

# 基于 CNN 回归网络的遥感图像颜色自动校正

杜尚尚<sup>1,2,3</sup>, 雷 斌<sup>1,2,3</sup>, 郭嘉逸<sup>1,2,3</sup>, 卢晓军<sup>4</sup>

(1. 中国科学院大学电子电气与通信工程学院, 北京 100190; 2. 中国科学院电子学研究所, 北京 100190;  
3. 中国科学院空间信息处理与应用系统技术重点实验室, 北京 100190; 4. 中国国际工程咨询公司, 北京 100048)

**摘要:** 目前有很多成熟而有效的图像色彩校正算法,但是针对海量的遥感影像数据尚未有行之有效的大批量自动化色彩校正方法。为了解决这个问题,本文提出一种基于 CNN( Convolutional Neural Networks) 回归网络的遥感图像颜色自动校正方法——ACCN( Auto Color-Correction Network) 模型。该模型通过预测消除遥感图像颜色误差后的 RGB 通道颜色分布直方图实现其色彩的自动校正。ACCN 模型由 20000 幅 GF-1 号遥感图像在 Tensorflow 框架上以 KL 散度为损失函数训练获得。通过测试样本验证,经过该模型校正后,图像色调和谐,色彩鲜明。实验结果表明,该方法在校正过程中图像无需任何预处理,无需手动调节参数,无需参考图像,适宜遥感图像大规模自动化的颜色校正。

**关键词:** 遥感图像; 卷积神经网络; 颜色校正; 颜色直方图; 自动化

**中图分类号:** TP75      **文献标识码:** A      **doi:** 10.3969/j.issn.1006-2475.2017.12.006

## A Method of Automatic Color Correction for Remote Sensing Image Based on CNN Regression Network

DU Shang-shang<sup>1,2,3</sup>, LEI Bin<sup>1,2,3</sup>, GUO Jia-yi<sup>1,2,3</sup>, LU Xiao-jun<sup>4</sup>

(1. School of Electronic, Electrical and Communication Engineering, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;  
2. Institute of Electrics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;  
3. Key Laboratory of Spatial Information Processing and Application System, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;  
4. China International Engineering Consulting Corporation, Beijing 100048, China)

**Abstract:** At present, there are a lot of mature and effective image color correction algorithms. However there isn't an effective automatic color correction method for massive remote sensing image data. In order to solve the problem, this paper proposes a fully automatic method named ACCN( Auto Color Correction Network) to correct multispectral remote sensing images' color based on CNN ( Convolutional Neural Network) . The model corrects the multispectral remote sensing images' color by predicting its' Ground-truth color histogram of each color channel. The model is trained on 20 thousand pieces of remote sensing images in the Tensorflow framework. We get the optimal model which realizes automatic color correction for multispectral remote sensing image through many times repeated fine-tuning. Experiments show that the multispectral remote sensing image through automatic color correction becomes harmonious and flaming. This method can correct the color of large-scale remote sensing images automatically.

**Key words:** remote sensing image; CNN; color correction; color histogram; automation

## 0 引 言

随着遥感技术的发展,海量的遥感数据给地理测绘、交通运筹、资源探测、灾情评估等方面的应用提供了坚实的基础支撑,同时也给数据处理带来了前所未

有的挑战。遥感图像色彩的自动化校正就是一个长期存在,但仍未被妥善解决的问题。如图 1 所示,图 1( a) 是 GF-1 号卫星遥感图像,其颜色失真,目视效果差,影响遥感图像的解译与处理<sup>[1]</sup>;图 1( b) 是经过颜色校正后的图像,其色彩真实自然,有利于遥感图

收稿日期: 2017-04-12

基金项目: 国家自然科学基金资助项目( 61331017)

作者简介: 杜尚尚( 1992-),女,山东邹城人,中国科学院大学电子电气与通信工程学院硕士研究生,研究方向: 深度学习在遥感图像领域的应用; 雷斌( 1978-),男,研究员,博士,研究方向: 遥感地面应用系统; 郭嘉逸( 1992-),男,博士,研究方向: SAR 图像处理; 卢晓军( 1977-),男,江苏泰州人,中国国际工程咨询公司高级工程师,博士后,博士,研究方向: 智能控制,信号处理。

像的判读。所以获取地物清晰逼真的真彩色图像是遥感领域亟待解决的问题<sup>[2]</sup>。



(a) 处理前

(b) 处理后

图 1 GF-4 遥感图像

针对遥感图像普遍存在的色彩失真现象,目前的解决方法可以分为 3 类: 1) 地物分类处理; 2) 图像合成; 3) 颜色传输。地物分类处理是针对特定的某几种地物在不同波段的光谱特性,在成像的 R,G,B 通道加入特定波段的数值。目前 NDVI(归一化差异植被指数)<sup>[3]</sup>、NDWI(归一化差异水体指数)<sup>[4]</sup>在提取植被和水体方面应用广泛,对于其他地物还没有特别成熟的算法,该方法校正的地物种类有限。图像合成是应用最为广泛的一种处理技术。近年来许多文献<sup>[5-8]</sup>将图像处理算法(直方图匹配、灰度拉伸、色度学合成、白平衡等)应用在遥感领域合成真彩色遥感图像。目前一些自动颜色校正软件就是嵌入了这些图像处理技术。但是大量的遥感数据使得图像合成时人工处理工作量大,主观性强;不同平台或分辨率相机获取的图像需要融合;不同时间地表情况有变化,图像难以配准。第 3 类颜色传输法是使目标图像得到与参考图像相似的颜色分布<sup>[9-11]</sup>。1991 年,Swain 和 Ballard<sup>[12]</sup>最先提出了使用颜色直方图作为图像颜色特征的表示方法。2001 年,Reinhard 等人<sup>[9]</sup>利用参考图像直接将待匹配图像的颜色分布投影到了  $L\alpha\beta$  颜色空间,逐通道自动对统计量进行匹配。该方法要求参考图和待匹配图像要有较高相似度,需要人工挑选;对多类目标图像,需要进行分割,运算量大;受颜色空间限制大,难以用于多波段图像。

可以看出,目前这些校正方法都可以校正遥感图像的色彩,但无法胜任海量遥感数据的自动校正任务。解决该问题的难点在于,遥感图像数据量巨大,图像来源复杂,色彩失真状况多样。因此传统方法无法大批量自动化处理遥感图像。

本文提出的 ACCN 模型可以针对不同来源、不同分辨率和不同大气条件下的遥感图像,实现其色彩的自动校正。该模型是端到端的,在训练过程中,输入样本和标签样本分别是待校正图像与参考颜色分布,在预测阶段,只需输入待校正图像。模型的输出是预

测得到的校正后颜色分布直方图,依该直方图,对原输入图像进行直方图匹配即可完成整个校正流程。整个过程不需要进行图像预分割以及匹配等处理,并且不需手动指定参数,适宜大规模自动化处理的应用需求。

## 1 模型原理

### 1.1 方法提出

近年来,卷积神经网络在图像处理领域有着非常成功的应用。例如利用 CNN 网络实现图像的超分辨率高清复原<sup>[13]</sup>,将 CNN 网络用于环境光照条件估计<sup>[14]</sup>等。2016 年,Larsson 等人<sup>[15]</sup>更是利用卷积神经网络对灰度图像进行逐像素颜色匹配。

在卷积神经网络框架中,每个像素周围的上下文被称为感受野,利用感受野和待纠正像素之间的联合关系,给出待纠正像素颜色真值的预测。逐像素颜色匹配法具有数据驱动的特点,优化目标由真实数据决定,可以进行全自动处理,无需人工干预。在海量数据的支持下,神经网络的训练性能优异。但是不同感受野中的像素灰度缺乏联系,导致同一灰度的 2 个像素预测纠偏灰度值可能不同。这一点在普通应用上影响不大,但在遥感应用中,对精度要求高,有时难以接受这样的误差。

为了解决这个问题,本文利用颜色传输法中图像全局颜色直方图进行预测。颜色直方图对于图像的旋转以及小幅度的平移、缩放等几何变换是不敏感的,同时对于图像质量的变化(如模糊)也不甚敏感。学习成像时的 R,G,B 通道颜色分布,本质上是灰度级的转换过程。这样就保证颜色校正过程中,同一灰度的 2 个像素,校正后仍然具有相同灰度。

鉴于此,本文提出一种基于 CNN 回归网络的遥感图像颜色自动校正方法—ACCN 模型。该方法充分利用卷积神经网络自学习、自适应和强大的非线性逼近能力,学习参考图像的颜色分布,输出消除待校正图像颜色误差后的 R,G,B 通道颜色分布直方图实现其色彩的自动校正。

### 1.2 方法原理

给定一个输入图像  $I$  和有  $N_c$  个通道的参考图像  $I'$ 。自动色彩校正的目的是颜色匹配,以  $I'$  的颜色分布作为参考改变  $I$  的颜色分布。匹配过程可以直接在  $N_c$  维颜色空间完成,也可使用迭代法,在一维空间对边际分布进行匹配,直到各个边际分布都达到收敛,本文采用后者。问题转化为学习一个传递函数  $f$ ,该函数将输入图像  $I$  的颜色灰度映射到参考图像  $I'$  上。 $u_{x,y}, v_{x,y}$  分别表示图像  $I$  和  $I'$  在像素点  $(x,y)$  的灰度值,关于输入和参考图像变换有以下 2 个假设。

**假设 1**  $u_{x,y} = u_{x',y'} \Leftrightarrow v_{x,y} = v_{x',y'}$

假设 1 表明,在图像 I 中的 2 像素具有相同的灰度值,对应在参考 I' 中像素的灰度值也相等,反之亦然。这种假设是因为在一般情况下,传感器的相机都是校准的,并且传感器记录的像素值与上下文或位置是不相关的。

**假设 2**  $u_{x,y} > u_{x',y'} \Leftrightarrow v_{x,y} > v_{x',y'}$

假设 2 表明,颜色转换时像素的颜色深浅(亮度明暗等)具有保序性。在图像 I 中一个明亮的像素在参考图像 I' 中依然明亮,反之亦然。

根据上述假设,传递函数  $f$  应具有以下性质。

**性质 1**  $u_{x,y} = u_{x',y'} \Rightarrow f(u_{x,y}) = f(u_{x',y'})$

**性质 2**  $u_{x,y} > u_{x',y'} \Rightarrow f(u_{x,y}) > f(u_{x',y'})$

即传输函数  $f$  也保持原来的明暗关系。

**性质 3** 传递函数  $f$  不仅与输入像素的灰度有关,而且与它的上下文有关。

基于以上假设条件与传递函数  $f$  的性质,本文提出了 ACCN 模型。在输入-输出的映射过程中,具有相同的灰度级的像素映射后也有相同的灰度级,满足性质 1 和性质 2。该模型输入为图像,经 CNN 学习到图像的语义信息,保证传递函数  $f$  与像素内容相关,满足性质 3。

### 1.3 方法概述

将遥感影像的颜色校正过程视为一个非线性函数  $f: x \rightarrow y$ 。这里  $x \in [0,1]^{s \times s}$  是遥感影像中大小为  $s \times s$  的一块切片,对应于卷积神经网络的感受野,  $y \in [0,1]^{N \times C}$  是校正后该切片的颜色分布,  $N$  是灰度级数,  $C$  是遥感图通道数,  $y$  等价于校正后各通道的颜色直方图。假设第  $i$  个灰度级上的真实概率质量和预测概率质量分别为  $p_{e,i}$  和  $q_{e,i}$ ,  $c$  代表 R, G, B 中的某个通道。代价函数为预测分布与真实分布之间的 KL 散度:

$$J = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{c \in \{R, G, B\}} p_{e,i} \log q_{e,i} \quad (1)$$

这里,使用 KL 散度作为损失函数。在本文中,对  $N_c$  个通道的分布逐个匹配,预测理想灰度。

## 2 模型结构

颜色校正模型 ACCN 可以分为 2 部分,第一部分利用修改后的 VGG16 模型进行图像特征提取,第二部分进行 R, G, B 通道颜色分布直方图预测。这一节首先介绍模型的基本架构,然后着重阐述为此做出的改进工作。

VGG16 模型是 Simonyan 和 Zisserman<sup>[16]</sup> 在 2014 年 ILSVRC 大赛中设计的网络,凭借较高的准确率与

良好的性能引起了深度学习领域广泛的关注。该网络包含 13 个卷积层和 3 个全连接层。VGG16 具有一个非常均匀的结构,从开始到结束只执行  $3 \times 3$  的卷积和  $2 \times 2$  的池化。卷积层可分成 5 组,每组含有多个(2~3)卷积层,每组卷积层之间由 pooling 层分开。

图 2 给出了 ACCN 模型结构,该网络以待纠正像切片作为输入, R, G, B 通道颜色直方图作为输出。模型的特征提取部分在 VGG16 网络基础上进行修改而得到。VGG16 的全连接层不包含特征图,与遥感图像的颜色纠正无关,但却占权值总数的 90%。为此,借鉴全卷积网络<sup>[17-18]</sup>的思想,去除后面的全连接层,只保留原来的 5 组卷积操作,卷积后输出尺寸  $7 \times 7$  的特征图。此后是设计的卷积与全连接,  $7 \times 7$  的特征图再经过 512 个大小  $7 \times 7$  的卷积核卷积,直接输出 512 个  $1 \times 1$  的特征向量。在网络后几层中,原始图像中的地物经过层层变换后,体现出较为明显的语义信息。因此卷积完成后在 R, G, B 这 3 个通道上分别连接一层全连接通过 softmax 预测图像的颜色直方图分布。最后根据预测的直方图分布对输入图像进行直方图匹配,从而实现了遥感图像的自动颜色校正。

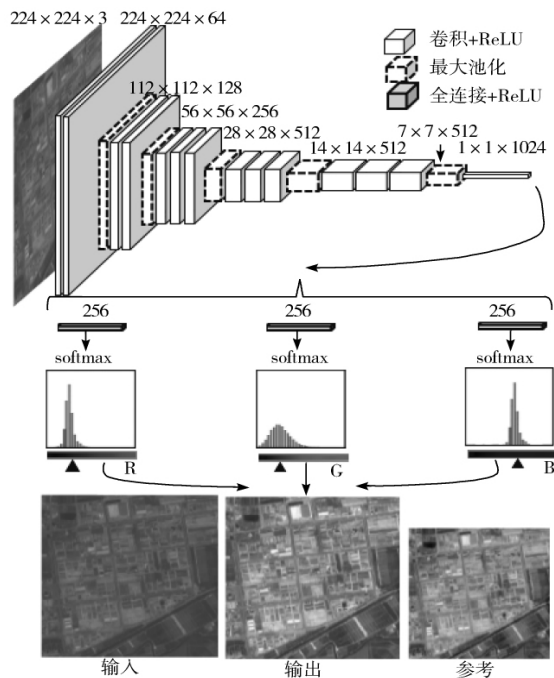


图2 ACCN 模型结构

## 3 模型训练

### 3.1 样本来源

本实验的训练数据集使用的是覆盖同一区域的 GF-4 和 GF-2 卫星多光谱遥感图像,切片大小为  $224 \times 224$ , 格式为 .tiff。其中 GF-4 为输入图像, GF-2 为参考图像。测试数据集使用其他景的 GF-4 卫星图

像。所谓遥感图像的一景是指卫星过境时对目标区进行观测所得的一幅影像。GF-1 和 GF-2 图像数据的具体参数(分辨率、波段及相应波长)如表 1 所示。GF-1 和 GF-2 多光谱图像具有 Band1, Band2, Band3, Band4 这 4 个波段,成像时只用到前 3 个波段,分别对应蓝、绿、红波段。

表 1 实验中 GF-1 和 GF-2 数据参数

卫星	分辨率/m	波段	波长/ $\mu\text{m}$
GF-1	8	Band1	0.45 ~ 0.52
		Band2	0.52 ~ 0.59
		Band3	0.63 ~ 0.69
GF-2	4	Band1	0.45 ~ 0.52
		Band2	0.52 ~ 0.59
		Band3	0.63 ~ 0.69

### 3.2 数据样本构建与扩展

理想的样本数据集应该涵盖不同场景不同时间段所有地物种类的遥感图像,这样训练好的模型才能适用于各种颜色失真的遥感图像。实际上,构建样本空间时不可能完全满足所有可能,只能尽可能多地满足这些条件:失真现象具有代表性,地形覆盖面广,地物种类丰富。

为了避免过拟合以及给予模型更多的数据,对原始输入进行了扩展。扩展方式包括:

1) 随机裁剪: 在尺寸  $256 \times 256$  的样本上随机裁剪  $224 \times 224$  大小的图像。值得注意的是,在训练过程中不需要进行图像配准,大大减小了算法的运算复杂度。

2) 随机翻转: 输入样本在水平和垂直方向 50% 可能性随机翻转。

3) 随机颜色增强: 随机调整输入图像的亮度、饱和度和伽玛值。图 3 给出了一个例子,随机增强的颜色变换曲线用以实现颜色增强。

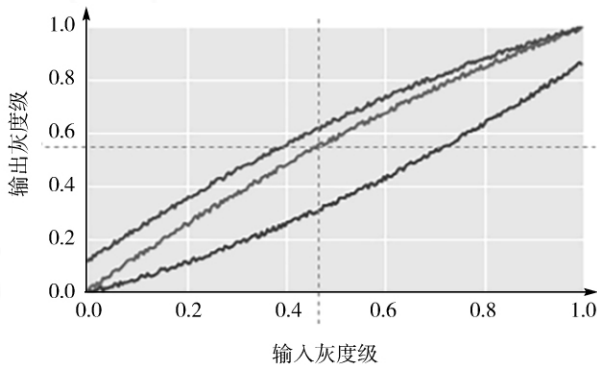


图 3 随机增强的颜色变换曲线

### 3.3 算法流程

**算法 1** ACNN 网络自动颜色校正训练过程的算法流程

注释:  $\theta$ , ACNN 模型参数;  $g_\theta$ , 对  $\theta$  的梯度;  $h(\cdot)$ , 预测颜色分布;  $r$ , 参考颜色分布;  $L_w(\cdot, \cdot)$ , 损失函数。

所需的常数:  $\alpha$ , 学习速率;  $m$ , 每批样本量。

要求初始值:  $\theta_0$ , 初始参数。

1. while(  $\theta$  未收敛) do
2. 采样输入数据  $\{x^{(i)}\}_{i=1}^m \sim P_{in}$
3. 采样参考数据  $\{y^{(i)}\}_{i=1}^m \sim P_{ref}$
4. 对输入数据  $\{x^{(i)}\}_{i=1}^m$  进行随机增强
5.  $g_\theta \leftarrow \nabla_\theta \left[ \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m L_w(h(x_i), y_i) \right]$
6.  $\theta \leftarrow \theta - \alpha \cdot \text{SGD}(\theta, g_\theta)$
7. end while

## 4 实验结果

利用 Tensorflow 深度学习框架,输入 20000 幅 GF-1 号遥感图像和对应的 GF-2 号参考颜色分布对 ACCN 模型进行训练,获得 R,G,B 通道各自的灰度值概率分布。经过多次参数微调,得到最优的网络校正模型。

ACCN 模型训练完成后,输入测试样本,测试数据集共有 5000 幅大小  $224 \times 224$  的 GF-1 图像,直接输出预测的颜色直方图分布(见图 4)。直方图是输入图像的颜色分布,实线是模型预测输出的颜色分布,虚线为真值即参考图像的颜色分布。可以看出,模型在 R,G,B 这 3 个通道上都能实现很好的预测,输出的颜色分布曲线与参考的颜色分布曲线高度吻合。图 4 中,横坐标表示灰度值,纵坐标表示概率质量,直方图表示输入切片颜色分布,实线表示模型预测的颜色分布,虚线表示参考图像颜色分布。

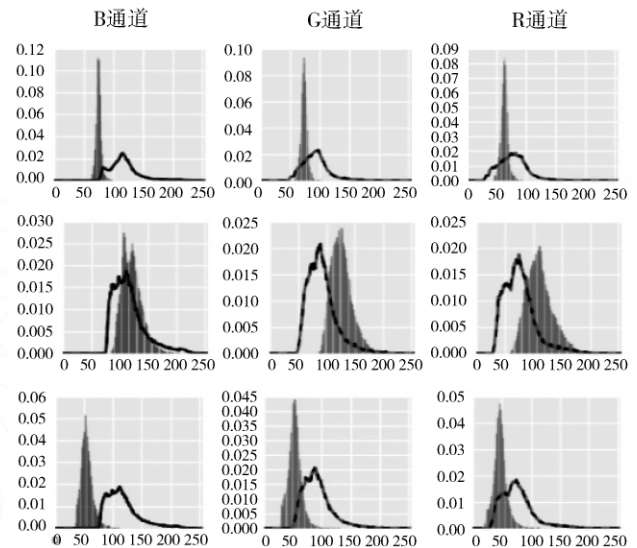


图 4 GF-1 匹配 GF-2 遥感图像 R,G,B 通道上颜色分布的结果

表 2 从均方根误差和峰值信噪比方面定量分析了测试数据集的实验结果。均方根误差是用来衡量观测值同真值之间的偏差。峰值信噪比 (PSNR) 用来衡量图像处理后的失真情况,它是原图像与被处理图像之间的均方误差相对于  $(2^n - 1)^2$  的对数值,单位是 dB。PSNR 值越大,图像失真就越小。

从表2中可以看出,与输入相比,输出图像的每个颜色通道的均值更接近真值,输出图像的均方根误差也有所减小,说明与真值之间的颜色偏差得到缓解。输出图像的峰值信噪比变大,说明图像的颜色差别变弱,失真现象有所改善。

表2 R,G,B 通道结果分析

通道	图像	均方根误差	峰值信噪比/dB
R	输入	0.451	20.956
	输出	0.269	27.626
	参考	——	——
G	输入	0.454	20.740
	输出	0.263	27.708
	真值	——	——
B	输入	0.451	20.469
	输出	0.266	27.993
	真值	——	——

图5给出了校正前与校正后的图像对比,同时给出直方图匹配法和自动颜色校正软件(使用 Photo-EQ10.0)的校正结果。为了更直观地体现 ACCN 模型的有效性,选取多幅同一场景下校正结果。这里参考图像仅用于结果对比,在 ACCN 模型的实际应用中并不需要参考图像,而直方图匹配法必须有参考图像,这也是两者最本质的区别。在自动颜色校正软件中使用批处理,固定实验参数,设置为符合图5中第一幅输入图像的参数。

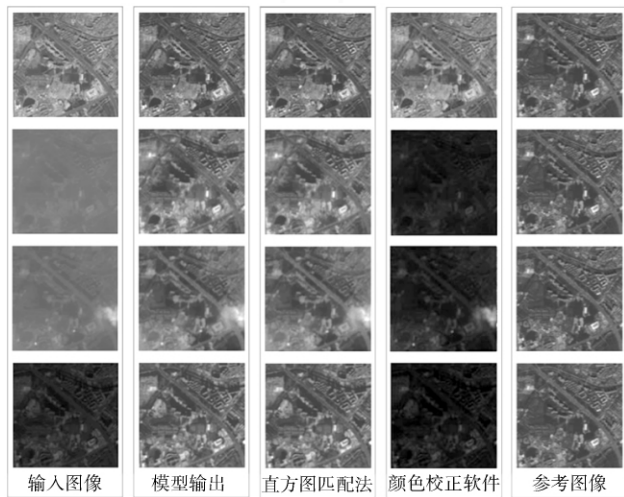


图5 ACCN 网络模型色彩校正结果

从图5可以看出,ACCN 模型与直方图匹配的实验结果基本一致,再一次验证了该模型预测的颜色分布直方图与参考的颜色分布直方图高度相似,所以 ACCN 模型可以达到与有参考图像接近的颜色校正精度。在自动颜色校正软件批处理过程中,由于每幅图像失真情况不一样,固定校正的参数设置,只有第一幅得到了较好的输出,其他结果比较糟糕。所以目前的自动颜色校正软件还不适合自动化批量处理图像。ACCN 模型输出图像与参考图像相比,色调一

致;与输入图像相比,色彩鲜明,地物清晰可辨。

实验中,尺寸为  $224 \times 224 \times 3$  的 512 张图像切片在单个 NVIDIA® GeForce® GTX 1080 图形处理单元上的处理时间为 0.408 s,单张切片的处理时间为 0.8 ms,因此该模型可以实时处理  $2000 \times 2000$  大小的图像,非常适合大规模自动化批量校正遥感图像。

模型预测直方图与参考图像的直方图符合良好,故两者所得校正图像也高度相似。在没有参考图像的条件下,该算法可以达到与有参考图像接近的颜色校正精度,既不需配准、分割等预处理,也不需手动指定参数,非常适用于遥感图像的全自动颜色校正。

## 5 结束语

本文提出的 ACCN 模型完全由数据驱动,能够利用输入待纠正影像中包含的图像纹理、地物类型等,自动预测其理想颜色分布,实现大批量遥感影像的自动颜色校正。训练和预测阶段不需要图像配准或分割,大大减少了该方法的运算量。

实验结果表明,该方法可以处理不同来源、不同分辨率和不同大气条件下的遥感图像。在计算速度和内存消耗方面具有较高的效率,因此在大规模遥感数据集实时处理中具有可观的应用前景。

## 参考文献:

- [1] 蔡丽娜. 多光谱遥感影像近自然彩色模拟的研究[D]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2005.
- [2] 王冬. 卫星遥感图像色彩信号失真纠正及真彩色合成研究[D]. 长春: 东北师范大学, 2006.
- [3] 张伟, 郑旭霞. 基于植被指数的多光谱影像真彩色合成方法[J]. 测绘与空间地理信息, 2010, 33(6): 110-113.
- [4] Mcfeeters S K. The use of normalized difference water index (NDWI) in the delineation of open water features[J]. International Journal of Remote Sensing, 1996, 17(7): 1425-1432.
- [5] Knudsen T. "True" Colour Presentation of Suburban Areas from Colour-infrared Aerial Photos[M]. Denmark National Survey and Cadastre, 2003.
- [6] Knudsen T. Technical note: Pseudo natural colour aerial imagery for urban and suburban mapping[J]. International Journal of Remote Sensing, 2005, 26(12): 2689-2698.
- [7] 游晶, 刘晓, 易维宁, 等. 一种处理多光谱彩色合成图像的白平衡法[J]. 大气与环境光学学报, 2012, 7(4): 282-290.
- [8] 孙家波, 杨建宇, 张超, 等. 应用“资源一号”02C 卫星数据的模拟真彩色技术[J]. 国土资源遥感, 2013, 25(4): 33-39.
- [9] Reinhard E, Ashikhmin M, Gooch B, et al. Color transfer between images[J]. IEEE Computer Graphics and Applications, 2001, 21(5): 34-41.

(下转第121页)

通过测试比较分析可以看出: WiFi 无线通讯结合部分有线网络的控制系统在通讯距离、响应时间、数据传输可靠性及抗干扰能力、无线信号覆盖范围、可扩展性等综合性能上有着非常大的优势。

## 5 结束语

本系统利用 PLC 可靠性好<sup>[18]</sup>、编程灵活、控制<sup>[19]</sup>精度高并且抗干扰能力强等特点,同时结合无线局域网布线方便、节约成本、可靠性高、易于维护等优点,实现了对机械元件表面打磨喷涂的生产线无线自动控制<sup>[20]</sup>。经过仿真和现场调试后,达到了系统的设计要求。与传统的喷涂流水线相比,无线组网的引入不仅省去了布线的大工作量,节约了成本,而且更加便于以后节点设备的扩展和维护。同时有效改善了机械元件喷涂过程中由于环境恶劣带来的危害,降低了工人的劳动强度,大大提高了工作效率,满足了机械元件喷涂流水线自动化大批量生产的需求。

### 参考文献:

- [1] 尤文强,李旭光. 涂装烘干 PLC 自动控制系统的應用与设计[J]. 华北科技学院学报, 2007,4(3): 65-67.
- [2] 王德学. 铆焊车间的无线网络技术应用[J]. 黑龙江科学, 2016,7(18): 36-37.
- [3] 刘浩. 车间无线局域网组建及抗干扰研究[J]. 信息安全与技术, 2014,5(2): 87-92.
- [4] 张建蓉,钱雄伟. 基于 PLC 及触摸屏的涂装前处理线控制[J]. 工业控制计算机, 2009,22(2): 91-92.
- [5] 段波,李波,江云,等. 基于 PLC 的工厂生产流水线控制系统的开发[J]. 科学技术与工程, 2010,10(6): 1569-1572.
- [6] 曹伟,陈新蕾. 基于无线网络的楼宇温控系统的研究[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2008,13(2): 86-89.
- [7] Cetinceviz Y, Bayindir R. Design and implementation of an Internet based effective controlling and monitoring system with wireless fieldbus communications technologies for process automation: An experimental study [J]. ISA Transactions, 2012,51(3): 461-470.
- [8] 董金波,李春华. 基于 PLC 与触摸屏的煤矿瓦斯控制系统的研究[J]. 科学技术与工程, 2011,11(11): 2566-2568.
- [9] 李青虹,吴龙. 基于 PLC 的注塑机液压系统的控制设计[J]. 南通大学学报(自然科学版), 2011,10(4): 22-25.
- [10] 刘玉娟. PLC 工业生产流水线模型控制系统设计[J]. 科技情报开发与经济, 2012,22(2): 127-129.
- [11] 吴剑锋. 基于 HMI 的数控精密内锥面磨床控制系统设计[J]. 河南科技, 2013(1): 80-81.
- [12] 许智榜. 基于 FX<sub>2N</sub> 的泡塑机 PLC 控制系统设计[J]. 江汉大学学报(自然科学版), 2014,42(4): 35-39.
- [13] 施敏芳. 可编程控制器在生产流水线控制系统中的应用[J]. 华侨大学学报(自然科学版), 1995,16(3): 300-307.
- [14] 王泽师. 某药厂组态控制设计[J]. 科技信息, 2011(9): 499-500.
- [15] 王森,刘治满,王凯. 汽车发动机多模式自动生产输送线控制系统的研发[J]. 科技资讯, 2014,12(13): 1-3.
- [16] 赵媛. 基于 PLC 温室环境智能控制系统的设计[J]. 计算机与现代化, 2016(4): 123-126.
- [17] 左小峰,姜平,周根荣,等. 基于 GSM 技术的 LED 显示屏无线数据传输接口设计[J]. 南通大学学报(自然科学版), 2011,10(1): 20-23.
- [18] 沈小威,孙东明,张新鹏. WINCC 环境下预压机 PLC 控制系统的设计研究[J]. 河南科学, 2011,29(11): 1350-1352.
- [19] 孟莎莎. 基于 PLC 的灌溉施肥控制系统的设计与实现[J]. 计算机与现代化, 2015(7): 120-122.
- [20] 周镇雄,徐玉娇. 全自动六线同步灌装控制系统设计[J]. 北华大学学报(自然科学版), 2012,13(5): 604-607.
- [21] 祝建行,张钦峰,祝洪敏. 生产车间无线局域网应用研究[J]. 山东工业技术, 2016(17): 104.
- [10] Mohamed A A, Francois P, Anil K. Reflection detection in image sequences [C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2011:1-12.
- [11] Reinhard E, Pouli T. Colour spaces for colour transfer [M]// Computational Color Imaging. 2011:1-15.
- [12] Swain M J, Ballard D H. Color indexing [J]. International Journal of Computer Vision, 1991,7(1): 11-32.
- [13] Dong Chao, Loy C C, He Kaiming, et al. Learning a deep convolutional network for image super-resolution [C]// European Conference on Computer Vision. 2014:184-199.
- [14] Bianco S, Cusano C, Schettini R. Color constancy using cnns [C]// Proceedings of 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). 2015:81-89.
- [15] Larsson G, Maire M, Shakhnarovich G. Learning representations for automatic colorization [C]// European Conference on Computer Vision. 2016:577-593.
- [16] Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [C]// International Conference on Learning Representations. 2015.
- [17] Chen L C, Papandreou G, Kokkinos I, et al. Semantic image segmentation with deep convolutional nets and fully connected CRFs [C/OL]. <http://arxiv.org/pdf/1412.7062.pdf>, 2016-04-10.
- [18] Hariharan B, Arbelaez P, Girshick R, et al. Hypercolumns for object segmentation and fine-grained localization [C]// Proceedings of 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2015:447-456.

(上接第32页)