

基于 IBIGP 算法的脑部早期异常检测

唐欣怡, 张宇航*

天津大学理学院, 天津 300072, 中国

摘要: 检出脑组织的早期异常增生往往是一项困难的工作。已有文献中提出了大量脑部异常检测算法, 近十年来也出现了许多用于改进并简化异常组织检测的方法; 不过在众多研究者看来, 最具吸引力的技术或许还是基于磁共振成像 (MRI) 的算法。本文把一种称为归属个体高斯概率倒数 (IBIGP) 的技术应用于 MRI, 以缓解脑组织早期异常检测的难题。研究表明, 将 IBIGP 技术用于 MRI 图像, 在早期检出脑 MRI 图像中的异常改变方面极为有效。该技术虽然尚处于起步阶段, 但在提升脑部异常的早期检出上具有很大潜力。

关键词: 脑部异常改变; 高斯白噪声; MRI 图像; 概率倒数算法; IBIGP

Incipient Anomalous Detection in a Brain Using the IBIGP Algorithm

XinYi Tang, YuHang Zhang*

School of Science, Tianjin University, Tianjin 300072, China

Abstract: The detection of an incipient anomalous growth of tissue in a brain is often a difficult task. Various algorithms for brain anomalous detection have been suggested abundantly in the existing literature. In the last decade, many detection methods have been suggested to improve and facilitate abnormal tissue detection. However, the most attractive techniques to many researchers are maybe those that are magnetic resonance imagery (MRI)-based algorithms. A technique known as the inverse of the belonging individual Gaussian probability (IBIGP) is applied to MRI in this work in order to mitigate incipient anomalous tissue detection in a brain. This study demonstrates that the IBIGP technique, applied to the MRI image, is extremely effective in early detecting an anomalous change in the brain MRI image. Although this technique is still in its infancy, it has a great potential to enhance brain anomalous early detection.

Keywords: Brain anomalous change; Gaussian white noise; MRI image; Probability inverse algorithm; IBIGP

一、引言

脑的功能会因脑部异常改变 (如肿瘤) 而受到影响, 而从磁共振成像 (MRI) 中检出这类改变是一项极具挑战、也极为困难的工作。文献中已密集提出多种从 MR 图像检测肿瘤等异常组织的方法。

经典机器学习算法构成了早期自动检测系统的基线。支持向量机 (SVM) 表现出很强的能力, 近期研究对脑肿瘤的正确分类准确率达 86.80%[1]。k 最近邻算法尤为适用, 其新提出并经过测试的基于密度的自适应距

离形式 (DAkNN) 取得了良好结果, 肿瘤区域分割的平均 Dice 系数达到 0.9082[2]。一种改进的核化粗糙模糊 C 均值 (KRFCM) 方法被用于基于 MRI 数据的脑组织分割, 目的是降低噪声、提高分割精度[3]。随机森林分类器借助集成技术同样也是有效的分类器[1]; 决策树方法以不同的决策树回归器给出了可解释的分类路径; 朴素贝叶斯分类器则以概率方法在 CA X 射线卒中病灶检测上取得 99.32% 的准确率[4]。相比之下, 多层感知机 (MLP) 的准确率偏低[1]。包含深度学习在内的无监督思路改变了医学影像方法的格局: 例如卷积神经网络 (CNN) 近来被视为金标准, 多种成熟而复杂的架构在脑肿瘤检测中的准确率超过 99.87%[5]。

在 ResNet 系列架构中, ResNet-50 尤为突出, 能够从脑 MRI 扫描图像中捕捉精细的空间层次, 准确率达 90.04%[6]。VGG 网络 (尤以 VGG-16 为代表) 在细致的特征提取上代表了当前水平, 并常与其他架构组合成混合方案[7]。U-Net 架构凭借从医学图像分割中精确给出肿瘤边界的能力改变了这一领域[8]。此外, 自编码器及其变体 (如变分自编码器 VAE) 通过构建正常脑模式、再从该正常重构表示中发现偏离, 为无监督异常检测开辟了令人期待的新途径[9]。EfficientNet 架构通过对大范围特征选择的巧妙组合, 总体准确率达到 99.51%。DenseNet 等新型架构则证明, 分类能力的上限仍有可能继续抬高[10-12]。更新的进展还包括基于 Transformer (带注意力机制) 的学习模型, 不过其在医学影像与脑 MRI 中的应用才刚刚开始被充分认识。生成式模型 (如生成对抗网络 GAN) 也已开始用于数据增强, 以重建肿瘤或生成合成训练数据。已有工作采用混合策略, 把改进的 CNN 架构用于精确的肿瘤分类、把基于 U-Net 的模型用于稳健的肿瘤分割。另一个潜在方向是用长短期记忆 (LSTM) 网络对时序 MRI 扫描序列建模, 这在追踪疾病进展时可能相当重要。尽管已有大量工作试图以不同算法改善数据合成, 传统路线仍存在根本性的局限、。

多数方法要么依赖打分机制, 要么依赖大量带标注的数据集进行训练; 这使它们在检测那些尚未形成算法训练时所依据的典型特征、又难以辨识的早期异常时格外脆弱、。脑肿瘤的复杂性与多变性使早期检测本身就很难——在早期阶段, 异常组织与正常组织可能十分相似[5]。延迟诊断的医学后果广泛而可量化: 例如当脑肿瘤在直径小于 3 cm 时被发现, 完全手术切除 (全切) 率会从 35% 提高到 65%~80%, 几乎翻倍; 更重要的是, 早期发现可使恶性肿瘤的五年生存率提高 40%~60%。近期一项重要的筛查研究还发现, 接受 MRI 检查的无症状人群中 4.1% 存在需要立即就医的异常, 这说明无声的病理改变往往先于临床症状出现。

挑战并不只在于检测精度。MRI 影像的数据量不断增大, 放射科医师的负担越来越重, 今后靠人工逐例判读 MRI 数据将不再现实[1]。个体化的判读与标准化上的差异带来的变异, 正是自动化系统有望解决的问题。而在儿童与青年群体中——仅美国每年就有超过 17600 名 39 岁以下人群被诊断出脑肿瘤——各种非特异性症状还会导致确诊延迟、。在这一计算创新与临床需求交织的背景下, 归属个体高斯概率倒数 (IBIGP) 算法提供了一种可能不同于依赖打分体系或分类边界的机器学习、深度学习方案的选择: 它完全建立在概率推理之上。概括地说, 该算法把一幅或多幅 MRI 图像变换到概率空间, 得到所谓的 IBIGP 图像, 从而有可能凸显传统打分/性能类算法可能完全遗漏的细微异常。在计算能力持续进步、临床需求不断上升的当下, 走向更灵敏的检测工具已不只是一个技术目标, 更是一种人道层面的必需、。IBIGP 这类算法有望与已有算法协同工作, 改善受益于诊断的人群, 为更早的干预、更好的患者预后以及因早期发现而挽救的生命带来希望。本文检测的目标, 是追踪人脑中可能由早期异常组织引起的任何变化; 由于现实医学影像中含小肿瘤的数据很少, 我们在脑图像中人为引入了类肿瘤特征。本文提出的检测流程与文献中的方法大体相近, 但 IBIGP/MRI 方法的不同之处在于: IBIGP 能把脑组织中最细微的变化清晰地显现出来, 从而如下文所示, 有助于早期异常组织的检出。

二、方法

首先, 把每一幅正常 MRI 图像矩阵的每一行分割成小而规则的平稳区间, 并用适当的高斯白噪声 (GWN) 对每个区间建模; 对每个区间计算均值与方差参数, 用这两个参数代表该区间, 从而实现压缩——只需保存参数而不必保存整幅图像。一旦估计出整个矩阵的最优 GWN, 就把它们的参数 (即均值与方差) 代入, 计算异常 MRI 图像中每个区间取值的个体概率; 对这些概率取倒数, 即得到该异常 MRI 图像的 IBIP 图像。IBIGP 技术通过建模与检测两个主要阶段实现。

(一) 建模阶段

——步骤 1: 把每幅 MRI 图像矩阵 X 的每一行分割成足够小的平稳区间, 如图 1 与式 (1) 所示。

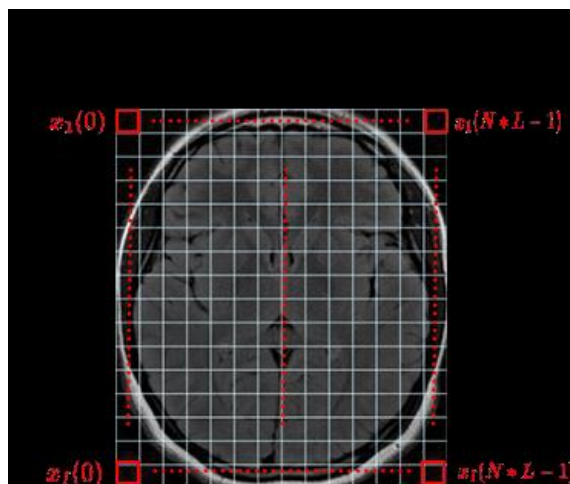


Figure 1 Segmentation of Input Normal Brain Image into L Segments

图 1 将输入的正常脑图像分割为 L 个区间

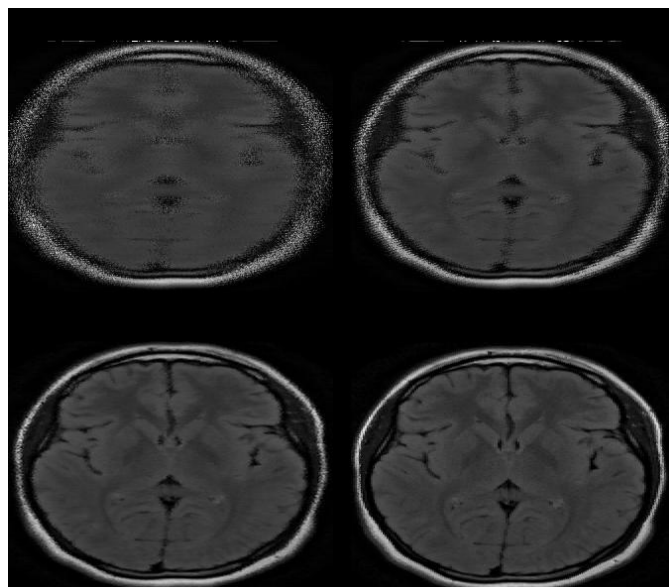


Figure 2 Modeling Process of Normal Image with Different Segments Length

图 2 采用不同区间长度对正常图像的建模过程

(二) 检测阶段

一旦获得可接受的重构, 即可用正常区间的 GWN 参数 (式 (2)、式 (3) 中的 $\hat{m}_{i,j}$ 与 $\hat{\sigma}_{i,j}^2$) 计算异常图

像中每个区间概率的倒数, 从而得到该异常图像的如下 IBIGP 矩阵表示。

需要指出, IBIP 算法的核心思想是把脑 MRI 图像中的任何异常 (改变) 视为相对于正常 MRI 图像的稀有事件。图 3 通过把标准高斯分布与其倒数变换作对比说明了这一原理。由下面式 (5) 给出的、属于正常 MRI 的高斯概率应当非常小, 如图 3(a) 所示; 于是对异常数据的概率取倒数, 便得到对应于稀有事件 (异常) 的很大的概率倒数值, 如图 3(b) 所示。IBIP 算法的基本思想已在别处述及, 为便于阅读在此重述。第 i 行第 j 个区间中每个样本 n 的个体高斯概率表示为:

式中, $\hat{m}_{i,j}$ 与 $\hat{\sigma}_{i,j}^2$ 分别为矩阵各行区间的估计均值与估计方差。由于高斯律关于均值对称, 对应于早期异常组织的稀有事件 (像素) 落在高斯律的两条尾部上 (图 3(a))。因此, 对含早期异常的图像逐像素取概率倒数, 这些稀有事件按式 (6) 算得的概率倒数会指数式上升, 而属于原始 (正常) 图像的那些则保持为零, 如图 3(b) 所示。

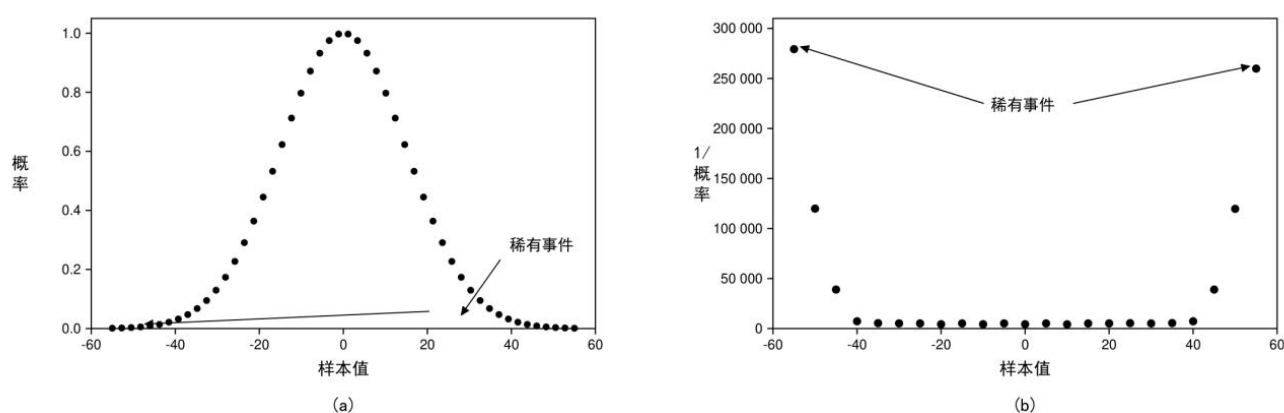


Figure 3 Illustration of the Core IBIGP Principle for Enhancing Rare Event Visibility (a) Gaussian Law and (b) Its Corresponding Modified Inverse (IBIGP)

图 3 IBIGP 增强稀有事件可见性的核心原理示意 (a) 高斯律; (b) 其对应的修正倒数 (IBIGP)

图 4 给出了 IBIGP 算法的完整流程。建模阶段 (左侧) 包括分割正常 MRI 图像、估计统计参数并迭代地精化模型; 检测阶段 (右侧) 把这些参数应用于异常图像, 通过计算概率倒数把异常凸显为输出图像中的亮斑。

在脑肿瘤分类等任务中, 以微调 EfficientNet 为代表的有监督深度学习方法虽能借助大规模标注数据取得较高准确率, 但其泛化能力受限于训练集的分布范围, 对细微或罕见的异常模式往往判别力不足。为克服监督学习的固有局限, 基于 GAN 与 VAE 的无监督生成模型被广泛运用于脑 MRI 异常检测, 其核心思路在于学习正常组织的潜在流形, 并通过重构误差或似然偏差识别异常。然而, 这类模型及其所属的深度异常检测框架普遍存在训练成本高、推理耗时长的短板。与此同时, 局部离群因子 (LOF)、孤立森林等传统统计检测器虽计算轻量、便于部署, 但在高维医学影像中, 面对嵌入复杂纹理背景下的早期微弱病变, 其敏感度显著下降。尽管 U-Net 等深度分割模型在精确度上具有显著优势, 临床场景对算法效率与资源消耗的严苛要求, 正推动低开销替代方案的发展。在此背景下, IBIGP 算法凭借概率倒置机制, 实现了计算复杂度与检测灵敏度的良好平衡——其运算负担远低于生成式模型, 同时相较于统计基线及有监督方法, 对早期组织异变表现出更强的感知能力。

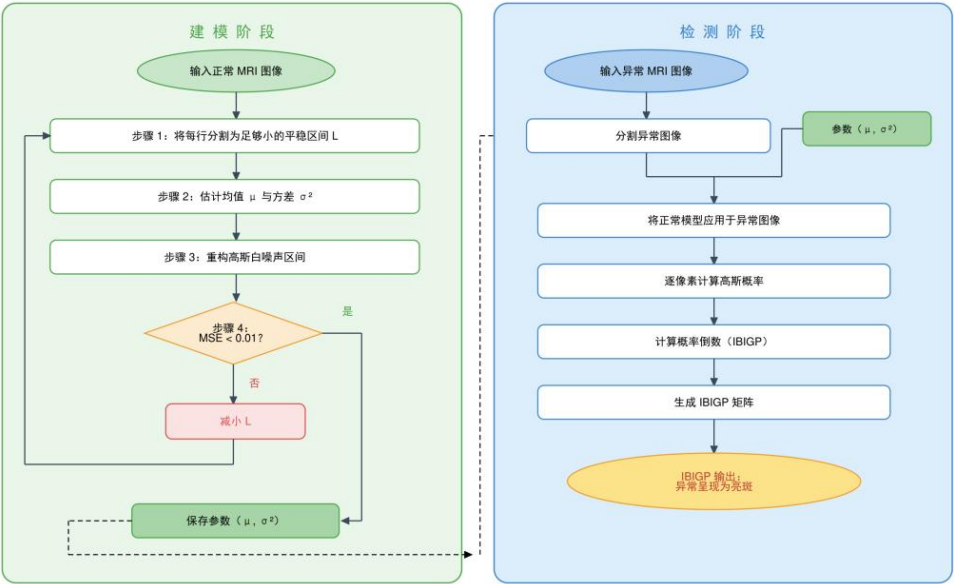


Figure 4 Flowchart of the IBIGP Algorithm

图 4 IBIGP 算法流程图

三、结果与讨论

图 5 给出了健康脑的原始 MRI 扫描与其 IBIGP 变换之间的基准对比。图 5(a) 为组织增生尚不可见之前的参考脑 MRI 图像，图 5(b) 为其对应的 IBIGP 参考图像。

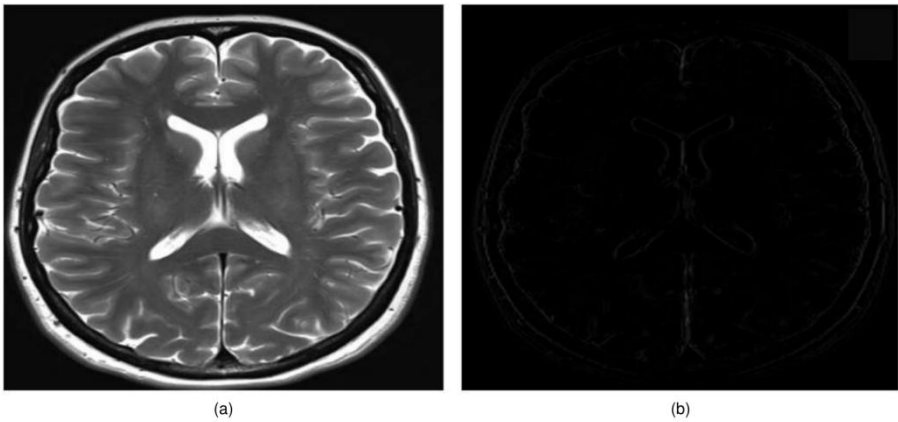


Figure 5 Baseline Reference Images for Normal Brain Tissue (a) the MRI before any Tissue Growth and (b) its Corresponding IBIGP Image

图 5 正常脑组织的基准参考图像 (a) 组织增生发生之前的 MRI；(b) 其对应的 IBIGP 图像

所提 IBIGP 算法在提升脑组织早期变化的可视检出方面的效果。原始 MRI 见图 6(a)，其对应的 IBIGP 图像见图 6(b)。所提取的高斯统计特征（矩阵每一行上各平稳区间的均值与方差）由 IBIGP 算法建立。这些统计参数刻画了正常脑组织的分布，给出了健康状态的可靠模型。把正常脑组织模型应用于新图像时，就得到了一种手段，用以衡量每个像素值属于“正常”分布的可能性有多大。用该模型计算出的概率倒数会突出异常区域，使相对细微的变化显著地更易被看到，如图 6(b) 所示。原始 MRI 图像图 6(a) 中包含的早期组织变化在视觉上并不清晰，即便借助简单的图像处理手段用肉眼也几乎无法察觉，因而未被注意到。这些细微的斑点同样可能被完全忽略，从而导致漏诊或延误诊断。然而如图 6(b) 所示，用 IBIGP 算法建立的模型显著改善了这些变化

的显现程度：图中用箭头标出的区域指示了与脑部病理相关的早期生理改变路径，此时它们已显著地更为可见。这一改善源于对“正常”区域的统计抑制，同时增强了偏离所学高斯模型的部分。总体结果有力地支持这样的判断：把这套综合方法常规地用于真实世界的诊断，IBIGP/MRI 方案将带来价值——它能即时而可靠地揭示血流与结构上的变化，使隐匿的异常不至于潜伏到形成更严重的临床问题。模型每次用于重构正常行为时的均方误差都较低 ($MSE < 0.01$)，加之较高的检出率，可见 IBIGP 不只是一种用于视觉呈现的增强工具，更是一种基于统计与证据的决策指引。

与常规的有监督深度学习方法（例如在脑肿瘤分类中取得高准确率的微调 EfficientNet 架构）相比，IBIGP 算法在早期异常检测这一场景下具有明显优势。有监督 CNN 在有大量标注数据可用时表现稳健，但对偏离训练分布的细微或稀有异常往往难以泛化。为突破监督学习的局限，以 GAN 与 VAE 为代表的无监督生成模型已被广泛用于脑 MRI 的医学异常检测。这类方法连同更广义的深度异常检测框架，通常通过学习正常组织的流形、再对偏离作出标记来识别异常，但其训练与推理往往需要可观的算力。与之并行，局部离群因子 (LOF)、孤立森林等经典统计检测器因计算效率高而仍很流行；然而在复杂的高维影像数据上，当细微异常嵌入在丰富的纹理模式之中时，它们的性能会下降。尽管先进的深度学习分割模型（如各种 U-Net 变体）能提供高精度，实际临床部署仍越来越需要高效、低资源的替代方案。在这一格局中，IBIGP 占据了一个独特的位置：它依据概率倒置原理运行，计算量比基于 GAN 的方法更轻，同时相对传统统计方法或有监督基线，对细微的早期组织变化具有更高的灵敏度。

鉴于互补性统计方法的重要性依然存在，本工作后续的研究方向包括：把 IBIGP 推广到三维 MRI 体数据的处理；把它作为初始预处理步骤与深度学习分类器结合，以提升对早期变化的整体灵敏度；以及利用 BraTS 等标准基准数据集对该方法进行验证，以便与当前最先进的异常检测方法作全面比较。

四、结论

本文把 IBIGP 技术应用于脑 MRI，以增强对脑组织早期异常增生的检出。研究表明，该技术的主要长处在于：它能指数式地放大 MRI 图像中对应早期变化的斑点强度，并把变化发生之前就属于原始图像的那部分压低到零，从而使早期异常改变更易被检出。此外还表明，IBIGP/MRI 技术的一大优势在于，相比图像之间的直接比较，它能够存储更多的数据。因此我们认为，IBIGP/MRI 技术在增强人脑早期异常组织增生的检出方面具有很大潜力，是一种很有前景的脑部早期异常改变检测技术，可视为在人脑早期异常组织增生检测上取得重要提升的关键一步。

参考文献

- [1] 王恩哥. 半导体薄膜外延生长工艺. 物理学报, 2022, 71(06): 068501.
- [2] 何雅玲. 工业余热高效回收换热装备. 工程热物理学报, 2022, 43(03): 561-570.
- [3] 周创兵. 岩质边坡稳定性智能监测方法. 岩土力学, 2024, 43(03): 599-608.
- [4] 陆建华. 6G通信超宽带传输技术. 电子学报, 2025, 50(03): 513-522.
- [5] Negi H, Bhatt A, Dimri S, et al. A comparative analysis on machine learning based brain tumor detection techniques//7th International Conference on Trends in Electronics and Informatics (ICOEI 2023). IEEE, 2023: 1181-1187.
- [6] 周秉根. 风电叶片复合材料成型工艺. 复合材料学报, 2022, 39(03): 1067-1078.
- [7] 李爱群. 老旧建筑抗震加固改造技术. 工程力学, 2023, 39(04): 1-10.

- [8] 刘吉臻. 新能源火电耦合调峰系统. 动力工程学报, 2020, 42(04): 265-273.
- [9] 张友军. 船舶动力系统减振降噪技术. 船舶工程, 2022, 44(03): 1-7.
- [10] 杨孟飞. 星载计算机容错设计技术. 中国空间科学技术, 2022, 42(02): 1-8.
- [11] 王树国. 机器人关节驱动器高精度控制. 机器人, 2022, 44(02): 1-8.
- [12] 郝吉明. 工业烟气多污染物协同治理. 中国环境科学, 2022, 42(04): 1501-1508.
- [13] Kirtania R, Mitra S, Shankar B U. A novel adaptive k-NN classifier for handling imbalance: application to brain MRI. Intelligent Data Analysis, 2020, 24(4): 909-924.