

项目编号: T020PRP37033

上海交通大学

本科生研究计划 (PRP) 研究论文

(第 37 期)



论文题目: 仿生学与人工智能交叉探究

项目负责人: 杨力 助理教授 学院 (系): 机械与动力工程学院

指导教师: 杨力 助理教授 学院 (系): 机械与动力工程学院

参与学生: 余柏呈、韩生涛

项目执行时间: 2020 年 2 月 至 2020 年 9 月

摘要

该论文借助仿生学知识,利用分形算法探究结构在流动传热领域的应用潜力,并尝试解决高导热材料分布问题。分形结构广泛存在于自然现象之中,在高导热材料分布问题上基于拓扑优化的结果具有明显的分形特征。本论文采用逆向方式,通过寻找合适的分形算法生成分形结构,并利用深度学习与遗传算法等对其进行优化,得到该分形模型下最优结果。与之与拓扑优化的结果相比较,研究该方法的可行性与准确性。

关键词 仿生学, 分形理论, 高导热材料分布, 深度学习, 遗传算法

ABSTRACT

In this paper, with the help of bionics knowledge, fractal algorithm is used to explore the application potential of structure in the field of flow heat transfer, and try to solve the problem of high thermal conductivity material distribution. Fractal structure exists widely in natural phenomena, and the results based on topology optimization have obvious fractal characteristics in the distribution of high thermal conductivity materials. In this paper, the reverse way is used to generate the fractal structure by looking for a suitable fractal algorithm, and then it is optimized by deep learning and genetic algorithm to get the optimal result under the fractal model. Compared with the results of topology optimization, the feasibility and accuracy of this method are studied.

KEY WORDS Bionics, Fractal theory, Distribution of high thermal conductivity materials, Deep learning, Genetic algorithm

1 绪论

分形一词由 Mandelbrot 于 1973 年首次提出,其原始含义为不规则的,零散的,是一种常见自然现象。常见的分形算法可分为三种,即时间逃逸算法(如 Mandelbrot 集、Julia 集、Burning Ship)、分形函数迭代系统(IFS 算法、L-文法等)、吸引子(Lorenz 吸引子等)。分形的特征主要包括:分形结构都具有小尺度的细节;分形结构不能用传统的几何语言来描述,既不是特定条件下点的轨迹,也不是方程的解集;分形具有某种自相似性;分形维数大于其拓扑维数;一般定义简单,由迭代生成。简而言之,可以概括为自相似性、自仿射性与混沌性。^[1]

精细结构的散热问题是一类重要的热学问题,广泛应用于电子元件与工业设备的散热。合理构建散热通道的结构与性能至关重要,与散热通道的材料、形态分布和外部热环境密切相关。^[2]在实际生产中,构造导热材料和外部热环境一般是一定的,此时传热结构中散热通道就对整个系统的热量传递起到主要作用。如何在传热系统中合理分布高导热材料对提高结构的传热性能、延长其使用寿命起到至关重要的作用。在发热量比较集中、空间有限的集成电路中,一般采用由高导热材料形成的散热通道直接插入到电子元器件内部,将元件产生的热量导出到外部环境中,此后采用其它的高效冷却方式如风扇等进行冷却,可以有效的解决冷却效率问题和空间限制问题。

分形在自然界中十分常见,如植物的生长等自然规律中都有着大量的分形现象。分形由于其结构特征使得其接触面积大于一般的连续图形,其结构优势也广泛地运用于工业生产活动之中。上海理工大学崔天福,丁晓红,侯丽园等人在《基于密度法的传热结构拓扑优化设计》一文中通过拓扑优化方法得到的导热材料结构中存在明显的分形自相似现象^[2],有着典型的分形特征。

针对这一传热形式较为复杂的模型,崔天福等人使用拓扑优化方法,以材料分布为优化对象,空间内寻求最佳的分布方案,以得到结构某种性能最优的结构。通过设计计算得到自由度较高的散热通道拓扑形态,并在此形态的基础上,进一步优化获得最佳的

结构尺寸。具体操作方法为以变密度法为理论基础,并以 SIMP 为材料插值模型,建立结构散热弱度为目标函数的优化数学模型,推导出满足条件的传热结构拓扑优化迭代公式。采用高阶单元方法来解决优化过程中存在的数值不稳定现象,需要然后通过不同边界组合下的数值算例,得到最后的结果。

本文则通过逆向研究的方法,基于自行设计的 IFS 符号重写系统^{[3][4][5]},通过构造与论文中相似分形结构,通过传热学程序计算相应的温度分布,采用遗传算法对其进行优化,得到最优性能的高导热材料分布,并讨论设计方案的合理性。

我们通过改进分形算法,将 IFS 算法与 L-系统相结合,得到 IFS 符号重写系统,该系统能够较好的生成有粗细变化的连续分形图像,并有着可以连续优化的仿射变换参数。同时,我们根据一个特殊的传热学边界模型设计出能够计算出分形图像对应温度矩阵的传热学算法。随后,我们训练 pix2pix 神经网络将分形图像与温度图像进行对应,使用该网络能在极短时间预测分形图像所对应的温度矩阵。最后,我们通过遗传算法,对温度图进行优化,得到最为合适的分形图片作为优化结果。

2 研究内容及方法

2.1 分形算法的设计

生成分形图像首先需要相应的分形生成算法。目前常见的应用于工业产品设计的分形算法主要包括 IFS 算法与 L-系统两大类。IFS 以仿射变换为框架,根据几何对象的整体与局部具有自相似的结构,将总体形状以一定的概率按不同的仿射变换迭代下去,直至得到满意的分形图形。通过对点的仿射变换与压缩以确定点的分布。L 系统是一种字符串重写系统,基本原理是设定基本简单的绘图规则,然后让计算机根据这些规则进行反复迭代,生成各种图案,多被用于植物生长过程建模,但是也被用于模拟各种生物体的形态。由 IFS 得到的图像由离散的点构成,连续性较差;而 L-系统得到的图像形状高度对称,且同一分支形状完全相同,不利于优化。本文将两者算法有机结合,既能生成连

续分形图案，又有较大的变化性，且具有连续的可优化参数。^[3]

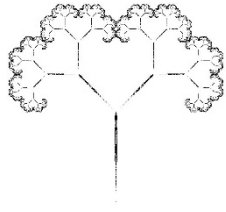


图 1 IFS 算法分形示意图

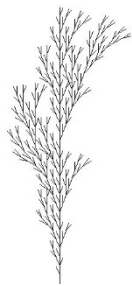


图 2 L-迭代系统分形示意图

该算法基本思路可以概括为以下两点：主干的确定与分支的生成。首先确定一个基本元（如一个矩形，可根据需要进行更改）、初始位置与合理的迭代方式（通过一个由特定符号组成的字符串给出，称为正规语法规则），通过 L-系统的生长迭代机制确定主干的生长方向，使其具有连续结构，在生长过程中每个矩形元素的具体形状通过仿射变换确定，仿射变化的参数作为优化目标，使得生成结构相较于普通的 L-系统而言更具复杂性，优化的参数也具有连续性。

实际使用过程中，我们需预先给定一个字符串片段，作为超参数来控制分形图像的主干生长。而仿射变换对应的系数共有 54 个，其中 36 个参数用于控制大小变化，18 个参数用于控制角度变化。改变参数取值可以得到不同的分形图案，用于后续优化。实际编写代码过程中，我们参考了 GitHub 上的 fractal 库，使用计算机视觉处理库 OpenCV 库改写后，以提高图片的生成效率，从而实现了我们实验方法所需分形画图程序。

2.2 传热学算法设计

传热学计算的目的是根据分形图中高导热材料的分布情况，计算给定边界条件下区域内温度的分布情况，为后续优化提供方向，是

整个研究的核心内容。由于该过程涉及椭圆型偏微分方程的求解，我们采用网格离散的方法求解温度。由于计算所需的温度图像素相对较低，可采用简单的显示迭代法计算某一导热材料分布下对应的温度矩阵。我们的研究采用的是以下传热学模型：

设计区域 Ω_d 为一边长为 $L_1 = 0.01\text{m}$ 的正方形区域，设计区域内存在生热率载荷 $Q = 6 \times 10^4 \text{W/m}^3$ ，设计区域下方存在 Dirichlet 边界 Γ_T ，边界长度为 0.01m ，边界温度为 $T_0 = 0^\circ\text{C}$ 。其余为 Neumann 边界 Γ_q ，热流密度为 q ，传热条件如图所示。^[2]其优化问题为：如何在设计区域 Ω_d 中布置一定体积上限（如 30%）的高导热材料，形成散热通道，将区域内的热量传送到边界，使得内部温度最低。

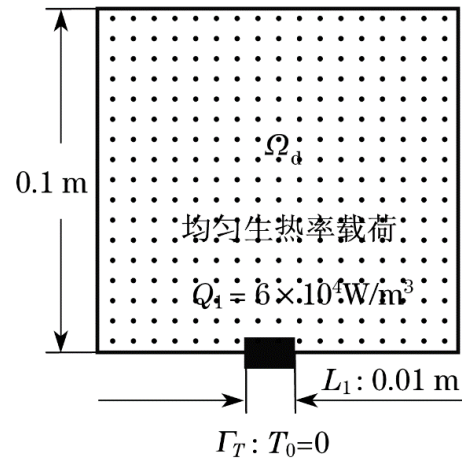


图 3 传热学模型的边界条件示意图^[2]

传热学具体实现方式如下：首先将正方形区域划分为 80×80 的网格，由于问题为稳态问题，边界条件为第三类边界条件。由传热学方程可以得：

$$\frac{\partial}{\partial x} \left(\lambda \frac{\partial t}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(\lambda \frac{\partial t}{\partial y} \right) + Q = 0$$

由椭圆形偏微分方程的差分形式可以分别得到内点、边界点与外角点迭代公式，分别为

对内点有：

$$4t_{i,j} - t_{i+1,j} - t_{i-1,j} - t_{i,j+1} - t_{i,j-1} + \frac{\phi}{\lambda} \Delta x^2 = 0$$

对边界点有：

$$t_{i,j} = \frac{1}{4} \left(2t_{i,j-1} + t_{i+1,j} + t_{i-1,j} + \frac{\Phi}{\lambda} \Delta x^2 + 2\frac{q}{\lambda} \Delta x \right)$$

对外角点有:

$$t_{i,j} = \frac{1}{2} \left(t_{i,j-1} + t_{i-1,j} + \frac{\Phi}{2\lambda} \Delta x^2 + 2\frac{q}{\lambda} \Delta x \right)$$

对于 Dirichlet 边界, 只需在每次更新后重新对其进行赋值即可。当两次迭代前后所有格点的温度变化量均小于提前设定的一个极小值 ε (本次研究取为 10^{-6}) 或达到最大迭代次数 (本次研究取为 2×10^5 次) 后, 迭代结束, 得到温度矩阵。

2.3 pix2pix 神经网络的运用

由于本文采用的优化算法为遗传算法, 需要大量的数据样本作为个体组成一个种群进行遗传, 而在 2.2 节中提及的计算温度矩阵的方法由于算法限制, 需要较长的时间开销 (每张图约 2 分钟), 遗传算法消耗时间极长, 几乎无法使用。为此, 我们通过深度学习方法, 训练一个 pix2pix 网络, 通过分形图与温度图之间的映射, 用于预测温度。

pix2pix 神经网络是生成对抗网络 (GAN) 的一种, 常用于构建图片与图片间的映射关系。我们参考常用的深度学习架构 Tensorflow 平台上的开源 pix2pix 代码, 经过适当修改使得该网络可以对温度图进行预测。

图像处理方面有着很多问题, 也有着不同的处理手段。而这些方法的本质其实是像素点到像素点的映射。于是论文 Image-to-Image Translation with Conditional Adversarial Networks 提出在 GAN (生成对抗网络) 的基础上提出一个通用的方法即 pix2pix 来解决这一类问题。通过 pix2pix 来完成成对的图像转换, 可以得到比较清晰的结果。pix2pix 是 cGAN 的一个变体, 能够实现从图像到图像的映射, 在从标签映射合成照片、从边缘映射重建对象、图片上色等多类人物的表现较好, 比较适合于监督学习。训练完成后, pix2pix 可以将图像从 A 领域变换到 B 领域。

用于训练神经网络的训练集由五百张随机生成的分形图片组成, 并通过传热程序计算得到对应的温度矩阵。测试集由一百张随机生成的分形图片组成, 同样通过传热程序计算得到对应的温度矩阵。经数据归一化与

填充操作后变为 128×128 像素的图片。生成器 (Generator) 通过跳连接实现, 主要通过卷积、反卷积等操作将图片转换成为一张同尺寸的图片。该网络共有参数 48651265 个, 其中可训练参数 48641537, 表达能力较强。生成器通过全连接实现, 通过卷积、反卷积、激活等操作, 用于判断图片的生成质量, 由 2766337 个参数构成, 其中训练参 2764545 个, 判断能力较强。通过 Adam 优化器采用梯度下降法对两者进行优化, 直至达到平衡。为防止过拟合的出现, 在训练时我们设定部分神经元衰退。

2.4 优化算法的设计

最后, 我们采用遗传算法对分形图像进行优化, 寻找最合适的高导热材料分布。优化参数为控制仿射变换的 54 个系数, 为保证优化的有效性, 防止出现过度重叠或反向生长的情况出现, 我们设定角度取值范围为 $[-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}]$, 大小取值范围为 $[0.3, 1]$ 。此外, 为保证分形图中高导热材料的体积分数不超过限定值 (30%), 在优化过程中对超过体积分数限制的图像进行惩罚, 将其优化温度设定为一很大的常数值 (如 600°C)。

考虑到各像素点上的温度不一定具有很好的连续性, 采用最高温度作为优化目标具有一定的极端性, 是不科学的。为此, 我们通过排序算法对各像素点温度值进行排序, 选取第 5119 处温度 (由低到低高排序处于 80% 处) 的温度作为优化目标。

遗传算法的代码采用的是 GitHub 开源库 Geatpy 代码。对于遗传算法中一些超参数, 种群规模取为 200, 变异率取为 0.5, 最大进化代数取为 80 代。记录最优状态下的系对应的系数与温度, 用于分形图片生成。

3 研究结果及讨论

3.1 分形算法生成图像结果

基于我们设计的分形算法, 我们生成了一系列分形图形, 如下图 4 所示。从图中我们可以明显的看出主干的连续性与分支的粗细变化, 基本符合我们的构想, 很好的满足设计要求。

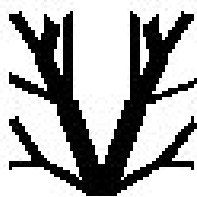


图 4 IFS 迭代系统效果图

3.2 传热学算法计算结果

用传热计算程序计算分形图片对应的温度矩阵，可以看出温度分布与导热材料分布有着相似性，在正方形中心无导热材料处温度较高，最高温度约 400℃，符合实际生活中的设计要求，具有可行性。分形图及其对应的温度图如下图所示。

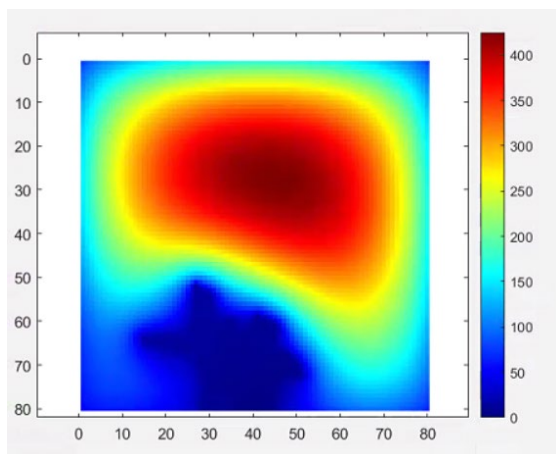


图 5 传热学计算模型计算结果

3.3 pix2pix 神经网络的模拟结果

经过约 50 个训练单位（以一个 epoch 为一训练单位）后，模型在测试集上的误差逐渐增大，出现过拟合现象，此时停止网络训练，并将此模型用于预测温度，可以发现优化效果良好，在测试集上单一像素点最大误差较低，符合我们所需的精度要求。训练结果示例与训练过程中基于测试集的误差如下图所示。

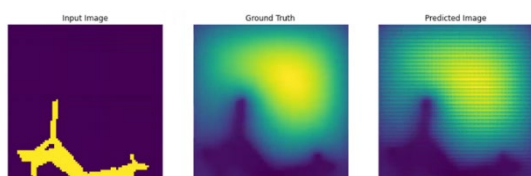


图 6 pix2pix 模拟结果



图 7 pix2pix 损失函数

3.4 遗传算法的优化结果

遗传算法的优化结果也是最终在该模型下高热材料分布的最佳结果。从结果上可以看出，优化完成后，由低到低高排序处于 80% 处的温度值为 33.79℃，远低于优化前随机图像对应的温度，约 160℃，优化效果良好。从图中的高热材料的分布可以看出，导热材料分布较为分散，并没有分支重叠或交叉的情况，有利于散热。在材料使用上，该图像对应的高导热图像占比约为 27%，低于设定值 30%，高热材料得到了充分应用。

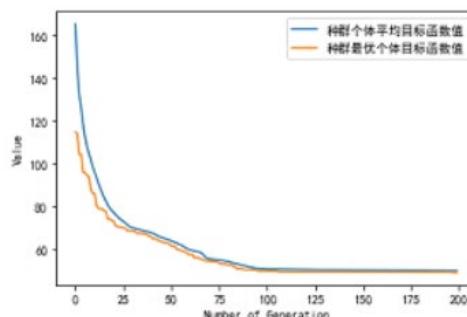


图 8 遗传算法优化过程

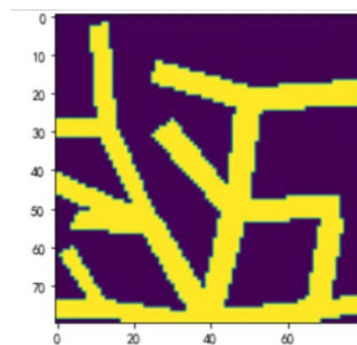


图 9 遗传算法优化结果

4 结论

4.1 结果总体分析

从优化结果来看，优化后分形图像的分支较为均匀地向四周生长，该结构有利于散热，

所得结果在这一分形框架下有着很强地合理性。但与拓扑优化结果对比来看,该结果与拓扑优化所得到的较为准确的分布结果间存在一定差异,并不能较好地找到全局最优解,需从多个角度进行改进。

4.2 优点与缺点分析

从分形结构角度出发设计高导热材料分布相较于拓扑优化存在一定的优势,如相较于拓扑优化地计算结果,从分形角度设计有着较高的可解释性。

但该模型也存在明显不足,主要体现在分形图像生成方式较为单一,不能运用于其他边界条件;传热学计算与优化算法效率较低、准确性有待提升等方面。

4.3 未来展望

从上述分析可以看出,基于分形算法设计导热材料的方法在未来有着广阔的前景,但我们同时也意识到现有的方法存在一定的缺陷,可以从以下几个角度进行改进。

分形算法设计方面,我们所选定的 IFS 符号重写系统具有一定的缺陷,具体体现在表达能力不足、超参数与人为设计的部分较多,不利于寻找全局最优解。可以通过更新分形图片的生成方式获得更好的分形图像。生长机制的调节是自然界形成分形结构的主要调节机制,基于这一方法有相关分形算法如元胞自动机等,未来可以从这一角度切入,寻找更优的分形图案。

传热学代码方面,受制于时间与水平,我们采用的是最为简单的格点划分与显式迭代以采用更为快速准确的隐式迭代方式,计算速度与准确度都将大大提高。

pix2pix 网络与遗传算法方面,调整超参数取值以获得最优效果一直是代码改进的重要环节。此次项目由于时间限制在这方面投入时间较少。此外,除遗传算法外仍有其他多种优化算法可供选择,我们将分别比较不同算法对于该问题的优化结果,进行比较与筛选。

在整体设计方面,本项目只解决某一特定条件下高导热材料的分布问题,并不适用于其他条件,并不能实际运用于工业生产。后续可以对此方法进行集成,使其可以快速计算任一条件下高导热材料的分布情况,无疑具有巨大的运用潜力。

- [1] 陈程,陈桂英. 基于分形的理论与应用的研究[A]. 北京力学学会. 北京力学学会第 26 届学术年会论文集[C]. 北京力学学会:北京力学学会, 2020:3.
- [2] 崔天福,丁晓红,侯丽园. 基于密度法的传热结构拓扑优化设计[J]. 上海理工大学学报, 2014, 36(06):548-555.
- [3] 刘树群,刘硕. IFS 与 L 系统的统一描述语言及其分类[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(10):1890-1895.
- [4] 刘树群,焦文艳. 基于图形重写的分形造型系统研究[J]. 甘肃科学学报, 2010, 22(04):129-132.
- [5] 刘树群,王春燕. 迭代函数系统的运算性质[J]. 甘肃科学学报, 2010, 22(02):20-24.
- [6]

致谢

首先应当感谢杨力老师对本项目的支持,从前期项目研究方向的确立到中期对整个项目中重点与难点的突破,杨老师积极给出指导意见,每当项目陷入困境时都能准确指出相关问题,使项目能够顺利完成。其次应当感谢和我一起参与并完成这一项目的韩生涛同学,我们一起讨论项目中的重点与难点,在我陷入困境的时候能够给予我足够的帮助。此外,还需要感谢汪琦学长与周炜炜学长对我们项目的支持,汪奇学长精通神经网络与 Tensorflow 的使用,在神经网络的设计与代码上给予我很大的帮助,帮助我们寻找代码中存在的问题、调整设备的使用;周炜炜学长对拓扑优化有着深入的研究,他的讲解是我对项目有了更加深入的理解,也能更好地比较两者的异同。

参考文献