

基于视觉神经元 ON-OFF 模型的图象增强

蒲恬 倪国强 李熙莹

(北京理工大学光电工程系光电成像技术教研室, 北京 100081)

摘要 探讨基于视觉神经网络 ON-OFF 模型的图象增强. 通过计算仿真, 找到了关于这种视觉模型应用于图象处理合适的实现形式; 探讨了衰减常数和颜色恒定性的关系; 以及空间常数变化和动态范围压缩与细节增强能力的联系. 使用合适的衰减常数, 可以使该神经元模型在颜色恒定性计算上性能优良, 同时, 适当大小的空间常数, 能够在颜色保真度和图像增强性能之间取得合适的平衡. 神经网络对复杂背景图象的增强效果良好, 但是由于同样基于“灰度世界”假设, 因此在处理违反这一假设的特殊图象时, 此模型在颜色表征上仍然具有缺陷, 这就部分限制了模型的应用. 最后探讨了可能的改进方向.

关键词 计算机图象处理(520·6040) 图象增强 ON-OFF 神经网络

中图法分类号: TN911.73 TP751.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2003)05-0522-05

Image Enhancement Based on the ON-OFF Model of Visual Neurons

PU Tian, NI Guo-qiang, LI Xi-ying

(Photoelectronic Imaging Technique Lab., Department of Optical Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081)

Abstract This paper discusses an algorithm of color image enhancement that is based on a neuro-dynamical model of the ON-OFF neurons in the human visual system. An appropriate form of this model for color image processing is found and the advantages and disadvantages of this model are also analyzed through the computational simulations. Extensive computations demonstrate that this model can achieve a very good degree of color constancy with the selection of a proper passive decay rate constant. At the same time, the trade-off between image enhancement and the fidelity of chromatic rendition is determined by the space surround constant. This neural system performs well on the enhancement for the natural scenes with complex contexts. However, because this neural system is a model of receptive fields of the ganglion cells in the human retina and still based on “gray-world” assumption, and it fails to handle the violations of the gray-world assumption. It shows that this model is still not comprehensive enough to describe the complex visual system and have some restrictions in practical application. Finally, we discussed the possible future improvement of this model.

Keywords Computer image processing, image enhancement, ON-OFF neural networks

0 前言

机器视觉系统的目标之一是再现人眼视觉对景物的感知. 对于实用性的机器视觉系统, 在不考虑立体视觉的前提下, 两个需要考虑的基本问题是: (1) 高动态范围压缩; (2) 颜色视觉计算. 其中, 对于高动态范围压缩, 目前的成像设备虽然仍不能完全匹配视觉系统所能感知的动态区间, 但是由于生理视

觉系统在日常情况下所能遇到的环境光动态区间, 已经可以做到比较好的吻合, 例如采用 10~14bit 的量化级, 已基本可以满足要求, 因此, 高动态范围的成像技术研究并不是本文工作的重点, 本文对其技术细节在此不做过多讨论. 对于颜色视觉, 主要指颜色恒定性(color constancy)和明度(lightness)的计算, 其中颜色恒定性是指人眼视觉系统在一定条件下抵消外界环境光照变化而保持对物体颜色正确感知的特性; 明度则是指人眼对不同光谱光刺激的

基金项目: 国防重点基础研究项目(J1700B002)

收稿日期: 2002-05-10; 改回日期: 2002-12-30

感知强弱。由此,通过合适的假设和简化,即可以对用一般图象采集设备采集到的景像再进行相应的处理,使得处理结果符合人眼的感知。当前,已提出了许多算法,以解决这两个问题,且这些算法都是直接从颜色感知的 3 个基本方程(指颜色信号是入射光强和表面反射率的乘积)入手来进行数学变换后再进行相应的处理^[1~6]。一般而言,目前这些方法基本上均是基于如下 3 个相同的假设,以减少未知数的处理,即:(1)外界景物图象是由不同的色块组成,而在每个颜色通道内,每个色块的反射率则具有单一值,即景物 Mondrian 化;(2)光强度在空间域内是缓变的,而表面反射率则在图象边界处变化剧烈;(3)每个颜色通道的平均反射率相同,即“灰度世界”假设^[1]。

本文专注于利用视觉神经元的动力学模型来进行相关问题的探讨,通过计算机仿真,分析了这一模型应用于图象处理领域的优点及不足。

1 计算模型

生理视觉研究表明,视网膜锥体细胞与大脑视觉皮层之间的细胞联系,可以分成 ON 系统和 OFF 系统两个对抗系统,两者对光强的响应相反,即 ON 系统对光强的增量敏感,而 OFF 系统对光强的减少敏感,两者的不同响应使得视觉系统对外界光强的对比度变化最敏感,从而优化了大脑皮层对视觉信息的处理^[7~10]。再以此为基础来建立基于此视觉生理基础的数学模型,该模型用于相应图象处理有着十分美好的前景。

关于此神经元的建立已有许多数学模型,本文中,选择 Grossberg 的被动膜动力学方程^[11]:

ON 系统细胞响应 $x_{i,j}^{(k)}$

$$\frac{d}{dt} x_{i,j}^{(k)} = -A(x_{i,j}^{(k)} - D) + (E - x_{i,j}^{(k)})C_{i,j}^{(k)} - (F + x_{i,j}^{(k)})S_{i,j}^{(k)} \quad (1)$$

OFF 系统细胞响应 $\tilde{x}_{i,j}^{(k)}$:

$$\frac{d}{dt} \tilde{x}_{i,j}^{(k)} = -A(\tilde{x}_{i,j}^{(k)} - \tilde{D}) + (E - \tilde{x}_{i,j}^{(k)})S_{i,j}^{(k)} - (F + \tilde{x}_{i,j}^{(k)})C_{i,j}^{(k)} \quad (2)$$

式中, k 为颜色通道, i, j 是像素坐标, A 是衰减常数, D, \tilde{D} 是直流偏移量, E 和 F 是极化常数。中心兴奋细胞 $C_{i,j}^{(k)}$ 和环绕的抑制细胞输入 $S_{i,j}^{(k)}$ 分别为

$$C_{i,j}^{(k)} = I_{i,j}^{(k)} * w_c(i, j) = \frac{1}{2\pi\sigma_c^2} \sum_{m,n} I_{i-m,j-n}^{(k)} \exp\left(-\frac{m^2+n^2}{2\sigma_c^2}\right) \quad (3)$$

$$S_{i,j}^{(k)} = I_{i,j}^{(k)} * w_s(i, j) = \frac{1}{2\pi\sigma_s^2} \sum_{m,n} I_{i-m,j-n}^{(k)} \exp\left(-\frac{m^2+n^2}{2\sigma_s^2}\right) \quad (4)$$

式中, $I_{i,j}^{(k)}$ 是第 k 个颜色通道图象, $*$ 是卷积算子, $w_{c,s}$ 是高斯分布函数, 上下标 c, s 分别表示中心(center)和环绕区域(surround), m, n 是邻域坐标变量。

系统平衡时,

(1) ON 细胞

$$x_{i,j}^{(k)} = \left[\frac{AD + EC_{i,j}^{(k)} - FS_{i,j}^{(k)}}{A + C_{i,j}^{(k)} + S_{i,j}^{(k)}} \right]^+ \quad (5)$$

(2) OFF 细胞

$$\tilde{x}_{i,j}^{(k)} = \left[\frac{A\tilde{D} + ES_{i,j}^{(k)} - FC_{i,j}^{(k)}}{A + C_{i,j}^{(k)} + S_{i,j}^{(k)}} \right]^+ \quad (6)$$

式中, $[\]^+$ 表示整流函数, 即

$$[\varphi]^+ = \max(\varphi, 0) \quad (7)$$

构造如下双对抗输出

$$\begin{aligned} d_{i,j}^{(k)} &= x_{i,j}^{(k)} - \tilde{x}_{i,j}^{(k)} = \frac{(E+F)(C_{i,j}^{(k)} - S_{i,j}^{(k)})}{A + C_{i,j}^{(k)} + S_{i,j}^{(k)}} + \frac{A(D - \tilde{D})}{A + C_{i,j}^{(k)} + S_{i,j}^{(k)}} \\ &= K \frac{(C_{i,j}^{(k)} - S_{i,j}^{(k)})}{A + C_{i,j}^{(k)} + S_{i,j}^{(k)}} + \frac{P}{A + C_{i,j}^{(k)} + S_{i,j}^{(k)}} \end{aligned} \quad (8)$$

式中, K, P 分别是系数合并项。公式(8)构成神经网络的输出。在假定颜色三通道的明度值相互独立的前提下,公式(8)分别应用到颜色三通道,以产生 3 个独立的明度值分量,进而构成感知图象。仿真计算表明,需要探讨神经网络在图象处理应用中如下 3 方面的属性和性能:(1)颜色恒定性。(2)环绕细胞数量。(3)神经元输出显示参数。

2 对抗神经元属性与性能

2.1 颜色恒定性

颜色恒定性是人眼视觉系统在一定条件下抵消外界环境光照影响保持对物体颜色正确感知的特性,一般而言,视觉系统对颜色的感知主要由物体的表面反射率决定。图象某点的明度可由下式决定:

$$I_{i,j}^{(k)} = r_{i,j}^{(k)} L_{i,j}^{(k)} \quad (9)$$

式中, $r_{i,j}^{(k)}$ 和 $L_{i,j}^{(k)}$ 分别是 (i, j) 处的表面反射率和入射光强度。将式(9)以及 $\bar{r}_{i,j}^{(k)}$ 和 $\bar{L}_{i,j}^{(k)}$ 代入式(8) ($\bar{r}_{i,j}^{(k)}$ 和 $\bar{L}_{i,j}^{(k)}$ 分别是在 (i, j) 处环绕邻域反射率的平均值和环绕邻域入射光强的平均值), 则有

$$d_{i,j}^{(k)} = \frac{r_{i,j}^{(k)} L_{i,j}^{(k)} - \bar{r}_{i,j}^{(k)} \bar{L}_{i,j}^{(k)}}{A + r_{i,j}^{(k)} L_{i,j}^{(k)} + \bar{r}_{i,j}^{(k)} \bar{L}_{i,j}^{(k)}} \quad (10)$$

讨论颜色恒定性时无需考虑极化系数以及直流偏移量,其只与明度值强弱的显示有关系。一般而言,环境空间光强变化缓慢,即 $L_{i,j}^{(k)} \approx \bar{L}_{i,j}^{(k)}$, 但由于表面反射率在边界处变化剧烈,因此只要衰减常数 A

远小于邻域像素值,则式(10)可以简化为

$$d_{i,j}^{(k)} \approx \frac{r_{i,j}^{(k)} - \bar{r}_{i,j}^{(k)}}{r_{i,j}^{(k)} + \bar{r}_{i,j}^{(k)}} \quad (11)$$

由此产生了一个仅仅依赖于表面反射率而独立于环境光照的感知图象. 满足上述公式的近似条件在绝大多数情况下都成立,而对于极为特殊的实验室人造环境,例如多光源、多光谱、强饱和和光照情况下,上述比值则主要由反射率决定.

图版 I 图 1 说明了在 4 种光源 (Philips Ultralume 荧光灯, Solux 4700K 灯管, Sylvania 冷白荧光管以及 Sylvania 温白荧光管) 照射下,神经网络输出的颜色恒定性. 图象采集设备是 SONY DXC-930 数字相机. 很明显,没有使用色彩平衡功能以及其他附加色彩调整计算的人造图象采集系统将产生图象照度依赖,而双对抗神经元输出则产生了肉眼几乎无法分辨的颜色输出,同时图版 I 图 1 也说明了神经网络具有图象增强功能.

2.2 环绕细胞数量

由于常规图象处理,其中心像素一般定义为一个像素区域,因此,计算中不考虑中心区域的尺寸,而且如此简化不会丧失一般性. 在此基础上,确定环绕细胞数量,实际上等价于寻找合适的邻域空间常数大小. 生理视觉研究指出,一方面由于视觉皮层 V4 区域的神经元具有非经典受域 (nonclassical receptive field) 的特征,其特点是具有非常大的空间常数^[12,13];另一方面,Land 的 Retinex 算法及其后续拓展^[14,15]以及相关的生理视觉研究成果均指出,因为空间某点的颜色感知可以由视场中远端某点的颜色来进行确定,故使用较大的空间常数更为符合颜色视觉感知的生理现象.

图版 I 图 2 说明了空间常数的改变对于图象增强和颜色再现的效果. 由图版 I 图 2 可见,随着空间常数的增大,神经网络的动态范围压缩能力,即图象增强的性能虽然下降了,但是颜色再现的保真度却上升了. 较小的空间常数可提供更好的图象增强能力,这也类似于多分辨处理中,使用较小尺度的窗口模板更有利于探测局部对比度细节的功能. 从实用化的角度出发,以及大量的仿真计算结果表明,在兼顾图象增强和颜色表征之间,σ_s=60 是一个合理的折衷选择.

2.3 神经元输出显示参数

对于式(8)中的所有参数,其选择都是基于大量的计算. 需要说明的是,表 1 提供的参数仅仅是为了

表 1 参数表

| 项目 | σ _s | A | K | P |
|----|----------------|---|-----|-----|
| 取值 | 60 | 1 | 700 | 115 |

使仿真中的绝大多数图象的处理结果达到可接受的效果而筛选确定的. 由于没有任何信息暗示这套参数是最优化的,并且适用于所有可能的图象,因此针对一些特殊图象,可以进行适当的参数调整,这种做法符合视觉生理现象:视觉系统在凝视物体以及对环境光的变化产生响应时,均可以通过视觉适应机制来调整细胞基底活性、细胞敏感阈值等,以适应外界光刺激信号. 对于相应的动力学模型,可以理解为相关参数的调整.

需要指出的是,一方面通过试验筛选出来的参数,使得神经元刺激的输出,在输出范围 [0, 255] 之外,虽然会丢失一些最高端和最低端的信息,但是考虑到双对抗输出响应,实际上是一种对比度图象,其部分高、低端信息的裁切不会使原始图象产生显著的视觉信息丢失,图 1 给出了这种处理方法的示意图.

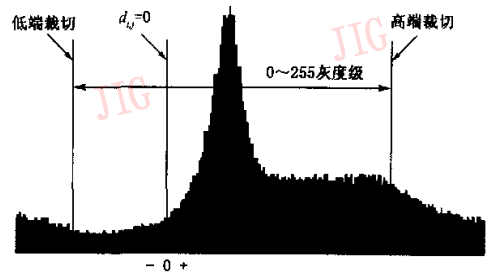


图 1 对抗神经元输出直方图

(分别裁切高端和低端的部分像素,以符合显示动态范围.)

另一方面,这种裁切处理也说明了常规的 8-bit 图象采集、量化远远不能匹配生理视觉系统的动态范围. 生理学研究指出,视觉系统可以适应超过 10 个对数单位的光强变化,换言之,生理视觉的动态范围压缩远大于 8-bit 量化级^[7]. 总之,对于机器视觉而言,如果需要尽可能地使处理后的图象逼近生理视觉感知,那么前端数据采集设备的动态范围应该远大于 8-bit 量化级. 由于条件所限,目前无法获得具有更大动态范围的图象采集设备,因此所有处理都是针对 8-bit 量化图象进行的,但对于更大动态范围的图象,例如 10~12bit 医学图象,上述参数或许需要作一些相应调整. 通过分析式(8)可以看出,对抗神经元输出的比值对比度,其本质上能够将任意

输入图象的动态范围区间压缩至需要的范围内(通过调节放大系数 K 以及基底活性来实现输入、输出图象动态范围之间的重映射),这种压缩能力已经在对动态范围超过 10^5 量级的 SAR 图象进行前端压缩中得到证实^[11]。

3 结果与讨论

鉴于双对抗视觉神经元动力学模型的非线性性,以及大尺度空间滤波所耦合的复杂空间交互作用,致使无法直接预计此模型对复杂景象图象的处理性能。因此,只能通过大量的仿真才能发现这种模型的局限性和不足。限于篇幅,在此只能提供一小部分处理结果。另外,在以下的实验中,对原始图象以及处理结果的比较只依赖于人眼主观评判。这是因为当前的心理物理学研究还未能解决如何评价景物的环境依赖性——视觉信号一旦从相关背景场合分离,往往失去评价意义,也就是说,由于目前视觉感知的量化评估方法仍存在欠缺,因此对于复杂图象的评判仍然只能在主观心理评价框架内进行。

图版 I 图 3 是应用双对抗神经元对不同图象处理的结果。从结果可以看出,双对抗输出有效地增强了图象在阴影部分的细节,同时比较合理地保持了颜色通道之间的相对关系,因而更符合实际的生理视觉感知。

分析双对抗神经元模型的工作原理,可以发现此模型核心计算仍然是高斯差分,而且仅保留对比度信息的处理,由于以此为基础的明度算法都是以“灰度世界”假设为前提,因此对于违反“灰度世界”假设的图象,例如图象中包含大面积的单色区域,此类算法则不能产生预期的结果。图版 I 图 4 是说明违反“灰度世界”假设的相关示例。由于存在此类不足,这将部分限制双对抗神经元模型的应用,但是大量的计算仿真结果表明,对于有复杂背景的自然图象而言,此模型的实用性能仍然是出色的。另外,处理特殊情况图象的缺陷也说明此动力学模型仍然离完整的生理视觉描述系统有相当距离。由于目前尚未出现更好的取代“灰度世界”假设的理论,以简化颜色感知计算,因此,一些可能的改进方法基本上都是部分牺牲颜色恒定性能,以换取对违反“灰度世界”的特例的适当修正^[16]。考察图版 I 图 4 可以发现,正确的颜色仅仅出现在颜色边界区域,而不是明度边界区域,由此暗示视觉系统可能进行了色度、

明度的分离处理,同时色彩信号填充(filling-in)仅仅从色彩边界开始进行^[11],这意味着目前从对比度出发来建立相关方程的对抗模型仅仅考虑空间域对抗的情况,未能综合考虑颜色对抗机理、视觉的适应机制等。未来的研究希望能从颜色对抗的机理出发,结合空间对抗,以找到简单的色彩恢复方法以克服违反“灰度世界”假设的特例,从而优化该神经元模型。考虑到空间常数的大小和颜色保真度有着直接关系,同时视觉系统生理阈值表现出带通特性,因此,在未来的工作中应对该神经元寻求一个在理论上可行的多分辨拓展,以便在某种程度上缓和这一模型的缺陷^[17]。

4 结论

本文分析了将 ON-OFF 视觉神经元应用于图象处理时需要解决的 3 个问题,即颜色恒定性、空间常数大小及神经元显示参数的选择等 3 个问题,并通过试验证明了使用这种模型进行图象增强可行性和大量的计算仿真结果表明:(1)使用较小的衰减常数,双对抗神经元可以输出满意的颜色恒定性图象;(2)空间常数从小到大的变化,将导致神经元对图象细节增强性能的下降,但是却伴随着对图象色彩表现性能的上升,空间常数大小在 60 左右可以在两者之间取得实用上合理的平衡;(3)欲使神经元输出能正确再现图象,参数的调整类似于线性增益/偏移量处理,在显示范围的限制下,输出图象直方图的两端因被裁切而导致部分信息的丢失,考虑到模型输出的实际上是对比度图象,故失去的细节能够控制在主观评判难以察觉的程度内。

总体而言,对抗神经元的性能在进行图象增强以及色彩再现的处理上是优良的,考虑到单一空间常数不能协调图象增强性能和色彩再现性能两者之间的矛盾,在未来的工作中,将重点研究合适的多尺度扩展,以便综合两方面的优势。同时,也将探索合适的改进“灰度世界”假设的方法,并将考虑把颜色对抗机制与这种建立在空间域对抗机理上的神经元模型进行结合。

参考文献

- 1 Hurlbert A. Formal connection between lightness algorithms [J]. Journal Optical Society, America. A. 1986,3(10): 1684~1693.

- 2 Maloney L T, Wandell B A. Color constancy: a method for recovering surface spectral reflectance [J]. Journal Optical Society, America, A, 1986, 3(1): 29~33.
- 3 Forsyth D. A computer algorithm for color constancy [J]. International Journal Computer Vision, 1990, 5(1): 5~36.
- 4 Horn B K P. Determining lightness from an image[J]. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1974, 3(2): 277~299.
- 5 Brainard D A, Wandell B A. Analysis of the Retinex theory of Color Vision[J]. Journal Optical Society, America A, 1986, 3(10): 1651~1661.
- 6 Zmura M D, Lennie P. Mechanism of color constancy [J]. Journal Optical Society, America A, 1986, 3(10): 1662~1672.
- 7 Schiller P. The ON and OFF channels of the visual system[J]. Trends in Neuroscience, 1992, 15(2): 86~92.
- 8 Schiller P. Functions of the ON and OFF channels of the visual system[J]. Nature, 1986, 322: 824~825.
- 9 Schiller P. Central connections of the retinal ON and OFF pathways[J]. Nature, 1982, 297: 580~583.
- 10 Schiller P, Logothetis N K. The color-opponent and broad-band channels of the primate visual system [J]. Trends in Neuroscience, 1990, 13(4): 392~398.
- 11 Grossberg S, Mingolla E, Williamson J. Synthetic aperture radar processing by a multiple scale neural system for boundary and surface representation[J]. Neural Networks, 1995, 8(7/8): 1005~1028.
- 12 Zeki S M. The representation of colors in the cerebral cortex[J]. Nature, 1980, 284: 412~414.
- 13 Livingstone M S, Hubel D H. Anatomy and physiology of a color system in the primate visual cortex [J]. Journal Neuroscience, 1984, 4(5): 309~356.
- 14 Land E, McCann J J. Lightness and retinex theory[J]. Journal Optical Society, America, 1971, 61(1): 1~11.
- 15 Land E. An alternative technique for the computation of the designator in the retinex theory of color vision [J]. Proc. National. Academic Science, 1986, 83: 3078~3080.
- 16 Moore A, Allman J, Goodman R M. A real-time neural system for color constancy[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1991, 2(2): 237~247.
- 17 蒲恬. 基于视觉神经动力学的真实影像再现和图象融合技术研究[D]. 北京:北京理工大学, 2002.



蒲恬 1973年生, 1995年毕业于浙江大学光学仪器系。1998年、2002年在北京理工大学先后获硕士、博士学位。当前主要研究领域为基于生理视觉神经网络的图象处理、图象融合等。



倪国强 1946年生, 北京理工大学光电工程系光学工程学科首席教授, 博士生导师, 中国光学学会理事, 中国光学学会光电技术专委会常务副主任, 中国兵工学会光电子专委会副主任。主要研究领域为实时图象处理及融合技术、紫外光通信技术、光电成像技术与系统等。



李熙莹 1972年生, 1996年毕业于长春光机学院, 1999年、2002年在北京理工大学先后获硕士、博士学位。现工作于中山大学理工学院, 主要从事数字图象处理、图象融合、目标跟踪及其实时实现技术等研究。



(a) Philips Ultralume荧光 (b) Solux 4700K (c) Sylvania冷白荧光 (d) Sylvania温白荧光

图1 对抗神经元颜色恒定性图例(第1行:原始图像,第2行:神经元输出图像)



$\sigma = 20$ $\sigma = 40$ $\sigma = 60$ $\sigma = 80$

图2: 空间常数的改变对神经元输出的影响

(较小的空间常数提供更好的图像增强性能,较大的空间常数提供更好的颜色均衡,原始图像见图1(b))

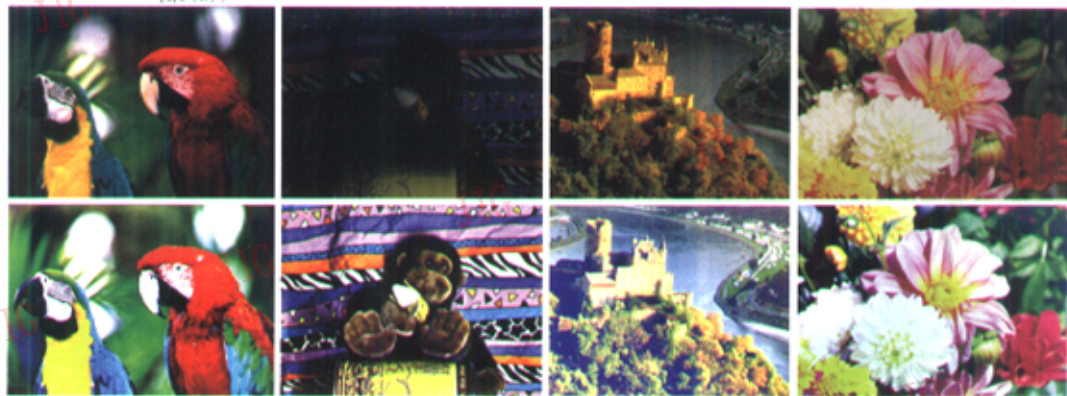


图3 不同景物图像处理结果(第1行:原始图像,第2行:神经网络输出结果)

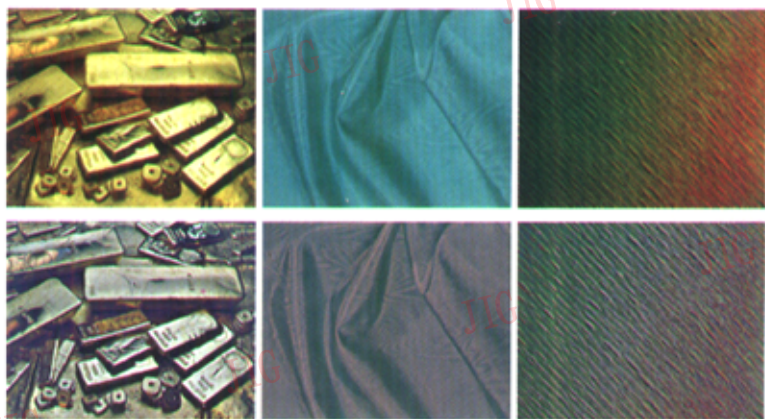


图4 违反“灰度世界”假设的图像导致神经网络病态输出