

doi: 10.16104/j.issn.1673-1891.2023.02.013

基于多稳态特性与灰度差异熵的图像背景 Python 扩充方法

汤 恒

(芜湖职业技术学院信息与人工智能学院, 安徽 芜湖 241006)

摘要: 图像应用范围逐渐扩大, 相关技术发展迅速, 其发展的主要支撑是大规模的图像数据集合。现有公开资源以图像目标数据集合为主, 而背景数据集合较少, 并且内部数据体量较小, 制约了图像相关技术的发展与应用, 故提出基于多稳态特性与灰度差异熵的图像背景数据 Python 扩充方法。基于图像背景与目标的灰度熵差异, 选取灰度熵阈值分割原始图像, 获取图像背景区域, 采用 k 近邻(k-Nearest Neighbor, KNN)算法深度挖掘背景数据, 应用多稳定特性构造混沌序列, 加密处理图像背景数据, 通过 Python 制定图像背景数据并行扩充程序, 执行制定程序即可实现图像背景数据的扩充。实验数据显示: 提出方法获得的图像背景区域分割效果更好, 图像背景数据扩充量最大值为 1 800 MB, 充分证实了提出方法应用性能更好。

关键词: 图像背景数据; 灰度差异熵; 数据挖掘; Python; 多稳态特性; 数据扩充

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-1891(2023)02-0081-05

Python Expansion of Image Background Based on Multi-Stability and Gray Difference Entropy

TANG Heng

(School of Information and Artificial Intelligence, Wuhu Institute of Technology, Wuhu, Anhui 241006, China)

Abstract: The application scope of image is gradually expanding, and related technologies are developing rapidly. The main support of its development is large-scale image data collection. The existing public resources are mainly image target data sets, while the background data sets are few, and the internal data volume is small, which restricts the development and application of image related technologies. Therefore, a Python expansion method of image background based on the characteristics of multi-stability and gray difference entropy is proposed. Based on the gray entropy difference between the image background and the target, the gray entropy threshold is selected to segment the original image; obtain the image background area; use the k-Nearest Neighbor (KNN) algorithm to deeply mine the background data; apply the multi-stability characteristics to construct chaotic sequences; encrypt and process the image background data; develop a parallel expansion program for image background data through Python; and implement the established program to achieve the expansion of image background data. Experimental data show that the proposed method achieves better image background region segmentation effect, and the maximum image background data expansion is 1 800 MB, which fully confirms that the proposed method has better application performance.

Keywords: image background data; gray difference entropy; data mining; Python; multi-stability; data expansion

0 引言

图像是人类认识自身与世界的主要基础, 是物体的客观反映^[1]。“图”指的是物体透射或反射光的分布情况, “像”指的是人类视觉接受图的印象。随着图像领域的不断发展及其升级, 图像应用范围逐渐广泛, 尤其是图像识别领域, 其需要大规模的数

据集合作为支撑, 而海量数据的采集与扩充是一个工作量极大的事情, 后续还需要对数据进行标注、处理与整合。现今, 网络充斥着各种图像的数据集合, 但是新兴图像数据集合很难在公开资源中找到, 能找到的数据集合内部数据完整性也呈现不足的状态, 极大地制约着新兴成像技术的发展与应用。

收稿日期: 2023-02-10

基金项目: 安徽省教育厅线上课程(原 MOOC)项目(2020mooc550)。

作者简介: 汤恒(1982—), 男, 安徽芜湖人, 讲师, 硕士, 主要研究方向: 图像识别、神经网络与卷积网络。

以往图像数据采集重点主要放在目标数据上,使得图像数据集中大部分都是目标数据,背景数据只占据很小一部分。随着科学技术的发展,图像背景数据应用范围也在不断地扩张,其重要性也得到了大幅度的提升^[2]。面对上述发展背景,已有图像数据集合无法满足图像识别需求,需要对图像背景数据进行扩充,有助于图像识别技术的升级与改革。就现有研究成果来看,已有数据扩充方法无法满足图像数据集合的发展需求,故提出基于多稳态特性与灰度差异熵的图像背景数据 Python 扩充方法研究。希望通过 Python 的引入及其应用,提升图像背景数据扩充的数量与效率,为图像识别领域提供更完整的数据集合支撑。

1 图像背景数据 Python 扩充方法研究

1.1 基于灰度差异熵的图像分割

图像主要由背景区域与目标区域构成,目标区域数据量足够,满足图像识别领域的发展需求。而背景区域数据量相对较少,是制约图像识别领域发展的主要原因之一。本研究采用背景区域与目标区域灰度熵的差异性,选取适当的灰度熵阈值,对图像进行精准地分割,获取图像背景区域,为后续图像背景数据挖掘奠定坚实的基础^[3]。

设置原始图像尺寸为 $m \times n$,灰度级数为 L ,灰度熵阈值能够将原始图像 $f(x, y)$ 精准划分为 2 部分:背景区域 F_B 和目标区域 F_T ^[4]。像素 (x, y) 属于某一区域的概率函数表达式如式(1)所示。

$$P(x, y) = \begin{cases} \frac{f(x, y)}{\sum_{(i,j) \in F_B} f(i, j)}, & (x, y) \in F_B \\ \frac{f(x, y)}{\sum_{(i,j) \in F_T} f(i, j)}, & (x, y) \in F_T \end{cases} \quad (1)$$

式中: $P(x, y)$ 表示 (x, y) 属于某一区域的概率数值; $f(x, y)$ 表示原始图像; $f(i, j)$ 表示区域图像。

依据式(1)输出结果计算图像背景区域与目标区域的灰度熵,表达式如式(2)所示。

$$\begin{cases} \delta_B(\tau) = \frac{1}{1 - \alpha^\circ} \ln \sum_{i=\tau+1}^{L-1} \beta_i \left(\frac{i}{\sum_{i'=\tau+1}^{L-1} i' \times \beta_{i'}} \right)^{\alpha^\circ} \\ \delta_T(\tau) = \frac{1}{1 - \alpha^\circ} \ln \sum_{i=0}^{\tau} \beta_i \left(\frac{i}{\sum_{i'=0}^{\tau} i' \times \beta_{i'}} \right)^{\alpha^\circ} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\delta_B(\tau)$ 和 $\delta_T(\tau)$ 分别表示图像背景区域和目标区域的灰度熵; τ 表示图像分割阈值; α° 表示辅助运算因子,决定图像分割阈值选取的准确度,取值范围为 $(0, 1)$; β_i 表示灰度级为 i 的像素数量;“ $'$ ”表示导数符号。

为了获取图像分割最佳灰度熵阈值,扩充图像背景数据,假设图像背景区域灰度熵 $\delta_B(\tau)$ 与目标区域灰度熵 $\delta_T(\tau)$ 的重要性与贡献度等,利用加权求和法对 $\delta_B(\tau)$ 和 $\delta_T(\tau)$ 进行等权重的加权求和处理,二者之和为图像总灰度熵,记为 $\delta(\tau)$ 。常规情况下,随着图像总灰度熵的增大,背景与目标区域的内部灰度逐渐趋于均匀^[5]。因此,为了获得灰度更加均匀的图像背景区域,图像分割最佳灰度熵阈值在总灰度熵最大处获得,表达式如式(3)所示。

$$\hat{\tau} = \underset{0 \leq \tau \leq L}{\operatorname{argmax}} \{ \delta(\tau) \} \quad (3)$$

式中: $\hat{\tau}$ 表示图像分割最佳灰度熵阈值。

依据式(3)计算结果分割处理原始图像,即可获得图像背景区域 F_B ,为后续研究的进行提供便利。

1.2 基于 Python 的图像背景数据挖掘

以上述图像分割结果——图像背景区域 F_B 为依据,应用 Python 深度挖掘图像背景数据,为背景数据扩充提供支撑。Python 是现今应用最为广泛的程序脚本语言之一,其与数据挖掘技术已经进行了有效的融合,成为不可分割的整体^[6]。传统数据挖掘技术虽然能够实现数据挖掘的目的,但整体效率较慢,无法满足现今图像数据的需求,而 Python 及其代码库能够为数据挖掘技术提供强大的科学运算能力,可以最大限度地提升数据挖掘效率,为背景数据挖掘提供更有效的手段支撑。

本研究采用 KNN 算法对图像背景数据进行挖掘,其是目前应用范围较为广泛的挖掘技术之一。以已有图像背景数据集合为基础,对于挖掘的新数据采用 k 邻近原则划分到数据集合中的某一类别中,完成背景数据的挖掘过程^[7]。

一般情况下, k 值过大或者过小均会导致新数据分类错误的现象发生。如图 1 所示,当 k 值选取不当时,待分类数据无法分配到正确类别中,并且已经分类好的数据类别也存在着些许误差,使得图像背景数据挖掘的深度较浅,无法满足图像识别领域发展的需求^[8]。

为了避免因 k 值选取不当导致新数据分类错误的现象发生,本研究通过多次试验测试获得最佳 k 值,以此为基础,达到背景数据深度挖掘的目的^[9]。

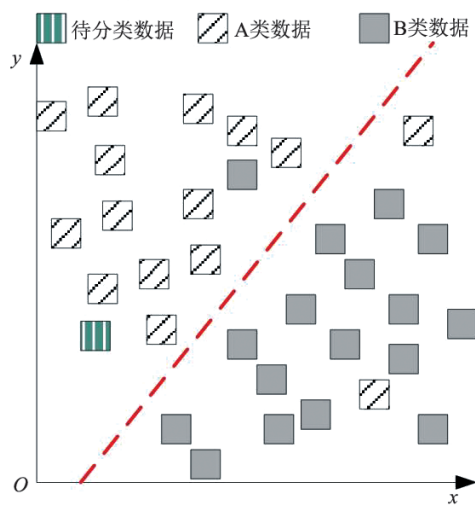


图 1 由于 k 值选择产生的误差示意图

通过测试获得 k 值与新数据分类准确度两者之间的关系如图 2 所示。

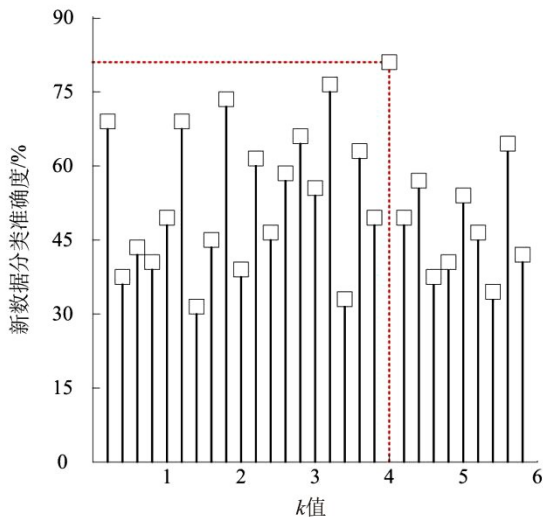


图 2 k 值与新数据分类准确度的关系示意图

如图 2 数据所示,当 k 取值为 4 时,新数据分类准确度达到最大值 81%。因此,确定最佳 k 值为 4。另外,应用曼哈顿距离衡量方式计算背景数据之间的距离,表达式如式(4)所示。

$$d_{ij} = |x_i - x_j| + |y_i - y_j| \quad (4)$$

式中: d_{ij} 表示第 i 个与第 j 个图像背景数据之间的曼哈顿距离; (x_i, y_i) 与 (x_j, y_j) 表示第 i 个与第 j 个背景数据对应的位置信息。

以式(4)计算结果为基础,制定背景数据归类规则,具体如式(5)所示。

$$\begin{cases} d_{ij} \leq k, \text{ 归于同一类别} \\ d_{ij} > k, \text{ 归于其他类别} \end{cases} \quad (5)$$

上述过程完成了图像背景数据的挖掘及其分类,为后续背景数据加密提供依据。

1.3 基于多稳态特性的图像背景数据加密

以上述挖掘的图像背景数据为基础,若是直接对其进行扩充处理,在背景数据传输过程中,容易出现数据丢失、错乱等现象,无法保障背景数据扩充的质量,故本研究基于多稳定特性对图像背景数据进行加密处理。

多稳态特性指参数相同背景下,混沌系统拥有的不同稳定运行状态,混沌运动呈现为多种轨迹共存的特殊形式,运行状态主要取决于混沌系统的初始数值^[10]。依据背景数据加密需求,本研究选取忆阻混沌系统作为加密工具,其多稳态特性如图 3 所示。

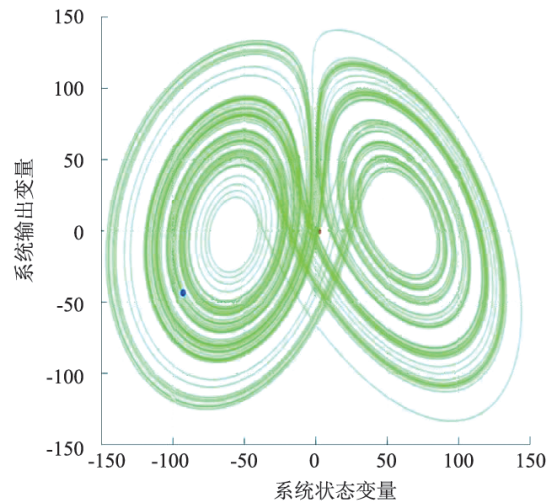


图 3 忆阻混沌系统多稳态特性示意图^[10]

以图 3 所示忆阻混沌系统多稳态特性为依据,构造伪随机序列发生器,设置序列长度为 N ,将混沌状态值 R , 转化为整数 G_i , 并添加正弦函数作为初始参数,以此来避免混沌退化效应的产生^[11]。伪随机序列发生器生成的混沌序列表达式如式(6)所示。

$$\begin{cases} \tilde{x} = Ay - \omega \\ \tilde{y} = -x + 5yz - 0.5z \\ \tilde{z} = B - y^2 - 1.5\omega y \\ \tilde{\omega} = x \end{cases} \quad (6)$$

式中: $[\tilde{x}, \tilde{y}, \tilde{z}, \tilde{\omega}]$ 表示混沌序列的元素; \tilde{x} 代表混沌序列中的随机数; \tilde{y} 代表混沌序列中的密钥序列; \tilde{z} 代表混沌序列中的随机扰动因子; $\tilde{\omega}$ 代表混沌序列中的随机变换参量; A 与 B 表示混沌系统控制参数,其具体数值需要根据实际情况确定。

以式(6)输出结果为依据,构造背景数据加密密钥,记为 $\zeta = [A \ B \ \tilde{x} \ \tilde{y} \ \tilde{z} \ \tilde{\omega}]$, 以此为基础,

对背景数据进行加密处理,加密后无法在背景中获得任何有效信息,解密后背景数据与原始数据保持一致,表明多稳定特性加密效果良好^[12]。由于研究篇幅的限制,不对背景数据加密前、后的实际情况进行过多阐述及其展示。

上述过程完成了图像背景数据的加密,为背景数据的传输安全与扩充质量提供了更好的保障。

1.4 图像背景数据 Python 并行扩充

以加密后图像背景数据为基础,应用 Python 制定图像背景数据并行扩充程序,执行制定程序即可实现背景数据的扩充,为图像识别领域发展提供参考^[13]。

图像背景数据 Python 并行扩充程序如图 4 所示。

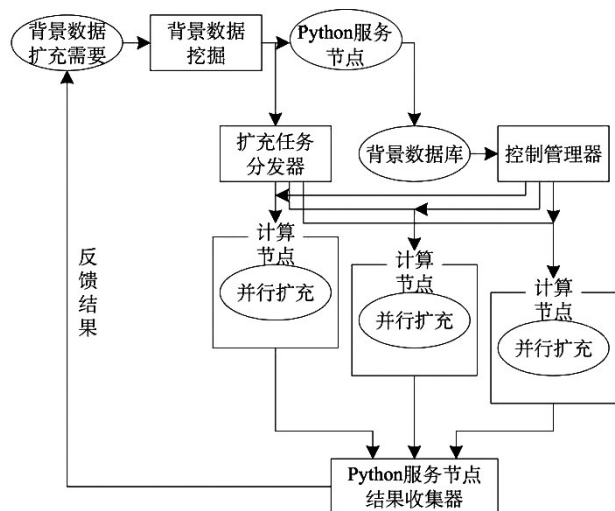


图 4 图像背景数据 Python 并行扩充程序图

在图 4 所示程序执行之前,需要对 Python 并行扩充任务分发系数进行计算,其决定着背景数据扩充程序的整体效率。Python 并行扩充任务分发系数计算公式如式(1)所示。

$$\Gamma = \frac{\kappa_0 \times Q_{total}}{\sum_{c=1}^M P_c} + \varepsilon_0 \quad (7)$$

式中: Γ 表示 Python 并行扩充任务分发系数; κ_0 表示分发系数确定辅助因子; Q_{total} 表示背景数据扩充任务总量; P_c 表示第 c 个 Python 服务节点的扩充能力; M 表示 Python 服务节点的总量; ε_0 表示误差项,其承担着调节 Python 并行扩充任务分发系数的作用。

将公式(7)计算结果代入至图 4 的扩充任务分发器中,执行制定程序,即可实现图像背景数据的 Python 扩充,为相关领域研究提供帮助。

2 验证实验与结果分析

2.1 实验准备阶段

准备阶段是保障实验能够顺利进行的关键环节。本研究在实验准备阶段主要对实验数据进行选取、分组与处理,获得最终实验数据如表 1 所示。

表 1 实验数据

实验组别编号	图像数量/幅	图像背景平均占比/%	背景数据数量/MB
1	150	23.12	1203
2	121	30.10	1325
3	162	29.45	1450
4	110	51.00	2014
5	108	45.17	2015
6	157	39.50	1900
7	149	45.61	1547
8	165	30.27	1302
9	178	36.95	1509
10	195	40.15	1024

如表 1 所示,每个实验组别的图像数量、图像背景平均占比与背景数据数量均存在着较大的差异性,符合提出方法应用性能测试需求。

在实验数据应用之前,对图像进行规范化处理,保障图像尺寸大小,灰度级范围的一致性,提升实验结论的准确性。规范化处理公式如式(8)所示。

$$\begin{cases} G(x, y) = \frac{g(x, y) - \mu_g}{\gamma^*} \\ \gamma^* = \max\left(\vartheta_0, \frac{1}{\sqrt{N_g}}\right) \end{cases} \quad (8)$$

式中: $g(x, y)$ 和 $G(x, y)$ 分别表示规范化处理前、后的图像; μ_g 表示图像均值; γ^* 表示规范化处理参量; ϑ_0 表示图像标准方差; N_g 表示图像像素的总数量。

依照式(8)对全部实验对象——原始图像进行处理,使全部图像尺寸一致,灰度级保持在特定范围内,为后续实验的顺利进行提供便利。

2.2 实验结果与分析

基于上述实验准备阶段的内容,进行图像背景数据扩充实验。为了凸显本文方法的应用性能,选取参考文献[14]的历史数据扩充方法作为对比方

法 1,选取参考文献[15]的隔离开关图像数据扩充方法对比方法 2,通过实验获得图像背景区域分割效果,结果如图 5 所示。

从图 5 可以看出,应用本文方法可以清晰地将目标区域与背景区域分割开,而对比方法 1 与对比



a. 本文方法



b. 对比方法 1



c. 对比方法 2

图 5 图像背景区域分割效果示意图

方法 2 的分割结果较差,目标区域中包含背景数据,背景区域中包含目标数据,表明本文方法的图像背景区域分割效果更好。

如图 6 数据所示,相较于 2 种对比方法来看,应用本文方法获得的图像背景数据扩充量更大,最大值为 1 800 MB。

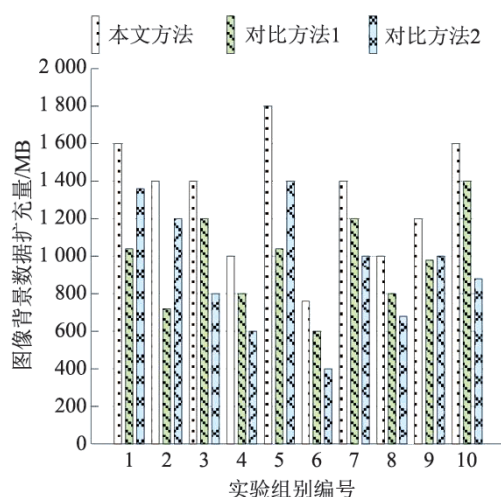


图 6 图像背景数据扩充量示意图

上述实验数据显示:与对比方法 1 与对比方法 2 相比较,应用本文方法获得的图像背景区域分割效果更好,图像背景数据扩充量更大,充分证实了本文方法背景数据扩充性能更好。

3 结语

随着各种成像技术的兴起与应用,图像应用范围逐渐扩大,相关研究也逐渐深入,这就对图像数据集提出了更高的要求。目前,图像目标数据集较为完整,而背景数据集相对较少,故提出基于多稳态特性与灰度差异熵的图像背景数据 Python 扩充方法。本文方法有效地提升了图像背景区域分割效果与图像背景数据扩充量,能够为图像相关研究提供支撑,为数据扩充研究提供一定的借鉴。

参考文献:

- [1] 孙国庆,侯忠生.相机抖动场景中数据驱动的背景图像更新算法[J].控制理论与应用,2022,39(5):933-940.
- [2] 黄世国,洪铭淋,张飞萍,等.基于 F3Net 显著性目标检测的蝴蝶图像前背景自动分割[J].昆虫学报,2021,64(5):611-617.
- [3] 杨宜,邓丽,段然,等.基于背景和变化稀疏性的瞬变源图像重建算法[J].北京航空航天大学学报,2020,46(5):915-924.
- [4] 赵强,王爱平,刘政怡.背景与前景融合的 RGB-D 图像显著性检测[J].计算机科学与探索,2020,14(7):1232-1242.
- [5] 苗锡奎,张岩峽,张恒伟,等.基于方向选择性机制的图像背景杂波建模方法[J].红外与激光工程,2022,51(6):481-491.
- [6] 吴天琦,肖文,李仁剑,等.基于时域迭代小波变换的单分子定位图像背景去噪[J].中国激光,2021,48(13):166-176.

(下转第 122 页)