

遗传规划算法在图像分析上的应用综述

毕莹, 张孟杰, 薛冰

(新西兰惠林顿维多利亚大学 工学院 惠灵顿 新西兰 6140)

摘要: 遗传规划算法 (Genetic Programming, GP) 作为一种进化计算 (Evolutionary Computation, EC) 算法, 近几年在图像分析上的应用较为广泛。但目前国内外对此领域较为系统和全面的研究综述较少。为给对此领域感兴趣的专家学者们提供更为全面的指导, 本文对近几年 GP 算法在图像分析包括特征提取、图像分类、边缘检测、图像分割等上的代表性研究工作进行了讨论和综述。通过总结已有的研究工作, 本文指出了 GP 算法在图像分析上存在的问题及未来主要研究方向。

关键词: 遗传规划; 图像分析; 进化计算; 特征提取; 图像分类

中图分类号: TU528.1 **文献标志码:** A **doi:**10.13705/j.issn.1671-6833.2013.06.01

0 引言

随着人工智能技术的快速发展, 计算机视觉和模式识别作为研究热点, 受到了国内外研究学者们的广泛关注。图像处理和图像分析是计算机视觉和模式识别中最为重要的两个分支。图像处理 (Image processing) 是指采用一系列的方法或手段对图像进行加工或处理从而获得新的图像以满足实际需求^[1-2]。图像处理包括图像缩放, 图像降噪, 图像增强, 图像压缩等。与图像处理不同, 图像分析 (Image analysis) 旨在研究图像的内容, 从中提取有用的信息来完成具体的任务, 比如图像分类, 图像检索, 目标检测, 目标识别等^[1-2]。

图像往往涉及到高维数据, 且图像因拍摄角度、环境及光线等差别变化较大, 导致图像分析尤为困难。如一个 100×100 的图像就有 10000 个像素点。对于计算机而言, 灰度图像的每个像素点由一个 8 位值即 0 到 255 之间的值代表灰度值, RGB 彩色图像的每个像素点包含 3 个 0 到 255 之间的值分别代表每个颜色分量的值。图像分析在此高维数据基础上, 对图像所包含的信息提取和描述往往需要领域知识以及人为介入。

目前已有许多方法被设计来从图像中提取重要的特征如纹理特征、边缘特征、形状特征等。这些方法包括比较常见的灰度共生矩阵 (Grey-Level Co-occurrence Matrix, GLCM)、局部二值模式 (Local Binary Patterns, LBP)、Sobel 算子、Canny 算子、方向梯度直方图 (Histogram of Orientation Gradient, HOG)、尺度不变特征变换 (Scale Invariant

Feature Transform, SIFT) 等^[3]。这些传统方法在图像分析及相关应用如图像匹配等问题上取得了较大的成功。然而, 针对一个特定的问题, 如何选择最合适的特征描述方法以及如何设置相关参数来进行图像分析仍然具有很大的挑战性^[4]。

近年来, EC 算法已成为研究热点并被应用于图像分析领域。EC 算法能够通过模拟自然界中生物进化过程利用计算机技术寻找最优解。与传统方法相比, 基于种群的 EC 算法能够同时并行搜索多个解来获得最优解或者较为满意的解。且 EC 算法在图像分析上的应用不需要领域知识及人为介入。基于这些优点, EC 算法在图像分析领域如图像分割等获得较大成功^[5]。在所有 EC 算法中, GP 算法是一种较为广泛应用于图像分析的算法^[6]。

GP 算法作为一种 EC 算法, 能够运用计算机技术自动生成程序解决实际问题。与其他 EC 算法相比, 常见的基于树状结构的 GP 算法个体编码结构更为灵活, 能够同时解决多项任务, 且最后生成的解具有很好的解释能力。近几年, GP 算法已成功应用于图像分析领域, 包括特征提取、图像分类、图像分割、边缘检测等。

然而目前针对 GP 算法在图像分析上的综述较少。2007 年 Krawiec 等人^[7]讨论了自 GP 算法提出以来在目标识别及图像分析上的应用。但是近几年, GP 算法被进一步应用于图像特征提取、图像分类、图像分割等领域。文献[5]综述了 GP 算法在图像分割领域的应用。文献[6]回顾了部分 GP 算法在图像分析上的代表性工作。但是[5]和[6]中只是采用了一小章节对 GP 算法的相关工作进行综述, 缺乏系统而全面的讨论。基于此, 很有必要对 GP 算法近年来在图像分析上的应用进行一个较为全面的综述, 给对此领域感兴趣的专家学者和研究者们提供更为全面的指导。

收稿日期: 2018-02-06; 修订日期: 2018-

作者简介: 毕莹(1992—), 女, 湖北黄冈人, 新西兰惠林顿维多利亚大学博士, 主要从事进化计算, 遗传规划, 图像分析等研究, E-mail:ying.bi@ecs.vuw.ac.nz

1 背景

1.1 GP 算法基本原理

GP 算法^[8]是一种基于种群的进化计算算法。该算法模拟自然界生物进化过程以及达尔文“物尽天择，适者生存”原则。GP 算法的基本原理是基于这些进化思想来自动生成可以解决实际问题的计算机程序。与遗传算法（Genetic Algorithms, GAs）类似，GP 算法在初始时随机生成一个由计算机程序构成的初始种群。种群中的每个个体都由一个适应度函数来评估。在进化过程中的每次迭代，GP 算法首先从当前种群中选择一定数量的个体。适应度较好的个体往往具有更大的可能性被选择。基于这些被选择的个体，GP 算法采用复制操作、交叉操作和变异操作来生成新的种群。新生成的种群又重新被评估。如此进行下去，直至满足终止条件。

与其他的 EC 算法如 GAs、粒子群算法（Particle Swarm Optimisation, PSO）等采用矢量编码方式不同的是，在 GP 算法中，每个个体的编码方式为计算机程序。该计算机程序可以用树状结构表示，叶节点由终止符（Terminals）构成，中间节点由函数或者操作符（Functions / Operators）构成。图 1 给出了一个简单的 GP 树。该 GP 树可以用数学公式表达为 $(F1+F2) * ((F3+F3) * F4)$ 。其中 F1、F2、F3 和 F4 作为叶节点（终止符），通常为输入的特征或变量；* 和 + 作为中间节点，通常为函数或操作符。这些函数或操作符往往需要根据具体问题来设定。

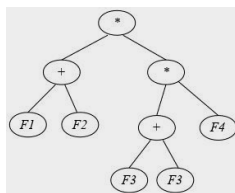


图 1 一个简单的 GP 树
Fig.1 An example of GP tree

设计一个新的 GP 算法或者将 GP 算法应用于解决问题时，需要考虑以下五个基本因素^[9]：

- 1) 定义终止符集合（Terminal Set）。该集合通常由变量及常量构成。变量由具体问题来确定，常量通常在算法初始时随机生成；
- 2) 定义函数集合（Function Set）。该集合可以由不同的函数构成。这些函数包括算术运算函数如+，-，*，%、逻辑函数如 IF、三角函数如 Sin，Cos 等。对复杂或特定的问题如图像特征提取，许多领域相关的操作算子也可以被设计为函数；
- 3) 设计适应度函数（Fitness Function）。适应度函数在进化过程中被用来评估个体的优劣，并引

导算法的搜索过程。它往往根据实际问题需要来定义。比如对于分类问题，其适应度函数可以为分类准确率或错误率；

- 4) 选择运行参数（Parameter Settings）。GP 算法运行参数包括最大代数、种群大小、交叉率、变异率、选择方法、每次选择的个体个数以及 GP 树的深度等；
- 5) 确定终止条件（Terminations）。终止条件决定何时算法停止运行和输出结果。常见的终止条件如达到最大代数或者搜索到最优的解等。

1.2 GP 算法研究综述

GP 算法自提出以来，已被成功应用于各个研究领域来解决回归、预测、分类、调度、图像分析及模式识别等问题。Poli 等人在[9]中详细介绍了 GP 算法的基本概念与原理、GP 算法的各种变型、以及算法的应用领域和待解决的问题等。Chen 等人^[10]研究了高维数据的符号回归问题，提出在解决符号回归时采用特征选择增加 GP 算法的普适度。Haeri 等人^[11]则提出了一个统计 GP 算法来解决符号回归问题。该方法采用统计信息生成子树来帮助种群初始化，并提出了基于相关性的交叉、变异操作和基于差异的 GP 树编辑策略。dal Piccol Sotto 等人^[12]基于线性 GP 算法，对膨胀控制问题（bloat control）进行了研究，提出几种 GP 算法变型，并在符号回归问题上对所提方法进行了测试。

Liao^[13]将 GP 算法应用于特征构建，并基于构建的特征来预测机器的剩余使用寿命。Bhowan 等人^[14]提出了基于集成学习的 GP 算法来解决非平衡类数据分类。该方法首先运用多目标 GP 算法生成一组 Pareto 前沿近似解，然后基于这些解，再用 GP 算法来构建分类器解决分类问题。Nag 和 Pal^[15]设计了一个集成的多目标 GP 算法来同时进行特征选择和分类。该方法将多分类问题转化为生成多个二分类器，并通过分配权重将这些分类器集成。Espejo 等人^[16]对 GP 算法在分类问题上的应用进行了详细的综述，包括特征提取、特征构建、模型选择、集成模型学习等。

Su 等人^[17-18]对采用 GP 算法生成调度规则来解决生产调度问题进行了较为系统的研究。在[18]中提出了一个协同进化 GP 算法来自动生成调度规则和到期日分配规则。在此基础上设计了一个多目标协同进化 GP 算法来同时解决多个调度决策问题。

近年来，GP 算法也被广泛应用于图像分析上，特别是特征提取和图像分类。下文将对 GP 算法在图像分析的代表性工作地进行详细地讨论。

2 GP 算法在图像分析上的应用综述

图像特征提取是图像分析中最为重要的一步。

许多图像分析相关的任务如图像分类、图像分割等都需要依赖于所提取的特征。除特征提取外，特征选择和特征构建也是用来增强描述图像数据和降低特征维度的重要手段。近几年，GP 算法被广泛应用于特征操作特别是图像特征提取上。本节将首先对 GP 算法在图像特征提取上的代表性研究工作进行讨论。除此之外，GP 算法近几年被广泛应用于图像分类、边缘检测、图像分割等领域。本节将对与此相关的代表性研究工作分别进行综述。

2.1 图像特征提取

图像特征提取上指从图像数据中提取有用的信息用来替代图像完成特定的任务并实现降维。对于分类算法而言，丰富而高效的特征能够增加算法的可靠性和准确性。传统的特征提取方法如 HOG、SIFT 等，需要依据图像内容进行设计及选择参数，依赖于人为介入。

基于 GP 算法的特征提取能够解决这一缺陷，从输入的图像中自动生成高效的图像描述算子。由于 GP 算法具有灵活的结构框架以及能够容纳多种数据类型 (Strongly Typed GP^[19])。近几年，GP 算法在特征提取领域被进一步研究，其中主要包括对 GP 算法的结构框架设计、整合已有的图像操作算子、纹理特征分析、区域选择等。本小节将重点对这几方面的代表性工作进行讨论。

Shao 等人^[20]提出了一个多目标 GP 算法解决特征提取，并用支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 来根据提取的特征进行图像分类。所提 GP 算法的框架由四层结构构成，分别为输入层、滤波层、最大池化层和级联层。其滤波层采用了一系列与图像相关的操作算子比如高斯滤波和 Laplacian 滤波等。其最大池化层采用了四种不同大小卷积核的最大池化操作算子。该算法的主要思想与卷积神经网络 (Convolutional Neural Networks, CNNs) 类似，通过滤波和池化来学习重要的特征进行图像分类。但是 GP 算法可以自动选择合适的滤波操作算子以及池化算子，并且自动生成合适的操作顺序。为了控制生成的 GP 树的大小规模，该方法对分类准确率和 GP 树的复杂度两个目标进行了研究。首先在训练集上根据两个目标排序，获得一个子解集，然后将该子解集在另外一个数据集上进行测试，选取最优的图像描述算子应用在最终的测试集上。与传统的图像描述算子如 HOG、SIFT、LBP、简单结构的深度信念网络 (Deep Belief Network, DBN) 及 CNNs 相比，该方法在 Caltech-101 目标分类、MIT 场景分类以及 CMU PIE 人脸分类上取得了较好的性能。然而，该方法需要更多的数据及计算时间来提前学习图像描述算子。

Liu 等人^[21]将[20]中算法扩展到时空特征学习来解决视频中的动作分类问题。所提 GP 算法在滤波层设计了一序列滤波操作如高斯滤波等作为 GP 函数来处理 3D 视频。在几个动作分类的数据集上的实验结果表明该方法能够取得较好的结果，并且生成的视频时空特征描述算子具有很好的解释能力。

Price 和 Anderson^[22]将 GP 算法应用于自动生成图像描述算子。所提方法采用了一些图像操作算子包括 Harris 角点检测、中值滤波、直方图均衡等作为 GP 函数。基于这些函数，GP 能够自动生成图像描述算子。但该方法仅在一个图像分类数据集上进行了验证。

Lam^[23]对 GP 算法在纹理特征提取上进行了较为系统地研究。该文献研究了三种分别以不同特征即像素、直方图和像素位置作为输入的 GP 算法。所提算法被应用在四种不同的多类别纹理图像上进行特征提取，并采用 K 近邻算法 (K=1, 1NN) 来进行分类。实验表明所提方法能够从简单的输入中提取比较好的特征来提高分类准确率。

Al-Sahaf 等人^[24]提出了一个 GP 算法自动生成纹理特征描述算子来提取特征，并用 1NN 来进行纹理图像分类。该方法采用通过扫描图像，获取扫描区域的像素统计量如均值、最大值、平均值和最小值作为输入，生成图像描述子提取纹理特征。该图像描述算子提取的特征具有旋转不变性。该图像描述算子基本原理与 LBP 类似，但在几个纹理图像分类数据集上，获得了比 LBP 以及其变型更好的分类准确率。

Al-Sahaf 等人^[25]对[24]中方法进行了改进，提出了新的 GP 算法来提取具有旋转不变性的动态长度的纹理特征。该算法设计了几个新的函数来允许 GP 算法提取动态长度的特征。与[24]中方法相比，该方法在几个纹理分类数据集上获得了更好的性能。然而，这两种方法只针对纹理特征提取，是否能够在其他类型的图像上获得较好的结果还需要进一步验证。

Iqbal 等人^[26]基于[24]中所提方法将迁移学习引入 GP 算法中来增加其在特征学习和纹理分类上的性能及训练效率。基于种群的树状结构的 GP 算法在进化过程中能够生成很多小的模块 (building blocks)。这些模块携带了特定图像领域信息，很容易通过迁移学习被应用于其他相的图像特征学习和分类中。文献[26]中将提取的这些模块用在 GP 算法种群初始化和变异操作中。该方法在几个纹理图像和办公室数据集上进行了验证，获得了较好的性能。

GP 算法也被用来自动地从图像中选择较为重要的区域帮助传统方法提取特征。Al-Sahaf 等人^[27]

研究了两种不同的 GP 算法从图像中自动选择重要的区域。并从选择的区域中提取直方图特征，采用 1NN 进行纹理图像分类。该方法通过区域选择，可以有效地降低所提取特征的维度和计算复杂度。

2.2 图像分类

图像分类是指基于图像的内容将图像归类入若干类别中的一个。根据输入的不同，GP 算法在图像分类上的应用可以大致分为两类：基于提取特征的 GP 分类方法和基于像素的 GP 分类方法。

基于提取特征的 GP 分类方法是将 GP 算法用于构建分类器来解决分类问题。在构建分类器时，GP 算法可以自动地从输入的特征中选择更为重要的特征。基于像素的 GP 分类方法包括两种，第一种不仅需要构建分类器，同时还需要特征提取以及其他操作，如区域选择、特征构建等；第二种是先用 GP 算法进行特征提取，然后采用常见的分类方法如 1NN 来进行分类。其中部分基于像素的 GP 分类方法的代表性工作已在 2.1 小节进行了讨论，因此本小节将重点对基于提取特征的 GP 分类方法和基于像素的 GP 分类方法的第一种类型进行综述。

基于提取特征的 GP 分类方法：

Nandi 等人^[28]将 GP 算法应用于解决乳房医学图像分类。该方法首先人为选择一些感兴趣的区域 (Regions of Interest, ROIs)。然后从 ROIs 中提取 22 个特征包括 4 个边缘 (edge-sharpness) 特征、4 个形状 (shape) 特征和 14 个灰度共生矩阵 (GLCM) 特征。传统的特征选择方法即前向特征选择 (Sequential forward selection, SFS) 和后向特征选择 (Sequential backward selection, SBS) 用来选择重要的特征。基于被选择的特征，GP 算法生成一个分类器来解决分类问题。采用留一法 (Leave-one-out) 的实验结果显示该方法在良性肿块分类中获得 97.3% 的准确率，在恶性肿瘤分类中获得 95% 的准确率。

Zhang 等人^[29]设计了一种基于 GP 算法的多类别目标分类方法。该方法首先从固定区域提取的均值和方差特征，基于这些特征，GP 算法采用常用的操作符生成分类器。由于 GP 分类器的输出是一个实数，为处理多类别分类问题，该方法采用了类别区域边界来确定所输入图像区域的类别。此外，梯度下降 (Gradient Descent) 的邻域搜索方法被提出为生成的 GP 树搜索最优的常数参数。但是该方法仅仅与原始 GP 算法进行了对比，且采用了较小规模的数据集。

在[29]基础上，Zhang 等人^[30]继续深入了对 GP 算法在多类别目标分类上的应用研究。在[30]中，两种基于高斯分布的适应度函数被提出来。GP 算法与这两种不同的适应度函数被测试在了三种数据

集上，包括人脸识别数据等，并获得了较好的准确率。然而，该方法也只与原始 GP 算法进行了对比。

Ul Ain 等人^[31]将 GP 算法应用于解决皮肤癌图像分类问题。该方法采用了 71 个特征包括 12 个领域相关的特征以及 59 个“等价模式”的 LBP (uniform LBP) 特征作为输入。GP 算法自动从这些特征中选择较为重要的特征构建分类器。与其他分类方法如 1NN，朴素贝叶斯和决策树等相比，GP 算法获得了较好的结果。但该算法只在有限的数据集上进行了测试。

Ryan 等人^[32]提出了一个基于 GP 算法的第一阶段癌症检测系统。该系统包括了一系列的操作，如背景抑制、图像分割、特征检测、特征选择和图像分类等。两个 GLCM 特征包括中值 (Mean) 和共生差熵 (Difference Entropy) 从每个分割出来的图像区域中被提取出来作为 GP 算法的输入。实验结果表明 GP 算法在该图像分类中取得了高达 100% 的准确率。

Almeida 和 Torres^[33]设计了一个基于主成分分析 (Principle Component Analysis, PCA) 和 GP 算法 (PCA+GP) 的分类系统来解决多类别目标分类。该方法首先采用了三种特征提取方法从图像中提取了颜色、纹理和形状特征。接着 PCA 被用来对特征进行降维。基于 PCA 结果，GP 算法在此基础上构建分类器。与 PCA+SVM 和 PCA+C4.5 方法相比，PCA+GP 获得了较有竞争力的结果，且生成的分类器具有较好的解释力。

基于像素的 GP 分类方法：

Atkins 等人^[34]提出了一个三层结构的 GP 算法来解决二分类图像分类问题。该三层结构包括图像滤波层、聚合层和分类层。图像滤波层采用了一些常见的滤波器比如均值、中值、最大值滤波等作为 GP 函数实现对输入的图像进行处理。图像聚合层主要是从处理的图像中选择合适的区域，然后从选择的区域中提取均值、最大值、最小值等特征。分类层则是从提取的特征中构建一个新的特征进行分类。该分类则是将 GP 算法的输出值与阈值 (0) 进行比较从而确定图像类别。该方法在人脸图像分类以及行人分类中获得了较好的结果。但是该方法先进行图像滤波，再选择区域和提取特征，导致计算复杂度较高。

基于三层 GP 算法，Al-Sahaf 等人^[35]提出了一个二层结构的 GP 算法来解决图像分类问题。该算法仅仅保存了原来三层结构中的聚合层和分类层，直接从输入的图像中选择合适的区域，提取像素统计值特征，构建特征并实现分类。Al-Sahaf 等人^[36]还研究了几种能够选择不同大小和形状的区域的两层结构的 GP 算法变型。在四个不同的分类数据集

上的实验结果表明,与三层结构的 GP 算法相比,二层结构的 GP 算法效果更好且运算更快。

Lensen 等人^[37]提出了一个 GP+HOG 算法来处理区域检测、特征提取、特征构建和图像分类。该方法基于二层 GP 算法的结构,将 HOG 算子设计为 GP 函数提取特征,并设计了直方图和距离函数来构建特征。该方法继承了 HOG 算法的优点,能够从图像中提取较好的特征,增强图像分类准确率。与二层结构的 GP 算法相比,该算法获得了更好的分类结果。但是[35-37]中的方法都只在非常有限的数据集上进行了验证,并只与几个简单 GP 算法进行了对比,忽略了已有的图像分类方法。

Bi 等人^[38]在[35-37]工作基础上,设计了一个四层的 GP 算法来实现区域检测、特征提取、特征构建和图像分类。该方法在特征提取层将一些常见的图像操作算子如高斯滤波器、LBP、HOG、直方图均衡、Sobel 算子等设计为 GP 函数用来增强特征提取。在六个不同数据集上的实验结果表明该方法能够获得比其他 GP 算法和非 GP 算法更好的结果。然而,[34-38]中所提算法都是针对二分类图像分类问题,相对于多类别的图像分类问题则较为简单。

Agapitos 等人^[39]设计了一个四层结构的 GP 算法对手写数字进行分类。该四层结构自下向上依次为:滤波器组层、变换层、平均池化层和分类层。该方法研究了两种不同的训练模式。第一种是同时对所有的层进行训练。第二种是二阶段训练模式,即首先对滤波组层进行训练,得到最好的滤波组,然后对其他层进行训练。最终分类层采用 Quasi-Newton 优化方法来训练正则化的多项回归分类器。与几个标准的 GP 算法对比,该方法在手写数字分类上获得了较好的性能。

与[39]类似,Suganuma 等人^[40]设计了一个包括滤波层、平均池化层、变换层和分类层的四层结构的 GP 算法来解决图像分类问题。该方法采用了二阶段训练方法,先训练出最好的滤波层,然后再训练出较好的变换层。在分类层,该方法采用选择了 SVM 来进行分类。该方法的性能在场景分类数据集上得到了验证。然而,该方法与[39]中方法都需要先对其结构进行设计,忽视了 GP 算法其灵活结构的优点。且这两种方法都是基于 CNNs 的思想,但并没有将所得分类结果与 CNNs 进行对比。

2.3 边缘检测

边缘检测是一项用来检测图像中像素亮度不连续变化的技术。图像边缘检测能够发现图像中目标的边界,帮助边缘特征提取和图像分割。基于 GP 算法的边缘检测技术则是通过对图像像素或特征进行分析,构建边缘检测算子将像素分类为边缘和非边缘点。相对于其他进化计算技术如 GAs 和蚁群算

法(Ant Colony Optimisation, ACO)等,近几年来 GP 算法在边缘检测上的应用较少,本小节将对代表性的工作进行综述。

Golonek 等人^[41]将 GP 算法应用于自动生成边缘检测算子。该算法基于输入的图像,采用 4×4 的移动窗口,生成 64-bit 的数字转化函数来进行边缘检测。然而该方法仅仅与 Sobel 方法进行了对比。

Kadar 等人^[42]提出了一个基于 GP 算法的边界检测方法。该方法以单个图像作为输入,在函数集合中采用了纹理梯度以及其他的算术运算函数来生成边界检测算子。实验结果表明该算法比其他几种传统方法的性能更好。然而,该算法只获得了 0.62 的 F-measure 值。

Ross 等人^[43]提出了一个 GP 算法来检测岩石图像中的边缘。该方法首先采用 9 种不同的滤波器对采集的岩石图像进行处理,然后将得到的图像作为 GP 算法的输入生成边缘检测算子。与人工神经网络相比,基于 GP 算法生成的边缘检测算子效果更好。

Fu 等人^[44]设计了一个 GP 算法来自动从区域中挑选像素点,并基于选择的像素点构建边缘检测算子。在标准数据集上的实验结果表明,所设计的 GP 算法能够获得较好的性能。对 GP 算法构建的边缘检测算子中的像素点的进一步分析表明 GP 算法能够选取丰富的像素点来构建线性或者二阶滤波器进行边缘检测。

在[45]中,Fu 等人提出了一个基于分布的 GP 算法来构建特征实现边缘检测。该方法首先从图像中提取高斯滤波梯度特征、归一化标准差特征和直方图梯度特征。然后采用 GP 进行特征构建,并基于 GP 构建的特征来估计边缘像素点和非边缘像素点的分布,用于对未知像素点进行分类。实验结果表明该方法能够构建具有旋转不变性的特征并获得较好的边缘检测性能。

Fu 等人^[46]提出了一个基于高斯滤波器的 GP 算法来生成边缘检测算子。该方法在终止符集合中采用了几个基于高斯函数的滤波器如高斯梯度、LoG 和 DoG 等。在操作符中则采用了基本的算术运算函数以及设计了一个特定的函数。基于这些操作符和终止符,GP 算法能够自动生成边缘检测算子。实验结果表明所提 GP 算法在边缘检测上的性能比高斯梯度算子和边缘抑制算法更好。然而对计算时间的分析表明该 GP 算法需要相对长的训练时间来获得较好的边缘检测算子。

除了监督学习之外,Fu 等人^[47]还提出了一个无监督学习的 GP 算法来处理边缘检测。该方法设计了几个特殊的操作符和终止符来实现对每个输入的像素点进行标记。该方法还提出了一个基于边缘

数量和边缘梯度的适应度函数来对算法个体进行评估。与监督学习方法相比,该无监督学习方法能够降低计算成本,解决许多无 ground truth 的边缘检测问题。

2.4 图像分割

图像分割是指将图像分割成小区域用以简化图像的表达和提取有用的信息。常见的图像分割如将含有目标的图像分割为目标图像和背景图像。在所有 EC 算法中, GAs 在图像分割上的应用较为广泛^[5]。常见的 GAs、PSO 等进化算法在图像分割上的应用可以归纳为基于阈值的方法、基于区域的方法、基于聚类的方法等^[5]。与这些方法不同的是, GP 算法在图像分割上的应用更趋向于直接生成图像分割算子进行图像分割。这些生成的图像分割算子往往是对图像中的像素点进行分类。

Song 和 Ciesielski^[48]将 GP 算法应用于生成分类器来处理纹理图像分割。所提方法以移动窗口里的像素为输入,生成分类器对每个像素分类,得到最终图像分割结果。对实验结果的分析表明 GP 算法能够发现纹理图像像素之间的关系,并获得较好的分割结果。该方法不仅可以用来解决二分类的图像分割问题,还被设计用来解决多分类的图像分割问题。

Liang 等人^[49]提出了基于提取的图像特征的 GP 算法处理图像分割。所提方法研究了七种不同的图像特征作为 GP 输入,包括直方图特征、LBP 特征、GLCM 特征、Gabor 特征等。在四个标准数据集上的实验结果对比了以这七种不同特征作为输入的 GP 算法性能并发现以 Gabor 特征作为输入的 GP 算法性能较好。

文献[50]提出了两种基于提取的 Gabor 特征的多目标 GP 算法来生成图像分割算子。所提两种算法研究了包括解的准确率和解的复杂性两个目标,分别基于两种已有的多目标算法即 NSGP-II 和 SPEA2 来对非支配解排序,寻找 Pareto 前沿。在三个标准数据集上实验结果表明多目标 GP 算法能够获得较小的 GP 树以及较好的图像分割性能。

Liang 等人^[51]提出采用特征选择来提高 GP 算法在图像分割上的性能。基于提取的 Gabor 特征、LBP 特征、像素统计量、边缘特征和颜色特征等,设计了一个单目标 GP 算法和两个多目标 GP 算法来进行特征选择。在两个标准数据集上的实验结果表明多目标算法能够选择更好的子特征集来获得更好的图像分割的性能。

除特征选择外,Liang 等人^[52]提出基于 GP 算法的特征构建来增加图像分割的性能。该方法研究了两种不同版本的 GP 算法,一种是过滤式的 GP 算法,另一种是嵌入式的 GP 算法,来解决特征构建

问题。在两个标准数据集上的实验结果表明构建的新特征与原有特征的组合能够增加图像分割的性能。

文献[49, 51, 52]中的方法都是基于提出的几种不同特征,采用特征操作如特征选择、特征构建来获取高质量的特征,从而增加图像分割的性能。然而,这些方法的性能较依赖于预先提取的特征。且这些方法只在很小的数据集上进行了验证,并与有限的传统图像分割方法进行了对比。

与[49, 51, 52]中基于特征的方法不同,Perlin 和 Lopes^[53]提出了一个基于像素的 GP 算法来解决图像分割问题。该算法采用了一系列不同大小的滤波器如中值、标准差等和算术运算函数来生成图像掩码处理图像分割。为了降低计算成本,该算法设计了一个整合了解的质量和解的复杂度评估的适应度函数。5 个不同大小规模的数据集被用来测试该算法的性能。对生成的 GP 树的分析表明加入对解的复杂度惩罚的适应度函数能增加解的解释能力。但是该方法并没有与其他方法进行对比。

2.5 其他

除特征提取、图像分类、边缘检测、图像分割外,GP 也被应用与图像分析的其他领域,如目标识别、视频检测、图像处理等。本小节将此类代表性工作进行综述。

Barlow 和 Song^[54]设计了一个 GP 算法来识别背景图像中的字母。所提算法中设计了三种不同的函数集合和六种不同的终止符集合。三种不同难度大小的数据集包括合成图像、现实图像以及模糊图像被用来测试所提方法的性能。实验结果表明所提方法在简单的数据集上能够获得较好的检测率。但是该方法并没有与其他已有的方法进行对比,且能够识别的字母较为单一。

Bai 等人^[55]将 GP 算法应用于自动生成滤波器进行图像处理。Bianco 等人^[56]将已有的视频变化检测算法设计为 GP 函数,采用 GP 算法来自动选择和组合这些函数,从而获得更好的算法来解决视频变化检测。

Wang 和 Tan^[57]设计了一个 GP 算法来产生数学形态操作序列来解决二维图像分析和增强问题。Torres 等人^[58]提出了一个 GP 算法的框架来解决基于内容的图像检索问题。所提算法能够自动生成相似性函数对输入图像,从数据库中找出相似的图像。Khmag 等人^[59]设计了一个基于 GP 算法和小波阈值的方法去除图像中的噪音。Mahmood 等人^[60]将 GP 算法应用于生成解卷积函数来恢复较低质量的视频图像。实验结果表明该方法具有更好的准确性和鲁棒性。

3 问题与展望

近几年, GP 算法在特征提取、图像分类、图像分割、边缘检测等应用上取得了较大的成功。图像分析也已成为 GP 算法的一个重要的应用领域。GP 算法具有非常灵活的结构框架, 较易与现有的图像处理和分析相关操作算子相结合, 从而获得更好的算法性能。与传统图像分析和特征提取方法相比, GP 算法能够自动搜索最优解, 不需人为介入。与其他 EC 算法相比, GP 算法不仅可以整合不同的函数, 还具有很好的解释能力。目前 GP 算法在图像分析领域获得了较大的成功, 具有较好的研究前景。由于图像变化多样性及复杂性, 性能更好、计算成本较低的 GP 算法有待进一步被研究开发应用在图像分析上。本小节通过梳理已有的研究工作, 将未来 GP 在图像分析上的研究问题及热点归纳如下。

- 1) 目前已有部分工作基于 CNNs 中的卷积和池化思想来设计 GP 算法, 实现图像特征学习和分类。鉴于深度 CNNs 在计算机视觉领域取得的较为巨大的成功, 将此思想引入 GP 算法中将进一步挖掘 GP 算法在图像分析上的潜力。但是目前该问题并没有得到较为系统而全面的研究。特别是针对如何设计 GP 算法结构框架, 如何选择合适的操作算子如滤波或者池化等作为 GP 函数, 如何训练滤波的参数等问题。此外, 目前相关方法仅被应用于图像特征提取和分类上, 对于其他问题如边缘检测、图像分割等上的应用有待深入研究。未来工作可以围绕这些问题, 进一步开发和研究具有深度结构的 GP 算法及其在图像分析上的应用潜力;
- 2) 目前大部分已有的基于 GP 算法的图像分析方法都局限于非常有限的数据集和对比方法上。为了深入分析和验证新设计的 GP 算法在图像分析上的性能, 更多的方法包括传统方法、EC 算法、深度学习方法如 CNNs 等需要被用来作为对比算法。同时, 随着图像数据包括标准测试集越来越容易的获得, 所设计的 GP 算法性能有待在更多的数据集上被测试和验证;
- 3) 计算复杂和膨胀是运行 GP 算法时较为显著的两个问题。其中一个主要原因是生成的 GP 树较大, 导致算法评估时间较长。而膨胀则是指在进化过程中 GP 树的大小增长并没有提高其性能。由于图像数据的多样性和复杂性, 将 GP 算法应用于图像分析上将无法避免这两个问题。目前已有工作提出将解的复杂度整合入单目标 GP 算法的适应度函数中或作为另外一个目标来设计多目标 GP 算法控制生成的 GP 树的大小。但随着更多的图像操作算子被设计为 GP

函数, 在此种情况下, 如何评估生成解的复杂度需要进一步被深入研究。此外, 其他技术如邻域搜索算法等有待被开发整合入 GP 算法中为生成的 GP 树搜索最优的常数参数, 控制 GP 树的生长。因此未来工作可围绕这两个问题, 提出有效的方法来降低计算复杂度, 在保证 GP 算法性能的前提下控制 GP 树的深度和大小;

- 4) 迁移学习作为机器学习的一个重要分支, 是近几年的研究热点。基于种群的 GP 算法在进化过程中能够生成很多的小模块。这些小模块携带了特定领域信息, 很容易被提取用来增强 GP 算法在其他相关领域或任务上的学习效率和性能。但是目前针对此问题的研究较少。已有的研究工作也仅仅是局限在特定的几个领域如纹理图像的特征提取和分类等。且所提出的迁移学习方法较为简单。为提高 GP 算法在图像分析问题上的性能, 更为有效的迁移学习方法有待被开发解决更多的图像分析问题。未来工作可围绕迁移什么、如何迁移、何时迁移等问题对迁移方法在提高 GP 算法在图像分析上的性能进行深入研究。

4 结论

近几年 GP 算法较为广泛地应用于图像分析上。本文对 GP 算法在图像分析包括图像特征提取、图像分类、边缘检测、图像分割、目标检测等上的代表性研究工作进行了讨论和综述。已有的研究工作进一步表明 GP 算法灵活的结构框架、并行计算、不需人为介入、较好的解释能力等优势。然而, GP 算法在图像分析上仍然存在如计算复杂等问题。本文通过总结归纳已有的研究工作, 指出了未来 GP 算法在图像分析上的研究热点和问题, 为专家学者和研究人员们提供指导。

参考文献

- [1] SONKA M, HLAVAC V, BOYLE R. Image processing, analysis, and machine vision[M]. USA : Cengage Learning, 2014.
- [2] CHAN T F, SHEN J J. Image processing and analysis: variational, PDE, wavelet, and stochastic methods[M]. USA : Siam, 2005.
- [3] HASSABALLAH M, ABDELMGEID A A, ALSHAZLY H A. Image features detection, description and matching[G] //Image Feature Detectors and Descriptors. Berlin : Springer, 2016 : 11 – 45.
- [4] AL-SAHAF H. Genetic Programming for Automatically Synthesising Robust Image Descriptors with A Small Number of Instances[M]. New Zealand : Victoria University of Wellington, 2017.
- [5] LIANG Y, ZHANG M, BROWNE W N. Image segmentation: A survey of methods based on evolutionary computation[C] // Asia-Pacific Conference on Simulated Evolution and Learning. Berlin : Springer,

- 2014 : 847 – 859.
- [6] XUE B, ZHANG M. Evolutionary feature manipulation in data mining/big data[J]. ACM SIGEVOlution, 2017, 10(1) : 4 – 11.
- [7] KRAWIEC K, HOWARD D, ZHANG M. Overview of object detection and image analysis by means of genetic programming techniques[C] // Frontiers in the Convergence of Bioscience and Information Technologies. USA: IEEE, 2007 : 779 – 784. Technologies, 2017.
- [8] KOZA J R. Genetic programming: on the programming of computers by means of natural selection[M]. USA : MIT Press, 1992.
- [9] POLI R, LANGDON W B, MCPHEE N F. A field guide to genetic programming[M]. UK : Published via <http://lulu.com> and freely available at <http://www.gp-field-guide.org.uk>, 2008.
- [10] CHEN Q, ZHANG M, XUE B. Feature selection to improve generalization of genetic programming for high-dimensional symbolic regression[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2017, 21(5) : 792 – 806.
- [11] HAERI M A, EBADZADEH M M, FOLINO G. Statistical genetic programming for symbolic regression[J]. Applied Soft Computing, 2017, 60: 447 – 469.
- [12] dal PICCOL SOTTO L F, de MELO V V. Studying bloat control and maintenance of effective code in linear genetic programming for symbolic regression[J]. Neurocomputing, 2016, 180 : 79 – 93.
- [13] LIAO L. Discovering prognostic features using genetic programming in remaining useful life prediction[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014, 61(5) : 2464 – 2472.
- [14] BHOWAN U, JOHNSTON M, ZHANG M, et al. Reusing genetic programming for ensemble selection in classification of unbalanced data[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2014, 18(6) : 893 – 908.
- [15] NAG K, PAL N R. A multiobjective genetic programming-based ensemble for simultaneous feature selection and classification[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2016, 46(2) : 499 – 510.
- [16] ESPEJO P G, VENTURA S, HERRERA F. A survey on the application of genetic programming to classification[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews), 2010, 40(2): 121 – 144.
- [17] NGUYEN S. Automatic design of dispatching rules for job shop scheduling with genetic programming[M]. New Zealand : Victoria University of Wellington, 2013.
- [18] NGUYEN S, ZHANG M, JOHNSTON M, et al. Automatic design of scheduling policies for dynamic multi-objective job shop scheduling via cooperative coevolution genetic programming[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2014, 18(2) : 193 – 208.
- [19] MONTANA D J. Strongly typed genetic programming[J]. Evolutionary Computation, 1995, 3(2) : 199 – 230.
- [20] SHAO L, LIU L, LI X. Feature learning for image classification via multiobjective genetic programming[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2014, 25(7) : 1359 – 1371.
- [21] LIU L, SHAO L, LI X, et al. Learning spatio-temporal representations for action recognition: A genetic programming approach[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2016, 46(1) : 158 – 170.
- [22] PRICE S R, ANDERSON D T. Genetic programming for image feature descriptor learning[C] // 2017 IEEE Congress on Evolutionary Computation. USA : IEEE, 2017 : 854 – 860.
- [23] LAM B. Discovery of texture features using genetic programming[M]. Australia : RMIT University, 2012.
- [24] AL-SAHAF H, AL-SAHAF A, XUE B, et al. Automatically evolving rotation-invariant texture image descriptors by genetic programming[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2017, 21(1) : 83 – 101.
- [25] AL-SAHAF H, ZHANG M, AL-SAHAF A, et al. Keypoints detection and feature extraction: a dynamic genetic programming approach for evolving rotation-invariant texture image descriptors[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2017, 21(6) : 825 – 844.
- [26] IQBAL M, XUE B, AL-SAHAF H, et al. Cross-domain reuse of extracted knowledge in genetic programming for image classification[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2017, 21(4) : 569 – 587.
- [27] AL-SAHAF H, ZHANG M, JOHNSTON M. Binary image classification: A genetic programming approach to the problem of limited training instances[J]. Evolutionary Computation, 2016, 24(1) : 143 – 182.
- [28] NANDI R, NANDI A K, RANGAYAN R M, et al. Classification of breast masses in mammograms using genetic programming and feature selection[J]. Medical and Biological Engineering and Computing, 2006, 44(8) : 683 – 694.
- [29] ZHANG M, SMART W. Genetic programming with gradient descent search for multiclass object classification[C] //European Conference on Genetic Programming. Berlin : Springer, 2004 : 399 – 408.
- [30] ZHANG M, SMART W. Using Gaussian distribution to construct fitness functions in genetic programming for multiclass object classification[J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(11) : 1266 – 1274.
- [31] AIN Q U, XUE B, AL-SAHAF H, et al. Genetic programming for skin cancer detection in dermoscopic images[C] // 2017 IEEE Congress on Evolutionary Computation. USA : IEEE, 2017 : 2420 – 2427.
- [32] RYAN C, FITZGERALD J, KRAWIEC K, et al. Image classification with genetic programming: Building a stage 1 computer aided detector for breast cancer[G] //Handbook of Genetic Programming Applications. Berlin : Springer, 2015 : 245 – 287.
- [33] ALMEIDA A E, TORRES R D S. Remote sensing image classification using genetic-programming-based time series similarity functions[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2017, 14(9) : 1499 – 1503.
- [34] ATKINS D, NESHATIAN K, ZHANG M. A domain independent genetic programming approach to automatic feature extraction for image classification[C] // 2011 IEEE Congress on Evolutionary Computation. USA : IEEE, 2011 : 238 – 245.
- [35] AL-SAHAF H, NESHATIAN K, ZHANG M. Two-tier genetic programming for automatic feature extraction feature selection and image classification[C] // Proceedings of the Twenty-sixth International Conference on Image and Vision Computing New Zealand. New Zealand : IEEE, 2011 : 109 – 114.
- [36] AL-SAHAF H, SONG A, NESHATIAN K, et al. Two-tier genetic programming: Towards raw pixel-based image classification[J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(16) : 12291 – 12301.
- [37] LENSEN A, AL-SAHAF H, ZHANG M, et al. Genetic programming for region detection, feature extraction,

- feature construction and classification in image data[C] // European Conference on Genetic Programming. Berlin : Springer, 2016 : 51 – 67.
- [38] BI Y, XUE B, ZHANG M. An Automatic Feature Extraction Approach to Image Classification Using Genetic Programming[C] //European Conference on the Applications of Evolutionary Computation. 2018 : 1 – 16.
- [39] AGAPITOS A, O’NEILL M, NICOLAU M, et al. Deep evolution of image representations for handwritten digit recognition[C] // 2015 IEEE Congress on Evolutionary Computation. USA : IEEE, 2015 : 2452 – 2459.
- [40] SUGANUMA M, TSUCHIYA D, SHIRAKAWA S, et al. Hierarchical feature construction for image classification using Genetic Programming[C] // 2016 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. USA : IEEE, 2016 : 001423 – 001428.
- [41] GOLONEK T, GRZECHCA D, RUTKOWSKI J. Application of genetic programming to edge detector design[C] // 2006 IEEE International Symposium on Circuits and Systems. USA : IEEE, 2006 : 4683 – 4686.
- [42] KADAR I, BEN-SHAHAR O, SIPPER M. Evolution of a local boundary detector for natural images via genetic programming and texture cues[C] // Proceedings of the 11th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation. USA : ACM, 2009 : 1887 – 1888.
- [43] ROSS B J, FUETEN P, YASHKIR D Y. Edge detection of petrographic images using genetic programming[C] //Proceedings of the 2nd Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation. USA : Morgan Kaufmann Publishers Inc., 2000 : 658 – 665.
- [44] FU W, JOHNSTON M, ZHANG M. Low-level feature extraction for edge detection using genetic programming[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2014, 44(8) : 1459 – 1472.
- [45] FU W, JOHNSTON M, ZHANG M. Distribution-based invariant feature construction using genetic programming for edge detection[J]. Soft Computing, 2015, 19(8) : 2371 – 2389.
- [46] FU W, JOHNSTON M, ZHANG M. Genetic programming for edge detection: a Gaussian-based approach[J]. Soft Computing, 2016, 20(3): 1231– 1248.
- [47] FU W, JOHNSTON M, ZHANG M. Unsupervised learning for edge detection using genetic programming[C] // 2014 IEEE Congress on Evolutionary Computation. USA : IEEE, 2014 : 117 – 124.
- [48] SONG A, CIESIELSKI V. Texture segmentation by genetic programming[J]. Evolutionary Computation, 2008, 16(4) : 461 – 481.
- [49] LIANG Y, ZHANG M, BROWNE W N. Genetic programming for evolving figure-ground segmentors from multiple features[J]. Applied Soft Computing, 2017, 51: 83–95.
- [50] LIANG Y, ZHANG M, BROWNE W N. Figure-ground image segmentation using feature-based multi-objective genetic programming techniques[J]. Neural Computing and Applications, 2017 : 1 – 20.
- [51] LIANG Y, ZHANG M, BROWNE W N. Image feature selection using genetic programming for figure-ground segmentation[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2017, 62 : 96 – 108.
- [52] LIANG Y, ZHANG M, BROWNE W N. Feature construction using genetic programming for figure-ground image segmentation[G] //Intelligent and Evolutionary Systems. Berlin : Springer, 2017 : 237 – 250.
- [53] PERLIN H A, LOPES H S. A Genetic programming approach for image segmentation[G] //Computational Intelligence in Image Processing. Berlin : Springer, 2013 : 71 – 90.
- [54] BARLOW B, SONG A. Towards scene text recognition with genetic programming[C] // 2013 IEEE Congress on Evolutionary Computation. USA : IEEE, 2013 : 1310 – 1317.
- [55] BAI H, YATA N, NAGAO T. Efficient evolutionary image processing using genetic programming: Reducing computation time for generating feature images of the Automatically Construction of Tree-Structural Image Transformation (ACTIT)[C] // 2010 10th International Conference on Intelligent Systems Design and Applications. USA : IEEE, 2010 : 302 – 307.
- [56] BIANCO S, CIOCCA G, SCHETTINI R. Combination of video change detection algorithms by genetic programming[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2017, 21(6) : 914 – 928.
- [57] WANG J, TAN Y. A novel genetic programming based morphological image analysis algorithm[C] // Proceedings of the 12th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation. 2010 : 979 – 980.
- [58] TORRES R D S, FALCA ˆO A X, GONC ˆALVES M A, et al. A genetic programming framework for content-based image retrieval[J]. Pattern Recognition, 2009, 42(2) : 283 – 292.
- [59] KHMAG A, RAMLI A R, AL-HADDAD S, et al. Denoising of natural images through robust wavelet thresholding and genetic programming[J]. The Visual Computer, 2017, 33(9) : 1141 – 1154.
- [60] MAHMOOD M T, MAJID A, HAN J, et al. Genetic programming based blind image deconvolution for surveillance systems[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2013, 26(3) : 1115 – 1123.

A Survey on Genetic Programming to Image Analysis

BI Ying, ZHANG Mengjie, XUE Bing

(Evolutionary Computation Research Group, School of Engineering and Computer Science,
Victoria University of Wellington, Wellington 6140, New Zealand)

Abstract: Genetic Programming (GP) as an Evolutionary Computation (EC) technique, has been widely applied to image analysis in recent decades. However, there is no comprehensive and systematic literature review related to this area. To provide guidelines to interested researchers with the state-of-the-art research, this paper presents a comprehensive survey of the literature in recent years on GP for image analysis, including image feature extraction, image classification, edge detection, image segmentation. In addition, this paper summarises the current issues and challenges on GP for image analysis, and points out promising area for future work.

Keywords: genetic programming; image analysis; evolutionary computation; feature extraction; image classification;

