

引用格式:丁宁,吕健,胡涑,等.综合神经网络与遗传算法的图形重构方法研究[J].微电子学与计算机,2019,36(7):81-86.
[DING N, LÜ J, HU L, et al. Research on graph reconstruction method based on neural network and genetic algorithm[J].
Microelectronics & Computer, 2019, 36(7): 81-86.]

综合神经网络与遗传算法的图形重构方法研究

丁 宁, 吕 健, 胡 涑, 赵慧亮, 王伟祎
(贵州大学 现代制造技术教育部重点实验室, 贵州 贵阳 550025)

摘 要: 针对神经网络与遗传算法在图形重构设计中的广泛性和差异性,以苗族蜡染图形设计为例,对二者进行应用对比分析.首先,运用神经网络与遗传算法进行蜡染图形的框架重构.再结合拓扑构型对图形元素进行变换填充,从而生成不同元素、相同结构和不同结构、相同元素之间的图形组,并对比分析两种算法对于本实例的综合特征.结果表明:在面积比例、纹样元素、框架构型和应用场景多样性四个设计要素中,这两种算法各有优劣势存在;并且在本案中,BP 神经网络生成方案的权值总和大于 GA 生成方案的权值总和,其大于的值为 0.562 5.
关键词: BP 神经网络;遗传算法;拓扑构型;对比分析;图形重构
中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-7180(2019)07-0081-06

Research on graph reconstruction method based on neural network and genetic algorithm

DING Ning, LÜ Jian, HU Lai, ZHAO Hui-liang, WANG Wei-yi

(Key Laboratory of Advanced Manufacturing Technology, Ministry of Education,
Guizhou University, Guiyang 550025, China)

Abstract: Aiming at the universality and difference of neural network and genetic algorithm in graphic reconstruction design, this study takes Miao nationality batik graphic design as an example, and makes a comparative analysis of the application of the two. Firstly, neural network and genetic algorithm are used to reconstruct the frame of batik graphics. Combined with the topological configuration, the graphics elements are transformed and filled, and the graphics groups of different elements, the same structure and the same elements are generated, and the comprehensive features of the two algorithms for the example are compared and analyzed. The results show that these two algorithms have their own advantages and disadvantages among the four design elements; area ratio, pattern element, frame configuration and application scene diversity. And in this case, the total weight of BP neural network generation scheme is greater than the total weight of GA generation scheme, which is 0.5625.
Key words: BP neural network; genetic algorithm; topological configuration; comparative analysis; graphic reconstruction

1 引言

蜡染图案常被应用于现代化艺术设计中,其中图案的轮廓构形、纹样元素之间的排布关系、面积比

例是图案组成的关键部分.设计师往往根据个人设计经验以及一定的设计要求进行排布组合及绘制.然而随着数形结合(即任何一个图形都可以用数学模型表示及讨论)的设计方式在图案创新设计领域

的广泛应用,使得计算机辅助图形设计更具有科学性、依据性^[1].

目前,对于图形生成与再设计的研究方法主要有:①应用眼动设备,建立用户隐性意识与图形要素之间的映射关系. ②应用图形学相关算法进行研究. 如王晨琛等^[2]提出运用卷积神经网络对中国水墨画风格的提取 SIMONYAN 等^[3]和 HE K 等^[4]主要运用卷积神经网络对此进行分析研究.

针对图形在艺术设计中优化重构的问题,本文以苗族蜡染图形为例,分别运用遗传算法和 BP 神经网络这两种算法对蜡染图形框架进行重构,再运用拓扑构型对纹样元素进行变换填充,最后将形成的遗传算法图形方案与 BP 神经网络图形方案进行对比分析,探索不同算法对相关设计要素的适用度.

2 本文方法

2.1 本文流程

将 GA 和 BP 神经网络与本文研究对象结合,构建蜡染图形重构方法流程图,如图 1 所示.

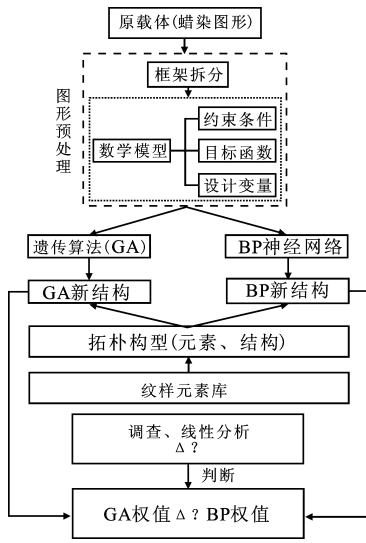


图 1 蜡染图形重构方法流程

根据图 1 所示,先将载体图形进行框架拆分,并定义函数关系,从而建立数学模型;再将推导的数学模型分别通过 GA 与 BP 神经网络进行运算、变异和迭代,生成 GA 数据和 BP 数据,完成对载体图形的框架重构;并从原图形中提取相同的纹样元素,通过拓扑构型的方法分别填充到已生成的新框架构型中. 最终将得到的新蜡染图形,通过调查分析统计出 GA 权值与 BP 权值的大小,从而判断出针对本蜡染图形实例运用何种算法更优.

2.2 应用算法

2.2.1 BP 神经网络

BP(Back Propagation Net-work)神经网络是一种多层前馈神经网络,由输入层、隐层和输出层组成^[5]. 其中输入层神经元接收外界输入,隐藏层与输出层神经元对信号进行加工,最终结果由输出层神经元输出.

2.2.2 遗传算法

遗传算法(Genetic Algorithm,GA)基于染色体群的并行搜索,带有猜测性质的旋转操作、交换操作和突变操作^[6]. 将 GA 运用到蜡染图形框架重构的流程如图 2 所示.

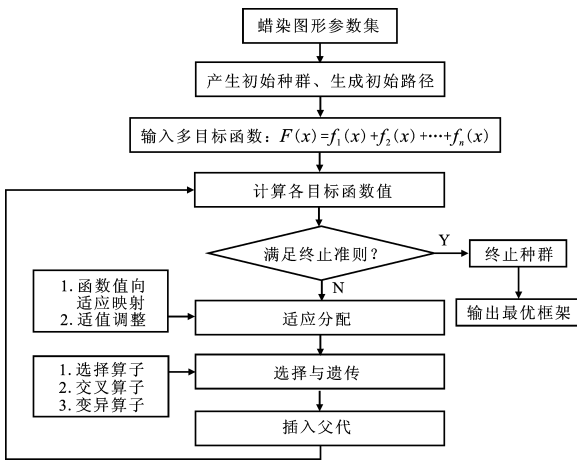


图 2 GA 算法流程图

3 应用实例分析

以蜡染图形作为本研究实例,并对其进行框架拆分,得出每个框架之间的相互函数关系,从而推导出蜡染图形的数学模型. 因此,将蜡染图形进行框架函数设定,如图 3 所示.

3.1 构建数学模型

根据图 3 所示,构建其数学模型,可以表示为:

$$\begin{cases} \min n = F(n) = \{F_1(n), F_2(n), \dots, F_n(n)\} \\ \max N = F(N) = \{F_1(N), F_2(N), \dots, F_n(N)\} \\ N = (n_1, n_2, \dots, n_n) \\ X \cdot Y > x_1^2 > x_2^2 > x_3^2 > x_4^2 > \pi(d/2)^2 > 0 \\ X \cdot Y = nx_1^2 = Nx_1^2 \end{cases} \quad (1)$$

根据式(1)得出, X 和 Y 为设计变量,同时 $X \cdot Y > x_1^2 > x_2^2 > x_3^2 > x_4^2 > \pi(d/2)^2 > 0$; minn 和 maxN 为约束条件; $x_i (i = 1, 2, 3, 4)$ 、 d_1 和 n 为目标函数,其中 $n(N)$ 为单个图形个数.

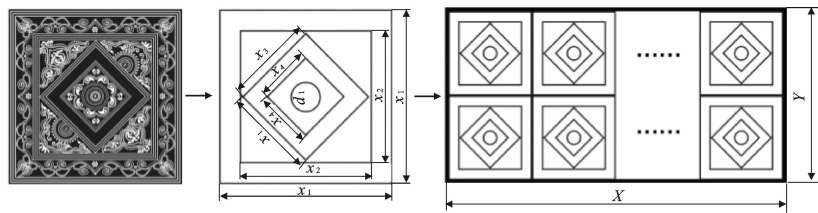


图 3 蜡染图形结构拆分

数学模型表达式(1)均适用于 GA 和 BP 神经网络,并赋予初始值和范围值,如表 1 所示。

表 1 初始值与范围值对应表

名称	x_1	x_2	x_3	x_4	d_1	X	Y
初始值/mm	20	18	12.727 9	10	8	1 000	500
范围	20~30	17~26	14~17	9~13	6~10	500~5 000	100~2 000

根据表 1 所赋予的初始值与范围,满足 $X \cdot Y > x_1^2 > x_2^2 > x_3^2 > x_4^2 > \pi(d/2)^2 > 0$,且将式(1) 整理成 m 脚本文件带入 GA 与 BP 神经网络中进行迭代计算.其主要 m 脚本程序如下:

```
function y=funn(x)
y=500 * 1 000/x(1)^ 2;
end
```

运用 Matlab 遗传工具箱在 solver 里面选择 ga-Genetic Algorithm,在 Fitness function 选择@fun,设置 Number of variables 为 7,Lower 值输入[500, 100,20,17,14,9,6],Upper 值输入[5 000,2 000, 30,26, 17, 13, 10],设置 Population size 为 50, Crossover fraction 为 0. 8, Mutation rate 为 0. 01, Generations 为 100. 运行之后选取 10 组数据,如表 2 所示。

表 2 10 组 GA 数据

组数	X	Y	x_1	x_2	x_3	x_4	d_1	迭代次数
第 1 组	4 144.48	1 999.99	28.87	25.66	14.65	10.44	7.13	57
第 2 组	4 186.05	1 999.9	26.56	24.53	16.25	10.61	9.85	70
第 3 组	3 582.24	1 999.99	29.13	24.71	15.09	10.80	7.40	75
第 4 组	2 047.26	1 999.99	29.90	24.75	16.97	12.90	9.14	199
第 5 组	2 132.12	1 999.99	28.52	22.21	14.16	12.90	8.86	65
第 6 组	2 597.47	1 999.99	29.92	25.75	16.93	12.79	8.75	90
第 7 组	3 665.94	1 999.99	25.93	23.58	16.83	12.94	9.04	61
第 8 组	2 122.07	1 999.99	25.08	24.75	16.68	12.36	7.49	87
第 9 组	4 549.23	1 999.99	26.69	18.93	15.39	9.58	8.41	55
第 10 组	4 138.71	1 999.99	29.57	25.06	15.54	12.16	6.68	78

同样运用 MATLAB 中 BP 神经网络工具,在 solver 里面选择 fmincon-Constrained nonlinear minimiza-

tion,Start point 值为[1 000,500,20,18,12.727 9,10, 8]. 为方便与 GA 所选取的 10 组数据对比,同样在 BP 神经网络中选取 10 组数据,如表 3 所示。

表 3 10 组 BP 神经网络数据

组数	X	Y	x_1	x_2	x_3	x_4	d_1	迭代次数
第 1 组	1 000.33	1 999.99	28.43	19.60	15.27	11.45	8.00	34
第 2 组	1 000.33	1 999.99	25.76	21.65	15.61	12.10	8.00	37
第 3 组	1 000.33	1 999.99	22.77	23.02	14.07	12.15	8.00	39
第 4 组	1 000.33	1 999.99	21.43	24.64	14.90	10.64	8.0	48
第 5 组	1 000.33	1 999.99	22.14	24.59	15.77	10.75	7.99	35
第 6 组	1 000.33	1 999.99	21.71	24.78	15.02	11.43	7.99	38
第 7 组	1 000.33	1 999.99	21.57	24.91	15.87	11.00	9.41	45
第 8 组	1 006.99	1 999.99	26.13	21.33	15.31	10.0	9.94	40
第 9 组	982.41	1 999.99	25.61	22.30	17.64	10.0	7.99	29
第 10 组	1 000.33	1 999.99	20.65	24.53	15.66	10.0	8.00	30

3.2 GA 与 BP 神经网络结果分析

根据表 1 和表 2 所生成的两组算法数据可以看出:GA10 组数据均都满足数学模型式(1)中的约束条件,但在 BP 神经网络所生成的 10 组数据中,仅有第 1 组、第 2 组、第 8 组和第 9 组满足 $X \cdot Y > x_1^2 > x_2^2 > x_3^2 > x_4^2 > \pi(d/2)^2 > 0$ 这一约束条件.但并不能判定出哪种算法对于本蜡染图形重构更优,因此,将这 14 组数据分别按照如图 3 所示的方法进行重新构图,其结果如表 4 所示。

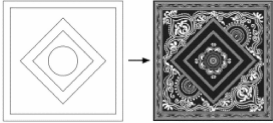
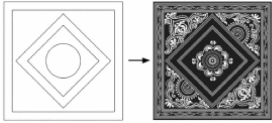
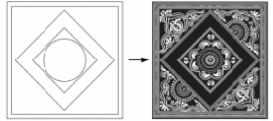
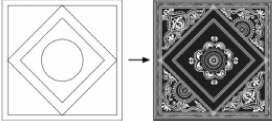
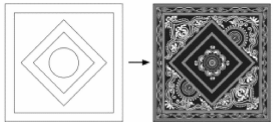
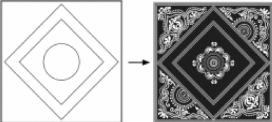
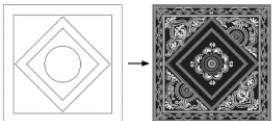
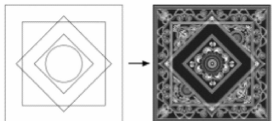
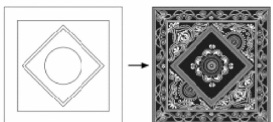
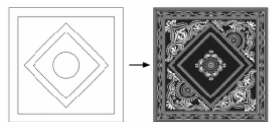
4 蜡染纹样填充

运用拓扑构型理论对 BP 神经网络和 GA 生成的新构型方案进行元素填充,用以生成相同构型不同元素和相同元素不同构型的图形组。

4.1 拓扑构型理论

拓扑构型主要是根据匹配值一次性获得多个相似纹样元素,并依据标识的纹样元素空间位置,以其中心为顶点建立领域关系图^[7]. 针对本载体的拓扑构型如图 4 所示。

表 4 GA 与 BP 神经网络数据结构对比图

GA		BP	
	第 1 组		第 6 组
	第 2 组		第 7 组
	第 3 组		第 8 组
	第 4 组		第 9 组
	第 5 组		第 10 组

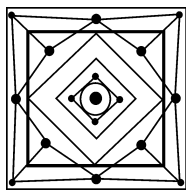


图 4 载体图形的拓扑构型

匹配测度值表示为:

$$D(i,j)=\sum_{m=1}^M\sum_{n=1}^N[S_{i,j}^2(m,n)-2S_{i,j}(m,n)\cdot T(m,n)+T^2(m,n)]\tag{2}$$

式中, D 为匹配测高; $S_{i,j}$ 为每个目标子图,并且对于测度值 x 从小到大排序:

$$O(D(i,j))=O\{\sum_{i=1}^{K-M+1L-N+1}\sum_{j=1}^M\sum_{m=1}^M\sum_{n=1}^N[S_{i,j}^2(m,n)-2S_{i,j}(m,n)\cdot T(m,n)+T^2(m,n)]\}\tag{3}$$

由于图形颜色是纹样元素的重要参数之一,因此本蜡染图案的纹样元素的颜色特征通过选择颜色矩来衡量 2 个元素之间的差异,这样结构元素的面

积不影响颜色的差异性^[8]. 其颜色矩独立公式可以

表示为:

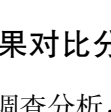
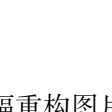
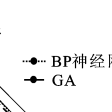
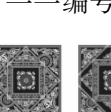
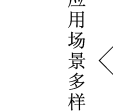
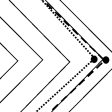
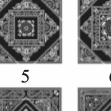
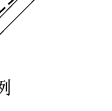
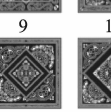
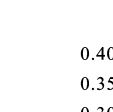
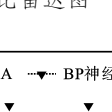
$$\begin{cases} \mu_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n h_{ij} \\ \sigma_i = \left(\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (h_{ij} - \mu_i)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \\ s_i = \left(\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (h_{ij} - \mu_i)^3 \right)^{\frac{1}{3}} \end{cases}; \text{其中 } h_{ij} \text{ 为第}$$

i 个颜色通道分量中灰度为 j 的像素出现概率; n 为灰度级数.

4.2 图形重构

为便于图形填充之后的对比分析,需选择相同数量的数据与相同拓扑构型方式进行图形重构. 因此,在 GA 数据中无概率取与 BP 神经网络数据相同数量的 4 组数据进行分析;同样运用相同拓扑构型方式对蜡染图形进行相同元素、不同结构和不同元素、相同结构两种方式重构. 其结果如表 5 所示.

表 5 图形重构对比图

组数	相同元素、不同结构				不同元素、相同结构			
	GA		BP		GA		BP	
第 1 组								
第 2 组								
第 3 组								
第 4 组								

5 调查结果对比分析

为便于调查分析,将表 5 中 16 幅重构图片进行排列,并进行一一编号,如图 5 所示。

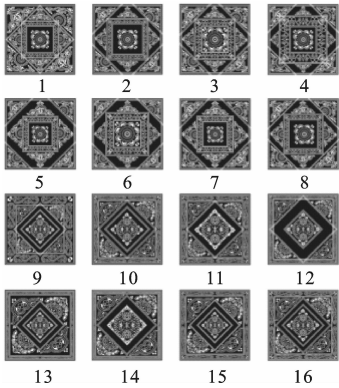
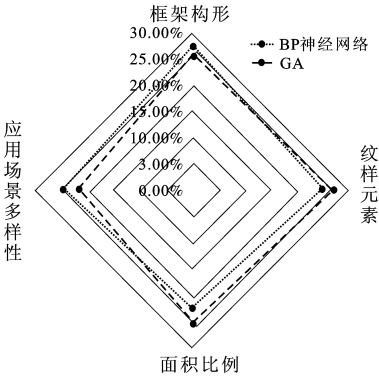
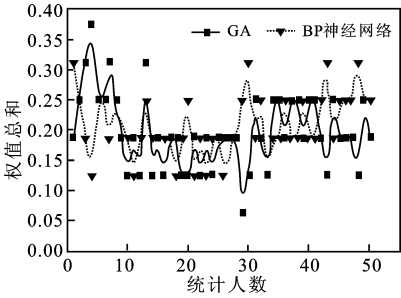


图 5 16 幅无记名调查图组

取图 5 中 16 幅图片进行 50 人调查,其中编号 1~4 和 9~12 为 BP 神经网络经拓扑构型重构后生成的方案,编号 5~8 和 13~16 为 GA 经拓扑构型重构后生成的方案(被测人员并不知道其算法)。并将调查方式分为两种,方式一:根据框架构形、纹样元素、面积比例和应用场景多样性这四种主要影响因素进行调查,取这四种因素总分为 10 分,并分别对 16 幅图进行人工调查,分析出 GA 与 BP 神经网络分别所得到的四种因素占比,绘制成雷达图。方式二:取 16 幅图总权值为 1,分析对比 GA 和 BP 神经网络在此调查中的适用性和最优性。



(a) 4 种因素占比雷达图



(b) 调查统计分析对比图

图 6 GA 和 BP 生成方案调查统计分析对比图

根据图 6(a)所示:针对本蜡染图形重构案例,GA 在纹样元素和面积比例两个因素方面优于 BP 神经网络所得到的图形重构方案;而在应用场景多样性和框架构型因素方面,BP 神经网络更优于 GA 所得到的图形重构方案。

根据图 6(b)所示:从宏观角度分析,50 人的调查结果中权值最低与最高都出现在 GA 所重构的图形方案中,其最高权值值为 0.312 5,最低权值值为 0.062 5;从调查结果微观角度分析,绝大多数人选择的 GA 与 BP 神经网络各权值总和都在 0.187 5 至 0.25 之间;调查的 50 人中 GA 与 BP 神经网络所获得的权值总和分别为 9.875 和 10.437 5.

6 结束语

本文以非物质文化遗产中蜡染图形为载体,提出并运用 GA 和 BP 神经网络两种算法对其框架进行重构;同时,利用拓扑构型对重新生成的图形框架进行纹样填充,生成 16 幅图案进行调查分析.针对分析结果,分别得出在 4 种因素影响下,何种算法更适合于本案例研究;并且根据人工打分结果显示,BP 神经网络生成方案的权值总和大于 GA 生成方案的权值总和,其大于的值为 0.5625;即在美观性、组合合理性方面,BP 神经网络更适合于本案例图形重构设计.

参考文献:

[1] 林晓凡,林琳. 基于网络的辅助设计系统构建[J]. 微电子学与计算机,2007,24(7):163-165.

[2] 王晨琛,王业琳,葛中芹,等. 基于卷积神经网络的中国水墨画风格提取[J]. 图学学报,2017,38(5):754-759.

[3] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolu-

[4] 张前图,房立清,赵玉龙. 具有 Levy 飞行特征的双子群果蝇优化算法[J]. 计算机应用,2015,35(5):1348-1352.

[5] 徐建波,戴月明,严大虎. 双自适应人工鱼群优化算法[J]. 微电子学与计算机,2018,35(4):54-57.

[6] 罗佳,唐斌. 新型灰狼优化算法在函数优化中的应用[J]. 兰州理工大学学报,2016,43(3):96-101.

[7] 张慕雪,张达敏,何锐亮. 基于模式搜索法的鸡群优化

ational networks for large-scale image recognition [EB/OL]. [2017-01-02]. <https://core.ac.uk>.

[4] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition [EB/OL]. [2017-01-02]. <https://arxiv.org>.

[5] 周爱武,翟增辉,刘慧婷. 基于模拟退火算法改进的 BP 神经网络算法[J]. 微电子学与计算机,2016,33(4):144-147.

[6] 赵婷婷,魏小鹏,易鹏飞. 基于改进遗传算法的形状进化设计及其三维图形生成[J]. 机械工程学报,2010,46(19):147-154.

[7] 黄贤英,李沁东,熊李媛. 结合拓扑势用户聚类的协同过滤推荐算法[J]. 计算机工程与设计,2018,39(1):90-95.

[8] 董青. 高级时装定制中传统吉祥纹样的图形重构及应用性研究[D]. 大连:大连工业大学,2015.

作者简介:

丁 宁 女,(1993-),硕士研究生. 研究方向为计算机辅助图形设计.

吕 健(通讯作者) 男,(1983-),博士,副高. 研究方向为设计学、信息与交互设计. E-mail:305515940@qq.com.

胡 涑 男,(1993-),硕士研究生. 研究方向为计算机辅助设计与制造.

赵慧亮 男,(1988-),博士,讲师. 研究方向为工业设计、现代设计方法.

王伟祎 女,(1992-),硕士研究生. 研究方向为工业设计.

(上接第 80 页)

算法[J]. 微电子学与计算机,2018,35(4):46-52.

作者简介:

赵国新 男,(1962-),硕士,教授,硕士生导师. 研究方向为工业控制系统、工业控制系统信息安全.

陈志炼(通讯作者) 男,(1994-),硕士研究生. 研究方向为工业控制系统信息安全. E-mail:247058468@qq.com.

魏战红 女,(1985-),博士,讲师. 研究方向为保密通信.