



文献 CSTR:

32001.14.11-6035.csd.2024.0093.zh



文献 DOI:

10.11922/11-6035.csd.2024.0093.zh

数据 DOI:

10.57760/sciencedb.08289

文献分类: 信息科学

收稿日期: 2024-05-09

开放同评: 2024-05-16

录用日期: 2024-11-14

发表日期: 2025-04-28

* 论文通信作者

高定国: gdg@utibet.edu.cn

夏建军^{1,2}, 高定国^{1,2*}, 许松涛^{1,2}

1. 西藏大学信息科学技术学院, 拉萨 850000

2. 藏文信息技术创新人才培养示范基地, 拉萨 850000

摘要: 天珠作为一种稀有蚀花玛瑙珠, 因其具有不同寓意价值和复杂多样的图纹, 给天珠市场的广大爱好收藏者鉴别带来一定的挑战。然而, 随着深度学习的迅速发展, 天珠传统市场存在耗时耗力、识别率易受专家主观经验影响的人工分类鉴别方法不能有效满足市场需要。因此, 有必要构建一套天珠图像识别数据集, 探索一种基于深度学习的天珠自动识别方法, 对提升天珠识别准确率和工作效率至关重要。本数据集首先对藏区不同类别的天珠图像展开采集、分类和保存, 最终形成 22 类天珠, 原始图像数量为 5443 张, 每个类别的天珠图像为 203–305 张, 数据量大小约为 693.4 MB; 其次, 通过数据增广进行数据集扩充, 最终划分为 6:1:1 比例的训练集、验证集和测试集; 最后, 采用主流图像分类方法在原始天珠图像和数据增强后的天珠图像数据集上进行多次实验验证, 验证准确率高达 93.8%。构建的数据集可以有效满足目前深度学习分类识别模型的训练、验证和测试需要, 为研究天珠图像分类、图像分割、目标检测以及打造自动识别移动端平台提供必要的数据支撑。

关键词: 天珠; gZiBeads 数据集; 深度学习; 天珠图像; 自动识别

数据库(集)基本信息简介

数据库(集)名称	应用于深度学习识别的 gZiBeads 天珠图像数据集
数据通信作者	高定国 (gdg@utibet.edu.cn)
数据作者	夏建军、高定国、许松涛
数据时间范围	2023–2024年
地理区域	中国西藏、青海
数据量	693.4 MB
数据格式	*.JPG
数据服务系统网址	https://doi.org/10.57760/sciencedb.08289
基金项目	国家自然科学基金(62166038)。
数据库(集)组成	数据集共包括2个数据压缩文件。其中: (1) DataSet_TZ.zip 是人工拍摄和网络爬取采集预处理的原始数据, 数据量为5443张, 包括22个天珠类别的图像数据; (2) Aug_DataSet_TZ.zip 是在原始数据集进行数据增强操作后得到最终数据集, 数据量为8743张, 包括22个不同天珠类别的图像数据。

引言

天珠是一种蚀花玛瑙珠，主要分布于西藏、青海等藏族地区，也称为天降石。藏传古代的蚀花珠种类繁多，形状多以长珠、球珠、短珠和扁珠为主^[1]。天珠上的图纹形象丰富，如宝瓶、观音、金刚、龟甲和凤眼等图纹，不同的图纹天珠代表不同的寓意，也是有效区别天珠类别的主要特征^[2]。随着社会经济发展的不断推进、工艺技术的更新迭代以及人工智能技术的突破，面对市面上如雨后春笋般涌现的不同年代、材质、工艺的天珠，传统地依靠领域专家先验知识的人工鉴别天珠方式受限于鉴别人员的专业水准和主观判断，且需投入大量的时间、财力和精力，低效的人工鉴别在一定程度上延缓了天珠市场和相关领域研究的发展。

随着信息技术和数字化技术的飞速发展，极大地推进网络天珠图像数据的爆炸式增长，如何从海量图像数据中挖掘其图像内容并准确识别，成为图像分类识别及相关领域的一项备受关注的研究课题。计算机视觉技术的发展为天珠图像的智能识别提供了有效的解决思路，尤其，随着机器学习的发展，计算机视觉领域产生大量行之有效的研究成果^[3]。研究表明，数据和计算的提高有利于实现计算机视觉的识别能力与人类视觉鉴别能力相媲美。因此，有必要利用机器学习领域的深度学习技术探索一种准确、高效地天珠自动鉴别方法，简化传统人工鉴别天珠的过程，提升天珠业余爱好者和专业收藏者的工作效率，有效推进天珠领域学者的研究进程。

人工智能时代的到来，助推深度学习在计算机视觉领域取得突破性的发展，得益于海量的图像数据以及高性能算力的支撑，特别卷积神经网络（Convolutional Neural Network, CNN）^[4]和 Vision Transformer（ViT）^[5]的出现大力推进了图像分类、图像分割等研究方向的发展，为天珠自动鉴别提供了潜在的应用和研究价值。值得一提的是，天珠的种类繁多，分布以藏族地区为主，工艺、材料、制作年代和图纹的不同是天珠的识别的重难点，然而图纹是区分天珠类别的显著特征，有利于构建鲁棒的识别模型。目前针对天珠图纹进行的研究甚少，均以定性研究的角度出发对其进行图纹分类研究^[1-2]，且尚无针对深度学习模型构建研究的公开天珠图纹数据集。因此，本研究结合领域专家和参考著作，以图纹为主要特征进行采集一套涵盖 22 个类别的天珠图像数据集 gZiBeads 用于天珠自动识别模型的训练验证，为构建一种准确、快速有效的天珠自动识别模型和模型部署移动终端奠定基础，填补了采用深度学习方法进行天珠智能识别数据资源的空缺，可以从一定程度上缓解人工鉴别天珠图纹存在的低效、识别率低等问题，加快天珠分类识别领域研究和应用的发展。

1 数据采集和处理方法

1.1 数据采集

本天珠识别数据集借助网络抓取和人工手机拍摄两种方式按一定的比例进行采集，占比分别为 4:6。为确保图像采集的质量和有效性，参照深度学习的图像分类识别领域公开的 ImageNet^[6]、flower_photos^[7]等数据集规范。其中，人工手机拍摄利用 iPhone 13 智能手机以不同的角度、背景、尺寸大小、光亮暗程度等对天珠图纹进行拍摄；而网络爬取方式在不受时间、空间和地域的情况下，可以根据采集用户的需求进行快速搜索、准确高效地获取用户需求的数据资源，具体采用 Python 爬取框架 Scrapy，利用天珠名称或别名关键词在百度图库、谷歌图库、必应图库和天珠收藏网四大公开站点开展天珠图纹数据的收集，并在查阅参考天珠领域经典著作图谱^[8-10]基础上来确定所属图

纹类别。采集的天珠图纹图像基本保持类别的均衡性和多样性，以便为构建的天珠图纹自动识别模型的鲁棒性和泛化性提供支撑。通过两种方式采集形成涵盖八卦、宝瓶、财神、凤眼、观音、贵人、龟甲、虎牙、金刚杵、金线钩、龙眼、菩提、如意、日月星、水纹、万字、天地、药师、平安十字、莲花、莲花法器、闪电五眼天珠等 22 个类别的天珠图纹数据，共收集原始天珠图像数据集 5443 张，其具体类别名称、别名及对应图像数量等信息如下表 1 所示。

表 1 用于深度学习识别的 gZiBeads 原始天珠图像数据集

Table 1 The gZiBeads raw image dataset of dzi beads for deep learning recognition

序号	天珠名称	数量/张	别名
1	八卦天珠	205	太极八卦天珠
2	宝瓶天珠	270	永生瓶天珠、宝藏天珠
3	财神天珠	292	三眼天珠
4	凤眼天珠	211	凤眼石
5	观音天珠	287	观音法像天珠
6	龟甲天珠	208	长寿天珠、龟纹天珠
7	贵人天珠	221	贵人石
8	虎牙天珠	301	彩虹长寿珠、金刚部护法天珠
9	金刚杵天珠	293	至纯金刚杵天珠
10	金线钩天珠	203	金钩 S 天珠、金线勾天珠
11	龙眼天珠	305	六眼天珠
12	菩提天珠	210	菩提子、聚灵珠
13	如意天珠	232	如意宝珠、如意宝宝
14	日月星天珠	217	日月星辰天珠、日月天珠
15	水纹天珠	225	彩虹天珠、千层天珠、疏波天珠
16	万字天珠	260	吉祥旋天珠、卐字天珠
17	天地天珠	217	双天地天珠、岫岩天珠
18	药师天珠	210	一线药师玛瑙珠、圆线珠
19	平安十字天珠	267	十字佛天珠、十字珠、佛珠
20	莲花天珠	262	九眼石
21	莲花法器天珠	247	威德天珠
22	闪电五眼天珠	300	闪电眼珠、五行天珠

1.2 数据处理

为确保采集的天珠图像数据的质量和训练深度学习分类识别模型的鲁棒性，提升分类模型的泛化能力，防止模型出现过拟合等问题，有必要对采集的数据集进行预处理和数据增强操作。

1.2.1 数据预处理

采取两种方式采集的天珠图像数据集因难以避免存在噪声和不满足需求的数据。因此，需要对采集后的数据进行预处理操作。首先，借助人工筛选模糊、缺失严重和类别不一致的天珠图像，并

利用 OpenCV 转换为 RGB 图像和统一命名格式为 jpg；其次，通过初步筛选的天珠图像数据进行统一的类别拼音简称的文件夹命名；最后，通过 Python 对每一个天珠类别的图像名称处理为“英文类别名称_序号”，便于区分归类 and 模型训练和验证集的划分。

1.2.2 数据增强

为提升模型的泛化能力，有效避免模型出现过拟合问题。在采集预处理后的原始天珠图像数据集基础上进行数据增强操作。如随机裁剪、随机翻转、高斯模糊、平移、缩放等^[1]常用的数据增强方法，以原始数据进行扩增后共形成 8743 幅天珠图纹数据，通过数据扩增操作的效果图如图 1 所示，按 6:1:1 的比例进行随机划分深度学习天珠识别模型的训练集、验证集和测试集。



图 1 数据扩增操作的效果图

Figure 1 Effects of data augmentation operations

2 数据样本描述

gZiBeads 天珠图像识别数据集依据类别名称的拼音简称进行英文的命名，避免出现模型训练验证出现中文乱码等问题。其中数据集共包括 22 个天珠类别对应的文件夹目录，具体的天珠类别样本示例图如下图 2 所示，如八卦天珠 (baguatz)、宝瓶天珠 (baopingtz)、财神天珠 (caishentz)、凤眼天珠 (fengyantz)、观音天珠 (guanyintz)、龟甲天珠 (guijiatz)、虎牙天珠 (huyatz)、金线钩天珠 (jinxiangoutz)、金刚杵天珠 (jingangchutz)、贵人天珠 (guirentz)、莲花法器天珠 (lianhuafaqitz)、平安十字天珠 (pinganshizitz)、菩提天珠 (putitz)、龙眼天珠 (longyantz)、莲花天珠 (lianhuatz)、万字天珠 (wanzitz)、如意天珠 (ruyitz)、闪电五眼天珠 (shandianwuyantz)、水纹天珠 (shuiwentz)、天地天珠 (tianditz)、日月星天珠 (ryuexingtz) 和药师天珠 (yaoshitz)。此外，为有效避免原始天珠图像数据存在类别数量不平衡而出现模型过拟合、泛化能力低等问题，对原始的天珠图像数据集进行随机裁剪、随机翻转、高斯模糊、平移、缩放等数据增强操作后得到 22 个天珠类别的 3300 幅天珠图像，以构成 8743 幅天珠类别数量平衡的总数据集，最终形成约 6:4 比例的原始数据和数据增强的数据集，有助于提升天珠图纹识别模型的鲁棒性和整体泛化能力。具体原始数据和数据增强的数据量分布图如下图 3 所示。

3 数据质量控制和评估

3.1 数据质量控制

本数据集是按照公开图像分类数据集规范、参考天珠图纹领域经典著作和领域专家指导的基础上进行采集，对获取的原始天珠图像数据二次人工筛选，严格按照规范进行原始图像的预处理，以

确保采集数据的质量。此外，结合深度学习的计算机视觉研究领域常采用的数据增强技术对原始采集的数据集进行数据增广，以防止模型不鲁棒和提升模型泛化能力，并根据深度学习图像识别模型构建的需求，对数据增强后的天珠图像数据集进行随机的 6:1:1 方式划分训练集、验证集和测试集，为本数据集的进一步质量评估提供必要的技术支持。



图 2 天珠图像数据示例图

Figure 2 Example diagram of dzi beads image data

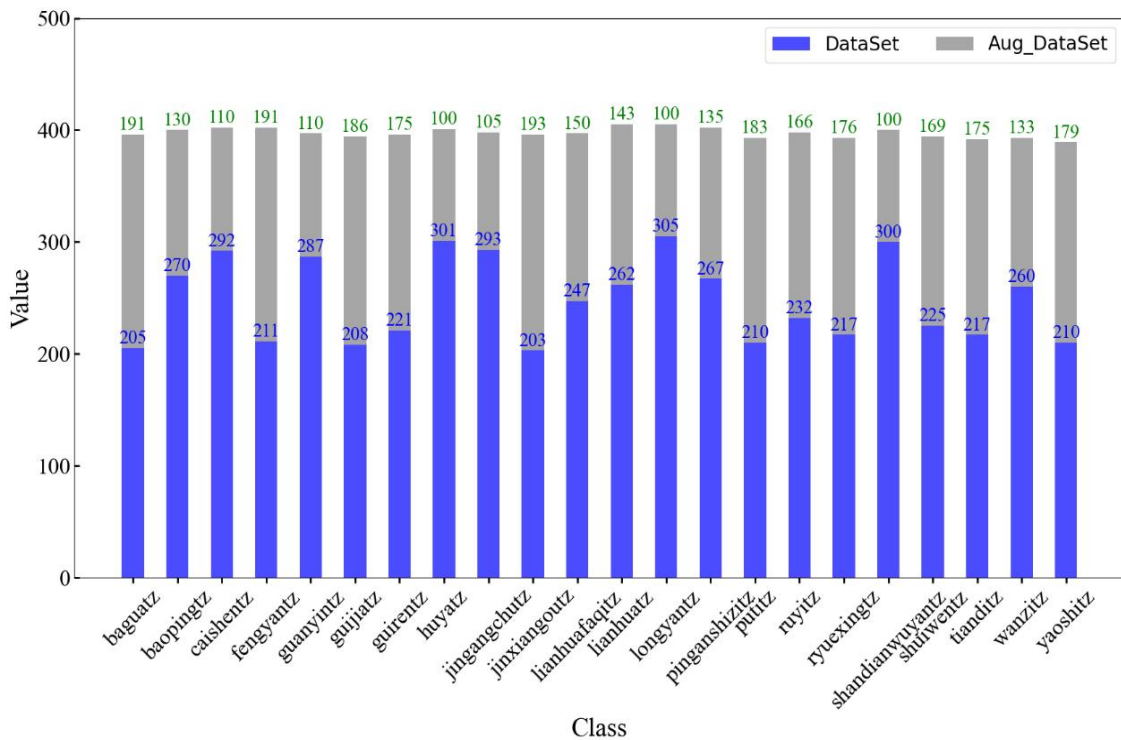


图 3 原始数据与增强数据的分布图

Figure 3 Distribution of raw and augmented data

3.2 数据质量评估

图像分类识别模型性能评估采用验证准确率 accuracy、F1 调和平均数等作为主要评测指标，以验证模型的整体性能。假设在二分类任务上，具有正负样本两个类别，图像分类识别模型对样本预测具有 4 种结果，TP 表示实际为正样本且预测为正样本，FP 代表实际为负样本但预测为正样本，FN 表示实际为正样本但预测为负样本，TN 代表实际为负样本且预测也为负样本。accuracy 表示分类预测正确的样本数占有所有样本总数的比例，而 F1 则综合分类识别模型的准确率和覆盖率，在多元分类识别任务中 F1 指数评估模型性能更具代表性，其具体计算公式如下：

$$\left. \begin{aligned} \text{accuracy} &= \frac{TP+TN}{TP+FN+FP+TN} \\ \text{F1} &= \frac{2 TP}{TP+FP+TP+FN} \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

为有效评估构建的深度学习天珠图像识别数据集的质量，在学术界和工业界领域通常用于图像分类或图像特征提取的骨干网络上展开进一步训练验证，主要在 InceptionV3^[12]、ResNet50^[13]、MobileNetv2^[14]、EfficientNetV2^[15]和 MobileViT^[16]等骨干网络上进行微调及验证数据对模型的泛化性能和鲁棒性，并在不同分类识别模型进行实验结果对比，从表 2 中可以看出，所采集的天珠数据集在 5 种主流图像分类识别方法上取得具有竞争力的性能，验证准确率 accuracy 高达 89.18%，调和平均指数 F1 达到 86.61%。此外，为验证天珠图纹分类识别模型的泛化能力，MobileViT 方法在数据增强的数据集上 accuracy 验证准确率和 F1 指数上均得到提升，从表 3 中可以看到经数据增强后天珠识别模型的验证准确率上升为 93.8%，其模型训练验证的准确率 accuracy 和 loss 损失曲线可视化展示如图 4 所示。实验结果表明，对天珠图像数据集进行数据增强有助于提升天珠识别模型的泛化性能以及鲁棒性，可以有效搭建基于深度学习的天珠图纹分类识别模型，为探究一种深度学习的天珠图纹自动识别方法奠定夯实的数据资源基础。

表 2 不同方法在 gZiBeads 数据集上的实验结果对比

Table 2 Comparison of experimental results of different methods on the gZiBeads dataset

模型	epoch/次	学习率	验证准确率/%	F1 值/%
InceptionV3	150	0.01	83.15	80.21
ResNet50	150	0.01	85.23	82.62
MobileNetv2	150	0.01	86.15	83.53
EfficientNetV2	150	0.01	88.94	84.90
MobileViT	150	0.01	89.18	86.61

表 3 数据增强前后 MobileViT 模型的性能表现

Table 3 Performance of MobileViT model before and after data augmentation

数据	验证准确率/%	F1 值/%
DataSet_TZ	89.18	86.61
Aug_DataSet_TZ	93.80	88.17

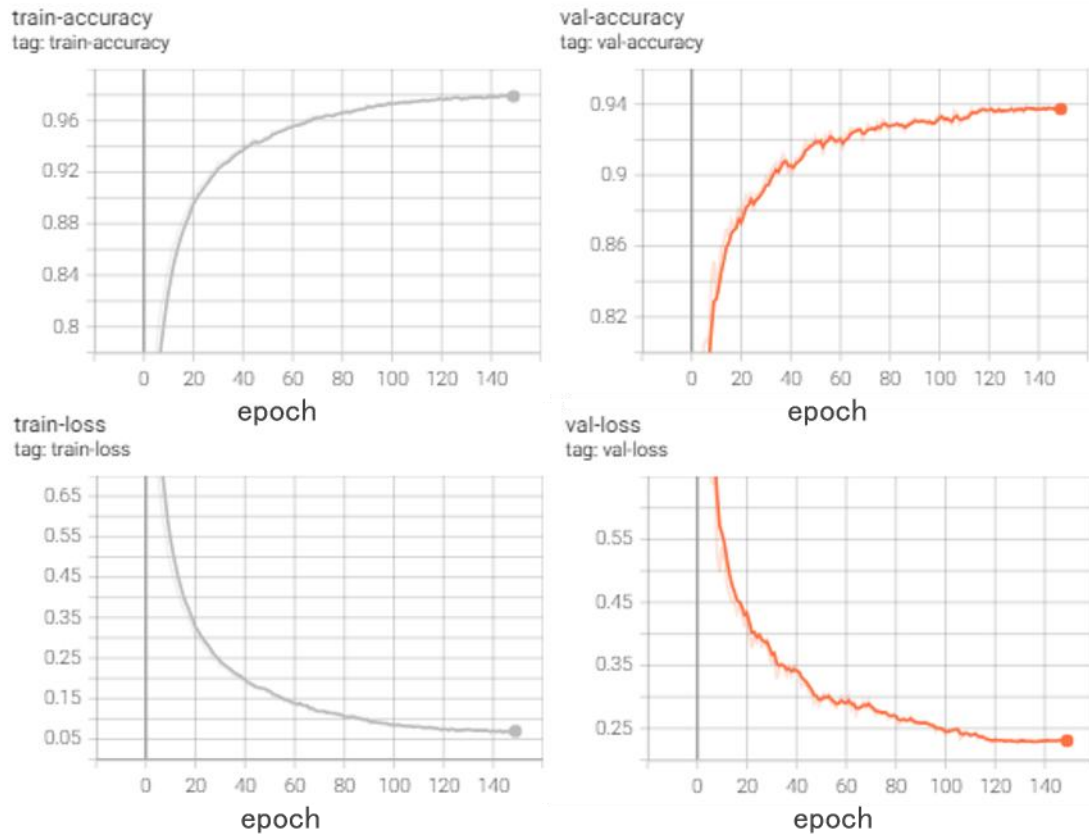


图 4 数据增强后模型的 accuracy 和 loss 曲线图

Figure 4 Accuracy and loss plots of the model after data augmentation

4 数据价值

尽管目前在天珠图纹领域学者从定性研究视角进行图纹分类研究，并得出一些切实可行的分类方法。但随着大数据技术和人工智能发展，传统的人工图纹分类方法难以满足天珠市场需求及解决天珠图纹分类普遍存在的耗时耗力、低识别率、过于依赖经验和主观判断等问题。因此在参考领域专家和查阅文献著作的基础上，借鉴深度学习领域图像分类数据规范，采用人工拍摄和网络爬取两种方式进行天珠图像识别数据的采集，利用人工筛选、图像预处理、图像增强等方法进一步确保构建天珠图像识别数据的质量，并在主流的深度学习图像识别模型上表现了较好的鲁棒性和泛化能力。本天珠图像识别数据集的构建，为天珠图像图纹分类相关领域学者研究提供数据资源的利用与参考，可以有效推进天珠图像图纹识别从人工化到智能化应用方向发展，借助深度学习方法构建天珠图像智能识别模型，实现高效、快速准确的天珠自动鉴别。

致 谢

感谢百度图库、必应图库、谷歌图库和天珠收藏网等公开网站为构建数据集提供必要的支撑和帮助。

数据作者分工职责

夏建军（1989—），男，湖南省邵阳人，博士，中国计算机学会会员，研究方向为计算机视觉，模

式识别。主要承担工作：数据采集及论文撰写。

高定国（1972—），男，四川省阿坝人，硕士，教授，中国计算机学会高级会员，研究方向为模式识别。主要承担工作：总方案设计与论文撰写指导。

许松涛（2001—），男，四川省乐山人，硕士，中国计算机学会会员，研究方向为计算机视觉。主要承担工作：数据整理与标注。

参考文献

- [1] 黄勇. 藏族天珠图纹体系研究及其他(上)[J]. 中国藏学, 2017(2): 144–168. [HUANG Y. Study on the pattern system of Tibetan Tianzhu and others (I)[J]. China Tibetology, 2017(2): 144–168.]
- [2] 黄勇. 藏族天珠图纹体系研究及其他(下)[J]. 中国藏学, 2017(4): 99–122. [HUANG Y. Study on the pattern system of Tibetan Tianzhu and others (I)[J]. China Tibetology, 2017(4): 99–122.]
- [3] 周伯俊, 陈峙宇. 基于深度元学习的小样本图像分类研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(8): 1–15. [ZHOU B J, CHEN Z Y. Survey of few-shot image classification based on deep meta-learning[J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(8): 1–15.]
- [4] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J]. Communications of the ACM, 2017, 60(6): 84–90. DOI: 10.1145/3065386.
- [5] DOSOVITSKIY A, BEYER L, KOLESNIKOV A, et al. An Image is Worth 16x16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Learning Representations. ICLR, 2021. DOI: 10.48550/arXiv.2010.11929.
- [6] DENG J, DONG W, SOCHER R, et al. ImageNet: a large-scale hierarchical image database[C]. 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Miami, FL, USA. IEEE, 2009: 248–255. DOI: 10.1109/CVPR.2009.5206848.
- [7] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[C]. 3rd International Conference on Learning Representations, ICLR 2015 - Conference Track Proceedings, 2015.
- [8] 邱承彬. 解密天珠[M]. 济南: 山东教育出版社, 2018. [QIU C B. Decrypt dzi beads [M]. Jinan: Shandong Education Press, 2018.]
- [9] 戴君彦, 巫新华. 解密古代天珠[M]. 桂林: 广西师范大学出版社, 2021. [DAI J Y, WU X H. Decipher ancient gzi beads[M]. Guilin: Guangxi Normal University Press, 2021.]
- [10] 朱晓丽. 喜马拉雅天珠[M]. 南宁: 广西美术出版社, 2017. [ZHU X L. Himalayan dzi beads[M]. Nanning: Guangxi Arts Publishing House, 2017.]
- [11] 刘强, 尹蔚, 李凯. 基于 RISC-V 向量扩展的图像预处理加速方法研究[J/OL]. 北京航空航天大学学报, 2023. DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2023.0208. [LIU Q, YIN W, LI K. Research on image preprocessing acceleration method based on RISC-V vector extension[J/OL]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2023. DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2023.0208.]
- [12] SZEGEDY C, VANHOUCKE V, IOFFE S, et al. Rethinking the inception architecture for computer vision[C]. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas, NV, USA. IEEE, 2016: 2818–2826. DOI: 10.1109/CVPR.2016.308.

- [13] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas, NV, USA. IEEE, 2016: 770–778. DOI: 10.1109/CVPR.2016.90.
- [14] SANDLER M, HOWARD A, ZHU M L, et al. MobileNetV2: inverted residuals and linear bottlenecks[C]. 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, UT, USA. IEEE, 2018: 4510–4520. DOI: 10.1109/CVPR.2018.00474.
- [15] TAN M X, LE Q V. Efficientnetv2: Smaller models and faster training[C]. International conference on machine learning. PMLR, 2021: 10096–10106. DOI:10.48550/arxiv.2104.00298.
- [16] MEHTA S, RASTEGARI M. Mobilevit: light-weight, general-purpose, and mobile-friendly vision transformer[C]. International Conference on Learning Representation. ICLR, 2022. DOI: 10.48550/arXiv.2110.02178.

论文引用格式

夏建军, 高定国, 许松涛. gZiBeads 天珠图像识别数据集[J/OL]. 中国科学数据, 2025, 10(2). (2025-04-28). DOI:10.11922/11-6035.csd.2024.0093.zh.

数据引用格式

夏建军, 高定国, 许松涛. 应用于深度学习识别的 gZiBeads 天珠图像数据集[DS/OL]. V1. Science Data Bank, 2024. (2024-05-16). DOI:10.57760/sciencedb.08289.

A dataset of gZiBeads images for dzi beads recognition

XIA Jianjun^{1,2}, GAO Dingguo^{1,2*}, XU Songtao^{1,2}

1. School of Information Science and Technology, Tibet University, Lhasa 850000, P.R China

2. Tibetan Information Technology Innovative Demonstration Base, Lhasa 850000, P.R China

*Email: gdg@utibet.edu.cn

Abstract: As a rare type of etched agate bead, dzi beads are known for their diverse symbolic meanings and intricate, varied patterns, posing certain challenges for most hobby collectors attempting to identify them in the dzi market. However, with the rapid development of deep learning technologies, traditional artificial classification methods—characterized by being time-consuming and labor-intensive, and highly dependent on experts’ subjective experience—can no longer effectively meet the market’s demands. Therefore, it is necessary to construct a dataset of gZiBeads images for dzi beads recognition to explore a deep learning-based automatic identification approach, which is crucial for improving the accuracy and efficiency of dzi bead identification. We firstly collected, classified and saved images of different categories of dzi beads from the Tibetan region, resulting in a dataset comprising 22 categories of dzi beads with 5,443 original images, ranging from 203 to 305 images per category, and a total data volume of approximately 693.4 MB. Secondly, to further enhance the dataset, we applied data augmentation techniques, and divided the dataset into the training set, the validation set and the test set with a ratio of

6:1:1. Finally, mainstream image classification methods were used to conduct multiple rounds of experimental validation on both the original and the augmented datasets, achieving a validation accuracy as high as 93.8%. The constructed dataset can effectively meet the training, validation and testing needs of current deep learning classification and recognition models, providing essential data resources for the study of dzi image classification, image segmentation, target detection and the development of the mobile platform for automatic recognition.

Keywords: dzi beads; gZiBeads dataset; deep learning; dzi beads image; automatic recognition

Dataset Profile

Title	A dataset of gZiBeads images for dzi beads recognition
Data corresponding author	GAO Dingguo (gdg@utibet.edu.cn)
Data authors	XIA Jianjun, GAO Dingguo, XU Songtao
Time range	2023–2024
Geographical scope	Tibet, Qinghai of China
Data volume	693.4 MB
Data format	*.JPG
Data service system	https://doi.org/10.57760/sciencedb.08289
Source of funding	The National Natural Science Foundation of China (62166038) .
Dataset composition	The dataset consists of 2 subsets. (1) DataSet_TZ.zip contains the original data pre-processed by manual shooting and network crawling, with a total of 5,443 images, covering 22 categories of dzi beads; (2) Aug_DataSet_TZ.zip is the final dataset after data augmentation, comprising 8,743 images across 22 categories of dzi beads.