



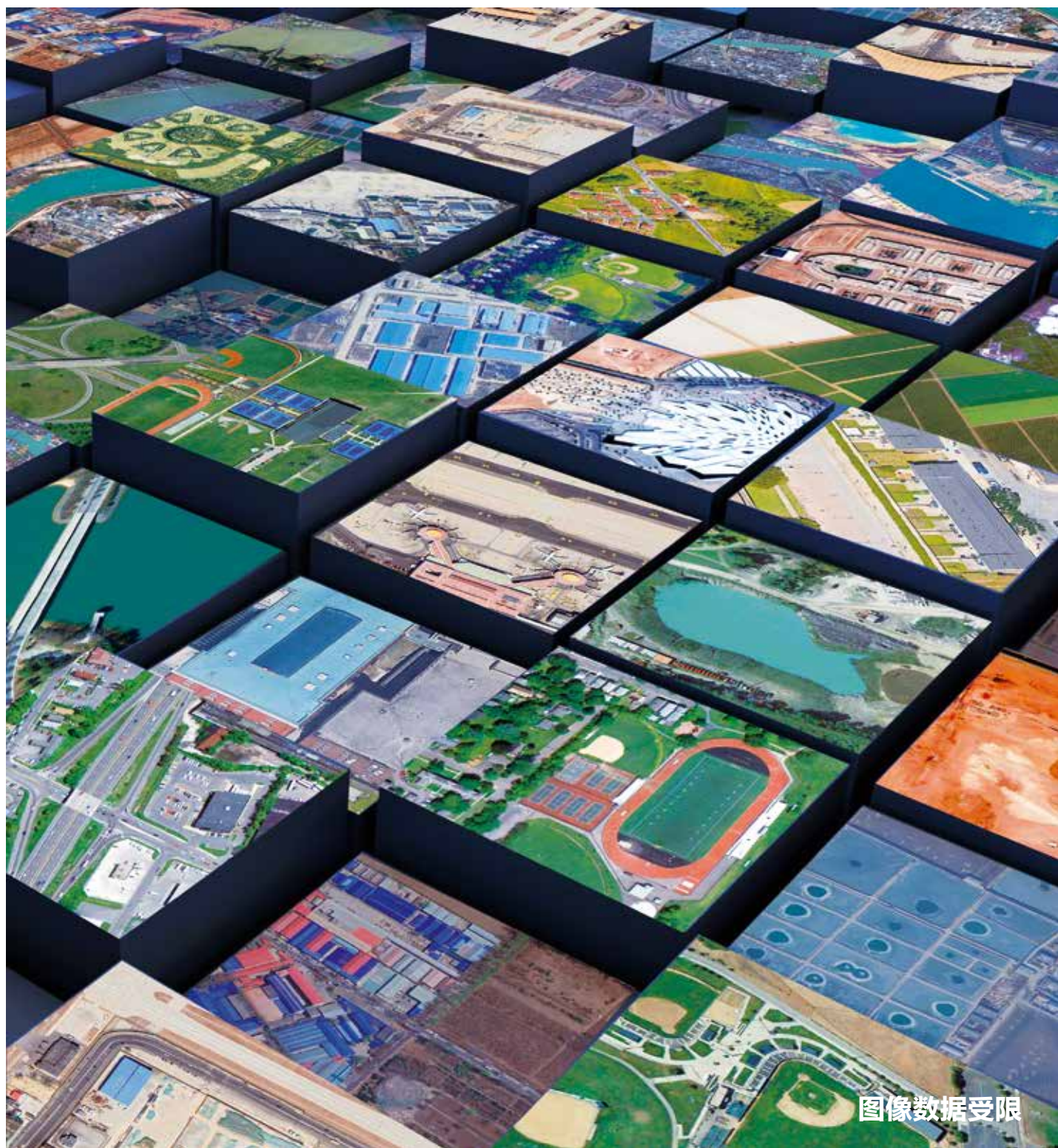
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院空天信息创新研究院
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象学报 图形学报

2022
10
VOL.27

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



图像数据受限



第27卷第10期（总第318期）
2022年10月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊
中文核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿，均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版，所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用，所有内容，未经许可，不得转载或以其他方式使用。

Copyright

All rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院
主办单位 中国科学院空天信息创新研究院
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

主 编 吴一戎
编辑出版 《中国图象图形学报》编辑出版委员会
通信地址 北京市海淀区北四环西路19号
邮 编 100190
电子信箱 jig@aircas.ac.cn
电 话 010-58887035
网 址 www.cjig.cn

广告发布登记号 京朝工商广登字20170218号
总 发 行 北京报刊发行局
订 购 全国各地邮局
海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司
(邮政信箱: 北京399信箱 邮编: 100048)
印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

Title inscription: Song Jian | Monthly, Started in 1996

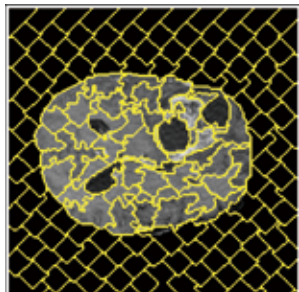
Superintended by Chinese Academy of Sciences
Sponsored by Aerospace Information Research Institute, CAS
China Society of Image and Graphics
Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

Editor-in-Chief Wu Yirong
Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of Image and Graphics
Address No. 19, North 4th Ring Road West, Haidian District, Beijing, P. R. China
Zip code 100190
E-mail jig@aircas.ac.cn
Telephone 010-58887035
Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals
Domestic All Local Post Offices in China
Overseas China International Book Trading Corporation
(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China)
Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB
ISSN 1006-8961
CODEN ZTTXFZ

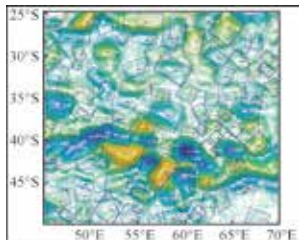
国外发行代号 M1406
国内邮发代号 82-831
国内定价 60.00元



MRI脑肿瘤图像的超像素/体素分割及发展现状(第2897页)



融合多尺度特征与全局上下文信息的X光违禁物品检测(第3043页)



融合多尺度旋转锚机制的海洋中尺度涡自动检测(第3092页)

图像数据受限

《中国图象图形学报》图像数据受限专栏简介

刘怡光, 孙显, 赵启军, 魏秀参, 王琦, 陈秀妍 2801

数据受限条件下的多模态处理技术综述

王佩瑾, 闫志远, 容雪娥, 李俊希, 路晓男, 胡会扬, 严启炜, 孙显 2803

图像数据受限下的处理与分析

刘怡光 2835

面向跨模态行人重识别的单模态自监督信息挖掘

吴岸聪, 林城桔, 郑伟诗 2843

小样本条件下的RGB-D显著性物体检测

何静, 傅可人 2860

综述

面向目标检测的对抗样本综述

袁珑, 李秀梅, 潘振雄, 孙军梅, 肖蕾 2873

MRI脑肿瘤图像的超像素/体素分割及发展现状

方玲玲, 王欣 2897

图网络层级信息挖掘分类算法综述

魏文超, 蔺广逢, 廖开阳, 康晓兵, 赵凡 2916

个性化图像美学评价的研究进展与趋势

祝汉城, 周勇, 李雷达, 赵佳琦, 杜文亮 2937

视盘和视杯分割在计算机辅助青光眼诊断中的应用综述

方玲玲, 张丽榕 2952

图像处理和编码

多监督损失函数光滑化图像超分辨率重建

孟志青, 张晶, 邱健数 2972

轻量级注意力约束对齐网络的视频超分重建

靳雨桐, 宋慧慧, 刘青山 2984

面向图像修复的增强语义双解码器生成模型

王倩娜, 陈焱 2994

图像分析和识别

动态模态交互和特征自适应融合的RGBT跟踪

王福田, 张淑云, 李成龙, 罗斌 3010

采用Transformer网络的视频序列表情识别

陈港, 张石清, 赵小明 3022

对抗型半监督光伏面板故障检测

卢芳芳, 牛然, 杜海舟, 杨振辰, 陈菁菁 3031

融合多尺度特征与全局上下文信息的X光违禁物品检测

李晨, 张辉, 张邹铨, 车爱博, 王耀南 3043

高速公路场景的车路视觉协同行车安全预警算法

汪长春, 高尚兵, 蔡创新, 陈浩霖 3058

结合卷积神经网络与曲线拟合的人体尺寸测量

马燕, 殷志昂, 黄慧, 张玉萍 3068

医学图像处理

U-Net支气管超声弹性图像纵膈淋巴结分割

刘羽, 吴蓉蓉, 唐璐, 宋宁宁 3082

遥感图像处理

融合多尺度旋转锚机制的海洋中尺度涡自动检测

杜艳玲, 刘倩倩, 王丽丽, 徐鑫, 魏泉苗, 宋巍 3092

集成注意力机制和扩张卷积的道路提取模型

王勇, 曾祥强 3102

空域协同自编码器的高光谱异常检测

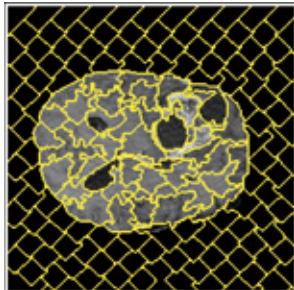
樊港辉, 马泳, 梅晓光, 黄珺, 樊凡, 李峰 3116

自适应权重金字塔和分支强相关的SAR图像舰船检测

郭伟, 申磊, 曲海成, 王雅萱, 林畅 3127

CONTENTS

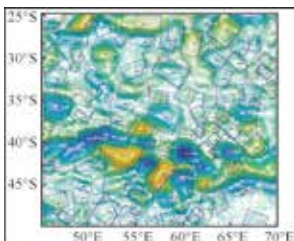
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



The review of superpixel/voxel segmentation of MRI brain tumor images(P2897)



Integrated multi-scale features and global context in x-ray detection for prohibited items(P3043)



Multi-scale rotating anchor mechanism based automatic detection of ocean mesoscale eddy(P3092)

Limited Image Data

Review of multimodal data processing techniques with limited data

Wang Peijin, Yan Zhiyuan, Rong Xuee, Li Junxi, Lu Xiaonan, Hu Huiyang, Yan Qiwei, Sun Xian ... 2803

The processing and analyzing derived of limited image data

Liu Yiguang 2835

Single-modality self-supervised information mining for cross-modality person re-identification

Wu Ancong, Lin Chengzhi, Zheng Weishi 2843

RGB-D salient object detection of using few-shot learning

He Jing, Fu Keren 2860

Review

Review of adversarial examples for object detection

Yuan Long, Li Xiumei, Pan Zhenxiong, Sun Junmei, Xiao Lei 2873

The review of superpixel/voxel segmentation on MRI brain tumor images

Fang Lingling, Wang Xin 2897

Survey of graph network hierarchical information mining for classification

Wei Wenchao, Lin Guangfeng, Liao Kaiyang, Kang Xiaobing, Zhao Fan 2916

The review of personalized image aesthetics assessment

Zhu Hancheng, Zhou Yong, Li Leida, Zhao Jiaqi, Du Wenliang 2937

The review of optic disc and optic cup segmentation applications in computer-aided glaucoma diagnosis

Fang Lingling, Zhang Lirong 2952

Image Processing and Coding

Multi-supervision loss function based smoothed super-resolution image reconstruction

Meng Zhiqing, Zhang Jing, Qiu Jianshu 2972

Super-resolution Video frame reconstruction through lightweight attention constraint alignment network

Jin Yutong, Song Huihui, Liu Qingshan 2984

Enhanced semantic dual decoder generation model for image inpainting

Wang Qianna, Chen Yi 2994

Image Analysis and Recognition

RGBT tracking based on dynamic modal interaction and adaptive feature fusion

Wang Futian, Zhang Shuyun, Li Chenglong, Luo Bin 3010

Video sequence-based human facial expression recognition using Transformer networks

Chen Gang, Zhang Shiqing, Zhao Xiaoming 3022

Generative adversarial networks based semi-supervised fault detection for photovoltaic panel

Lu Fangfang, Niu Ran, Du Haizhou, Yang Zhenchen, Chen Jingjing 3031

Integrated multi-scale features and global context in x-ray detection for prohibited items

Li Chen, Zhang Hui, Zhang Zouquan, Che Aibo, Wang Yaonan 3043

Vehicle-road visual cooperative driving safety early warning algorithm for expressway scenes

Wang Changchun, Gao Shangbing, Cai Chuangxin, Chen Haolin 3058

The convolution neural network and curve fitting based human body size measurement

Ma Yan, Yin Zhiang, Huang Hui, Zhang Yuping 3068

Medical Image Processing

U-Net-based mediastinal lymph node segmentation method in bronchial ultrasound elastic images

Liu Yu, Wu Rongrong, Tang Lu, Song Ningning 3082

Remote Sensing Image Processing

Multi-scale rotating anchor mechanism based automatic detection of ocean mesoscale eddy

Du Yanling, Liu Qianqian, Wang Lili, Xu Xin, Wei Quanmiao, Song Wei 3092

Road extraction model derived from integrated attention mechanism and dilated convolution

Wang Yong, Zeng Xiangqiang 3102

Spatial-coordinated autoencoder for hyperspectral anomaly detection

Fan Ganghui, Ma Yong, Mei Xiaoguang, Huang Jun, Fan Fan, Li Hao 3116

Ship detection in SAR images based on adaptive weight pyramid and branch strong correlation

Guo Wei, Shen Lei, Qu Haicheng, Wang Yaxuan, Lin Chang 3127

中图法分类号: TP37 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2022)10-2835-08

论文引用格式: Liu Y G. 2022. The processing and analyzing derived of limited image data. Journal of Image and Graphics, 27(10): 2835-2842 (刘怡光. 2022. 图像数据受限下的处理与分析. 中国图象图形学报, 27(10): 2835-2842) [DOI:10. 11834/jig. 211085]

图像数据受限下的处理与分析

刘怡光*

四川大学, 成都 610065

摘要: 恶劣复杂及对抗环境下产生的图像数据通常受限, 常具有非完整、不确定、小样本、小目标的全部或部分特性, 与通常的图像大数据相比, 对受限图像数据处理和分析的方法有明显区别: 大数据的统计特性显著依赖于中心极限定理下的 3σ 原则, 而受限下的图像数据统计一致性弱, 难以体现可信且鲁棒的集中优势特点; 遮挡、伪装等情况导致样本信息乃至维度都具有不完整性或非确定性, 以模糊数学为基础的系列处理方法导致计算量剧增; 以深度学习为代表的系列大数据处理方法得到巨大发展, 但由于受限图像数据的处理和分析基本属于不可逆的逆问题, 其解空间一般为高维子空间, 如何可信鲁棒地确定空间中的解, 目前尚无有效可行的通用理论和方法; 采用隶属度为测度的系列方法需紧密依赖融入先验知识构造的代价函数。为促进受限图像数据的研究, 梳理了对其处理和分析的机理、方法、手段以及遇到的困难, 提出了可能的突破方法, 以及催生的研究范式改变, 以求抛砖引玉, 吸引更多学者从事该研究。

关键词: 图像数据受限; 中心极限定理; 不可逆的逆问题; 模糊数学; 研究范式

The processing and analyzing derived of limited image data

Liu Yiguang*

Sichuan University, Chengdu 610065, China

Abstract: Image big data and easy-use models such as deep networks (DNs) have expedited artificial intelligence (AI) currently. But, the issue for limited images which are often captured from complex, hostile and other scenarios has been challenging still yet: objects are too small to be recognized; the boundaries are fuzzy-overlapped; or even all the object information indicated in the images is uncertain due to camouflages and occlusions. The limited image data are featured with small-sample, small-object, incompleteness, uncertainty. Obviously, the tackle of limited image data is different from image big data: 1) image big data fits Gaussian distributions (mean μ and σ) in terms of statistical central limit theorem, especially when data scales are much larger than data dimensions. This feature is beneficial to make statistical inference by the 3σ rule, which indicates that 99.73% of samples are within the range of $[\mu - 3\sigma, \mu + 3\sigma]$. Possibly due to the concentration saliency fundamental, the statistical AI models such as DNs become very popular and seemly successful. However, for small dataset, the statistical consistency is usually poor, and the robust features cannot be identified based on concentration saliency. Thus, the statistical inference AI models are not feasible for small training data. 2) Image objects are often mutually occluded in costly and rare scenarios, and the delicate camouflages and masks, poor and complex luminous environment, as well as hostile disturbances, often make the image information itself or the information dimensions

收稿日期: 2021-11-11; 修回日期: 2022-06-28; 预印本日期: 2022-07-05

* 通信作者: 刘怡光 liuyg@scu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金项目(61860206007, U19A2071); 四川大学工科建设基金项目(2020SCUNG205)

Supported by: National Natural Science Foundation of China(61860206007, U19A2071)

incomplete and unconfident. These issues make the computation load very heavy because the missed information or dimension has a large number of possibilities. 3) A large number of big data techniques have been proposed and seem very competitive in image processing field. For example, the DNs have achieved the best rank in many image big datasets publicly available. These features have extremely highlighted the contribution of DNs. However, many face recognition systems do not meet the requirement of accuracy and precision even when the face data is big enough. The statistical inference models such DNs cannot do precise inference, and some errors do exist due to the statistical inference itself. For limited image data, the consequence has been declined further especially when the number of samples is less than the dimensions. The partition boundaries in the sample space cannot be uniquely fixed by training samples. That is to say, to determine the inference model needs to solve irreversible inverse problems, meaning that the definite model cannot be uniquely fixed, and only a reduced model can be fixed. For any query sample, the simplified model cannot give an explicit solution, and only a subspace can just be given which is constituted of possible solutions. How to choose an appropriate solution from the subspace is still challenging, and seemingly there are no effective and general ways. Many techniques seem a little effective on studying limited image dataset, such as level-set methods, fussy logic methods, all these methods are based on the probability metrics measuring the divergence between the existent limited image data and the apriori knowledge or the specific background. That is to say, the cost functions indicating membership degrees, levels etc. are very critical for these methods.

Key words: limited image data; central limit theorem; irreversible inverse problem; fussy logic; research paradigm

1 受限图像数据及其难点与挑战

受限下的图像数据,是相对于不受限的图像大数据而言的,一般由两个方面的因素构成:1)目标因素;2)成像因素。目标因素构成的受限有多种情况,例如目标不常出现、目标高机动等,导致关于该目标的图像数据相对较少。成像因素导致的受限较多,一种是成像成本太高或成像环境恶劣,导致某类目标的图像数据受限;另一种情况是由于成像设备本身的不确定性导致的图像数据的不确定性。因此,受限下的图像数据大致可分为两个方面:一方面指图像数据较少,尤其是关于某一个目标或者某一类目标的图像数据较少(He等,2021;Mukherjee和Awadallah,2020);另一方面指关于某类目标的图像数据中有很多的不确定性,如图像数据的噪音严重、图像数据的不完整性等(Gull和Daniell,1978)。不完整性通常指图像目标的信息不完整,也常指图像中目标的轮廓信息没有得到完全呈现,具体表现为:由于遮挡、雨、雪、雾和霾等因素导致图像中某些目标的图像信息不完整。所以受限下的图像数据,通常具有不确定性、不完整性以及小样本特性。受限下的图像数据也包含小目标特性,小目标特性不同于小样本特性:小目标特性是指目标在图像当中的像素占比过低,达不到平常认知至少需要的像素数

量,也就是说,像素数量达不到区分目标形态的程度,无法对目标进行比较准确的分类。总体而言,图像数据如果本身不完整、不确定、小样本、小目标,具有这样特性的数据,就认为是受限下的图像数据。

受限情况下的图像数据分析,相对于不受限的图像数据而言,具有比较突出的难点与挑战。首先,挑战来自于图像数据本身的不确定性和不完整性。不确定性是由复杂的光环境或者电磁环境所导致的。如在复杂光环境下,图像目标纹理信息往往非常复杂,这种纹理既受到目标本身表面纹理的影响,同时又受到复杂的光或者电磁环境的影响,例如合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)成像时电磁环境的影响。这样的不确定性对于图像数据的分析处理带来了很大的挑战。另外,显而易见的挑战来自于各种遮挡。尤其是在雨、雪、雾、霾和尘等环境下对密集目标跟踪与分析时,目标遮挡常常比较严重(Lan等,2022)。以上挑战基本来自常规目标,或者来自环境因素的影响。实际上,需要探测成像及智能感知的目标,往往是非合作的,甚至是主动对抗的,目标会想方设法抵抗成像、抵抗感知和抵抗识别。例如,通过烟雾弥漫、拟态伪装等,掩盖目标本身真实表面纹理信息。这种情况带来的不确定性和不完整性会进一步加剧目标识别分析的难度。此外,还有一方面的挑战来自探测机理局限和探测感知设备本身,导致图像数据的不完整性和不确定性。

探测成像与智能感知需要一定光照或一定电磁强度,远距离及弱光暗光环境下的探测成像常常具有比较突出的小目标和噪音特点,从而导致图像(或信号)处理与分析时比较突出的不确定性和不完整性(Dempster等,1977)。

2 方法梳理及其问题和缺点

目前,受限情况下图像数据处理的方法手段远远少于不受限的图像数据。如图1所示,归纳起来,受限图像数据的处理方法中,对不完整数据的处理,从数学上讲一般有两种:一种是补全法(Yang等,2022;Yoo等,2019),即在补全不完整数据的基础上进行分析和处理;另一种是对不完整图像数据直接进行分析(Gu等,2020)。这两种方法也可归结为一种,就是基于先验知识生成经验知识,再对不完整数据进行处理。只是处理的两种手段中,一种方法中间有白盒过程,另一种方法是端到端。对于补全的方法,在补全过程中可添加人为的合理性判定(Liu等,2021),其可信性一般而言较高;对于端到端的方法,由于没有中间过程,它的可靠性要低于补全法,但是端到端方法的优势在于方便、简单易行,尤其是采用目前的深度方法之后,这种方法更为流行。对于不确定性的处理,实际上目前尚无性能、精度及可靠性都很好的方法,都是在可能的概率空间当中进行广泛的搜索。目前的一系列方法仅仅是聚焦于如何加速搜索,如何缩减搜索空间,如何组织数据等(Hwang等,2019),这样的方法都不能掩盖一个本质——为了减少不确定性的影响,在不确定性所导致的可能性空间中进行广泛的搜索,从而导致计算复杂度剧烈提高。

至于小样本数据的处理方法,大致可分为两类:

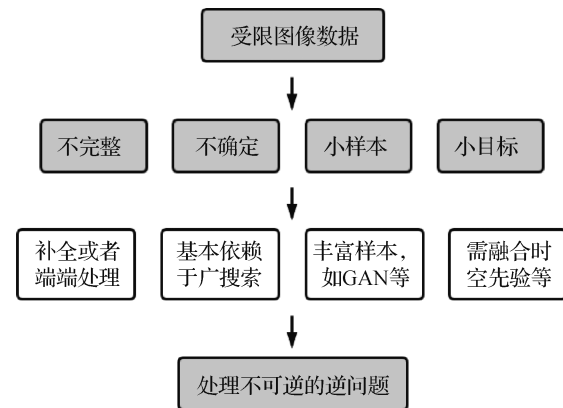


图1 受限图像数据的处理方法

Fig. 1 Processing methods of limited image data

一类是在人为先验知识基础上,丰富小样本张成空间中的数据点,实际上,样本过少时,其张成的空间本身就具有严重缺陷,在张成的子空间中丰富样本并不能带来处理与分析的另外信息维度,此时,如何依据先验知识提高小样本张成空间的维度比丰富训练样本本身更为重要;另一类是直接在小样本的基础上进行识别(Davari等,2019;Li等,2021),如生成式对抗网络(generative adversarial network, GAN)等,但该模型也需要大量训练数据,如果训练数据少,尤其是小样本特性过于突出的时候,导致样本空间中的已知训练样本锚点过于少,则无论采用什么样的模型,小样本训练出来的可信性都会大打折扣。至于小目标导致目标分析的不确定性,目前没有较好的办法,都是在提高硬件性能、成像分辨率以及成像质量的基础上,增加识别可信度和处理分析的可信度。总体而言,受限图像数据的分析和处理可参见表1,基本上都是软硬协同的启发式、广搜索等(Robbeloth和Bourbakis,2016),尚未形成很好的方法和技术。

表1 受限图像数据分析与处理方法总结

Table 1 Summary of methods for analyzing and processing limited image data

类型	方法	概述
不完整	补全法	需添加人为的合理性判定,可信度较高
	直接处理法	端到端处理,方便,简单易行,但可信度低于补全法
小样本	丰富数据法	丰富样本张成空间的数据点,但不能带来处理与分析的另外信息维度
	直接处理法	小样本特性过于突出时可信度会大大降低
小目标	无	无较好方法,通常从硬件入手提高成像的质量以便于处理分析

对于受限情况下的图像数据处理与分析,目前尚未形成一套行之有效的理论和方法,现有的一些方法和技术都受限并聚焦于一个本质的核心问题,在数学上等效为如何在欠秩情况下判定一个解的合理性。在图像数据受限情况下,其处理与分析的结果通常为一个解空间。解空间的连续性、紧致性等都不一定满足,要在这样一个复杂、不连续、非紧致的空间中,在事先都不知道合理性如何判断的情况下,找出一组接近合理甚至真实的解,实际上是一个伪命题。受限图像数据处理中碰到的大量问题都是不可逆的逆问题(Hansen, 1998),不可逆的逆问题求解,必须添加另外的约束条件才能实现可逆过程。如对于小目标的识别,当像素的数量不足以体现目标的独特性质,而又需对小目标进行精确细分和识别的时候,通常条件下是不可能实现的,但在特殊领域内也是可能的。所以在现实生活当中,对于一些受限情况,尤其是对于高空、高速目标等一些特殊目标的识别,必须具有确定的先验领域知识(Zhou 等, 2012),才可能达到一定的识别率和可信度,所以对不可逆的逆问题添加另外的约束维度,对于求解受限情况下的图像数据分析问题至关重要。因此首先需要解决的问题,就是判定添加另外的维度时,该维度的合理性,这实际上也是受限图像数据分析领域中没有解决的问题。当然通常情况下,这个领域知识是合理的,但在对抗情况下,所监视探测的目标往往具有主动对抗的能力,如何添加另外的约束维度,实现不可逆的逆问题求解具有更高的难度和复杂性,其牵涉对抗双方先验知识、当下策略和短长期决策等多方面的博弈。有时,由于添加的约束不够合理,或者犯了经验主义错误,导致获得的不可逆逆问题的解与合理值/最优值/真实值差距甚远,甚至南辕北辙。

3 反思人工智能在数据受限下的挑战

受限图像数据的分析与目前大数据驱动下的智能分析,形成了较鲜明的对比。后者已有的手段和方法,对于前者很难得到鲁棒性和可信性都较高的结果。而对于后者的研究,由于有大量的数据,涉及的问题在数学上不但可逆,且经常超定。对于超定问题,通过增加节点数以及增加开口参数的数目,是可以得到通用性与经验风险两者折中最优的模型和

方法。这一点,在 Vapnik(2013)的《统计学习本质》一书中有详细且深入的论述,并建立了结构风险最小(structural risk minimization, SRM)和经验风险最小(empirical risk minimization, ERM)的优化范式。所以在大数据驱动下的人工智能研究甚众,成果丰硕,在实际应用当中也取得了比较突出的效果。这一点在生物特征识别当中得到比较突出的体现,如说人脸识别、掌纹识别和虹膜识别等(Jingade 和 Kunte, 2022; Trabelsi 等, 2022; Jayavadivel 和 Prabhakaran, 2021)。

大数据驱动下的人工智能,其可靠性和鲁棒性是有一定保障,这个保障的基础数学原理来自于统计学习中的中心极限定理。数据达到一定规模时,其分布都符合正态分布,根据正态分布的理论, 3σ 范围之内就可以达到 99.7% 的正确率和可靠性。这也正是大数据分析能够取得成功的重要原因之一。实际上,只要数据达到一定规模,一个模型有跟数据规模相适应的开口参数,且适应性训练能突出数据分布的 3σ 原则,就可以预想该模型和该数据的耦合能够达到较好的识别和分类效果,也就具有一定的智能分析能力。反观受限情况下的图像数据,不但数据量少,而且噪音严重,且有一定的缺失,所以其统计特性或统计分布的一致性,都远远达不到在大数据下才能体现的数据一致性要求。因此,用大数据下的统计方法来应对受限情况下的图像数据分析,本身就有机理上的缺陷。亟需理论上建立适于受限图像数据分析的理论和方法。

另外,大数据分析时,统计推断分析的域一般是封闭的,其原因是大数据能表现目标样本的各个方面,所碰到的新样本都位于监督样本张成的空间中(待分析样本并不一定在训练样本集中出现过,只要位于其空间,也就是待分析样本能用训练样本进行表达),此时贝叶斯分析能得到从概率意义上最优的结果。但在受限图像数据分析时,由于先验数据少,待分析样本有可能不位于先验样本张成的空间,此时适合闭域统计推断的贝叶斯分析会出现有意思的结论。譬如,如果承认“人是由男性与女性构成”的论断,并认可从第 1 性征和第 2 性征能明确推断一个人是男性还是女性,并且属于两类人的概率和为 1 的前提条件,则碰到缺少第 1 性征的人时(如太监),贝叶斯分析会出现属于男性和女性的概率和小于 1 的问题,而遇到同时具有男性与女性第

2性征的人(如人妖)又会出现概率和大于1的问题,出现这些有意思结论的根源在于,论断本身的封闭性并不适合所示两类人的分析。因此受限图像数据分析的统计推断模型尚需突破,也许D-S(Dempster-Shafer)证据理论是可能的替代(Shafer, 1976),虽然最近有这方面的一些尝试,考虑了非确定性的影响(Zhang等, 2021),但非不确定性度量一直是减小非不确定性影响的关键环节。在计算机视觉、医学图像处理和生物信息等领域,建立了大量以贝叶斯逼近和集成学习为代表的用于度量非确定性的方法(Abdar等, 2021),但准确可靠的非不确定性度量一直是挑战性的问题。况且,即使得到非不确定性度量,目前的D-S证据理论本身是对贝叶斯分析进行的扩展,并不是针对受限图像数据分析提出的。

4 未来发展和应对措施思考

对受限情况下的图像数据进行分析,建立一个通用的分析框架和系统,目前而言,似乎还没有露出端倪。即使是当前的深度识别模型,对于受限情况下的图像数据分析,也非常容易过拟合,很容易陷于过分强调ERM的窘境。实际上,深度模型对受限图像数据,难以找到强调SRM的优化方向和途径。这就让我们不得不思考受限情况下的图像数据分析,其未来的发展和应对的措施到底在哪里。目前,在数据受限的情况下,大致有两类方法,一类是基于数据驱动的方法,其正确性和可靠性是不能保证的;另一类是基于机理的办法,但由于机理不清,在数据受限的情况下也很难反推其理,在机理不清的情况下,建立的模型方法也很难达到较高的可信度和鲁棒性。在第1类方法中,近年来值得关注的技术是GAN的左右互搏(Goodfellow等, 2014),用已有的样本产生更多的样本。实际上,最优传输理论以及几何深度学习理论都认为,GAN也并没有从信息熵的角度增加学习样本的维度和信息量,仅是根据先验知识,在先验知识的引导下丰富训练样本。GAN的唯一作用是突出了原来不甚突出的现象,原来不甚明显的一些优势,也就是说让突出更加突出。所以用GAN发现数据当中的小样本、小目标现象,或者是不完整、不确定现象也是不太现实的,或者说尚需进一步的发展。

对受限情况下图像数据的分析,未来发展和应

对措施,可能在以下几个方面:

1) 处理和分析前移。由于产生受限情况下的图像数据时,实际上经过采样和模数转换(analog to digital, AD),导致信息丧失。根据奈奎斯特(Nyquist)采样定理,当采样频率较低时,存在混叠而难以解耦出完整确定的目标,从而导致不完整和小目标特性。当采样频率达到目标分析需求的上限时,小样本现象通常不显现,因此分析前移,突破采样影响及传输带宽限制,有可能对受限图像分析带来一些积极进步;另外,需要更加积极地借鉴生物群落体对不完整不确定信息处理的办法(Kephart, 2011)。譬如苍蝇的复眼结构到底是如何处理不完整不确定信息的?苍蝇躲避天敌的能力远远大于蚊子,那么它真正的深层次的生物运行机能是如何实现的?到底能给人工智能领域的不完整、不确定、小样本、小目标的处理带来什么样的启示?这是非常值得探索的一个方向。总之,现有的系统框架或方法的不足,催生学者必须从其他角度考虑如何解决不完整、不确定、小样本、小目标带来的影响(Chadès和Nicol, 2016)。

2) 在建立受限图像数据分析的理论和方法之前,需要从数学上明确几个基本概念。图像数据的不确定性,不仅仅是噪声所致,且相对噪声来讲,有用信号是不是真实反映了目标的客观特性,也是待定的,有一定的概率属性。不完整性体现图像数据对目标表达的局部性,也就是说,只有目标的部分特征、部分属性得到了显现。小目标特性显示,只有目标的低频特征得到了体现,而更加细节的一些高频信息并没有显示。至于小样本特性,则是跟样本的特征空间维数有密切关系,当样本的维数远远大于样本的数量时,就是小样本特性。譬如,一个样本空间的维数为1 024,若样本数量小于1 024,对样本分类等就是欠秩的逆问题,也是不可逆的逆问题,便产生了小样本特性(Raudys和Jain, 1991)。当不完整、不确定、小样本、小目标几个特性相互耦合的时候,常规的基于大数据的分析方法和理论已经不太适合。勉强得到的样本分布特性,也很难真正反映样本的真实分布,因为其噪声和不完整性的影响,样本分布呈现发散性,没有概率统计上的一致性。因此,受限情况下的图像数据分析亟需基础理论和方法的进一步突破,也会是下一个研究的热点与难点。受限情况下的图像数据分析将会与其他各个相关学科的发展紧密耦合,随着相关学科的发展而发展。

譬如对高空高速非常见目标的探测和识别,其探测感知的精度和鲁棒性将会随着探测机理的突破得到本质的提升,而不会随着常规探测后,数据分析方法的改变而得到本质的提高。成像维度的提升和成像机理的改变,将会对后续数据图像的处理带来本质的跃迁。

5 催生研发范式改变

相对数据驱动的、以深度学习为代表的大数据智能分析的研究范式而言,受限图像数据的分析将会更加关注和聚焦于机理的突破和建立。这也是不得已而为之,当数据样本的维度和统计特征不足以对数据进行精确鲁棒及可信分析时,寻求智能分析的机理突破或者另外的探测识别维度,也许是艰难但有效的途径和方法。譬如,把量子的一些观念和方法引入到探测识别中,也许会产生一些意想不到的成果,量子探测等的初步研究似已显示一定效果(Altmann 等,2018)。也许下一代人工智能的研究范式将会从数据驱动的研究范式转变为数据驱动与机理驱动相互耦合,并且在数据受限的情况下以机理驱动为主的研究范式。机理的突破需要相关基础理论的突破和关键技术的进步,未来的路还很漫长。

随着探测机理的多样化、探测时空需求的压缩、探测精细程度和探测实时性的提高,随机性干扰与探测信号的交叠将成为常态,大海捞针似地发现、检测和感知有用信号将可能是下一代受限图像数据分析乃至下一代人工智能需要突破的关键需求。

图像数据不受限时,尤其是采集的图像数据满足采样定理需求时,可直接从图像数据进行准确可

靠(但不一定实时)地分析。图2的左边流程为目前的大数据智能基本遵循的研究范式,如果把图像数据表示为空间 D ,则其处理与分析过程是泛函空间 F 中寻找建立一个泛函 $f(\cdot)$,使其满足

$$t_i = f(d_i), f \in F, d_i \in D \quad (1)$$

学习的过程就是用已知的 (t_i, d_i) 确定 $f(\cdot)$, t_i 为与 d_i 对应的标签。显然,通常只有足够的 (t_i, d_i) 对才能唯一或者超定地确定 $f(\cdot)$,当图像数据不受限时,此条件满足。相反,当图像数据受限时,其处理与分析不仅需要图像数据本身,且需要与成像机理与成像干扰的耦合分析,如图2右边的流程所示,计算为

$$t_i = g(d_i, I_{d_i}, h_{d_i}) \quad (2)$$

式中, I_{d_i}, h_{d_i} 分别表示产生 d_i 图像的机理和相应的测量扰动。显然, $g(\cdot)$ 所在的泛函空间 $G \supseteq F$,即考虑成像机理和成像干扰的映射模型空间大于仅考虑图像的映射模型空间。比较式(2)和式(1),可以发现, $g(\cdot)$ 的输入需求多于 $f(\cdot)$ 的输入需求,且输出结果都是 t_i 。因此,式(2)和式(1)中,在图像数据 d_i 的质量和数量一致情况下,通常式(2)推断鲁棒性和准确性高于式(1)。但是,正是由于式(2)中图像数据 d_i 的质量和数量低于式(1)中的图像数据 d_i ,需要用 I_{d_i}, h_{d_i} 进行补充,以提高推断 t_i 的质量。很多情况下,视为干扰的因素 h_{d_i} ,有时结合机理的分析,反而可以促进 t_i 的推断,如超声图像 TRUS (transrectal ultrasound) 数据的分析中,斑点噪声利用得当时,可以提高前列腺分隔的准确性(Wu 等,2015)。虽然式(2)中 d_i 的数量和质量低于式(1)中 d_i ,并不意味着确定 $g(\cdot)$ 的效率会高于确定 $f(\cdot)$,这是因为 $G \supseteq F$,确定 $g(\cdot)$ 需要在更大的空间考虑,且 I_{d_i}, h_{d_i} 的不确定性会进一步降低确定 $g(\cdot)$ 的效率。

总之,图像数据受限情况下的处理与分析,需要对时—空—探测器—数据等多维度的整体耦合分析,时—空维度主要用于建立多个维度的配准,探测器与时空的耦合空间是图像数据的产生空间,任何图像的分析与处理都是时—空—数据空间的联络分析。其与大数据分析仅关注的研究范式(如式(1)所示)有典型不同。在式(2)中,需要考虑的因素除 d_i, I_{d_i}, h_{d_i} 外,可能还有其他因素,更多的考虑因素以及相应的小现象推断,也许将会催生与大数据时代不同的研究范式。

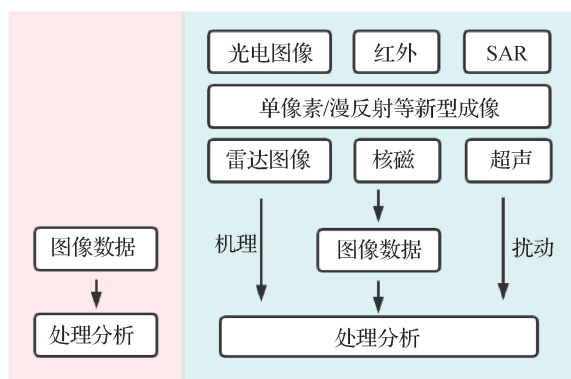


图2 图像数据的研究范式

Fig. 2 Research paradigm of image data

6 结 语

相对以深度学习为代表的图像大数据研究,受限图像数据的研究在研究深度、实用性方面均有距离,即使 GAN 网络,也对训练数据具有较高需求。不完整、非确定、小样本、小目标特性是复杂恶劣对抗环境下图像数据的典型特点,其处理和分析通常牵涉不可逆的逆问题处理。欠秩的本质缺陷通常需要基于先验知识的启发式手段处理,环境的复杂时变性与先验知识的矛盾、欠秩导致海量可能解引起的模糊计算与实时性的矛盾、不完整非确定性等导致受限图像数据处理和分析的可信性和鲁棒性等都面临巨大难点和挑战。因此采用图像大数据的现有处理和分析方法,难以适应受限图像数据分析的需要,研究范式的改变和理论的突破,以及更进一步借鉴生物群落的感知,也许能催生受限图像数据分析的突破。在分析梳理现有方法对受限图像分析数据不足的基础上,以求抛砖引玉,希望可以吸引更多科研工作者重视并参与这方面的研究。

参考文献 (References)

- Abdar M, Pourpanah F, Hussain S, Rezazadegan D, Liu L, Ghavamzadeh M, Fieguth P, Cao X C, Khosravi A, Acharya U R, Makarencov V and Nahavandi S. 2021. A review of uncertainty quantification in deep learning: techniques, applications and challenges. *Information Fusion*, 76: 243-297 [DOI: 10.1016/j.inffus.2021.05.008]
- Altmann Y, McLaughlin S, Padgett M J, Goyal V K, Hero A O and Facio D. 2018. Quantum-inspired computational imaging. *Science*, 361(6403): #2298 [DOI: 10.1126/science.aat2298]
- Chadès I and Nicol S. 2016. Small data call for big ideas. *Nature*, 539(7627): #31 [DOI: 10.1038/539031e]
- Davari A, Özkan H C, Maier A and Riess C. 2019. Fast and efficient limited data hyperspectral remote sensing image classification via GMM-based synthetic samples. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 12(7): 2107-2120 [DOI: 10.1109/JSTARS.2019.2916495]
- Dempster A P, Laird N M and Rubin D B. 1977. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 39(1): 1-22 [DOI: 10.1111/j.2517-6161.1977.tb01600.x]
- Goodfellow I J, Pouget-Abadie J, Mirza M, Xu B, Warde-Farley D, Ozair S, Courville A and Bengio Y. 2014. Generative adversarial nets//*Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems*. Montreal, Canada: MIT Press; 2672-2680
- Gu C Z, Lu X Q, He Y and Zhang C. 2020. Blur removal via blurred-noisy image pair. *IEEE Transactions on Image Processing*, 30: 345-359 [DOI: 10.1109/TIP.2020.3036745]
- Gull S F and Daniell G J. 1978. Image reconstruction from incomplete and noisy data. *Nature*, 272(5655): 686-690 [DOI: 10.1038/272686a0]
- Hansen P C. 1998. Rank-Deficient and Discrete ill-posed problems. Philadelphia, USA: SIAM [DOI: 10.1137/1.9780898719697]
- He X, Chen Y S and Ghamisi P. 2021. Dual graph convolutional network for hyperspectral image classification with limited training samples. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60: #5502418 [DOI: 10.1109/TGRS.2021.3061088]
- Hwang B, Woo T and Park J H. 2019. Fast diffraction-limited image recovery through turbulence via subsampled bispectrum analysis. *Optics Letters*, 44(24): 5985-5988 [DOI: 10.1364/OL.44.005985]
- Jayavadeivel R and Prabakaran P. 2021. Investigation on automated surveillance monitoring for human identification and recognition using face and iris biometric. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 12(11): 10197-10208 [DOI: 10.1007/s12652-020-02787-1]
- Jingade R R and Kunte R S. 2022. DOG-ADTCP: a new feature descriptor for protection of face identification system. *Expert Systems with Applications*, 201: #117207 [DOI: 10.1016/j.eswa.2022.117207]
- Kephart J O. 2011. Learning from nature. *Science*, 331(6018): 682-683 [DOI: 10.1126/science.1201003]
- Lan H R, Gong J L and Gao F. 2022. Deep learning adapted acceleration for limited-view photoacoustic image reconstruction. *Optics Letters*, 47(7): 1911-1914 [DOI: 10.1364/OL.450860]
- Li L Y, Cao G X, Liu J and Tong Y. 2021. Efficient detection in aerial images for resource-limited satellites. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 19: #6001605 [DOI: 10.1109/LGRS.2020.3046739]
- Liu Y Y, Zhao X L, Zheng Y B, Ma T H and Zhang H Y. 2021. Hyperspectral image restoration by tensor fibered rank constrained optimization and plug-and-play regularization. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60: #5500717 [DOI: 10.1109/TGRS.2020.3045169]
- Mukherjee S and Awadallah A H. 2020. Uncertainty-aware self-training for few-shot text classification//*Proceedings of the 34th International Conference on Neural Information Processing Systems*. Vancouver, Canada: Curran Associates Inc.: #1780
- Raudys S J and Jain A K. 1991. Small sample size effects in statistical pattern recognition: recommendations for practitioners. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 13(3): 252-264 [DOI: 10.1109/34.75512]

- Robbelloth M and Bourbakis N. 2016. Recognizing objects from their incomplete representation; a survey//Proceedings of the 7th International Conference on Information, Intelligence, Systems and Applications. Chalkidiki, Greece; IEEE; 1-9 [DOI: 10.1109/IISA.2016.7785370]
- Shafer G. 1976. A Mathematical Theory of Evidence. Princeton, USA; Princeton University Press
- Trabelsi S, Samai D, Dornaika F, Benlamoudi A, Bensid K and Taleb-Ahmed A. 2022. Efficient palmprint biometric identification systems using deep learning and feature selection methods. *Neural Computing and Applications*, 34 (14), 12119-12141 [DOI: 10.1007/s00521-022-07098-4]
- Vapnik V N. 2013. The Nature of Statistical Learning Theory. Berlin, Heidelberg, Germany; Springer
- Wu P F, Liu Y G, Li Y Z and Liu B B. 2015. Robust prostate segmentation using intrinsic properties of TRUS images. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 34 (6): 1321-1335 [DOI: 10.1109/TMI.2015.2388699]
- Yang L Q, Miao J F and Kou K I. 2022. Quaternion-based color image completion via logarithmic approximation. *Information Sciences*, 588: 82-105 [DOI: 10.1016/j.ins.2021.12.055]
- Yoo S, Yang X G, Wolfman M, Cursoy D and Katsaggelos A K. 2019. Sinogram image completion for limited angle tomography with generative adversarial networks//Proceedings of 2019 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Taipei, China; IEEE; 1252-1256 [DOI: 10.1109/ICIP.2019.8804416]
- Zhang Z Z, Lan C L, Zeng W J, Chen Z B and Chang S F. 2021. Uncertainty-aware few-shot image classification//Proceedings of the 30th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-21). Montreal, Canada; ijcai.org; 3420-3426 [DOI: 10.24963/ijcai.2021/471]
- Zhou M Y, Chen H J, Paisley J, Ren L, Li L B, Xing Z M, Dunson D, Sapiro G and Carin L. 2012. Nonparametric Bayesian dictionary learning for analysis of noisy and incomplete images. *IEEE Transactions on Image Processing*, 21 (1): 130-144 [DOI: 10.1109/TIP.2011.2160072]

作者简介

刘怡光,男,教授,主要研究方向为信息探测与智能感知。

E-mail: liuyg@scu.edu.cn