视解译方法费时、费力，为了提高图像分类的效率，实现影像解译的自动化，人们进行了大量的研究并提出了许多遥感图像分类方法[3]。目前常用的遥感图像自动分类算法有最大似然分类、最小距离分类、支持向量机分类、马氏距离分类、决策树分类、K-NN 分类和人工神经网络分类等[3-6]。已有研究表明：遥感数据分类的精度取决于分类过程的各个环节，包括分类特征选择和提取、适当的数据先验知识以及合适的分类算法等[6]。所以，没有哪一个分类器是“完美”的[7]，常常出现一些分类器对部分类别的分类精度高，而另一些分类器对另一部分类别分类精度高[6]。这样我们就可以推断，不同的分类算法之间应存在互补的性能[6-8]。因此，将各种法则通过某种算法组合起来，以利用各个分类法则的优点，改善某些分类法则的不足，从而达到改善和提高分类精度的目的，这已成为遥感应用分析研究的重要方面[3]。

随着对组合分类器研究的深入，人们设计出了许多的组合分类器，吕岳等[9]提出了一种改进的投票表决规则，通过对大量样本的统计，获得有关每个分类器识别性能的先验知识，将其作为投票的依据。Lu 等[10]在利用混合光谱分析(SMA)对土地利用与覆盖类别进行估计时，利用基于最大似然法和决策树法的组合方法对土地利用与覆盖类别进行分类，获得了比最大似然法好的精度结果。Huang 等[11]利用不同的组合方法对神经网络分类模型、决策树分类模型和证据推理模型进行组合，论证了组合方法不仅提供了一个可靠的置信度，而且获得的总体精度比最好的单分类器精度要高。周红英等[12]运用组合分类器的经典算法 AdaBoost 将多个弱分类

收稿日期：2011-02-17；**修订日期**：2011-04-15
基金项目：国家自然科学基金项目(40771198)，湖南省自然科学基金项目(08JJ6023)，中南大学研究生学位论文创新基金。
作者简介：郑 忠(1988－)，男，四川广元人，硕士研究生，主要从事遥感应用研究。E-mail：Middle880104@139.com。
通讯作者：曾永年(1959－)，男，青海西宁人，博士，教授，主要从事遥感与地理信息系统的应用研究及教学工作。
E-mail：ynzeng@mail.csu.edu.cn。

器——神经网络分类器组合输出,并引入混合判别多分类器综合规则,有效提高疑难类别的分类精度,进而提高分类的总精度。周夷等[13]通过投票法选出正确的分类,如出现无法判断的情况,再利用 Multi-agent 模型来重新分类。陈学泓等[14]提出了一种基于误差分析的组合分类器,依据规则输出置信区间的大小对两种分类方法的输出结果进行加权平均,从而得到更精确的规则输出。张丹等[15]采用最短距离分类器、贝叶斯分类器、BP 神经网络分类器对影像进行分类,并采用投票法进行多种分类器结合的遥感影像分类。Gonçalves 等[16]利用不同分类器的不确定性信息选择每个像元的最佳类别,结果所获得的精度高于原始单分类器的精度。Maulik 等[17]利用多数投票法则对 K-NN、SVM 和 IL 准则进行组合,结果表明利用组合分类器能够有效地提高分类精度。

组合分类器,就组合的结构来说,可分为级联和并联两种形式。上述的分类器组合方式均属于并联结构。一般而言,并联结构更具有现实意义,在该方式下各个单分类器的设计是完全独立的,不必考虑其他分类器的输出信息,有利于将已有的独立分类器组合成一个高性能的识别系统[9,18,22]。所以,目前用并联结构的组合分类器来提高遥感图像分类的精度是国内外遥感组合分类器研究的一个主要方向[12-25]。

在应用实践中,组合分类器分类精度会有一定的提高,但提高幅度不大[19],一般仅能提升 7%～8%的精度[12-17]。甚至有时通过多次对比实验反而会出现组合分类器的分类精度低于精度最高的单分类器的分类精度,且位于两个单分类器分类的精度之间[7,18,20-21,24]。针对这些情况,部分学者对其做了简要的分析,Liu 等[7]认为,来自不同层的信息可能在分类过程中被组合分类方法“稀释”了;或不同分类器的总体精度不可靠时,也有可能引起错误。De Stefano 等[21]认为专家系统中各个分类器(一人一票)的决策具有相同“关联”(Relevance),从而使得一个错误的分类导致比正确分类更严重的后果。孙灏等[18]认为组合分类器精度低于单个成员分类器中的最优者,其主要原因有两个:一是普遍精度不高,二是加权求和权重确定问题。付彬[24]认为,一是受基分类器的影响,二是受所选的训练集合影响。同时,也有一部分学者认为是由于多个数据的输入增加了数据的冗余度,从而增加出现误差的可能性。

目前国内外对并联结构的组合分类器精度变化的分析大多集中于从宏观上做粗浅的分析,从原理上分析其根本原因的研究尚未见报道。这在很大程度上限制了组合分类器在遥感领域的应用,为此,本文从误差分析的角度对其进行了分析和讨论,并通过实验对分析和讨论的结果进行了验证,最后针对组合分类器的研究提出了建议和展望。

2　并联结构组合分类器

组合分类器的目的是经过合适的组合方法,利用各个单分类器的分类优点,以达到提高分类精度的目的。因此,各分类器的组合策略,即采用何种方式实现各分类器的集成,以达到各分类结果的有效互补,成为利用组合分类方法进行分类处理的关键[22]。根据现有的组合方法,分类器组合的结构大致可以分为两类:① 级联结构:即一个单分类器的输出作为另一个单分类器的输入,从形式上来说,是一种从上而下的级联结构;② 并联结构:即各个单分类器的输出是相互独立的,最后再利用某种方法将相互独立的分类输出信息组合起来,作为最后的组合分类器的输出(图 1)。

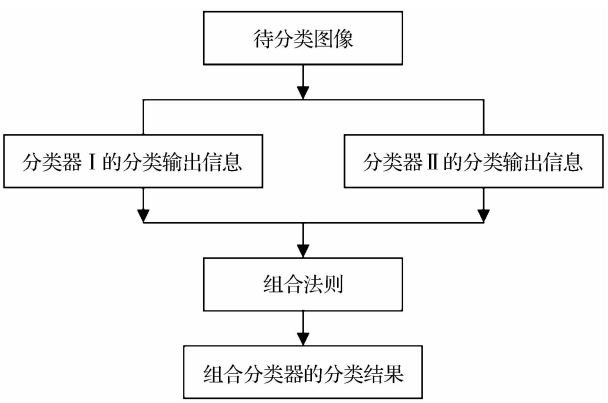

图 1　组合分类器的并联结构

Fig. 1　Parallel structure of combined classifier

由于并联结构充分考虑了各个单一法则的独立性,不必担心各个单分类器之间输出信息的影响,所以能够利用各个单分类器各自的优点,达到将已有的独立单分类器组合成一个高性能的识别系统的目的;同时,并联结构也是现在的组合结构中应用最广泛、研究较早和较充分的。所以,并联结构是目前较常用的一种组合分类器的结构,并联结构比串联结构更具有现实意义和研究价值[9,18,22,25]。以下针对并联结构的组合分类器进行误差分析。

3 误差分析

目前单分类器分类精度仍然不能满足实际应用的需要，所以，组合分类器成为提高遥感图像分类精度的一个重要途径；然而，组合分类器实际分类精度与组合分类器理想分类精度的差距一直制约组合分类器在遥感图像分类中广泛应用，为了能够从本质上了解其制约因素，在最大程度上提升组合分类效果，从而实现遥感图像的完全自动解译，本文特对并联结构组合分类器进行误差分析。

分类器的精度高低主要与分类结果的误差集合大小有关。当误差集合越大时，表示误差像元越多，其精度越低；当误差集合越小时，表示误差像元越少，其精度越高。并联结构组合分类器的原理，可以理解为：在同一像元上依据某种准则（Law）对不同单分类器的输出信息做出一种组合，并以此得到该像元最后的类别信息。它具有以下法则：

① 当不同单分类器对同一像元分类信息都正确时（$A=True$ and $B=True$）；

$$\mathrm{CCR}=A=B=True \tag{1}$$

② 当不同单分类器对同一像元分类信息都错误时（$A=False$ and $B=False$）；

$$\mathrm{CCR}=A=B=False \tag{2}$$

③ 当不同单分类器对同一像元分类信息一正确一错误时（不妨取 $A=True$ and $B=False$）；

$$\mathrm{CCR}=A=True \tag{3}$$

以上 3 个法则中 CCR 指 Combined Classifier Result，在实际的应用中，CCR 是否为 *True*，还和 Law 对各单分类器的类别信息组合成功与否有关，由于本文仅针对并联结构进行讨论，这里假设与 Law 无关。

3.1 单分类器误差集合相离模式

组合分类的精度变化情况，可以用两张单分类器分类结果图叠加后的误差集合之间的相对关系来描述。

当 $A \cap B = \phi$ 时（图 2），A 表示单分类器 Ⅰ 分类结果图内的误差集合，B 表示单分类器 Ⅱ 分类结果图内的误差集合，C 为组合后分类结果图内的误差集合。虽然各单分类器的分类结果存在误差集合 A 和 B，但是，由于 $A \cap B = \phi$，使得所有的误差像元集合中的像元都能通过法则（3）来得到改正；也即是组合后的误差集合 $C = \phi$，则精度最高，达到了 100%；这是一种理想的情况，因为在法则（3）中假设了 CCR 为 *True*，且与 Law 无关。这是组合分类器理想的组合效果。

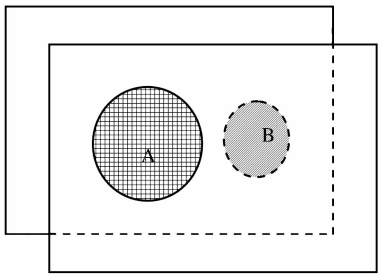

图 2 单分类器误差集合相离模式

Fig. 2 The incorrectly classified pixels separated in different areas

3.2 单分类器误差集合相交模式

当 $A \cap B = C$ 时（图 3），A 表示单分类器 Ⅰ 分类结果图内的误差集合，B 表示单分类器 Ⅱ 分类结果图内的误差集合，C 为组合后分类结果图内的误差集合。各单分类器误差集合不相交的部分（$A - C$ 和 $B - C$），仍然满足法则（3），从而使得它们得到改正；而各单分类器误差集合相交部分 C 满足法则（2），这部分误差集合不能得到改正，其结果仍然错误。组合后的误差集合 C 决定了组合分类器提升精度的幅度大小。当 C 较小时，组合分类器的分类精度提高幅度越大；相反，当 C 较大时，组合分类器的分类精度提高幅度越小。

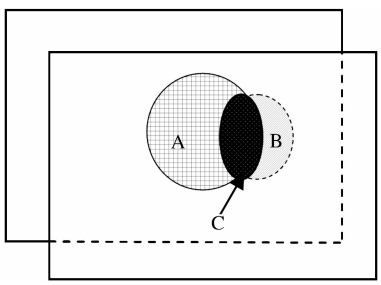

图 3 单分类器误差集合相交模式

Fig. 3 The incorrectly classified pixels intersected in different areas

3.3 单分类器的误差集合相包含模式

当 $A \cap B = B$ 时（图 4），其基本的模式分析如 3.2，只是这时的 $C = B$，也就是说组合后的误差集合大小与单分类器 Ⅱ 的误差集合大小相等，即组合后的分类精度等于单分类器 Ⅱ 的分类精度。同理，因为我们假设了 CCR 为 *True*，且与 Law 无关。所以，在应用实践中应该是 C 略大于 B，同时 C 远小于 A，也即是组合后的分类精度稍低于单分类器 Ⅱ 的分类精度，而远高于单分类器 Ⅰ 的分类精度。

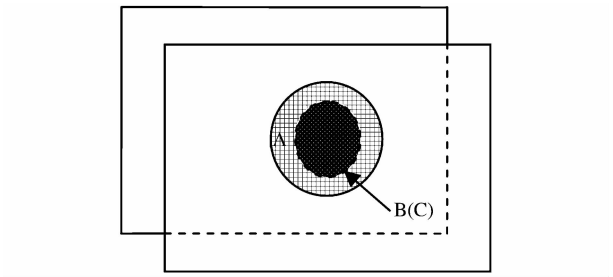

图 4　单分类器的误差集合相包含模式

Fig. 4　The incorrectly classified pixels by one classifier are included in another classifier

3.4　误差分析的推论

并联结构组合分类器的精度变化与单分类器误差集合 3 种分布模式有关。

① 相离($A \cap B = \phi$)时,C 为 ϕ,其精度提升幅度最大;

② 相交($A \cap B = C$)时,C 取值范围为 $0 < C < B$,组合分类器精度得到提升,其精度提升幅度大小与 C 的大小成反比;

③ 相包含($A \cap B = B$)时,C 的取值范围为 $B \leqslant C \ll A$,其精度位于两单分类器之间,且更靠近精度较高的单分类器的精度。

针对 3 个及 3 个以上多分类器组合的情况也可以从这个角度进行分析和讨论。单分类器误差集合模式影响到组合后误差集合 C 的大小,从而引起组合分类器精度不同变化,所以,并联结构组合分类器的精度变化情况与单分类器误差集合分布模式有关。由于单分类器的两两组合能够反映出并联结构组合分类器分类精度的变化情况,同时为了降低实验的分析与讨论的复杂程度,本文只验证了两个单分类器组合后的精度变化情况。而多个分类器组合后的精度情况,可参看文献[23]。为了便于表述和说明,以下的"组合分类器"均指"并联结构的两两组合分类器"。

4　实例分析

4.1　实验区及实验概况

以湖南省长沙市局部区域为实验区。采用的遥感数据为 1998 年 2 月 12 日的 Landsat TM 影像,经过几何校正和辐射校正(图 5)。验证数据为该研究区域 1∶50 000 的土地利用现状图,主要用于遥感影像的训练区选取及分类结果的精度评价。辅助参考数据为该研究区域数字化地形图等。

本文采用的组合法则是基于先验知识的多数投票法,此种组合法则是张少佳[23]提出的一种对以往多数投票法(Majority Voting Rule)的一种改进方法。投票法源于一种假设:群体的判断优于个体的判断[6]。基于先验知识的多数投票法在继承多数投票法理论的同时,注重各个单分类器在分类效果上的差异性,即在进行组合分类之前,对能够反映遥感图像统计分布的测试样本集进行分类,得到各个分类器在样本集上的分类性能信息即混淆矩阵,确定用户精度投票加权值,最后使用多数投票法对各单分类器的输出信息进行组合决策。从而结合了各分类器的优点,以达到提高分类精度的目的[23]。

图 5　实验区 TM 彩色合成图像

Fig. 5　Landsat TM image in study area

4.2　实验及实验结果比较

在 ENVI 软件中对分类图像按河流、林地、开发裸地、建设用地、农用地、湖泊水塘进行样本采集,并按以上的样本类别将图像分为 6 类,然后在 ERDAS 软件精度评价模块中,利用该研究区域 1∶50 000 的土地利用现状图(矢量)与分类后的图像(栅格)叠加显示,并进行精度评价,得到混淆矩阵;再利用混淆矩阵中的用户精度作为组合分类的权值衡量进行投票,以确定最后的类别;最后得到组合后的分类图像(图 6)。本文所用的单分类器有:最大似然法(MLC)、神经网络法(NN)、支持向量机(SVM)。

利用分类结果和对应的验证数据获得混淆矩阵,并计算得到分类精度(如表 1),在单分类器中,NN 的总体分类精度最高为 76.10%,其次是 MLC 为 74.81%,SVM 的最低为 73.77%。在组合分类器中,MLC+NN 总体分类精度最高为 77.92%,高于两个单分类器的分类精度(74.81% 和 76.10%),MLC+SVM 的总体分类精度为 75.32%,高于两个单分类器的分类精度(74.81%和73.77%),NN+SVM的总

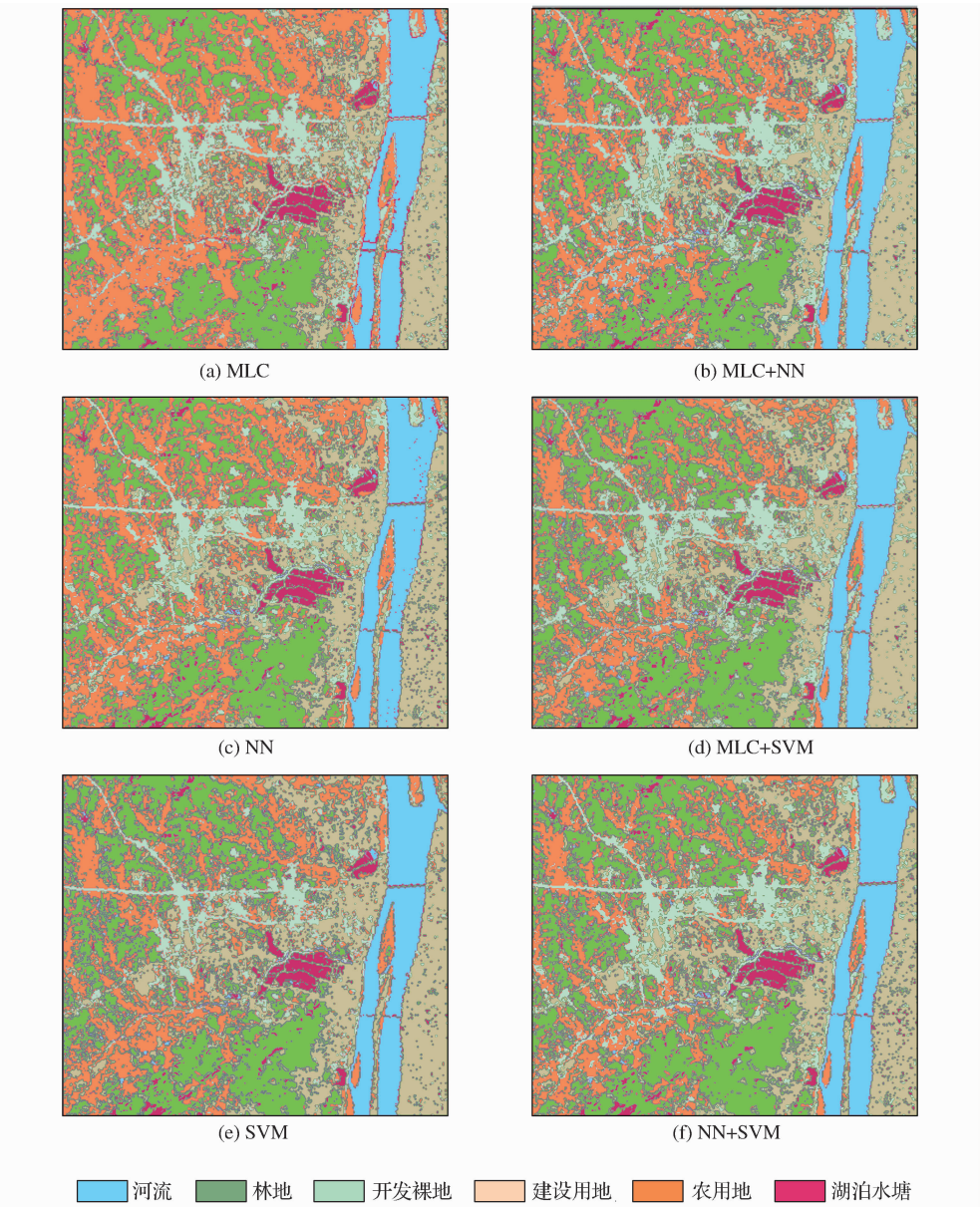

图 6 各分类器与组合分类器的分类结果

Fig. 6 Classification results using single classifier and combined classifiers

表 1 各分类器与组合分类器分类精度

Table 1 The classification accuracy by single classifier and classifier combinations

精度		分类器					
		单分类器			组合分类器		
		MLC	NN	SVM	MLC+NN	MLC+SVM	NN+SVM
用户精度	河流	93.75	87.32	89.71	88.41	89.86	86.11
	林地	80.39	80.00	78.18	80.00	76.79	74.58
	开发裸地	73.21	77.27	80.00	70.00	70.91	76.74
	建设用地	88.68	71.43	63.06	79.17	65.63	63.81
	农用地	50.53	61.04	58.06	67.14	68.00	72.92
	湖泊水塘	77.27	86.21	86.21	84.48	84.48	87.72
总体精度/%		74.81	76.10	73.77	77.92	75.32	75.58
Kappa 值		0.6993	0.7113	0.6799	0.7344	0.7004	0.7024

体分类精度最低为 75.58%,小于单分类器 NN 的分类精度 76.10%,但该精度却高于 SVM 分类器的分类精度 73.77%,同时接近 NN 的分类精度76.10%。

4.3　不同样本分布及特征多次实验结果比较

为了验证表 1 数据结果的真实性、准确性、客观性,并且检验其在不同的样本分布及特征情况下的稳定性,减少随机性因素的影响,进行了变样本实验。即每次随机地选取原样本中的 80%作为新的样本,并重复以上的分类和组合分类步骤,共进行 26 次,其实验结果如图 7～9 所示。为了讨论的方便和准确,以下的精度比较针对能同时衡量用户精度和生产者精度的 Kappa 值来进行比较。

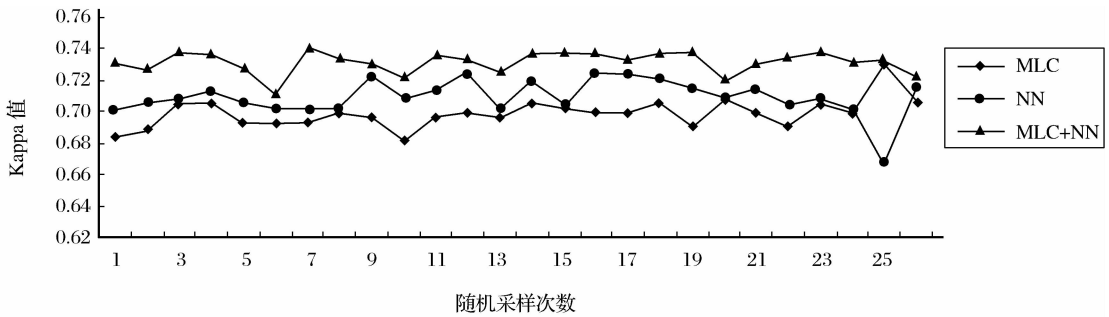

图 7　组合分类器 MLC＋NN 与单分类器 MLC 和 NN 的变样本分类精度实验

Fig. 7　Classification accuracy of MLC＋NN classifier and the MLC and NN classifier with variable samples

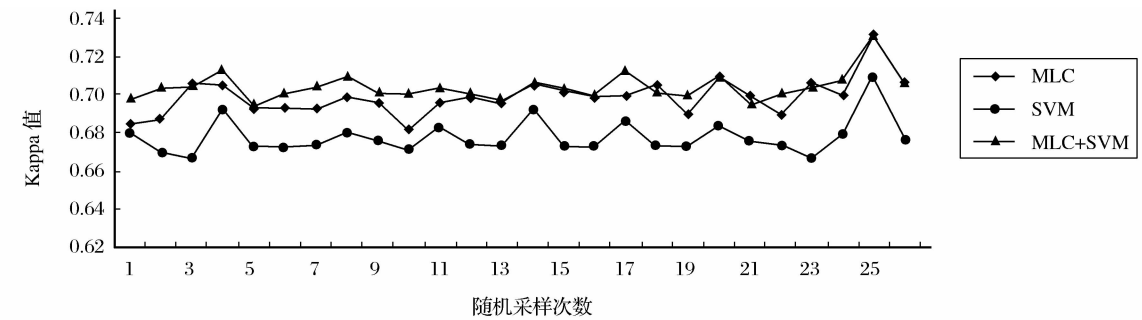

图 8　组合分类器 MLC＋SVM 与单分类器 MLC 和 SVM 的变样本分类精度实验

Fig. 8　Classification accuracy of MLC＋SVM classifier and the MLC and SVM classifier with variable samples

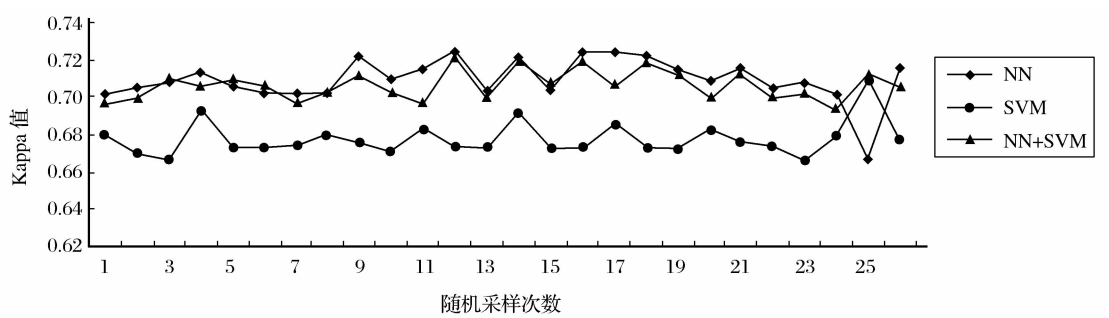

图 9　组合分类器 NN＋SVM 与单分类器 NN 和 SVM 的变样本分类精度实验

Fig. 9　Classification accuracy of NN＋ SVM classifier and the NN and SVM classifier with variable samples

从图 7 可以看出,MLC＋NN 组合分类器的分类精度明显高于各单分类器的分类精度,但是提升的幅度不大,并且从对多次的变样本实验的数据统计中可以看出,这种精度变化情况不受随机因素与不同样本分布的影响。

从图 8 可以看出,MLC＋SVM 组合分类器的分类精度不仅对分类精度的提升幅度不大,而且少数低于精度较高的单分类器(MLC)的分类精度。从对多次的变样本实验的数据统计中可以看出,这种精度变化情况不受随机因素与不同样本分布的影响。

从图 9 可以看出,NN＋SVM 组合分类器的分类精度大部分介于两个单分类器的分类精度之间。同时也可以看出,该组合分类器的分类精度接近精度较高的单分类器(NN)的分类精度。从对多次的

变样本实验的数据统计中得出，这种精度变化情况不受随机因素与不同样本分布的影响。

综上所述，通过多次的变样本实验排除随机因素与不同样本特征和分布的影响，发现并联结构组合分类器的分类精度存在两种情况：① 组合分类器的精度高于各单分类器的精度，但是对分类精度的提升幅度不大(图 7～8)；② 组合分类器精度介于两个单分类器精度之间，并更接近精度较高的单分类器的精度(图 8～9)。

情况①验证了单分类器误差集合相交模式的精度分析推论；情况②验证了单分类器误差集合相包含模式的精度分析推论；而单分类器误差集合相离模式是一种理想的情况，由于本次实验中组合分类器的结构和决策机制等因素的影响，没有得到验证；但是，这也从另外的角度论证了组合分类器对于提升分类器精度的巨大潜力。

5 结 语

(1) 并联结构的组合分类器精度的变化与单分类器的误差集合分布模式有关。相离时，其精度提升幅度最大；相交时，组合分类器精度得到提升，其精度提升幅度大小与组合后的误差像元集合的大小成反比；相包含时，其精度位于两单分类器之间，且更靠近精度较高的单分类器的精度。

(2) 在理论上组合分类器提高遥感图像分类精度具有可行性。在单分类器误差集合相离模式下，经过分析得出的推论是：组合分类后的精度在理论上能够达到 100%；虽然，在实际应用中组合分类器还达不到这样的精度，但是，只要合理的控制组合分类器的结构和决策机制等因素的影响，组合分类器能够在较大程度上提高分类精度。

(3) 单个类别的组合分类结果也与单分类器对这个类别的误差集合分布模式有关。从表 1 可以看出，不仅是总体精度的变化符合以上关于组合分类器的 3 个推论，单个类别的精度变化也符合这些推论。为了便于讨论和分析，本文仅针对总体的分类精度情况进行讨论，但是，涉及到单个类别的分类效果也可以从这个角度进行讨论和分析。

(4) 单分类器的误差集合分布模式与遥感图像的选择、样本的选择和分类器的选择等因素有关，由于因素较多，怎样控制单分类器的误差集合分布模式难以把握，也难以进行精确的计算和设计。因此，提高分类器精度的另外一个有效途径是改善组合分类器的组合结构，将在以后的研究中作为探讨的重点。

参考文献(References)：

[1] Liu Xiaoping, Li Xia, He Jinqiang, *et al*. Classification of Remote Sensing Images based on Ant Colony Optimization[J]. Journal of Remote Sensing, 2008, 12(2): 253-262. [刘小平，黎夏，何晋强，等. 基于蚁群智能的遥感影像分类新方法[J]. 遥感学报，2008，12(2)：253-262.]

[2] Liu Xiaoping, Peng Xiaojuan, Ai Bin. An Automatic Classification Model of Remote-Sensing Image based on Pixel Information Decomposition Combined with Decision Tree[J]. Geography and Geo-Information Science, 2004, 20(6): 35-39. [刘小平，彭晓鹃，艾彬. 像元信息分解和决策树相结合的影像分类方法[J]. 地理与地理信息科学，2004，20(6)：35-39.]

[3] Lu D, Weng Q. A Survey of Image Classification Methods and Techniques for Improving Classification Performance[J]. International Journal of Remote Sensing, 2007, 28(5): 823-870.

[4] Schowengerdt R A. Remote Sensing: Models and Methods for Image Processing[M]. Burlington: Academic Press, 1997.

[5] Richards J A. Remote Sensing Digital Image Analysis[M]. Berlin: Springer-Verlag, 1998.

[6] Bo Yanchen, Wang Jinfeng. Combining Multiple Classifiers for Thematic Classification of Remotely Sensed Data[J]. Journal of Remote Sensing, 2005, 9(5): 555-563. [柏延臣，王劲峰. 结合多分类器的遥感数据专题分类方法研究[J]. 遥感学报，2005，9(5)：555-563.]

[7] Liu X H, Skidmore A K, Van Oosten H. Integration of Classification Methods for Improvement of Land-cover Map Accuracy[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2002, 56(4): 257-268.

[8] Matsuyama T. Knowledge-based Aerial Image Understanding Systems and Expert Systems for Image Processing[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1987, GE-25(3): 305-316.

[9] Lv Yue, Shi Pengfei, Zhao Yuming. Voting Principle for Combination of Multiple Classifiers[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2000, 34(5): 680-683. [吕岳，施鹏飞，赵宇明. 多分类器组合的投票表决规则[J]. 上海交通大学学报，2000，34(5)：680-683.]

[10] Lu D, Weng Q. Spectral Mixture Analysis of the Urban Landscapes in Indianapolis with Landsat ETM+ Imagery[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 2004, 70(9): 1053-1062.

[11] Huang Z, Lees B G. Combining Non-parametric Models for Multisource Predictive Forest Mapping[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 2004, 70(4), 415-425.

[12] Zhou Hongying, Lin Qizhong, Wu Yunzhao, *et al*. Application of Combining Classifier based on AdaBoost to Remote Sensing Classification[J]. Application Research of Computers, 2007, 24(10): 181-184. [周红英，蔺启忠，吴昀昭，等. 基于 AdaBoost 的组合分类器在遥感影像分类中的应用[J]. 计算机应用研究，2007，24(10)：181-184.]

[13] Zhou Yi, Jing Fengguang. The Classify Method of Remote Sensing Image by Multiple Classifier Combination[J]. Urban

Geotechnical Investigation & Surveying, 2008, (2): 56-59. [周夷,景奉广. 多分类器组合的遥感图像分类的方法[J]. 城市勘测,2008,(2):56-59.]

[14] Chen Xuehong, Chen Jin, Yang Wei, *et al*. Study on Combined Classifier based on Error Analysis[J]. Journal of Remote Sensing, 2008, 12(5): 683-691. [陈学泓,陈晋,杨伟,等. 基于误差分析的组合分类器研究[J]. 遥感学报,2008,12(5):683-691.]

[15] Zhang Dan, Yang Bin, Zhang Ruiyu. Multiple Classifiers Combination for Remote Sensing Image Classification[J]. Remote Sensing Information, 2009, 5: 41-43. [张丹,杨斌,张瑞禹. 多种分类器融合的遥感影像分类[J]. 遥感信息,2009,5:41-43.]

[16] Gonçalves L M S, Fonte C C, Caetano M. Using Uncertainty Information to Combine Soft Classifications[C]//13th International Conference on Information Processing and Management of Uncertainty. Berlin: Springer-Verlag, 2010, 455-463.

[17] Maulik U, Chakraborty D. A Robust Multiple Classifier System for Pixel Classification of Remote Sensing Images[J]. Fundamenta Informaticae, 2010, 101(4): 286-304.

[18] Sun Hao, Du Peijun, Zhao Weichang. Target Identification from High Resolution Remote Sensing Image based on Multiple Classifier Combination[J]. Geography and Geo-Information Science, 2009, 25(1): 32-35. [孙灏,杜培军,赵卫常. 基于多分类器组合的高分辨率遥感影像目标识别[J]. 地理与地理信息科学,2009,25(1):32-35.]

[19] Li Chungan. Study on the Forest Sub-compartment Map Updating Technology with SPOT Imagery[D]. Beijing: Beijing Forestry University. 2009. [李春干. 面向对象的 SPOT5 图像森林分类研究[D]. 北京:北京林业大学,2009.]

[20] Lu Y. Knowledge Integration in a Multiple Classifier System [J]. Applied Intelligence, 1996, 6(2): 75-86.

[21] De Stefano C, D'Elia C, Marcell A, *et al*. Using Bayesian Network for Combining Classifiers[C]//14th International Conference on Image Analysis and Processing-ICIAP 2007. Washington: IEEE Computer Society, 2007: 73-80.

[22] Han Jianfeng, Yang Zhehai. Combined Classifiers and Its Application in Hyperspectral Classification[J]. Journal of Zhengzhou Institute of Surveying and Mapping, 2007, 24(3): 231-234. [韩建峰,杨哲海. 组合分类器及其在高光谱影像分类中的应用[J]. 测绘科学技术学报,2007,24(3):231-234.]

[23] Zhang Shaojia. Remote Sensing Classification by Combing Multiple Classifiers[D]. Changsha: Central South University, 2010. [张少佳. 多分类器组合及其遥感分类研究[D]. 长沙:中南大学,2010.]

[24] Fu Bin. Multiple Classifier Portfolio based on Classifier Selection Method[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2009. [付彬. 多分类器组合中的基分类器选取方法[D]. 北京:北京交通大学,2009.]

[25] Gong Dapeng, Li Zhixin, Han Jianfeng, *et al*. Hyperspectral Classification and the Utilization of Combined Classifiers[J]. Hydrographic Surveying and Charting, 2006, 26(5): 20-23. [宫大鹏,李之歆,韩建峰,等. 高光谱影像分类及组合分类器的应用[J]. 海洋测绘,2006,26(5):20-23.]

The Errors Analysis of Combined Classifier based on Parallel Structure

ZHENG Zhong, ZENG Yong-nian, LIU Hui-min, XU Yan-yan, YU Fei-fei

(*School of Geosciences and Geomatics, Center for Geomatics and Sustainabal Development Research, Central South University, Changsha* 410083, *China*)

Abstract: The classification algorithm of remote sensing image rapidly develops, as the classification accuracy of single classifier still can't meet the needs of practical application, the combined classifier becames an important aspect of the remote sensing classification. There are various types of combined classifiers. Compared with serial structure, Parallel structure is early studied , fully developed and widely used. This paper analyzed classification accuracy of the combined classifiers based on parallel structure. The results indicated that the precision of combined classifier is related to the position of incorrectly classified pixels in each single. While the incorrectly classified pixels by single classifiers are separated , the accuracy of combined classifier is the highest; while the incorrectly classified pixels by single classifiers are intersected in classified results, the precision of combined classifier is higher than that of each single classifier and the improvement is inversely proportional to the size of error set in combined classified results; while the incorrectly classified pixels by one classifier are included in another classifier, the accuracy of combined classifier is located in between the high and low accuracy, which is near to the higher one. This paper also experiments in Changsha local area, and the result effectively tested the deduction which we get in the analysis. Finally, this paper discussed theoretically the feasibility of improvement which combined classifier can get in the remote sensing image classification and provides an effective way to improve the performance of combined classifier.

Key words: Combined classifier; Classification accuracy; Land use; Landsat TM