

文章编号:1005-0523(2019)05-0082-09

# 基于图形识别和 GRNN 网络的照明设计自动化系统

郑晓芳, 邱运霞, 傅军栋, 陈 晴

(华东交通大学电气与自动化工程学院, 江西 南昌 330013)

**摘要:**我国建筑照明设计主要采用利用系数法,因其计算相对复杂而在实际设计中需花费大量的计算时间,国内一些公司如苏州浩展软件股份有限公司采用人工框选房间尺寸、反复校验规范标准来实现照明设计,但误差较大。照明设计自动化系统运用平均积分投影函数和形态学操作提取建筑承重墙,再使用改进的种子填充算法识别普通墙体,能有效提取出所有墙体并提取出各房间的大小尺寸。其次提取 Gabor 特征并利用贝叶斯公式级联汉字粗分类与细分类的两级分类器可精确得到房间的类型和标高等房间参数。最后使用 dialux 采集房间中满足照明设计要求的布灯方案作为样本训练广义神经网络,采用 4 重交叉验证法优化光滑因子,优化过的 GRNN 网络有更高的识别率。经过案例仿真证明照明设计自动化系统能迅速自动得到符合规范的灯具布置方案。

**关键词:**自动识图;照明设计;广义回归神经网络

**中图分类号:**TU113.66 **文献标志码:**A

在我国室内灯具布置方面,目前现有的研究主要集中在基于美观和功能性<sup>[1]</sup>的照明设计,而对照度和功率方面研究比较少。照明设计主要方法为利用系数法,浩辰 CAD 软件可以通过手动框选房间规格实现,但需要多次选择合适的灯具来满足规范要求的功率密度、照度均匀度和平均照度这 3 个指标<sup>[2]</sup>,整个设计过程是半自动且结果会受到人为因素的干扰。基于图形识别和神经网络的照明自动化设计可大大减小照明设计中人工提取建筑尺寸和反复校验 3 项指标的工作量并减少人为干扰,使设计更精确。实现系统的关键为建筑图纸识别和灯具布置方案的预测两部分。

建筑图纸识别是当前研究的热点<sup>[3]</sup>,虽然 AUTOCAD 应用广泛,但并不是所有的图纸都采用,为了增加系统应用的广泛性,系统采用通用图形格式为基础进行识别研究。查询文献可以看到,文献[4]提出基于稀疏像素点矢量的方法,该方法识别速度快,但存在对墙体像素宽度依赖大且无法识别表示普通墙体的线段。自动照明设计的关键之一是预测模型的搭建。目前常用的预测模型有多元线性回归、人工神经网络、灰色模型以及时间序列等。

首先利用 dialux 采集满足规范要求的矩形房间灯具布置方案,其次导入建筑平面图纸采用平均积分投影函数与改进种子填充算法相结合的方法进行预处理得到房间的尺寸,并利用两级分类器级联的文字识别方法识别出房间的类型和高度。然后将得到的房间信息结合规范规定的标准要求值输入进 GRNN 网络生成该图纸中各房间的灯具布置方案。最后使用教学楼平面图纸进行实验仿真。

## 1 房间尺寸信息的采集

房间尺寸信息的自动采集是实现照明设计自动化系统的基础,即提取图纸墙体像素坐标转换成实际二维真实坐标。

### 1.1 承重墙与窗户的提取

经过霍夫矫正后的图片为 0 和 1 组成的二值图片。承重墙提取的基础条件采用平均积分投影函数<sup>[5]</sup>来

收稿日期:2019-02-17

作者简介:郑晓芳(1963—),女,教授,研究方向为建筑电气与智能化、数据库。

确定大部分墙体的位置以及承重墙的宽度。墙体是大部分像素存在的区域,当水平或是竖直方向上某一区域或列全区域像素的累加超过了一定的阈值直接可以反应墙体的位置和宽度。平均积分投影函数如下:

$$Z(x)=\frac{1}{y_2-y_1}\int_{y_1}^{y_2} I(x,y)dy \tag{1}$$

$$H(y)=\frac{1}{x_2-x_1}\int_{x_1}^{x_2} I(x,y)dx \tag{2}$$

式中: $I(x,y)$ 表示点 $(x,y)$ 处的像素值; $Z(x)$ 表示图片在列 $y_1$ 和 $y_2$ 之间的垂直方向像素积分值; $H(y)$ 表示图片在行 $x_1$ 和 $x_2$ 之间的水平方向像素积分值。图 1 表示归一化之后的水平平均积分投影结果,其中横坐标表示图像的长,纵坐标代表水平积分投影值。投影值超过 0.2 的横坐标即为墙体所在位置,取出最宽的连续横坐标(图 1(b)所示  $ab$  区域)作为承重墙宽  $w$ 。

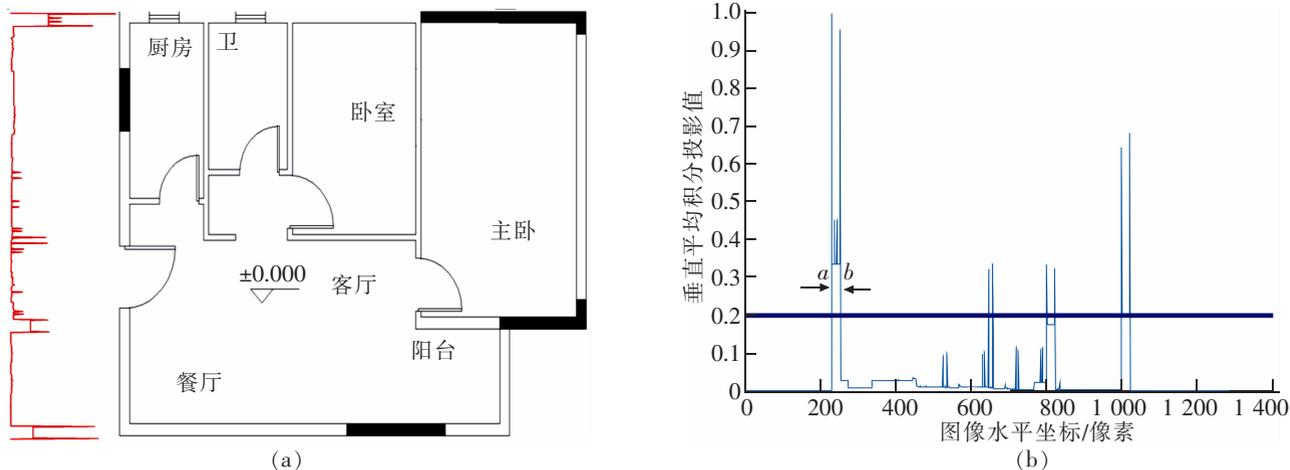


图 1 平均积分投影函数图

Fig.1 Function diagram of average integral projection

提取出墙宽  $w$  后利用  $1.2 w$  的结构元素  $se$  先对水平方向上进行开操作再使用  $0.9 w$  的结构元素  $se$  在垂直方向上进行开操作即可提取出水平方向上的实心承重墙。垂直方向上实行承重墙提取即将以上操作反向进行。调用函数  $strel$ , 结构元素  $se$  的选取如式(3)所示, 其中  $length$  为  $1.2 w$ ,  $direction$  为  $0^\circ$  和  $90^\circ$ 。

$$se=strel('line', length, direction) \tag{3}$$

建筑中常用的窗户为直型窗户和折角窗户, 都共有 4 条相互平行且等距的平行直线, 根据平行线等长且平行等距在  $0.3 w$  内这两个条件, 对图纸横向和纵向开操作提取出建筑平面图纸窗户所在的位置。承重墙和窗户提取效果如图 2 所示。

完成提取横竖方向上的承重墙和窗户后, 从承重墙四边出发, 短距离平行各边建立穿越带, 若穿越带穿越过偶数次黑色像素, 则认为承重墙连接普通墙体, 按顺序提取出前后黑像素之间随机一个白像素作为后文所说的初始种子点, 将种子点坐标和垂直墙边的方向一起存入堆栈  $set$ 。窗户只搜索短边处是否连有普通墙体。

### 1.2 普通墙体的提取

建筑平面图纸使用平行的细直线组成的多边形表示普通墙体, 即非承重墙有着相互连

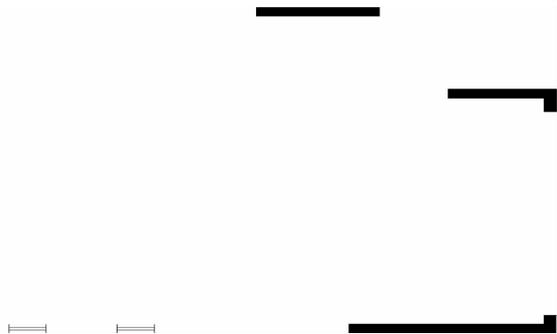


图 2 窗子和承重墙

Fig.2 Window and load-bearing wall

且连通墙体之间互相垂直的这一特点。本文结合非承重墙体这一特点,改进扫描线种子填充算法,应用到识别非承重墙体当中去。

### 1.2.1 改进的扫描线种子填充算法

扫描线种子填充算法<sup>[6]</sup>的步骤为:①堆栈顶部种子出栈;②从种子点出发沿左右方向填充像素直到遇到边界和填充色时停止;③将上述填充区间的左右像素标记为 $[x_l, x_r]$ ;④搜索当前扫描线相邻的上下扫描线在区间内是否存在非边界非填充色的像素,若存在则将未被填充的像素区间的最右点存入堆栈当中。上述算法应用到普通墙体识别中,能将所有普通墙体都填充完毕,但原算法在应用过程中存在着搜索和填充非同步、扫描线会被重复扫描以及不能在填充时将联通墙体分割成纵横墙等问题。针对以上问题对原算法做出如下改进:

为解决扫描线重复扫描,本文引进扫描线搜索方向 mark,它表示当前扫描线与前一条扫描线的关系,如图3所示扫描线  $b$  在前扫描线  $a$  的下方,即  $mark=0$ ,从  $b$  搜索下一条扫描线只能沿着 mark 方向,避免了扫描线  $a$  的重复扫描。为解决搜索和填充非同步的问题,在每填充完当前扫描线上的填充区段后都会得到左右边界 $[l_1, l_2]$ ,依据扫描线搜索方向,得到相邻扫描线上非填充的第一个像素,从该点出发沿扫描线方向直接填充得到当前扫描线的新边界 $[l_1', l_2']$ ,不再搜索到种子点后再填充,一个填充种子点出入栈即可填充完所在联通区域,解决频繁出入栈问题。

上述改进部分虽能解决所针对的问题但会造成漏填充的情况,如图3中当扫描线存在  $AB$  和  $CD$  两个可填充的区段时, $CD$  段不会被填充,为了解决该问题以及在填充过程中将连通墙体分割成纵横墙体,本文引进动态扫描线方向和联通墙体是否存在的判断准则。扫描线方向  $dirs$  是由  $set$  出栈的种子点确定,从种子点 $(x, y)$ 进行填充,当新扫描线的填充区段边界 $[l_1', l_2']$ 和上一扫描线填充区段边界 $[l_1, l_2]$ 满足条件 $l_1' \geq l_1 + 1$  或  $l_2' \leq l_2 - 1$  时停止,该扫描线上存在连通墙体区域,搜索出扫描线上所有待填充区段,将所有区段中某一点存进  $set$  当中,即  $set$  每弹出一次,扫描线的方向都会改变一次,完成纵横墙的划分。

### 1.2.2 改进算法步骤

本文定义集合  $set$  存储初始种子点,结构为 $[x, y, dirs]$ ,分别表示初始种子点坐标和扫描线方向(0为横方向,1为纵方向)。

定义集合  $point$  存储填充过程由初始种子点而入栈的填充种子点,结构为 $[l_1, l_2, d, dirs, dirc]$ ,分别表示每一条扫描线填充两端点、扫描线位置、扫描线方向和扫描线搜索方向(扫描线方向为横时, $dirc=0$ 时为向上搜索方向, $dirc=1$ 时为向下搜索方向;扫描线方向为纵时, $dirc=0$ 为向左搜索方向, $dirc=1$ 为向右搜索方向)。

改进后本算法流程图如图4所示,改进算法具体步骤如下:

1) 初始化种子点堆栈  $point$ ,从初始种子点集合  $set$  中弹出顶部初始种子点 $[x, y, dirs]$ ,其中  $dirs$  表示扫描线的方向。

2) 从点 $[x, y]$ 开始沿着扫描线的方向进行搜索和填充直到遇到边界时停止,记录下两端点位置  $l_1$  和  $l_2$ ,将填充种子点 $[l_1, l_2, d, dirs, 0]$ 和 $[l_1, l_2, d, dirs, 1]$ 存入  $point$  中,表示从  $dirs$  方向搜索种子点。

3) 判断  $point$  是否为空,若为空则转入1)。

4) 弹出  $point$  中第一个填充种子点,沿着  $dirc$  方向在区间 $[l_1, l_2]$ 搜索下一条扫描线上是否有未填充的点,存在则从搜索到的第一点沿着  $dirs$  方向填充至边界或填充色停止,记录下端点 $[l_1', l_2']$ ,不存在则转入3)。

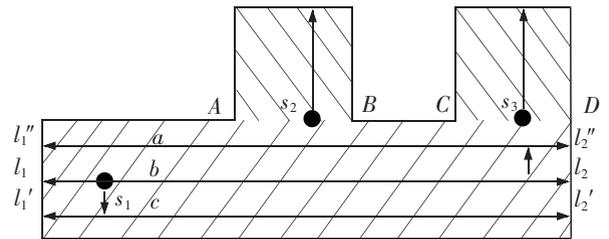


图3 算法示例  
Fig.3 Algorithm example

5) 判断当前扫描线是否满足存在连通墙体的条件,不满足则继续搜索下一条扫描线直到满足,满足则将这些连续区段的某点 $(x_i, y_i, |dirs-1|)$ 压入堆栈  $set$  并转入 3)。

6) 堆栈  $set$  为空则填充结束。

### 1.2.3 普通墙体提取结果

采用改进后的扫描线填充算法识别效果如图 5。结合墙体特征而改进的扫描线填充算法相比原算法能够将联通墙体分割成横纵墙,能够实现搜索和填充同步进行,而且动态变换方向的扫描线能够减少判断是否存在多个联通区段的判断次数。针对建筑图纸普通墙体识别的问题具有快速性和实用性。

本文搜集单线宽住宅和综合型建筑平面图纸以及有一定线宽的住宅平面图纸共 30 张,使用本文方法和文献[5]提出的方法识别建筑图纸效果如表 1,总体优于文献[5]方法,但存在两门夹住普通墙体情况,只需在识别之后搜索长直线即可解决。

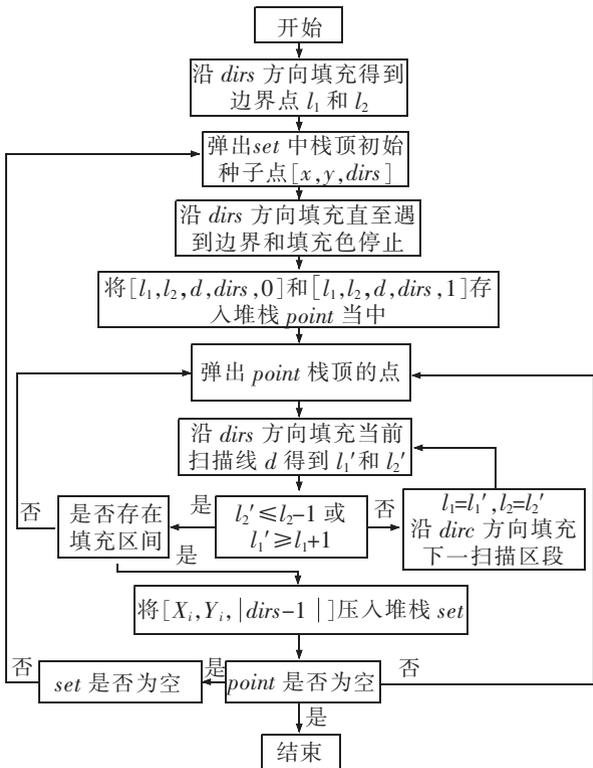


图 4 墙体识别流程图

Fig.4 Wall identification flow chart

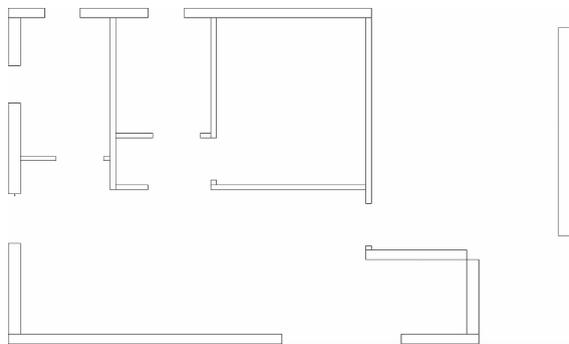


图 5 普通墙体识别图

Fig.5 Ordinary wall recognition map

表 1 两种方法墙体识别表

Tab.1 Two methods of wall identification

方法	简单建筑	简单建筑	复杂建筑	复杂建筑	线宽型建筑	线宽型建筑
	承重墙	普通墙	承重墙	普通墙	承重墙	普通墙
	216	512	766	1 420	216	512
文献[5]方法	216	—	698	—	216	466
本文方法	216	498	731	1 201	216	479

为得到每个房间的长宽尺寸,认为窗户代表墙体的存在,将所有横墙、纵墙和窗户各自按照墙宽相同和墙端对齐相连这两个条件合并成一面墙体,提取出图 1(a)中所有独立墙体的长,根据连通域标记算法找到图中代表房间类型的文字像素位置,循环判断找到包围汉字的最小包围空间构成墙体,即可提取出房间的长和宽。

## 2 房间类型与高度的确定

房间类型的确定即识别图中代表房间的汉字以及标高数字。使用连通域标记算法提取出联通像素,将长宽比大于 1.8 的联通像素认为是标高符号,标高符号附近连通域相近的像素认为是数字,剩下的联通像素



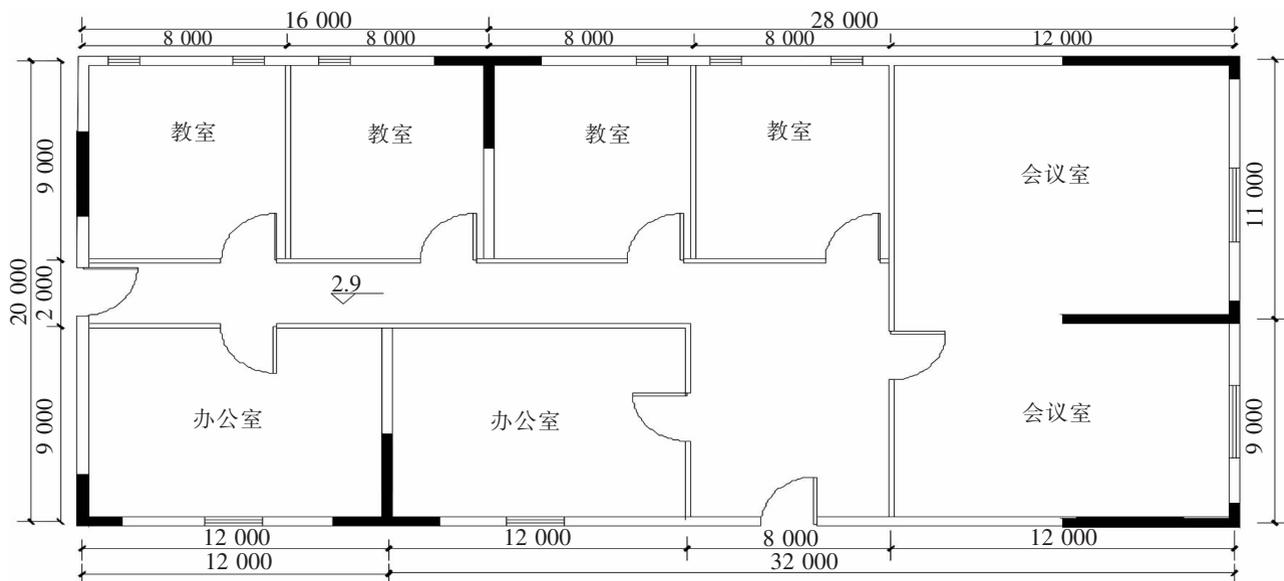


图 6 教学楼平面图纸  
Fig.6 School building floor plan

### 3 布灯方案的生成

广义神经网络是建立在数理统计非线性回归算法的基础之上,根据样本数据来逼近之间隐藏的映射关系。相比普通的 BP 网络来说,GRNN 神经网络<sup>[8-9]</sup>有着网络结构简单、训练时间短以及计算成本低等优点,它只有一个光滑因子  $\sigma$  需要调节,人为调参影响小而且具有全局收敛性。本文使用广义神经网络训练一个布灯模型,然后输入参数生成布灯方案。

#### 3.1 广义神经网络 GRNN 模型

GRNN 的网络结构由输入层、模式层、求和层和输出层组成。输入层神经元数目与传输给模式层的输入样本数据的向量维数相同,数据通过模式层中各自对应的  $n$  个神经元传递函数处理后进入求和层,求和层使用两种类型的神经元进行求和,输出层将求和层两种求和方法数据相除得到输出层神经元输出结果。

非线性回归分析是广义回归神经网络的理论基础,非独立变量  $Y$  相对于独立变量  $x$  的回归分析就是计算出最大概率值下的  $y$ ,  $f(x, y)$  是随机变量  $x$  和  $y$  的联合概率密度函数,若  $x$  的输入值为  $X$ ,那么  $y$  相对  $X$  的回归也就是  $Y$  的预测输出  $\hat{Y}$  为条件均值。

$$\hat{Y} = E(y/X) = \left( \int_{-\infty}^{+\infty} y f(X, y) dy \right) / \left( \int_{-\infty}^{+\infty} f(X, y) dy \right) \quad (11)$$

根据样本数据集  $\{x_i, y_i\}_{i=1}^n$  估计密度函数  $\hat{f}(X, y)$ , 利用  $\hat{f}(X, y)$  代替  $f(X, y)$  得到网络的输出为  $\hat{Y}(X)$ , 其中  $\sigma$  为高斯函数的宽度系数即光滑因子。

$$\hat{Y}(X) = \left( \sum_{i=1}^n Y_i \exp\left[-\frac{(X-X_i)^T(X-X_i)}{2\sigma^2}\right] \right) / \left( \sum_{i=1}^n \exp\left[-\frac{(X-X_i)^T(X-X_i)}{2\sigma^2}\right] \right) \quad (12)$$

表现在神经网络结构中,模式层神经网络传递函数如式(13)所示,其中  $X$  为 GRNN 的输入变量,  $X_i$  为模式层第  $i$  个神经元的学习样本,模式层第  $i$  个神经元的输出  $P(i)$  就是输入变量学习样本之间欧氏距离的指数形式。

$$P(i) = \sum_{i=1}^n \exp\left[-\frac{(X-X_i)^T(X-X_i)}{2\sigma^2}\right] \quad i=1, 2, \dots, n \quad (13)$$

求和层使用模式层输出变量的算数求和和指数求和两种类型神经元进行求和,则输出层第  $j$  个输出神

经元即 $\hat{Y}(X)$ 中第 $j$ 个元素为

$$y_j = \left( \sum_{i=1}^n y_{ij} P_i \right) / \left( \sum_{i=1}^n P_i \right) = S_{N_j} / S_D \quad i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, k \quad (14)$$

式中: $S_{N_j}$ 为模式层所有输出的加权求和;权重为 $y_{ij}$ 即第 $i$ 个输出样本 $y_i$ 中第 $j$ 个元素; $S_D$ 是模式层所有输出之和。

### 3.2 交叉验证算法优化光滑因子

区别于BP神经网络,GRNN最显著的优点是调控的参数只有光滑因子 $\sigma$ ,减小了人为选择参数对网络产生的影响,所以找到合适的光滑因子即对网络的成功优化,本文在这里采用四折交叉验证的方法优化参数 $\sigma$ ,训练样本集随机分成4份,3份作为子训练样本,剩余的1份作为子测试样本,使用子训练和测试样本交叉验证4次得到误差最小情况下的光滑因子 $\sigma$ ,过程如下:

1) 将 $S$ 个训练样本随机分成3份子训练样本和1份子测试样本,共4种情况,每种情况的数量是 $S/4$ 个。

2) 将每一种情况的子训练样本训练多个光滑因子 $\sigma$ 对应的模型,使用子训练样本训练模型输出结果 $Y_i$ ,根据公式(15)与子测试样本 $cv\_test(i)$ 之间计算平均泛化误差 $mse$ ,循环完毕得到 $\min(mse)$ 所对应 $\sigma$ 即为优化后的参数,其中 $n$ 为子测试样本数量。

3) 将最优光滑因子 $\sigma$ 所对应的所有子训练样本和子测试样本作为最优样本输入GRNN网络进行训练。

$$mse = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (cv\_test(i) - Y_i) \quad (15)$$

### 3.3 训练结果

为验证本文方法的有效性,根据以上所说的算法使用matlab进行编程,提取出房间的类型和尺寸信息,在试验中采用房间的类型编号(如办公室为1、教室为2、会议室为3等)、房间的长、宽、高以及功能性房间规范规定的照度标准值、功率密度值和照度均匀度等7项指标作为网络的输入,将每行和每列灯具的布置数等2项指标作为网络的预测输出。由于数据采集困难的原因,本文采用一种灯具,将教室、会议室和办公室3种类型的矩形房间共150组输入数据,选择前120组数据训练广义回归神经网络GRNN,后30组数据作为预测数据,计算正确识别率,并将3种房间比较BP网络与本文所用方法之间的正确率进行比较,如表3所示。

采用优化过的GRNN网络与GRNN网络和普通BP神经网络之间比较系统运行所需要的时间,如表4所示。综合表3和表4可知优化过的GRNN网络在考虑运行时间和准确率上是最好的选择。

表3 布灯方案正确率

Tab.3 Correct rate of lighting schemes %

房间类型	GRNN正确率	BP正确率	优化GRNN正确率
教室	75.0	91.7	91.7
会议室	88.9	88.9	88.9
办公室	77.8	88.9	100

表4 3种网络系统运行时间

Tab.4 Runtime for three network systems

实验算法	运行时间/s
GRNN网络	10.14
普通BP网络	20.21
优化的GRNN网络	13.62

## 4 系统仿真

依照图7所示的照明设计自动化系统,采用图6所示的教学楼建筑平面图纸作为实验对象,经过建筑图纸识别得到房间信息输入训练过的GRNN神经网络,经仿真,实验得到每种房间灯具布置方案如表5所示。

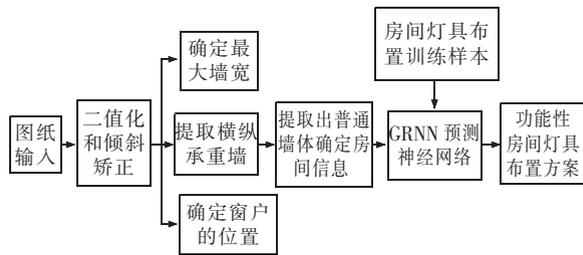


图 7 系统流程图  
Fig.7 Flow chart of system

表 5 每种房间预测结果  
Tab.5 Forecast results for each room 间

灯具数	教室	会议室	办公室
行灯具数	7	14	9
列灯具数	9	15	10

为验证采用 GRNN 神经网络训练得到的布置方案是否达到要求,本文利用 dialux 照明设计仿真软件根据灯具布置方案进行实例仿真,以工作面的平均照度(办公室和教室标准为 $300\pm 10\%$ ),会议室的标准为 $500\pm 10\%$ 、功率密度(办公室和教室标准为 $\leq 9$ ,会议室标准为 $\leq 15$ )和照度均匀度(办公室、教室标准和会议室标准为 $>0.6$ )判断是否满足规范标准,结果如表 6 所示,由训练结果可知 GRNN 能比较准确地生成灯具布置模型。

表 6 每种房间 dialux 验算结果  
Tab.6 Dialux verification results for each room

参数	教室	会议室	办公室
平均照度/Lx	325	547	324
功率密度/(W/m <sup>2</sup> )	7.62	8.73	7.26
照度均匀度	0.60	0.62	0.61
是否满足规范	满足	满足	满足

## 5 结论

对基于图形识别和 GRNN 神经网络的照明设计自动化系统进行了研究,先利用了平均积分投影函数、形态学操作以及改进的种子填充算法提取出建筑图纸中所有墙体并得到每个房间的尺寸。再采用贝叶斯分类器级联两级汉字分类器确认房间类型,最后利用广义回归神经网络训练正确布灯样本并使用 4 重交叉验证的方法优化光滑因子。实验表明基于平均投影积分函数和改进种子填充算法能有效取出所有墙体,优化后 GRNN 网络降低了人为调参的影响,相对 GRNN 网络和普通 BP 网络在生成布灯方案上有更高的准确率和速度。

## 参考文献:

- [1] 张亚婷,周鲁然. 公共照明艺术探索——浅析景观照明在美术馆外部的应用[J]. 灯与照明,2017,41(1):18-20.
- [2] 余宏亮,程嗣睿,黄金艳,等. 综合科技馆室内照明设计标准研究[J]. 建筑,2018(18):72-73.
- [3] 张维锦,龙飞宇,张惊忆. 基于 Revit 的地下连续墙识别算法研究[J]. 华东交通大学学报,2018,35(3):101-107.
- [4] 张宏鑫,李姬妹,宋超. 室内平面图分块矢量化与高效三维建筑建模[J]. 计算机科学与探索,2013,7(1):63-73.
- [5] 孟春宁,白晋军,张太宁,等. 基于梯度积分投影和最大期望算法的人眼定位[J]. 光电子·激光,2012(10):1971-1976.

- [6] 邱国清. 多边形图形的环状扫描线种子填充算法[J]. 淮北师范大学学报(自然科学版), 2017(1):64-67.
- [7] 朱敏觉, 朱宁波, 袁异. 一种多分类器集成的手写体汉字识别方法[J]. 计算机工程与科学, 2009, 31(4):36-39.
- [8] 傅军栋, 刘晶, 喻勇. 基于果蝇优化灰色神经网络的年电力负荷预测[J]. 华东交通大学学报, 2015, 32(1):93-98.
- [9] 高峰, 陈连城, 王连国. 煤矿冲击地压预测的 PCA-GRNN 神经网络方法[J]. 中国煤炭, 2016, 42(4):48-52.

## Lighting Design Automation System Based on Graphic Recognition and GRNN Network

Zheng Xiaofang, Qiu Yunxia, Fu Jundong, Chen Qing

(School of Electrical and Automation Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

**Abstract:** China's architectural lighting design mainly adopts the method of utilization factor with relatively complicated calculation and it takes a lot of calculation time in the actual design. There may appear large errors when some domestic companies complete lighting design by getting room sizes non-automatically and checking the specification repeatedly. The electrical lighting design automation system uses the average integral projection function and morphological operation to extract the load-bearing walls and improve seed filling algorithm to identify common walls, which can effectively extract all the walls in the building and extract the size of each room. By extracting the Gabor feature and using the Bayesian formula which integrates the classifier of Chinese character rude classification with the classifier of Chinese character particular classification, it can accurately obtain room parameters including the types of rooms. Then, it applies dialux to collect the lighting scheme in the rectangular room that meets the lighting design requirements as a training sample to train the generalized regression neural network (GRNN). In order to improve the prediction accuracy, the 4-fold cross-validation method is used to optimize the smoothing factor and obtain the best input and output values. Experiments show that the optimized GRNN network has faster convergence speed. The case simulation proves that the proposed electric lighting design automation system can quickly and automatically obtain the lighting layout plan that meets the specifications.

**Key words:** architectural drawing recognition; electrical lighting design; generalized regression neural network