

基于ART2网络的彩色像素分析及其应用

陈众^{1),2)} 蔡自兴¹⁾ 叶青²⁾

¹⁾(中南大学信息科学与工程学院,长沙 410083) ²⁾(长沙理工大学电气与信息工程学院,长沙 410076)

摘要 像素分析是图像处理相关领域的其他分析(例如形状、纹理等)的基础,正确而有效地识别图像或视频流中像素的色彩及亮度是顺利进行后续工作的保证。在对RGB颜色空间做合理映射变换的基础上,提出了将ART2网络运用于彩色像素的归类,并通过图像处理的过程和结果演示了警戒值调节和“幼态延续”学习的作用。对处理结果的理论分析表明,这种方法符合人类观察图像的心理和生理过程,对阴影等干扰信息具有较强的适应性。

关键词 像素分析 阴影 ART2 图像处理

中图法分类号:TP183;TP753 文献标识码:A 文章编号:1006-8961(2008)04-0634-08

Color Pixel Categorization Based on ART2 Network

CHEN Zhong¹⁾²⁾, CAI Zi-xing¹⁾, YE Qing²⁾

¹⁾(College of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083)

²⁾(College of Electrical and Information Engineering, Changsha University of Science & Technology, Changsha 410076)

Abstract Pixel analysis is the primary step for region, shape and texture analysis and even for semantic analysis. The correctness of the color and luminance analysis of certain pixel in an image or a series of video streams is a guarantee to the acceptable result of other image processing. Based on a reasonable mapping operation to vectors in RGB color space, this paper applies the ART2 to the layered detecting approach to categorize color pixels. The processing steps and final results not only demonstrate the functions of “neoteny learning” and adjusting of vigilance value, but also illustrate that the method is coherent with the human psychological and physiological process of observing an image and also has strong adaptability for shadow noise suppression.

Keywords pixel analysis, shadow, ART2, image processing

1 引言

单个像素分析的本质是明暗度或颜色辨识,是与图像处理相关的研究领域其他分析的基础。例如视频监控技术中的背景差法从具体过程上可以分为像素分析和区域分析两个层次^[1],其中像素分析是区域分析的基础。此外诸如形状分析、纹理分析甚至语义分析都是以图像的像素分析为基础的,因此对像素分析方法的进一步改进和研究依然具有非常重要的意义。

受文献[2]将灰度像素归类用于运动目标识别的启发,提出了借鉴自适应谐振网络(ART network)的仿生学特点和自组织学习能力,来模拟人眼对颜色的识别过程。首先通过颜色映射变换为ART2网络提供合适的输入向量,再利用“幼态延续”学习规则保证F2层长期记忆系统的稳定,最后通过ART2的聚类能力来对图像中的像素进行自动分类。实验过程和结果分析表明了这种学习方法符合人眼观察图像的心理特征,并对于阴影等干扰信息具有较强的适应能力。

基金项目:国家自然科学基金项目(60234030)

收稿日期:2006-03-23;改回日期:2006-12-18

第一作者简介:陈众(1974~),男,副教授,博士后。主要研究领域为人工智能、电力系统智能控制等。E-mail:chenzhong74@

2 ART2 网络简介

Grossberg 受哺乳动物的视觉系统启发,依据视网膜和视觉皮层的操作特点,提出了 Grossberg 网络^[3]。进一步,为解决其稳定性-可塑性困境问题,Carpenter 和 Grossberg 提出了自适应谐振理论(ART)^[4],目前已发展出 ART1, ART2, ART2-A, ART3 等多种不同类型网络形式^[4,6]。

ART2 是按照自适应谐振理论建立起来的一种自组织的人工神经网络,它在神经生理学及心理学等许多方面模仿了人脑神经系统工作的许多特点,有很大的发展潜力^[7]。ART2 网络结构如图 1 所示,其中实心圆点表示求模运算。 I_i 为输入模式, p_i 为 F_2 层长期记忆系统的“回忆”模式(对输入的反应),向量 r_i 监视 I_i 与 p_i 的匹配程度,与系统警戒值 ρ 比较,从而判断系统 F_2 层当前“回忆”结果是否正确。 z_{ij} 和 z_{ji} 与分别代表 F_1 层到 F_2 层和 F_2 层到 F_1 层的连接权重,其调整原则是网络学习的关键。函数 f, g , 参数 a, b, c, d 的含义以及系统的运行原理参见文献^{[5]、[6]}。

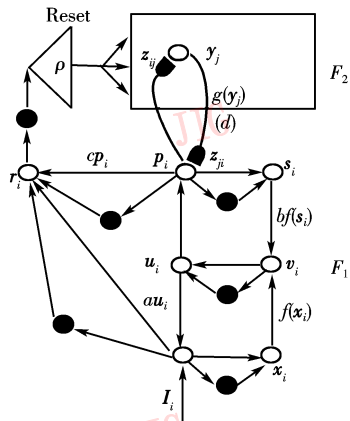


图 1 ART2 网络结构
Fig. 1 Structure of ART2

3 基于 ART2 网络的颜色归类

3.1 输入向量与规则化操作影响

在单个像素上,灰度图像能够提供的信息非常有限,彩色图像具有较灰度图像信息更多的信息挖掘潜力^[8]。对 ART2 网络来说,单一的灰度信息也难以形成合适的特征向量,因此本文研究主要针对彩色图像的空间像素序列。但本文方法对视频流中给定像素的时间序列同样适用。

一个直观的形成 ART2 输入向量的方式就是采

用 RGB 三原色 $I = [R, G, B]^T$ 。然而由于 ART2 网络采用的算法是关于相位信息的一种相似度量,其规则化过程模拟了人眼的亮度一致和亮度对比特性^[3],导致输入模式的幅度信息被忽略^[9]。因此如果直接由三原色构成的向量 I 作为网络输入,会导致 ART 网络无法分辨不同亮度的纯色。例如纯红色 $I_1 = [255, 0, 0]^T$, $I_2 = [125, 0, 0]^T$ 和 $I_3 = [1, 0, 0]^T$ 分别输入图 1 所示的 ART2 网络,在 F_1 层尚未进入稳定状态时, $u = 0$, 由于 I_i 到 x_i 的运算为

$$x_i = \frac{I_i}{|I_i|}$$

因此,对于 I_1, I_2 和 I_3 来说,归一化结果为 $x_1 = x_2 = x_3 = [1, 0, 0]$ 。对于 ART2 来说,这种操作是合理的亮度补偿。但就颜色分辨应用而言,网络无法区分不同亮度的相同颜色。文献^[9]讨论了这种规则化操作带来的影响,并提到可以通过映射变换可以得到与幅度无关的不变性特征。但由于担心变换的代价过大,因而通过修正传统的 ART2 网络结构,提出了改进的 MART2 来解决这个问题。

考虑以下两个方面的原因,认为使用合理的映射变换较修正网络结构更为可取。

(1) MART2 引入了 3 个特殊函数来辅助测量输入模式和存储模式之间的相似度。其运算代价与实际应用中合理的映射变换所带来代价相差无几。

(2) 由于 ART2 网络在仿生方面的优良特性,国外已有学者用超大规模集成电路实现 ART2 算法结构^[10]。因此不改变网络结构,而通过映射变换采用标准的 ART2 网络结构有利于算法的硬件实现。

3.2 映射变换

与 MART2 所采取的保持输入向量幅度信息不同,本文的区分方法并不强调保留幅度信息,而是将 3 维的输入向量 I 通过映射变换到 4 维的超球面上。算法分为以下两步:

$$I' = \max(I) / |I| \times I \quad (1)$$

$$I'' = [I', \text{sqrt}(V_{\max}^2 - |I'|^2)] \quad (2)$$

式中, $\max(I) = \max(I_1, I_2, \dots, I_n)$; V_{\max} 为各分量允许最大值,例如对于 RGB 颜色空间 $V_{\max} = 255$ 。

为了便于理解,以如图 2(a) 所示的 2 维向量 $I = [x_1, x_2]$ ($x_i \in [0, V_{\max}]$) 为例,式(1)将图 2(a) 中方形区域内的向量 I 映射到图 2(b) 所示圆形区域的向量 I' 。式(2)则将 I' 映射到图 2(c) 所示的半径为 V_{\max} 的球面上,从而得到新的输入向量 I'' 。

对于 RGB 颜色空间中的输入向量 $I = [R, G, B]^T$, 采用相同运算可将其映射到 4 维的超球面上,

从而所有向量具有相同的向量长度,只依靠向量夹角来区分不同颜色。

值得注意的是图 2(a) 中原点附近区域被映射到图 2(c) 的 A 点附近。因此映射变换使得 RGB 颜色空间中接近黑色的 3 维空间区域被投影到超球面

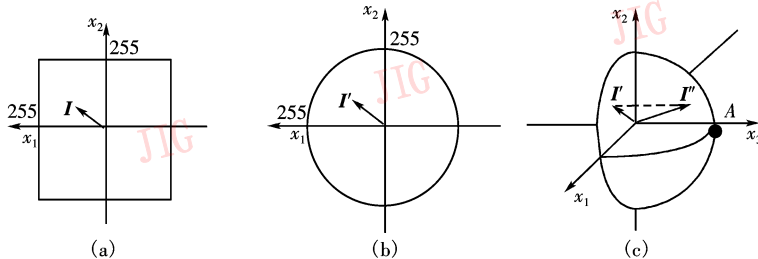


图 2 2 维向量映射变换过程

Fig. 2 Mapping process of 2 dimension vector

显然,变换后的操作更符合人眼分辨颜色的习惯,同时映射变换的运算代价并不大。因此采用式(1)、式(2)来对 RGB 颜色空间的像素序列进行映射变换,得到的 4 维向量 I' 作为 ART2 的最终输入。

3.3 学习规则与刺激时间

胜出神经元 J 对应的连接权重 z_{ij} 和 z_{ji} 的更新规则表达为^[5]

$$\frac{dz_{ji}}{dt} = d(1-d) \left[\frac{u}{1-d} - z_{ji} \right] \quad (3)$$

$$\frac{dz_{ij}}{dt} = d(1-d) \left[\frac{u'}{1-d} - z_{ij} \right] \quad (4)$$

由式(3)和式(4)可知,与其他神经网络相比,ART2 网络的显著特点之一就是它是一种连续网络^[3]。实际应用中,如果将式(3)和式(4)离散化,可以得到:

$$z_{ji}(t + \Delta t) = \Delta t du + (1 - \Delta t d(1 - d))z_{ji} \quad (5)$$

$$z_{ij}(t + \Delta t) = \Delta t du' + (1 - \Delta t d(1 - d))z_{ij} \quad (6)$$

式(5)、式(6)表明每个新的输入模式 I 只对刺激一段时间为 Δt (在本文中称之为刺激时间)。由于空间序列上的不同颜色信息(模式)被存储在 ART2 中不同的神经元中,因此按输入次序,不同像素点的相似颜色将对并只对相应的连接权重产生影响,同时这种影响能持续一段时间 Δt 。

对视频流而言,特定像素的时间序列中的不同颜色信息被分别存储到不同的神经元中。显然,背景色直接表现为同一模式反复刺激 ART2 网络,而运动的物体只在占据该像素时,短时间激活 F_2 层中神经元。

3.4 刺激时间 Δt 与幼态延续学习

多数研究 ART2 的文献采用快速学习规则,即

的一块球面区域。例如不同颜色的深色 $I_1 = [1, 0, 0]'$, $I_2 = [0, 1, 0]'$ 和 $I_3 = [0, 0, 1]'$, 相互之间夹角都是 90° , ART2 网络很容易将它们归入不同类别。但映射后得到的 I''_1, I''_2 和 I''_3 之间的夹角却很小,在 ART2 网络看来属于同一类别。

令式(3)和式(4)等于 0, 因此有 $z_{ij} = z_{ji}^T = u / (1 - d)$ 。如果不屏蔽向量中较小分量,由文献[6]可以证明在采用快速学习条件下, z_{ji}, z_{ij} 与最新输入向量 I 的方向相同,因此 F_2 层对应神经元只“记得”同一类别中最后输入的向量。

文献[11]使用了与式(5)、式(6)相同的学习方式,但符号上用常规的学习速度 α 来代替刺激时间 Δt 。文献[12]的学习方法等同于 $\alpha = 1$ 。在神经网络学习中,学习速度 α 通常被理解为神经网络连接权重在空间上向新输入模式靠近的速度,一般认为 $0 \leq \alpha \leq 1$, 对 $\alpha > 1$ 的情况讨论得很少,实际意义也不显著。

由于 ART 网络所具备的连续性,本文没有沿用学习速度 α , 而采用了刺激时间 Δt 的概念,是出于以下考虑:

快速学习的 ART2 网络可以被认为是一个“聪明”的孩子——能够一下子接受新的东西。但从进化生物学角度看,人类的婴儿比其他灵长目动物的幼体需要更多的照料和更长时间的发育才能达到成熟,在其他生理机能(例如性)接近成熟时,大脑的发育和心智的成长仍在持续。研究者们引入了“幼态延续”(neoteny)的概念来解释这种现象。目前有研究认为幼态延续是人类进化的显著特点,它为进化过程中机体的新变化提供了时间和机会,以应对人类社会的复杂性^[13]。

用刺激时间 Δt 来代替学习速度 α , 目的是模拟这种幼态延续学习方式。例如,无论是对单幅图像的空间序列还是对视频流中单个像素的时间序列来说,如果某种颜色反复出现,在每次它将刺激 ART2 网络

一段时间 Δt 。我们都有这样的经验,一次长时间的学习不如多次有间隔的短时间学习效果明显。同时,出现时间短的颜色模式则具有更大的可重塑性(一个已经学习过某种颜色的神经元可能最终记忆了其他的颜色,因为连接权重每次只改变一点,在“意识”尚不成熟的条件下,容易被相近颜色干扰),而出现时间长的颜色经过反复地学习,能够被 ART2 网络正确而牢固地记忆。因此,幼态延续学习这种相对缓慢的学习方式能够形成更稳定的知识结构。

3.5 颜色归类原理

通常情况下,一个人在一瞥之下只能觉察到图像中有限的几种颜色或者说只将视网膜感受到的颜色分为有限的几类。如果一幅图像中存在颜色的连续过渡(例如彩虹),即便是人眼也需要集中精力才能仔细分辨这些颜色过渡。因此在 3.2 节提到的映射作用下,一幅图像中相似颜色能够被映射到超球面的同一区域,而不同颜色能够被映射到不同的区域。区域与区域中心之间的夹角是区分不同颜色的关键。在式(5)、式(6)表征的学习规则下, z_{ij} 和 z_{ji} 中存储的特征模式值将在超球面的某个区域摆动。这些区域中心即代表了 ART2 对该模式的识别。对于 ART2 网络而言,区分不同的颜色模式就是在警戒值 ρ 条件下,寻找与输入向量 I 最为接近的长期记忆模式 z_{ji} , 如果不存在这样的记忆模式,则启用一个未激活过的神经元来存储新的输入模式。

4 彩色像素归类的应用

4.1 实验 1——主要目标的识别

对图 3(a) 所示 260×200 的彩色图片进行颜色识别。当警戒值 $\rho = 0.95$, 刺激时间 $\Delta t = 0.1$ (ART2 网络其他参数分别为 $M = 4, a = b = 10, c = 0.1, d = 0.95$) 时,通过 ART2 网络对图片的像素扫描,可将原始图片中的 52 000 个像素的颜色分为 3 类,如表 1 所示(按数量排序),分别对于图 3(b) ~ (d)。

从图 3 可以看出,分类结果在一定程度上能够达到辨识物体的目的。颜色模式 1 以墙壁颜色为主,RGB 三原色的平均值为 $[217.52, 198.95, 168.58]$,映射变换后的输入序列平均值和在 ART2 记忆系统中形成的连接权重匹配如表 1 所示。颜色模式 2 代表了灌木和草丛的深绿色(RGB = $[80.08, 80.29, 55.59]$)。颜色模式 3 的数量很少,来自底部一块岩石的反光。

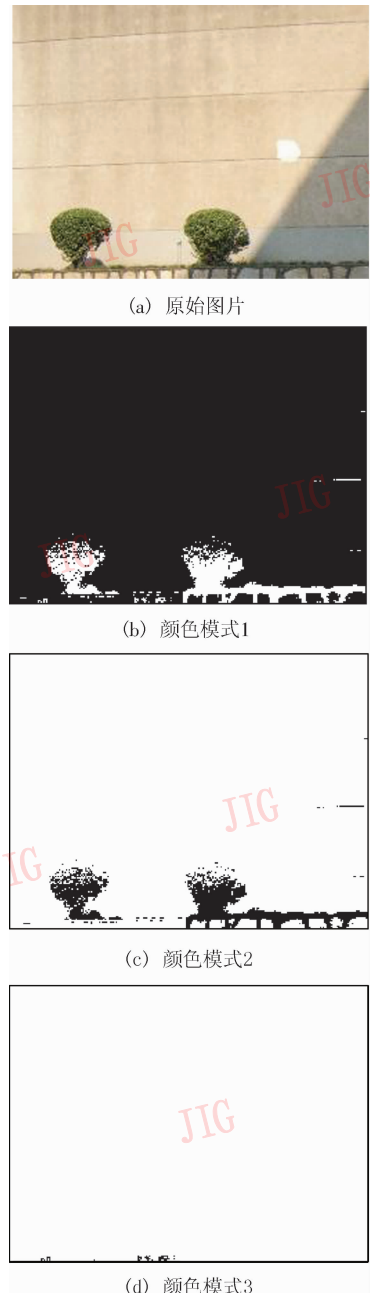


图 3 颜色模式识别举例

Fig. 3 Example of color pattern recognition

表 1 颜色模式识别结果

Tab. 1 The recognition result of the color pattern in Fig. 3(a)

分类	像素量	输入序列的平均值	记忆存储值($z_{ij} = z_{ji}^i$)
1	49 260	[139.3 127.4 108.0 133.0]	[9.37 8.78 7.21 13.52]
2	2 671	[50.91 51.1 35.3 242.0]	[0.12 0.1 0 20]
3	69	[161.5 147.1 124.0 43.5]	[7.2 6.88 6.36 3.6]

4.2 实验 2——幼态延续学习的作用

我们考虑不改变网络参数的条件下,对图 3(a) 连续进行 10 次学习,结果如图 4 所示。

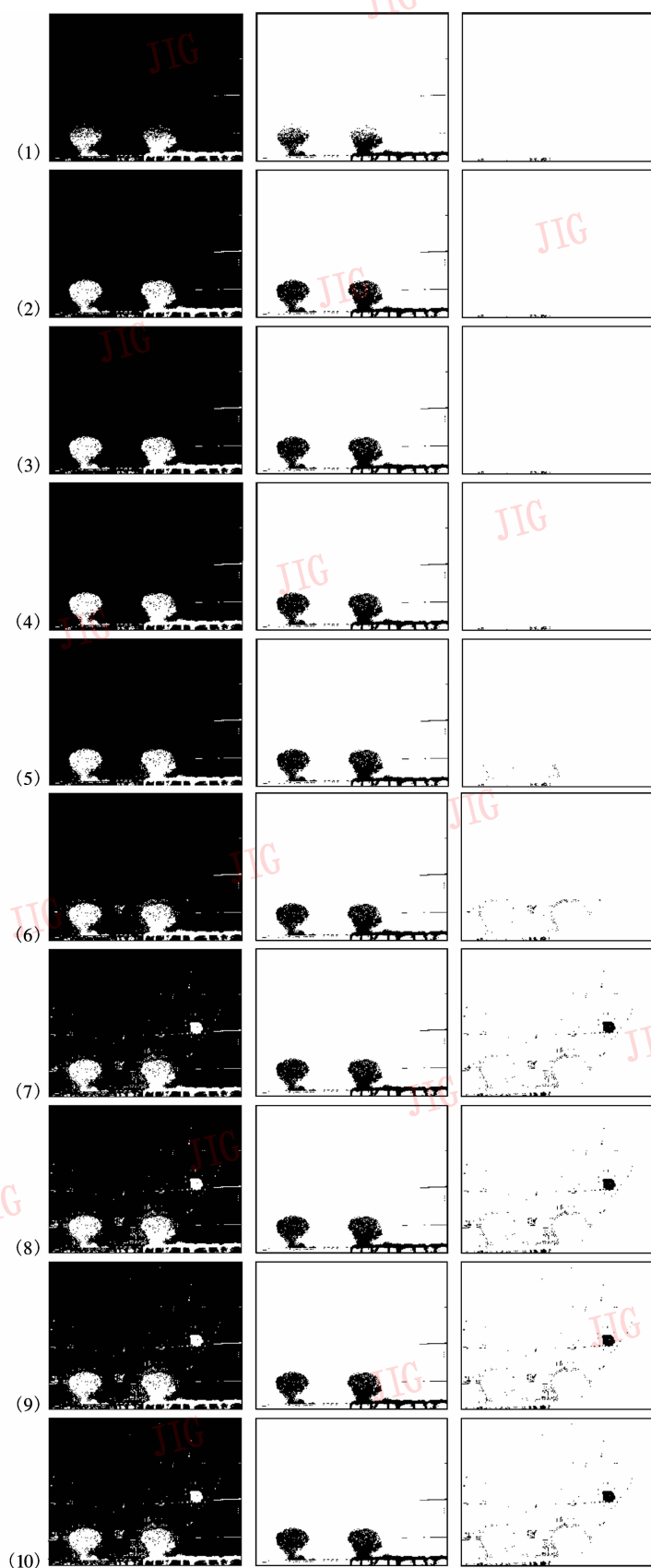


图 4 连续学习结果

Fig. 4 The result of iterative learning

对比图4中的(1)和(2),首先注意到第2次扫描时,灌木分辨得更为清晰。图4(1)结果显示,使用了幼态延续的学习规则进行第1次扫描时,ART2网络开始对图3(a)才开始有“第一眼”的印象,其连接权重也未完全达到“成熟”状态,因此在扫描到灌木时:绿色的概念才刚刚形成;墙壁反射的光线透过灌木的缝隙。这些都导致灌木的部分像素被识别为墙壁,误识别在灌木的顶端尤其明显(扫描的次序是从上到下、从左到右)。但进行第2次扫描的时候,绿色的概念已经相对成熟,在第1次扫描中被误认为是墙壁的部分像素点能够被正确地归类。

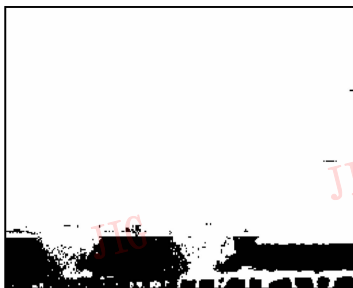
通过图像编辑软件对图3(d)的颜色模式进行局部观察,可知其颜色非常浅,接近白色。在10次连续学习中,颜色模式3逐渐形成稳定记忆。第6次学习时,灌木树叶的反光被识别。到第7次学习时,墙壁上的浅石灰水刷出的白斑被分离出来。这个过程反映了人眼在反复观察图像时,能够逐步分辨图像细节的特征。

但如果将实验1、2中的刺激时间提高到1s,对同样的输入次序,ART2网络也将原始图片中像素的颜色分为3类,如图5所示(略去颜色分类3)。从图5(a)可以看到,当扫描到灌木中间时,颜色的识别发生了紊乱。

当每次扫描到157行至176行的第1个像素



(a)分类1



(b)分类2

图5 $\Delta t = 1s$ 的学习结果

Fig. 5 The learning result with $\Delta t = 1s$

时,将 F_2 层神经元1的连接权重记录下来,如表2所示。对照表1中的识别结果,可以知道,在扫描到树木时,由于学习速率过快,神经元1最初记录的墙壁颜色逐渐被灌木颜色所替代,从而引起了图5(a)中的归类紊乱。当再次遇到墙壁时,ART2启用了神经元2来记忆墙壁。

表2 F_2 层神经元1的连接权重的部分变化过程

Tab.2 The varying process of connect weight of neuron 1 in F_2 layer

行	记忆存储值($z_{ij} = z_{ji}^T$)	行	记忆存储值($z_{ij} = z_{ji}^T$)
157	[9.39 9 0.54 15.18]	167	[5.5 5.86 0.56 18.31]
158	[9.08 8.76 0.54 15.5]	168	[0.56 5.75 0.58 19.14]
159	[8.57 8.27 0.53 16.05]	169	[0.45 0.87 0.45 19.93]
160	[8.37 8.06 0.54 16.27]	170	[0.09 0.14 0.02 20]
161	[8.53 8.16 0.54 16.14]	171	[0.07 0.07 0 20]
162	[8.48 8.1 0.31 16.19]	172	[0.02 0.03 0 20]
163	[8.6 8.25 0.53 16.05]	173	[0.04 0.03 0 20]
164	[7.52 7.44 0.55 16.96]	174	[0.03 0.01 0 20]
165	[6.22 6.4 0.54 17.89]	175	[0.02 0.02 0 20]
166	[5.7 6.02 0.56 18.19]	176	[0.02 0.02 0 20]

4.3 实验3——阴影、白斑的逐级辨识

由图4还可以看到一个有趣的现象,由于警戒值较低,阳光被遮挡在墙壁上造成的阴影并没有被归入不同的类别,可以认为该ART2网络不够“认真”。

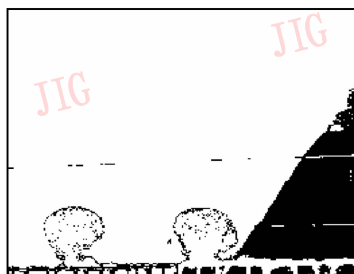
人在观察该图时,如果对墙壁上阴影等细节感兴趣,会提高注意力加以仔细分辨。为了分辨细节但又认为反复扫描需要花费大量的时间,那么另外一个可行的手段就是提高系统的警戒值 ρ 。在ART2网络其他参数都不变的情况下,只需提高警戒值 ρ 到0.975,对图3(b)所示的颜色模式1所在空间进行再次扫描,即可得到颜色模式1的3种不同子模式,如图6所示(第3中数量极少,被认为是干扰略去)。

如果期望能够识别出稀石灰刷出的白色斑点,进一步将警戒值 ρ 提高到0.995,对颜色模式1-1再度扫描,可以得到图7所示结果。颜色模式1-1-2显示了墙上的白色斑点的位置和轮廓,同时树叶反光和阴影过渡部分产生的白点也归入了颜色模式1-1-2。

这种逐步提高系统警觉程度以期分辨细节的方式也非常符合人眼观察事物的心理和生理过程。



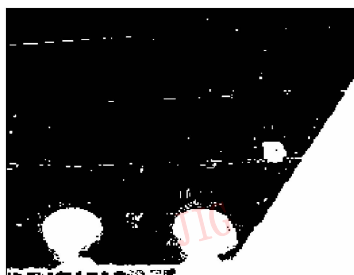
(a) 颜色模式1-1(b)



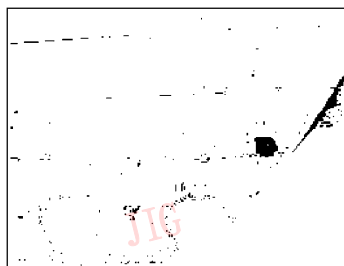
(b) 颜色模式1-2

图 6 颜色模式 1 的子模式

Fig. 6 Subpatterns of color pattern 1



(a) 颜色模式1-1-1



(b) 颜色模式1-1-2

图 7 白斑的识别

Fig. 7 Recognition of white point

5 结 论

文献[2]对灰度图像的归类,通过统计方法将以往时间内出现频率最高的灰度值作为背景。很明显,必须截取视频中一段时间信息才能完成归类。而本文提出的 ART2 网络对彩色图像的归类方法,

首先自动将输入的颜色进行归类,然后通过幼态延续学习得到每个模式的加权平均(由图 1 和式(5)、式(6)可知,实际是对 u 进行加权平均),因此可以实时更新而不必回顾历史序列(因为不同的颜色总是会被归入不同类别,且只影响对应类别在 ART2 中的记忆)。如果用于背景重构,只需要记录附带记录每个神经元激活次数即可。

需要指出的是警戒值的选取对像素聚类的结果影响非常大,警戒值的选择是通过处理结果反复调整得到的。在 ART2 研究文献中,关于警戒值选取讨论得也非常少。目前就本文作者文献视野范围而言,还没有在 ART2 的研究文献中见到动态调整警戒值的文章。但是我们认为:如果系统能够模拟人的行为,根据后续的处理结果动态调整警戒值,无疑对提高系统的自适应性和智能水平有积极意义。这也是今后的努力方向之一。

图像处理、计算机视觉和自动视频监控领域的许多相关问题,也可以用本文方法来加以解决。例如自动视频监控在背景更新时遇到阴影问题一直是众多学者关注的问题^[14,15],通常前景目标的阴影也被检测为运动目标的一部分,这样将影响对目标的分类和运动目标的位置估计。从图 3 结果可以看出,在警戒值相对较低的情况下,ART2 网络不易受到阴影的干扰。对于视频流来说,如果使用一个 ART2 单元来处理图像序列中的每一个像素(像素的时间序列将作为 ART2 网络的输入),背景中颜色可以对 ART2 网络持续刺激,形成 F_2 层的稳定记忆。当运动目标的颜色进入 ART2 后,除非目标有意或无意地使用了背景色隐藏自己,运动目标的颜色都将被归入新的类别,而运动目标造成的阴影下的背景色却不会被认为是新的类别(低警戒值条件下),从而可以克服阴影等带来的影响^[2]。

参考文献 (References)

- 1 Robert T Collins, Alan J Lipton, Takeo Kanade, *et al.* A System for Video Surveillance and Monitoring[EB/OL]. http://www.ri.cmu.edu/pub_files/pub2/collins_robert_2000_1/collins_robert_2000_1.pdf,2005-12-10.
- 2 Hou Zhi-qiang, Han Chong-zhao. A background reconstruction algorithm based on pixel intensity classification[J]. *Journal of software*, 2005, **16**(9):1568 ~ 1576. [侯志强,韩崇昭. 基于像素灰度归类的背景重构算法[J]. *软件学报*,2005, **16**(9):1568 ~ 1576.]
- 3 Hagan Martin T. Demuth Howard B. Beale Mark H. *Neural Network Design*[M], Boston: PWS Publishing Company, 1996.
- 4 Carpenter G A, Grossberg Stephen. A massively parallel architecture

- for a self-organizing neural pattern recognition machine[J]. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 1987, **37**(1): 54 ~ 115
- 5 Carpenter G A, Grossberg Stephen. ART2: Self-organization of stable category recognition codes for analog input patterns[J]. *Applied Optics*, 1987, **26**(23): 4919 ~ 4930.
- 6 Carpenter G A, Grossberg Stephen, David B Rosen. ART2-A: An adaptive resonance algorithm for rapid category learning and recognition [J]. *Neural Network*, 1991, **4**: 493 ~ 504 .
- 7 Yang Xu-hua. Study on Neural Networks Machine and its Application in Control[D]. Zhejiang University, 2004. [杨旭华. 神经网络及其在控制中的应用研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2004.]
- 8 Chen Duan-sheng, Liu Zheng-kai. Edge feature in color image and their face detection performance evaluation[J]. *Journal of software*, 2005, **16**(5): 727 ~ 732. [陈锻生, 刘政凯. 彩色图像边缘特征及其人脸检测性能评价[J]. 软件学报, 2005, 16(5): 727 ~ 732.]
- 9 Ai Jiao-yan, Zhu Xue-feng. MART2: Modification in structure and algorithms[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2003, (33): 110 ~ 113. [艾矫燕, 朱学锋. ART2 网络结构与算法的改进[J]. 计算机工程与应用, 2003, (33): 110 ~ 113.]
- 10 Senthil Kumar Ganapathy, Albert H Titus. Toward an analog VLSI implementation of adaptive resonance theory (ART2) [A]. In: *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks* [C], Oregon, USA, 2003, **2**: 936 ~ 941.
- 11 Ardavan Avazdavani, Seyed S Mortazavi. Application of modified art2 artificial neural network in classification of structural members [A]. In: *Proceedings of 15th ASCE Engineering Mechanics Conference* [C], New York, USA, 2002: 1 ~ 6.
- 12 Liu Xiao-hua, Duan Jin, Han Dong-bing, *et al.* ART2 Based Face Recognizing Method [EB/OL]. <http://nlpr-web.ia.ac.cn/english/irds/Chinese/SinobiometricsPDF/Liuxiaohua.pdf>, 2006-01. [刘小华, 段锦, 韩冬冰等. 基于 ART2 的人像识别方法 [EB/OL]. <http://nlpr-web.ia.ac.cn/english/irds/chinese/SinobiometricsPDF/Liuxiaohua.pdf>, 2006-01.]
- 13 Brüne Martin. Neoteny, psychiatric disorders and the social brain: hypotheses on heterochrony and the modularity of the mind[J]. *Anthropology & Medicine*, 2000, **7**(3): 301 ~ 318.
- 14 Xu Dong, Liu Jian-zhuang, Li X, *et al.* Insignificant shadow detection for video segmentation[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2005, **15**(8): 1058 ~ 1064.
- 15 Cucchiara R, Grana C, Piccardi M, *et al.* Improving shadow suppression in moving object detection with HSV color information [A]. In: *Proceedings of IEEE Intelligent Transportation Systems conference Proceedings* [C], Oakland, CA, USA, 2001: 334 ~ 339.