

引用格式:陈威. 机器视觉系统超分辨率图像准确识别方法研究[J]. 微电子学与计算机, 2019, 36(6):105-108. [CHEN W. Research on the method of super-resolution image recognition in machine vision system[J]. Microeletronics & Computer, 2019, 36(6): 105-108..]

机器视觉系统超分辨率图像准确识别方法研究

陈 威

(华侨大学 计算机科学与技术学院, 福建 厦门 361021)

摘 要: 为了能够准确识别超分辨率图像,提出了一种基于图像重构的神经网络图像识别方法. 这种超分辨率图像识别方法采用 Gamma 方法去除机器视觉系统超分辨率图像中的无用信息,根据超分辨率图像的阈值对图像进行分割,并提取超分辨率图像的特征,重构分割后的超分辨率图像,利用 Hopfield 神经网络实现对机器视觉系统超分辨率图像的识别. 仿真实验结果证明,所提方法能够对机器视觉系统超分辨率图像进行准确识别,并且识别效率高、速度快.

关键词: 机器视觉系统;超分辨率;图像识别

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000—7180(2019)06—0105—04

Research on the method of super-resolution image recognition in machine vision system

CHEN Wei

(College of Computer Science & Technology, Huaqiao University, Xiamen 361021, China)

Abstract: In order to accurately identify super-resolution images, a neural network image recognition method based on image reconstruction is proposed. This super-resolution image recognition method uses Gamma method to remove the useless information in the super-resolution image of the machine vision system. The image is segmented according to the threshold of the super-resolution image, and the features of the super-resolution image are extracted, and the segmented image is reconstructed. Super-resolution image, using the Hopfield neural network to realize the super-resolution image recognition of machine vision system. The simulation experiment results show that the proposed method can accurately recognize the super-resolution image of the machine vision system, and the recognition efficiency is high and the speed is high.

Key words: machine vision system; super resolution; image identification

1 引言

机器视觉系统是计算机技术的使用领域之一,适用于一些危险的工作场合及人眼不能满足要求的场合.

文献[1]提出了一种基于颜色矩的典型草原牧草特征提取的超分辨率图像识别方法,这种超分辨

率图像识别方法的图像识别速度快,但是图像识别的有效程度低,在图像特征提取时会将无用的图像信息提取出来,图像识别效果不好. 文献[2]提出了一种基于多通道卷积神经网络的超分辨率图像识别方法,这种超分辨率图像识别方法的图像识别速度慢,有效率低,图像识别效果不好. 文献[3]提出一种基于多邻域信息的监控图像超分辨率算法. 文献[2]

[3]超分辨率图像识别方法图像识别速度慢,识别效率一般,图像识别效果不好.

针对上述的超分辨率图像识别方法所存在的问题,提出一种基于图像重构的神经网络图像识别方法,这种方法可以高效、快速的对机器视觉系统超分辨率图像进行识别.

2 机器视觉系统超分辨率图像准确识别方法

机器视觉系统对超分辨率图像进行识别时,采用 Gamma 方法去除机器视觉系统超分辨率图像中的无用信息,根据超分辨率图像的阈值对图像进行分割,并提取超分辨率图像的特征,重构分割后的超分辨率图像,利用基于 Hopfield 神经网络的图像识别方法实现对机器视觉系统超分辨率图像的识别.

2.1 基于 Gamma 方法的机器视觉图像改正方法

采用 Gamma 方法对超分辨率图像质量进行修正时,通常都是在固定 Gamma 数值的情况下进行的,这时超分辨率图像不能自适应光照变化,需要建立一种超分辨率图像像素与 Gamma 数值之间的非线性关系,对超分辨率图像中的每个像素值之间的数值进行矫正,超分辨率图像的 Gamma 值与像素之间的非线性关系如下:

$$\gamma(x) = 1 + a \cos(\varphi(x)) \quad (1)$$

$$\varphi(x) = \begin{cases} \pi x / 2x_0, & x \in [0, x_0] \\ \pi / 2, & x \in [x_0, x_1] \\ \pi - \pi(255 - x) / 2(255 - x_1), & x \in [x_1, 255] \end{cases} \quad (2)$$

式中, $a = 0.5$. 然后像素值修正为:

$$x_c = 255 \cdot (x/255)1/\gamma(x) \quad (3)$$

式中, x 表示超分辨率图像灰度图的像素值. 较于超分辨率彩色图像而言, x 包含了 R、G、B 三个彩色分量, 从而对图像的三种颜色分别进行校正^[4].

2.2 超分辨率图像的重构

将经过上述处理的机器视觉系统超分辨率图像, 采用最佳阈值的图像分割方法将超分辨率图像中的物体和背景进行分离. 超分辨率图像中的最小灰度值用 Z_1 表示和最大灰度值用 Z_m 表示, 超分辨率图像阈值的初值表现形式如下:

$$T^0 = \frac{Z_1 + Z_M}{2} \quad (4)$$

根据阈值 T^k 将超分辨率图像分割成目标和背景两部分, 对超分辨率图像两部分的平均灰度值 Z_0 和 Z_B 进行计算:

$$Z_0 = \frac{\sum_{Z(i,j) < Z^k} Z(i,j) \times N(i,j)}{\sum_{Z(i,j) < Z^k} N(i,j)} \quad (5)$$

$$Z_B = \frac{\sum_{Z(i,j) > Z^k} Z(i,j) \times N(i,j)}{\sum_{Z(i,j) > Z^k} N(i,j)} \quad (6)$$

式(5)和式(6)中, $Z(i,j)$ 表示超分辨率图像中 (i,j) 像素点的灰度值; $N(i,j)$ 表示超分辨率图像中 (i,j) 像素点的权重系数, 这时 $K = 0$, $N(i,j) = 1$, 新的超分辨率图像阈值为:

$$T^{k+1} = \frac{Z_0 + Z_B}{2} \quad (7)$$

当阈值 $T^k = T^{k+1}$ 时迭代结束, 采用 T^k 对超分辨率图像进行分割^[5], 将分割后的超分辨率图像赋值给 $x''_i, x''_{j'} \in x_c, i' = 1, 2, 3, \dots, n'$, 其中 n' 表示分割的超分辨率图像的数量.

超分辨率图像在分割完成后, 利用 PCA 特征提取方法提取超分辨率图像的特征. PCA 特征提取是在二阶统计量的基础上进行的. 假设修正后的超分辨率图像是一幅 $x_c: m \times n$ 维的机器视觉系统超分辨率图像, 将超分辨率图像中的每一个列进行连接, 构成了一个 $D = m \times n$ 维的列向量, 其中 D 表示机器视觉系统超分辨率图像的空间维数^[6]. 假设 M 是分割后的超分辨率图像中的样本数目, $X_{j'}$ 表示第 j' 幅超分辨率图像的图像向量, 超分辨率图像协方差矩阵的表现形式如下:

$$S = \sum_{j'=1}^M (X_{j'} - \mu)(X_{j'} - \mu) \quad (8)$$

式中, μ 表示机器视觉系统超分辨率图像训练样本的平均向量, 即:

$$\mu = \frac{1}{M} \sum_{j'=1}^M X_{j'} \quad (9)$$

设 $\lambda_r (i'' = 1, 2, \dots, r)$ 为超分辨率图像的协方差矩阵 S_r 的第 i'' 个不为零的特征值, 将超分辨率图像的特征值按 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_r > 0$ 进行排列, λ_r 特征值对应的特征向量用 U_r 表示. 这种情况下, 每一幅超分辨率图像都可以投影到由 $U_1, U_2, \dots, U_r$ 所构成的子空间中. 为了减少超分辨率图像的维数, 仅选取超分辨率图像的特征值中前 m 个特征向量:

$$\sum_{i'=1}^m \lambda_{i'} / \sum_{i'=1}^r \lambda_{i'} \geq \partial \quad (10)$$

一般情况下, ∂ 的取值范围是在 90% ~ 99% 之间, $U = (U_1, U_2, \dots, U_m)$ 表示超分辨率图像想要的特征子空间, 也就是机器视觉系统超分辨率图

像的基图像。PCA 特征获取方法的一个重要属性就是可以利用超分辨率图像的基图像对每一个分割图像进行重构,并且重构后的超分辨率图像的平方根误差是最小的^[7]。重构后的超分辨率图像平方根误差的计算方法如下:

$$\begin{aligned}\hat{X} &= Ua' + \mu, a = UX_i', \\ S' &= \sum \|X_i' - \hat{X}\|^2\end{aligned}\quad (11)$$

式中, S' 表示重构的超分辨率图像的平方根误差; X_i' 表示第 i'' 幅超分辨率图像形成的图像向量, $\hat{X}$ 表示重构后的超分辨率图像。

将上述所有重构的分割图像进行拼接,使超分辨率图像重新变得完整,拼接后的图像为:

$$L = \sum_{i'=1}^{\hat{X}} X_i', n' = 1, 2, 3, \dots, n' \quad (12)$$

式中, L 表示拼接完成的重构分割图像; n' 表示超分辨率图像的分割数量。

2.3 基于 Hopfield 神经网络的图像识别

将上述拼接完成的超分辨率图像作为超分辨率图像的识别样本,假设在网络中随机给机器视觉系统超分辨率图像的各神经元赋予一个在区间 $[0.45, 0.55]$ 上的初值。

当前超分辨率图像的能量函数如下:

$$\begin{aligned}L &\in [0.45, 0.55] \\ E &= - \sum_{i''} \sum_{j''} (k''_1 G''_{1_{i''j''}} + k''_2 G''_{2_{i''j''}} + k''_3 P_{i''j''})\end{aligned}\quad (13)$$

式中, k''_1, k''_2, k''_3 表示超分辨率图像的加权求和的权值; $G''_{1_{i''j''}}, G''_{2_{i''j''}}$ 表示超分辨率图像中的目标函数的输出; $P_{i''j''}$ 表示超分辨率图像的比例约束神经元的输出。

机器视觉系统超分辨率图像在进行图像识别时,引入了 2 个目标函数,其中一个目标函数将超分辨率图像的神经元输出结果进行增大;另一个目标函数将超分辨率图像的神经元输出结果进行减小,如果连续 6 个超分辨率图像像素的平均输出结果大于 0.5 时,第一个目标函数将中心神经元的输出增大,使之趋近于 1,第二个目标函数将中心神经元的输出减小,使之趋近于 0。两个针对于神经元输出的目标函数如下:

$$\begin{aligned}dG''_{1_{i''j''}}/dv_{i''j''} &= 1/2(1 + \tanh((1/6) \\ &\sum_{\substack{k''=i''-1 \\ k'' \neq i''}}^{i''} \sum_{\substack{l'=j''-1 \\ l' \neq j''}}^{j''} vk''l - 0.5)\lambda')(v_{i''j''})\end{aligned}\quad (14)$$

$$\begin{aligned}dG''_{2_{i''j''}}/dv_{i''j''} &= 1/2(1 + (-\tanh((1/6) \\ &\sum_{\substack{k''=i''-1 \\ k'' \neq i''}}^{i''} \sum_{\substack{l'=j''-1 \\ l' \neq j''}}^{j''} vk''l)\lambda')(v_{i''j''})\end{aligned}\quad (15)$$

式(14)和式(15)中, λ' 用于控制超分辨率图像函数的幅值情况, $\tanh$ 用于控制超分辨率图像邻近像素神经元, $v_{i''j''}$ 函数用于控制超分辨率图像负梯度输出的幅度。

超分辨率图像的神经元平均输出在大于 0.5 时, $\tanh$ 函数的取值将趋近于 0, 超分辨率图像的神经元平均输出小于 0.5 时, $\tanh$ 函数的取值将趋近于 1。超分辨率图像神经元的输出结果决定了整体梯度输出的幅度。当超分辨率图像的梯度值为正时,超分辨率图像的能量函数将减小。

当满足式(16)时,超分辨率图像的能量函数等于零, $G''_{1_{i''j''}} + G''_{2_{i''j''}} = 0$, 这时超分辨率图像的神经元输出结果将趋近于 0 或 1, 并生成了一幅二值图像^[10], 这个图像就是最后识别出来的机器视觉系统超分辨率图像, 超分辨率图像能量函数为零时的判别公式为:

$$\begin{aligned}\frac{1}{6} \sum_{\substack{k''=i''-1 \\ k'' \neq i''}}^{i''} \sum_{\substack{l'=j''-1 \\ l' \neq j''}}^{j''} vk''l &> 0.5 \parallel v_{i''j''} = 0 \\ \&\frac{1}{6} \sum_{\substack{k''=i''-1 \\ k'' \neq i''}}^{i''} \sum_{\substack{l'=j''-1 \\ l' \neq j''}}^{j''} vk''l &< 0.5\end{aligned}\quad (16)$$

综上所述, 2.1 节完成了对超分辨率图像中无用信息的删除工作, 2.2 节完成了对超分辨率图像的分割和特征的获取, 2.3 节实现了对机器视觉系统超分辨率图像的准确识别。

4 实验设计与结果分析

为了检验所提方法的图像识别性能, 实验中将提出的基于图像重构的神经网络图像识别方法、文献[1]方法、文献[2]方法和文献[3]方法的图像识别效果分别进行了对比。

现今针对机器视觉系统超分辨率图像的图像识别方法有两种: 一种是主观的超分辨率图像识别方法, 直接利用人眼对超分辨率图像进行识别; 另一种是客观的超分辨率图像识别方法。

客观的超分辨率图像识别实验中采用标准差和信息熵, CNI 和 CCI 来定量评价所提方法的超分辨率图像识别效果。图像的标准差反映了像素点的离散程度。信息熵表示图像的平均信息量, CNI 表示

图像识别前后的色彩自然度指标,CCI 表示图像识别前后的色彩丰富度评价指标,其中超分辨率图像识别指标标准差、信息熵、CNI 和 CCI 都用常数表示,并且他们的取值都是越大越好.超分辨率图像识别前后的标准差和信息熵,CNI 和 CCI 分别如表 1 和表 2 所示.

由表 1 和表 2 可以看出,所提方法对编号 1 的样本进行图像识别时标准差、信息熵、CNI 和 CCI 分别由 21.823、4.124、0.459 和 85.924 变成了 55.952、5.230、0.566 和 157.531;所提方法对编号 3 的样本进行图像识别时标准差、信息熵、CNI 和 CCI 分别由 19.016、3.524、0.387 和 65.220 变成了 43.779、4.867、0.498 和 130.653.采用基于图像重构的神经网络图像识别方法对超分辨率图像进行图像识别时,识别后的图像更清晰,更满足于当前工作的需要.

表 1 超分辨率图像识别前后的标准差和信息熵

编号	标准差		信息熵	
	识别前	识别后	识别前	识别后
1	21.823	55.952	4.124	5.230
2	23.579	53.284	3.711	4.910
3	19.016	43.779	3.524	4.867
4	10.347	23.896	3.454	4.817

表 2 超分辨率图像识别前后的 CNI 和 CCI

编号	标准差		信息熵	
	识别前	识别后	识别前	识别后
1	0.459	0.566	85.924	157.531
2	0.545	0.654	100.288	173.256
3	0.387	0.498	65.220	130.653
4	0.422	0.534	82.103	150.310

由图 1 可知,超分辨率图像的识别效率在 100%的情况下,所提方法的图像识别时间是四种方法中用时最短的,文献[1]方法的图像识别时间是四种方法中用时最长的,所提方法的图像识别时间为 7 s 左右,文献[1]方法的图像识别时间为 46 s 左右,文献[2]方法的图像识别时间为 21 s 左右,文献[3]方法的图像识别时间为 35 s 左右.

总体来说,通过实验可知,所提方法可以实现对机器视觉系统超分辨率图像的准确识别,并且识别效率高,能在很短的时间内进行.

5 结束语

本次研究的题目是机器视觉系统超分辨率图像准确识别方法,研究过程中分别采用了 4 种图像识别方法,将它们的使用结果进行对比,所提方法是完

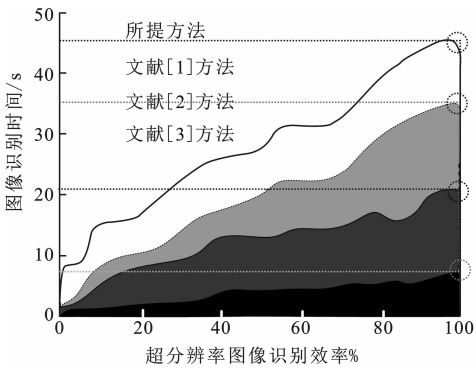


图 1 超分辨率图像识别时间对比图

成效率最高且速度最快的一种超分辨率图像识别方法,该方法采用 Gamma 方法对超分辨率图像中的噪声进行过滤,利用超分辨率图像的阈值分割图像,分割后对超分辨率图像的特征进行提取,重构超分辨率图像,通过 Hopfield 神经网络对超分辨率图像进行识别,从而实现了机器视觉系统超分辨率图像的准确识别.

参考文献:

[1] 韩丁,武佩,张强,等. 基于颜色矩的典型草原牧草特征提取与图像识别[J]. 农业工程学报, 2016, 32 (23):168-175.

[2] 易超人,邓燕妮. 多通道卷积神经网络图像识别方法[J]. 河南科技大学学报:自然科学版, 2017, 38(3): 41-44.

[3] 李云峰,李晟阳,韩茜茜. 基于多邻域信息的监控图像超分辨率算法[J]. 计算机工程, 2016, 42(6): 261-264.

[4] 杨炜,巩建强,魏朗. 融合多元特征信息的前方车辆图像识别[J]. 长安大学学报:自然科学版, 2016, 36 (4):79-85.

[5] 黄风山,秦亚敏,任玉松. 成捆圆钢机器人贴标系统图像识别方法[J]. 光电工程, 2016, 43(12):168-174.

[6] 李睿,刘同飞. 卫星图像传输跟踪优化识别方法仿真研究[J]. 计算机仿真, 2017, 34(9):30-33.

[7] 刘丽丽. 车牌识别中的图像分割技术研究[J]. 科技通报, 2017, 33(4):125-129.

[8] 周海鹏,王芳,田建艳. 基于 HSV 颜色特征的多目标视频检测与跟踪算法[J]. 科学技术与工程, 2017, 17 (20):184-188.

作者简介:

陈 威 男,(1978-),硕士,实验师.研究方向为机器视觉和模式识别. E-mail:chenys@hqu.edu.cn.