

杭州电子科技大学

硕 士 学 位 论 文

题 目： 基于生物视觉机制的图像
特征点检测技术研究

研 究 生 李 嘉 祥

专 业 控制科学与工程

指导教师 范 影 乐 教 授

完成日期 2016 年 12 月

杭州电子科技大学硕士学位论文

**基于生物视觉机制的图像
特征点检测技术研究**

研 究 生：李 嘉 祥

指导教师：范 影 乐 教 授

2016 年 12 月

Dissertation Submitted to Hangzhou Dianzi University

for the Degree of Master

**Research on image feature point
detection technique
based on biological vision mechanism**

Candidate: Li Jiaxiang

Supervisor: Prof. Fan Yingle

December, 2016

杭州电子科技大学

学位论文原创性声明和使用授权说明

原创性声明

本人郑重声明： 所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已经注明引用的内容外，本论文不含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品或成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。

申请学位论文与资料若有不实之处，本人承担一切相关责任。

论文作者签名： 日期： 年 月 日

学位论文使用授权说明

本人完全了解杭州电子科技大学关于保留和使用学位论文的规定，即：研究生在校攻读学位期间论文工作的知识产权单位属杭州电子科技大学。本人保证毕业离校后，发表论文或使用论文工作成果时署名单位仍然为杭州电子科技大学。学校有权保留送交论文的复印件，允许查阅和借阅论文；学校可以公布论文的全部或部分内容，可以允许采用影印、缩印或其它复制手段保存论文。（保密论文在解密后遵守此规定）

论文作者签名： 日期： 年 月 日

指导教师签名： 日期： 年 月 日

摘 要

特征点是图像中的关键信息，其对后续的图像配准、拼接以及其他分析处理具有重要的作用。传统特征点检测方法通常基于像素亮度或颜色上的梯度变化趋势，对于场景复杂的细节图像，误检率和漏检率指标并不理想。考虑到生物视觉系统在提取显著性信息中的不凡能力，本文试图借鉴某些重要的生物视觉机制，实现对视觉信息的特征点描述。从视觉感受野的动态特性、视皮层神经元反馈以及视觉注意机制出发，结合视觉信息流的神经编码，以含有大量细节特征点的建筑图像为实验对象，利用图像特征点一致性 CCN 作为评价指标，验证了视觉机制在特征点检测中的有效性。本文主要研究工作及成果如下：

- (1) 给出了一种基于初级视皮层感受野自适应的图像特征点检测新方法。研究了视觉感受野的动态特性、时序编码、视觉注意机制等视觉机制对特征点检测的作用和效果，列出了研究步骤，由于图像像素点信息对特征点有决定性作用，因此根据图像不同区域亮度信息构造自适应感受野，并考虑初级视皮层不同层次间神经元的反馈，通过上述环节实现了对图像特征点的检测，解决了固定模型检测导致的特征点检测不精确问题。由实验结果可得，本文方法能对图像特征点进行精确有效的检测并且达到了一定程度上的稳定性，以图像特征点一致性 CCN 作为评价指标并与传统方法相比，本文方法的 CCN 平均值最大，其指数级别处于 $10^{-1} \sim 10^{-7}$ 之间。
- (2) 实现了一种基于视觉颜色信息自适应的特征点检测方法。由于颜色三分量包含的图像特征信息对图像处理有着重要作用，根据三分量对特征点检测的变化关系，重构图像各区域颜色三分量，同时考虑到周边神经元对中心神经元的抑制与激励作用，将颜色重构、神经元周边作用与感受野成像结合起来对图像特征点进行检测，解决了颜色信息变化导致的特征点漏检问题。由实验结果可得，本文方法所获得的特征点更加精确且能较好控制冗余点，与传统方法相比，本文的 CCN 最大，其指数级别处于 $10^{-1} \sim 10^{-6}$ 之间，与人类视觉系统的认知方式更加接近。
- (3) 提出了一种基于边缘多方向性的特征点检测方法。由于图像纹理边缘存在方向性，边缘处的特征点堆积问题较严重，且神经元发放响应存在着不同表示方式，因此本文利用纹理边缘方向与神经元响应对特征点进行初步检测并完成冗余点剔除，将感受野自调节、神经元响应与纹理边缘方向性结合，最后利用视觉叠加得到代表性特征点，解决了边缘处冗余点堆积问题。由评价指标对实验结果进行评价，表明本文方法在确保真实特征点的情况下能较好控制冗余点数量，指数级别处于 $10^{-1} \sim 10^{-3}$ 之间。

关键词：视觉机制，特征点检测，感受野，CCN 指标

ABSTRACT

Feature point is the key information in the image which is significant to subsequent crucial tasks, such as image matching, image mosaic and so forth. The traditional methods are based on the change of gradient in brightness and color, while the feature point results will lose and misjudge amounts of information if the images with abundant details are processed by the traditional methods. Considering the excellent processed effect by the visual system for the significant information, we try to describe the visual information about feature point with the important visual biology mechanism. Hence, we study the dynamic characteristics of visual receptive field, feedback of visual cortical neurons and visual attention mechanism, then combine the sequence coding of neurons, the architectural images with amounts of feature points are taken as the experiment object, and we take the CCN as the evaluation index, the validity of visual mechanism in feature point detection was verified. The main results of research and work are listed as follows:

- (1) A method of feature point detection based on the self-adaption receptive field of the primary visual cortex was proposed. We researched the effect imposed by the visual mechanism, such as the dynamic characteristics of visual receptive field, sequence coding and visual attention mechanism, and the research steps were listed, the pixel information of image has a decisive effect on the feature points, so we constructed the adaptive receptive field according to the brightness information in different region of the image, and the feedback of different neurons in the primary visual cortex, then we got the feature points through the above steps, the problem of inaccurate feature point detection caused by the fixed model was solved. We came to a conclusion, the feature points were detected effectively and precisely, and the stability was farthest, taking the consistency of image feature point that named CCN as the evaluation index, then compared with the results of the traditional methods, the stability of this method was the highest, and the exponent level was between 10^{-1} and 10^{-7} .
- (2) A method of feature point detection based on the self-adaption visual color information was proposed. Considering the importance of feature information contained by the three components of color in the image processing, we restructured the three components of color through the metabolic relation to detect the feature points. Considering the inhibition and stimulation of the peripheral neurons to the central neurons, then combined color restructuring with the effect of peripheral neurons and receptive field imaging to detect the

feature points, the problem about missing the feature points caused by the change of color information was solved. The results showed that the feature points were detected precisely and it controlled the redundant points better, then compared with the traditional methods, the CCN of this method was the highest, and the exponent level was between 10^{-1} and 10^{-6} , so it was closer to the cognition of human visual system.

- (3) A method of feature point detection based on multiple orientations of edge was proposed. Considering the orientation of the texture and edge in the image, the problem about accumulation of feature points is serious in the edge, and the neuron spiking is various, we combined the orientation of the texture and edge with neuron spiking to detect the preliminary feature points and remove the redundant points, then utilized the self-adaption receptive field, neuron spiking and orientation of the edge to detect the representative features through the visual overlay mechanism, the problem about accumulation of feature points in the edge was solved. The evaluation index showed that this method ensured the real feature points and controlled the number of redundant points better, and the exponent level was between 10^{-1} and 10^{-3} .

Keywords: visual mechanism, feature point detection, receptive field, CCN index

目 录

摘 要.....	I
ABSTRACT.....	II
目 录.....	IV
第 1 章 绪论.....	1
1.1 研究目的与意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	2
1.3 本文主要工作及创新点.....	3
1.4 论文的组织结构.....	5
第 2 章 视觉感受野及神经元模型.....	6
2.1 经典视觉感受野.....	6
2.2 非经典视觉感受野.....	7
2.3 视觉感受野感光特性.....	7
2.4 视觉感受野的数学模型.....	8
2.5 神经元模型.....	9
2.5.1 Hodgkin-Huxley 神经元模型.....	9
2.5.2 Integrate-and-Fire 神经元模型.....	10
2.5.3 izhikevich 神经元模型.....	11
2.6 sigmoid 模型.....	12
2.7 小结.....	12
第 3 章 基于初级视皮层感受野自适应的图像特征点检测方法.....	13
3.1 概述.....	13
3.2 基本原理.....	13
3.2.1 视觉感受野调节机制.....	13
3.2.2 视觉感受野与成像.....	15
3.2.3 神经元反馈机制.....	16
3.2.4 视觉注意机制.....	17
3.2.5 视觉叠加机制.....	18
3.3 图像特征点检测算法.....	18
3.4 实验结果.....	20
3.5 讨论与分析.....	23

3.6 小结.....	25
第 4 章 基于视觉颜色信息自适应的特征点检测方法.....	26
4.1 概述.....	26
4.2 基本原理.....	26
4.2.1 颜色视觉机制.....	26
4.2.2 神经元周边抑制.....	28
4.3 图像特征点检测算法.....	29
4.4 实验结果.....	31
4.5 讨论与分析.....	34
4.6 小结.....	35
第 5 章 基于边缘多方向性的特征点检测方法.....	36
5.1 概述.....	36
5.2 基本原理.....	36
5.2.1 神经元次数发放.....	36
5.2.2 边缘方向特性.....	37
5.3 图像特征点检测算法.....	37
5.4 实验结果.....	38
5.5 讨论与分析.....	41
5.6 小结.....	43
第 6 章 总结与展望.....	44
6.1 总结.....	44
6.2 展望.....	45
致谢.....	46
参考文献.....	47
附 录.....	51

第 1 章 绪论

1.1 研究目的与意义

图像的特征点对应于图像中像素亮度或颜色属性发生剧烈变化的点，也可定义为图像边缘处曲率相对较大的点，它们常被称为图像的兴趣点、显著点或者角点。图像的特征点检测过程，由于目的性忽略了具有无关性的图像信息，因此较大程度上减少了图像处理的数据信息量，同时也达到了图像信息的完整性^[1]。特征点检测是图像配准^[2]、拼接或分析处理的关键步骤之一，例如近年来，随着互联网技术飞速发展^{[3][4]}，通过多媒体和图像信息的社交方式日趋广泛^{[5][6]}，人们在互联网各类搜索引擎以及应用软件上的图像信息分享量日益增长，如何精确快速进行图像重要特征信息检测与匹配以完成图像信息搜索的工作成了关键一环。考虑到图像的特征点减弱了其他冗余信息的干扰，同时又包含了大量重要图像信息，因此特征点信息对于上述的图像信息处理十分重要。传统的图像特征点检测方法^[7]主要包括(1) 基于图像灰度信息的方法：例如 Susan 算子^[8]，由于是简单的灰度信息考虑，其特征点定位检测速度快，但是定位相对较差，而且在简单的阈值法筛选过程中会丢失一些重要特征点信息；(2) 基于相关性的方法：例如 Moravec 算子^[9]，由于其窗口的移动方向有限，会将大部分边缘上灰度变化较大的点误检为特征点，所以其误检率大；(3) 基于方向梯度的方法，例如传统 DOG 算子^[10]，由于单一的筛选阈值导致其特征点的过多堆积，其边缘的冗余点较多，存在缺陷。虽然传统特征点检测方法的结果已经满足了基本要求，但是对于多细节建筑图的特征点检测，由于其特征点与冗余点的数量庞大，传统检测方法的检测效果很难达到机器视觉中图像处理的要求，并且当特征点的精度要求不断提高，传统方法的弱势被日益放大。

随着机器视觉与神经研究的不断进步，以及此类相对应生理研究和相关理论的不断涌现^[11-15]，研究者对人类视觉和机器视觉的认知来到了新的时代。由于视觉系统在图像特征点检测的效果上达到了极其精确的效果，而且其处理时间和稳定性都是最佳的，因此可以从人类视觉系统内有效机制的方面考虑，做出一些学习与研究来克服传统图像特征点检测方法的不足，在之前视觉神经研究者的实验结果中，其效果与传统方法相比具有较大优势。目前，在视觉机制上实现特征点检测大部分是在简单的视觉模型上研究，例如感受野动态特性、时序编码、视皮层神经元反馈以及视觉注意机制等较深入的视觉特性的实现在特征点检测中涉及较少，另外大多数研究并没有采用认可的定量指标来对检测结果进行评价，因此本文着力于将图像特征点检测与视觉机制相结合，最后利用定量指标评价各类图像的检测结果，由此得到的最优结果能更加精确、简洁地检测出接近人眼视觉处理效果的图像特征点，相比传统特征点检测方法更具优势。

1.2 国内外研究现状

人类先天拥有的视觉系统可以很好地感知外界环境，其中对外界的场景图像拥有完美的感知能力，能对图像特征点、纹理、边缘、色彩等信息进行很好的传输和处理，这种生理的能力是当代图像处理研究未能达到的，甚至可以认为人类的视觉神经系统是对图像处理的一条完美处理线。因此，对人类视觉系统的研究和利用对于图像处理尤其是特征点检测有着至关重要的作用。

图像处理的发展中，经典算法和学者们对其进行优化的算法对图像处理有着重要意义，例如 Lowe D 提出用尺度不变特征变换 Sift 算法中的 LOG 算子来检测特征点^{[16][17]}，后被简便 DOG 模型替代。Milanese R 等学者也提出了特征显著图的理论并利用中央周边差分算法进行图像特征的提取，与传统的 Moravec 算子、Susan 算子等方法相比获得的特征点更加精简准确，Shioyama T 等人通过 Susan 算子提取人的面部特征点与边缘信息结合以检测面部器官。国内罗晓晖等研究者利用双高斯差模型对图像特征点进行检测，描述了 DOG 模型与高斯拉普拉斯二阶微分函数之间的关系原理^[18]，提出了 DOG 模型基础上的角点检测新算法，该 DOG 模型虽然以数学形式定义，但是其原理接近视觉感受野的特性，王冠群等人在传统 Susan 算子的基础上加入了高斯尺度空间，利用特征点特征的尺度不变性来对图像进行特征点检测^[19]，章为川等人通过在 Moravec 基础上进行多尺度分解进行特征点检测^[20]，但是上述算法均未涉及内在视觉机制，检测过程缺少生物智能特性。

由于神经学与机器视觉的方式与能力的进步，视觉神经系统的原理日益成熟，同时也得到了更多的应用。一方面研究从生理方向出发，来评价视觉神经系统在特征点检测上的能力。例如单位神经元的发放特性与机器视觉的结合，视觉感受野模型与特征点分布特性的结合。另一方面，从人类视觉系统的信息选择策略的角度出发，利用视觉注意机制引导人眼在海量数据中注视到显著区域并删除大部分无用信息，从而筛选出少许感兴趣点或重要信息。有研究工作者根据对神经元系统中发放出的 spike 发放序列做了系统性的分析，从而能够更加清楚地认识到 spike 发放序列和视觉神经网络的内部处理过程，例如 Cofré R 探索了 IF 神经网络中各类突触与序列发放的特性，研究证明了其神经元系统中存在相对微弱的噪声干扰时，spike 发放序列就能通过吉布斯分布来描述，其电动势可以经过明确的公式进行描述^[21]，Masud M 等研究者对若干 spike 发放序列的连接特性做了综述，该方法是对更新过程的改进，并估算出了 spike 发放序列到其目标发放序列相互作用的权重^[22]，Sacerdote L 实验发现通过数学模型 copulas 对成对神经元发放序列的相互作用做了研究，从而在研究神经元网络系统结构方面做出了贡献，Koyama S 等人对 spike 发放序列进行了 Bayes 解码，利用点过程状态空间的 Bayes 法对手部姿势解码重组，Alberto 等研究者利用对人类视觉的仿真方式对初级视皮层的神经元动态响应做了研究，结果表明视觉信号是通过 LFP 输出的一对频带来编码的^[23]，Warland D 等研究者对神经节细胞的 spike 发放序列与视觉作用的相互影响进行分析研究，达到了解码神经节细胞所表达的视觉信号的目的。当前对上述视觉

神经系统初级视皮层的研究主要针对的是模型与编码，是对其结构的研究，而其应用主要涉及的是生物医学，比如 Ghosh K 等研究者对老鼠的双极细胞的研究来证明物种差异^[24]。不同类型的信号输入神经节细胞进行初级处理。研究人员发现此类神经元因其空间分布的差异产生独特的感受野特性，20 世纪中期，Rodieck R 等研究者对猫眼视网膜研究定义了同心圆感受野的分布结构，对后续生物神经元网络的感光信息研究做了重大贡献。Croner L 模拟证实了感受野中心与周边抑制区域的相互作用响应，得到了感受野属于神经连接方式的结论，其连接方式的确定是视觉特性理论研究的里程碑。Hildreth E 等人通过用双高斯差 DOG 模型模拟感受野来解释人的视觉感光特性，完整阐述和说明了感受野的生物特性。也有汪云九首先提出的广义上描述感受野空间的 Gabor 模型^[25]。同时，在 Hildreth E 时空 Gabor 基础上，Watson A 等研究者提出了人类视觉行为的感知模型。步入 21 世纪，Brown S 等研究者就对神经节细胞的突触进行了研究，证实了视觉感受野的同心结构起源于其细胞树突与轴突的连接^[26]。Van W 等研究者研究发现，感受野的周边抑制区的抑制特性并非是周边神经元对外界刺激的不敏感表现引起，而是其中心兴奋区对周边抑制区的侧向抑制特性所导致产生。上述研究均对视觉感受野的研究提供了新的研究方向。Wu Q X 等人模拟了视觉系统的视觉注意机制，即视觉系统最感兴趣的信息，通过构建三层网络进行图像的特征信息提取^[27]。李朝义等研究者对猫的视网膜外膝体细胞与神经节细胞做了电刺激实验，结果表明感受野外侧的大部分区域可以消除感受野周边抑制区对中心兴奋区的抑制作用，该大部分区域称为大范围去抑制区，基于上述实验，提出了三高斯函数模型，得到了视觉细胞输出信号取决于中心兴奋区、外周抑制区和大范围去抑制区三类区域相互作用的结论。

从上述国内外研究现状可以看出图像处理向着智能生物特性的方向发展，有的倾向于微观特性理论研究，例如 spike 发放序列的记录研究，致力于对序列编码机制的研究得到对外界刺激，比如视觉神经的编码机制的理解，甚至于对神经网络结构信息的获取。有的倾向于应用，例如模拟神经网络的处理机制对图像进行特征点检测，但是上述方法其实只对视觉神经系统进行了黑盒实验，并没有涉及到内部表达的视觉特性，例如视觉感受野抑制区与兴奋区的变化、神经元反馈作用以及视觉注意机制等。早期的视觉注意机制只是针对不同的几类信息进行筛选，没有对同类中代表性和普遍性的部分进一步细分；另外传统感受野模型没有贴合视觉感受野对图像不同特征的调节。所以本文提出一种基于生物视觉机制的图像特征点检测技术，通过仿真实现视觉感受野图像局部适应性、视皮层神经元反馈以及视觉注意机制等视觉特性，对图像进行特征点检测。以包含大量细节的 RGB 建筑图像处理为例，希望检测获得精简和完整的特征点，整体性能上优于前述传统检测方法。

1.3 本文主要工作及创新点

本文所研究的内容主要是围绕基于生物视觉机制的图像特征点检测技术进行阐述。本文从视觉感受野的动态特性、视皮层神经元反馈、视觉注意机制以及视觉叠加机制出发，同时模拟神经元时序编码，以建筑图像作为实验对象，并利用评价指标进行性能比较。首

先, 给出各类神经元所对应的数学模型、感受野的 DOG 模型、DOG 模型参数自调节特性以及神经元之间反馈特性。其次, 以上述特性结合人类视觉系统的选择注意机制对图像进行特征点检测, 达到了较优的效果。然后充分考虑视觉机制中的颜色所包含的特征信息以及周边神经元对中心神经元的抑制与激励作用, 因此建立具有颜色三分量重构性的调节模型以保证得到可能性较大的特征点, 同时加入周边神经元距离与强度作用的因素以突出并筛选出代表性特征点, 利用视觉叠加机制比对多窗口筛选得到的代表性特征点图像, 提高特征点检测结果的精确性与稳定性, 得出最终代表性特征点。最后, 通过图像纹理边缘的方向性与神经元发放频率的结合, 确定纹理边缘所在处以达到解决部分特征点堆积的问题, 同时考虑发放响应对初步特征点的权值作用, 经视觉叠加机制得到最终代表性特征点, 经过 CCN 特征点稳定性评价指标的评价证明具有良好的检测效果。

论文具体研究内容包括以下几个方面:

- (1) 本文针对视觉感受野自调节、视皮层神经元反馈、视觉注意机制以及时序编码做了全面的研究。由于图像每个局部的像素亮度分布状态不同, 其不同的图像信息会对视觉感受野兴奋区与抑制区的敏感度以及区域半径变化产生一定的影响, 本文将通过局部亮度信息的计算来决定视觉感受野数学模型的参数, 实现感受野的自适应。考虑到 HH 神经元模型的计算过于复杂, 且 IF 神经元数学模型的部分神经元特性缺失, 本文选取 izhikevich 神经元模型构建视觉神经网络。为模拟视觉特性的生物智能行为, 大图的分块数量由图像总体的特征丰富程度即边缘像素占有比来计算决定; 为模拟初级视皮层中神经元的反馈特性, 将时序编码后的信息作为神经元反馈以剔除伪特征点; 为模拟视觉选择注意机制, 选择多个筛选窗口对特征点进行比对剔除, 达到较好的精确程度。
- (2) 本文全面考虑了视觉感受野感光与神经元编码反馈的生物特性, 提出了一种基于初级视皮层感受野自适应的图像特征点检测方法。构建由局部亮度信息决定其参数的视觉感受野, 仿真感受野感光特性得到 DOG 卷积差异图; 同时考虑初级视皮层不同层次间神经元的反馈作用, 决策剔除边缘堆积的伪特征点; 最后经过选择注意机制, 获得图像精确特征点。经过特征点一致性 CCN 进行结果评价, 基于初级视皮层感受野自适应的图像特征点检测方法能够有效检测出建筑图中的特征点信息, 并能确定方法的稳定性。
- (3) 由于基于初级视皮层感受野自适应的图像特征点检测方法并没有完全考虑到彩色图像颜色所包含的信息, 而颜色特征在视觉神经传递与图像处理中均起到至关重要的作用, 同时在一定范围内的神经元之间存在着相互竞争的作用, 特别是周边神经元对中心神经元的抑制与激励作用, 能通过该性质作用于特征点并重新赋值以突出代表性特征点。因此提出了一种基于视觉颜色信息自适应的特征点检测方法。通过转化得到的强度图像局部的像素点差异利用重构模型重构 RGB 三分量的结合比例进行预处理; 利用自调节感受野模型进行成像处理, 同时考虑周边神经元的距离与强度作用以及视觉叠加机制, 更加精确、稳定地确定最终代表性特征点。由 CCN 特征点一致性评价指标的评价表明,

其特征点检测效果较为明显，精确检测了特征点并很好地抑制了冗余点的堆积。

- (4) 由于神经元脉冲发放表达形式的多样性，考虑到响应数值区间，选取发放次数作为神经元响应标准，构建纹理边缘多方向模型，利用遍历窗口的形式依次完成图像遍历，每个窗口中将神经元发放响应标准值作为纹理边缘处判定依据，判定每个方向是否为纹理边缘处，从而在极值点检测后完成初步特征点确定与冗余点剔除。最后经过视觉叠加确定最终代表性特征点，经过 CCN 评价指标的评价，表明本文特征点检测效果较好，精确检测了特征点并很好地解决了特征点堆积的问题。

1.4 论文的组织结构

本文的结构与各章节分布如下：

第一章绪论，首先概述了图像特征点检测的基本概念与其在图像处理、机器视觉中的重要性，介绍了本文的研究背景、目的以及国内外研究现状，解释了传统特征点检测方法的优点与不足，并阐述了视觉特性中的感受野自适应、神经元反馈、选择注意与神经元编码等机制；最后给出了本文涉及的主要内容和创新点，并列出了本论文的结构安排以及各章节的内容叙述。

第二章介绍了人类视觉感受野的生物特征，以及视觉感受野光刺激对其响应的影响，同时介绍了其数学模型。给出了各类典型的神经元动力学模型，HH 模型、IF 模型和 izhikevich 模型，以及各类模型各自的生理特性，最后对生物特性变化函数进行了介绍。

第三章阐述了视觉感受野感光成像在数学模型中的原理。并介绍了神经元时序编码特性、视觉注意机制、初级视皮层神经元反馈机制以及视觉叠加机制的原理。利用感受野自调节特性，提出基于初级视皮层感受野自适应的图像特征点检测方法。通过局部像素亮度为自变量确定感受野模型参数，卷积遍历细节图得到卷积差异图，依次利用时序编码、神经元反馈、选择注意机制、视觉叠加机制的作用。最后经过 CCN 评价方法进行结果评价，最终的结果比传统特征点检测方法更加精确、稳定。

第四章基于第三章中自调节感受野模型，考虑了颜色信息与神经元的周边抑制与激励的作用，提出了基于视觉颜色信息自适应的特征点检测方法。通过强度图像局部差异重构 RGB 图像，通过感受野模型卷积图像得卷积差异图，依次利用 RGB 重构、周边神经元作用、视觉叠加机制的作用。最后经过 CCN 特征点一致性的评价指标进行结果评价，其最终结果优于传统特征点检测方法。

第五章利用神经元一定时间内发放的频率程度与纹理边缘的多方向来对图像进行初步特征点检测与冗余点剔除，依次通过神经元脉冲发放、视觉感受野自调节与纹理边缘多方向特性作用，最后经视觉叠加获得最终代表性特征点，通过 CCN 值对实验结果进行评价，表明本文方法更加稳定，精确度更高。

第六章为本文主要研究内容的总结和归纳，同时对今后视觉机制更深远的应用研究进行了展望。

第2章 视觉感受野及神经元模型

人类认识多彩的世界，离不开眼睛从外界获得的大量视觉信息。生理统计数据显示，我们接近五分之四的感知能力来自于复杂且高效的视觉系统^[28]。因此随着神经工程以及计算能力的快速发展，为我们模拟视觉机制，发挥视觉系统在视觉信息流的处理优势，并将其应用于图像处理领域提供了必要的实现手段。其中将光信号转换为电信号是视觉系统的初级步骤，需要指出的是，这种转换其实并不仅仅只是视网膜上的视锥细胞和视杆细胞对于亮度和颜色的接受，其中还存在着一种重要的处理和传输光信号的结构—感受野。视觉感受野的存在，使得原本孤立的光粒子产生了局部和全局的效应，不仅有利于抑制视野中类似纹理的无关信息，更能够凸显图像中的特征点，从而实现处理性能上的最优化。因此本章将阐述视觉感受野的概念和数学模型。

另外考虑到人类视觉系统中的神经网络在当前图像处理等领域中发挥着至关重要的作用，其先天的视觉处理方式与适应性对于图像处理、模式识别有巨大的优势。视觉系统的优势在于其神经网络的结构功能，而神经元则是构建神经网络的基本单元，神经元之间由突触传递，层层递进组成了稳定强大的神经网络。神经元之间通过脉冲发放的编码方式进行电信号产生与输入，通过突触与周边神经元的共同作用完成电信号的传递，不同类型的神经元构成不同的生理特性区域对应其相应视觉特性，比如视觉感受野的自调节，神经元之间的反馈作用，时序编码，选择注意机制等。这些完美的视觉特性都是由神经元脉冲发放的精细非线性特性、不同层次之间的特性以及神经元经突触的动态连接特性所决定的。对于神经元的动力模型与神经编码的研究对于视觉神经网络的学习与研究有重要的意义。因此本章还将阐述常见的神经元模型。

2.1 经典视觉感受野

视觉通路中，视网膜上的光感受器接收光同时将其转换为神经元的输出信号来控制 and 影响神经节细胞。大多数神经细胞的输出都依赖于这类光感受器。兴奋区域与抑制区是视觉感受野的两大组成部分，其感受野结构如图 2.1 所示。

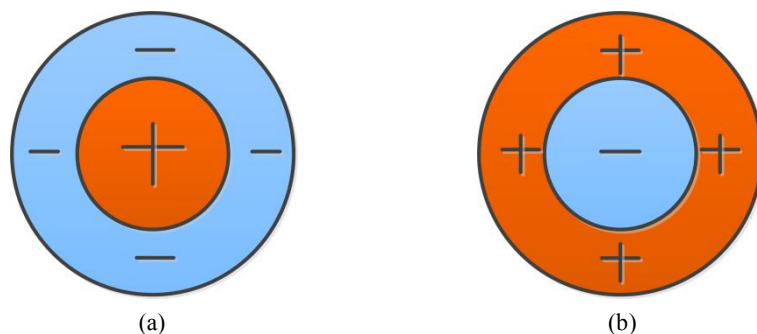


图 2.1 视觉感受野

如图 2.1 所示,感受野又有(a)、(b)两种形式,分为 ON-center 型视觉感受野和 OFF-center 型视觉感受野,前者的中心区域表现为兴奋性,外周区域表现为抑制性;后者的中心区域表现为抑制性,外周区域表现为兴奋性。且两者的结构均为同心圆型,区别在于其兴奋区与抑制区位置的分布。其中,“+”代表兴奋区,“-”代表抑制区。为反映感受野的生理特性并简化其在处理过程中的复杂性,本文在后续实验中,采用图 2.1(a)类型的感受野。

2.2 非经典视觉感受野

有研究对视网膜神经元细胞与侧膝体细胞的面积响应特征曲线的研究,证实了经典感受野外还存在着一个大范围外周区^[29]。当光圈照射经典感受野中心兴奋区,并且有规律增大光圈面积,其放电的响应强度随着光圈面积大小改变。响应初始阶段,由于经典感受野存在中心兴奋区输出响应增加较明显,但在较大面积光圈刺激下,由于经典感受野存在周边抑制区,其响应强度急剧减小。但是在光圈面积继续增大直至超出周边抑制区,其输出响应的强度又缓慢回升。因此,提出了新的理论即经典感受野外还存在着一个区域称为大范围去抑制区,并将此感受野模型称为非经典感受野(NCRF),用三高斯差模型模拟。非经典视觉感受野的模型如图 2.2 所示。

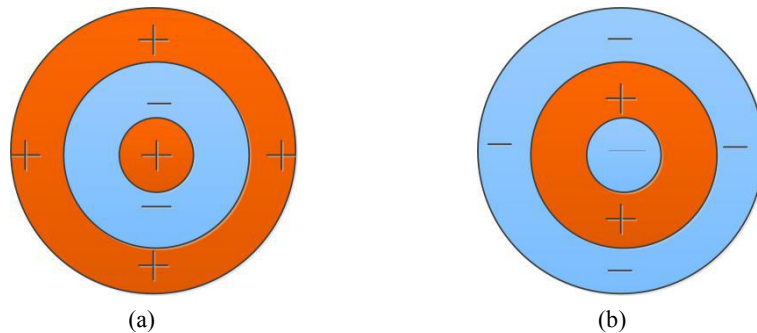


图 2.2 非经典视觉感受野

如图 2.2 所示,非经典感受野同样有(a)、(b)两种形式,分为 ON-center 型非经典感受野和 OFF-center 型非经典感受野,前者的中心区域表现为兴奋性,周边区域表现为抑制性,外周区域为大范围去抑制性;后者的中心区域表现为抑制性,周边区域表现为兴奋性,外周区域为大范围抑制性。且两者的结构均为同心圆型,其中,“+”代表兴奋区,“-”代表抑制区。

2.3 视觉感受野感光特性

二十世纪中期 Kuffler 等人在对猫视网膜神经元细胞进行刺激观察其输出响应,结果表明当光圈仅仅照射在视网膜神经元细胞的视觉感受野中心区域时,该刺激的电输出响应最强;当光圈充满视觉感受野中心区域并延伸至外周区域时,其电输出响应减弱,并有低于其正常放电响应的趋势,存在上述反应的视觉感受野则为 ON-center 型视觉感受野。同理,当光圈仅仅照射在视网膜神经元细胞的视觉感受野中心区域时,该刺激的电输出响应最弱;当光圈充满视觉感受野中心区域并延伸至外周区域时,其电输出响应增强,则此类细胞为

OFF-center 型视觉感受野。其表现效果如图 2.3 和图 2.4 所示。

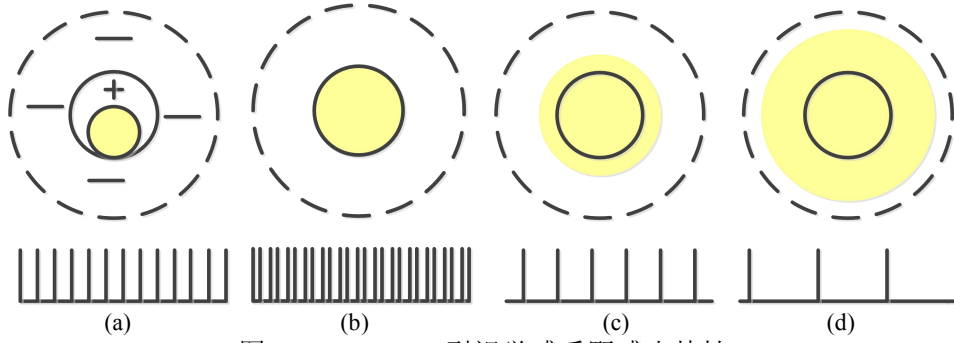


图 2.3 ON-center 型视觉感受野感光特性

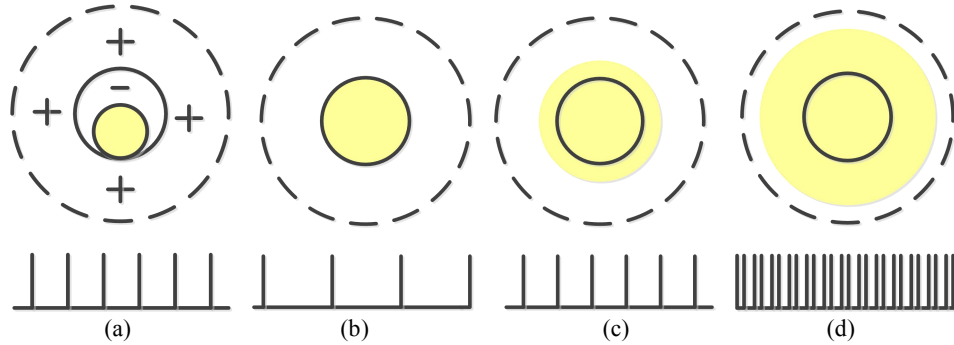


图 2.4 OFF-center 型视觉感受野感光特性

图中上部分为视觉感受野感光区域变化，下部分为所对应的输出响应强弱程度。其中(a)为光圈仅仅处于中心区域内，(b)为光圈充满中心区域，(c)为光圈从中心区域延伸至周边区域，(d)为光圈大范围覆盖周边区域。

2.4 视觉感受野的数学模型

通过上述视网膜神经元细胞视觉感受野的生物特性，知道视觉感受野的结构为同心圆型，且中心区域与周边区域存在拮抗作用。通过其结构与相互作用的生物特性，研究者们给出了 DOG 高斯差数学模型来模拟视觉感受野的视觉机制^[30]，模型如式(2.1)所示。

$$G(x, y) = A_1 e^{-(x^2+y^2)/\sigma_1^2} - A_2 e^{-(x^2+y^2)/\sigma_2^2} \quad (2.1)$$

式中， (x, y) 为视觉感受野中任意位置一处到其中心点的距离， σ_1 与 σ_2 分别为高斯差函数的两个尺度值， A_1 与 A_2 为高斯函数调节系数。当 $A_1 > A_2$ 且 $\sigma_1 < \sigma_2$ 时，模型表示为 ON-center 型视觉感受野，当 $A_1 < A_2$ 且 $\sigma_1 > \sigma_2$ 时，模型表示为 OFF-center 型视觉感受野。

之后生物计算机视觉研究者 Marr 在此基础上提出了改进的视网膜神经元细胞模型，即高斯拉普拉斯算子 LOG^[31]，该模型的计算效率较高，运算较简便，如式(2.2)所示。

$$L(x, y) = -\left(\frac{x^2 + y^2 - \sigma^2}{\sigma^4}\right) \cdot e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}} \quad (2.2)$$

其中， (x, y) 为视觉感受野中任意位置一处到其中心点的距离， σ 为高斯函数的尺度值。对于初级视皮层神经元视觉感受野的描述模型，也有相对的模型与其对应，该数学模

型能通过数学和参数的方式来对感受野的输出响应进行描述。由于复杂细胞视觉感受野模拟较困难，最经典的即为初级视皮层简单细胞的视觉感受野模型，用 Gabor 数学模型对其进行模拟描述，如式(2.3)所示。

$$\begin{aligned} g(x, y) &= e^{-\frac{\tilde{x}^2 + \gamma^2 \tilde{y}^2}{2\sigma^2}} \cos(2\pi \frac{\tilde{x}}{\lambda} + \varphi) \\ \tilde{x} &= x \cos \theta + y \sin \theta \\ \tilde{y} &= -x \sin \theta + y \cos \theta \end{aligned} \quad (2.3)$$

其中， γ 为调节常数， σ 为高斯函数的尺度值， λ 为波长， θ 和 φ 为角度参数， (x, y) 为视觉感受野中任意位置一处到其中心点的距离。

2.5 神经元模型

生物学表明，神经元的放电过程中有三个阶段，动作电位发生期，绝对不应期与相对不应期，各个阶段都有较复杂的非线性电位变化，导致研究者对其进行精确描述的过程中存在较大的挑战性。但是在国内外研究神经元模型的漫长过程中，出现了多种合理的仿真模型，通过模型可以精确描述神经网络的工作原理与过程，经典的有 HH 神经元模型，该模型是对神经元放电过程精确描述，充分验证了生物上的电生理现象，在神经元编码机制上有广泛的研究；IF 神经元模型可以看作对 HH 神经元模型的简化，该模型的优势是拥有完整的生物特性，将模拟计算的复杂程度降到了最低，其快速模拟的优势被广泛应用；最后，在计算的快捷性与生物电特性的结合过程中产生了 izhikevich 神经元模型。三种神经元模型将在下文作具体说明。

2.5.1 Hodgkin-Huxley 神经元模型

二十世纪中期，有研究者在观察神经细胞外部与中间位置兴奋、抑制活动的电位传播现象时提出了一种可以描述细胞膜电位的数学模型^[32]，该模型可以很好地描述细胞膜上电压、电流以及时间变化的细节过程，简称 HH 模型。HH 神经元模型有效模拟和解释了神经元的电生理过程和神经元细胞膜电位和电流激励之间的关系，为后续的神元放电和视觉编码特性的研究工作奠定了有力的数学基础，HH 神经元数学模型的表达式如式(2.4)所示：

$$\begin{cases} C_m \frac{dV}{dt} = I - g_k n^4 (V - V_k) - g_{Na} m^3 h (V - V_{Na}) - g_L (V - V_L) \\ \frac{dm}{dt} = \frac{(m_\infty(V) - m)}{\tau_m(V)} \\ \frac{dh}{dt} = \frac{(h_\infty(V) - h)}{\tau_h(V)} \\ \frac{dn}{dt} = \frac{(n_\infty(V) - n)}{\tau_n(V)} \end{cases} \quad (2.4)$$

式中, I 为外侧电流; C_m 为细胞膜电容; V 为细胞膜电压; g_{Na} 、 g_k 、 g_L 分别为钠离子、钾离子以及漏电流三响应通道的最大电导; V_{Na} 、 V_k 、 V_L 分别为三响应通道的逆转阈值电位; m 、 h 为钠离子通道状态特征, n 为钾离子通道状态特征, 三变量值均处于 0 到 1 区间; $m_\infty(V)$ 、 $n_\infty(V)$ 、 $h_\infty(V)$ 分别为 m 、 n 、 h 的饱和稳态值; $\tau_m(V)$ 、 $\tau_n(V)$ 、 $\tau_h(V)$ 分别为 m 、 n 、 h 的时间常数。图 2.5 为 HH 模型脉冲发放图。

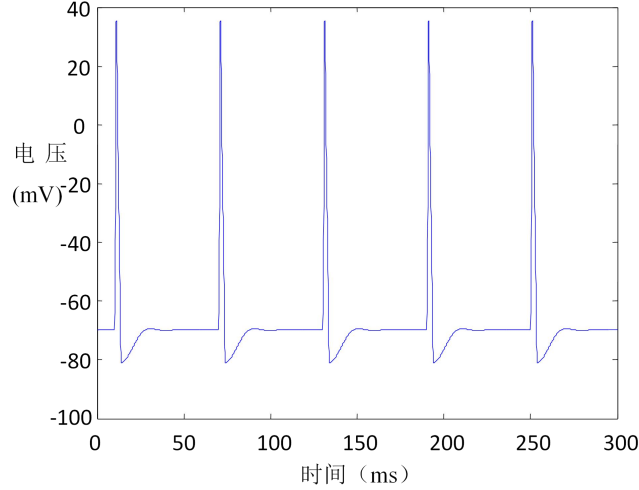


图 2.5 HH 模型脉冲发放图

2.5.2 Integrate-and-Fire 神经元模型

Integrate-and-Fire 神经元模型通过借鉴 RC 电路原理^[33], 由电容两端的电位非线性变化来模拟大致神经元电位的脉冲发放, 简称 IF 模型。该模型侧重于考虑放电特性而选择性忽略了神经元不应期等生物特性, 因此该模型精简, 计算效率高, 在实际应用中使用广泛, 大大节省了数据运算量。研究人员可以根据其研究目的不同对模型进行改进, 该神经元数学模型的表达式如式(2.5)所示:

$$\begin{cases} \frac{dv}{dt} = I(t) + a - bv \\ \text{if } v \geq v_{th}, \text{ then } v \leftarrow c \end{cases} \quad (2.5)$$

其中, v 为细胞膜电位, $I(t)$ 为外界激励, v_{th} 为判定阈值, a 、 b 、 c 为模型数学参数。当膜电压 v 达到给定的脉冲阈值 v_{th} 时, 电压就出现一个脉冲, 之后它就瞬间重置到一个较低的 c 。加上对动态模型的刺激, 就很可能在达到脉冲阈值 v_{th} 之后出现一个完全修复期。在这个时期, v 逼近 v_{th} , 放电过程就随着这个时期在脉冲之后被重置了。其中的不应期, 是一个器官或者细胞不能重复一个特定的行为, 也可以说是一旦它在动作电位开始后回复到静息状态, 一个兴奋膜为下一个刺激作准备的时期。图 2.6 为 IF 模型脉冲发放图。

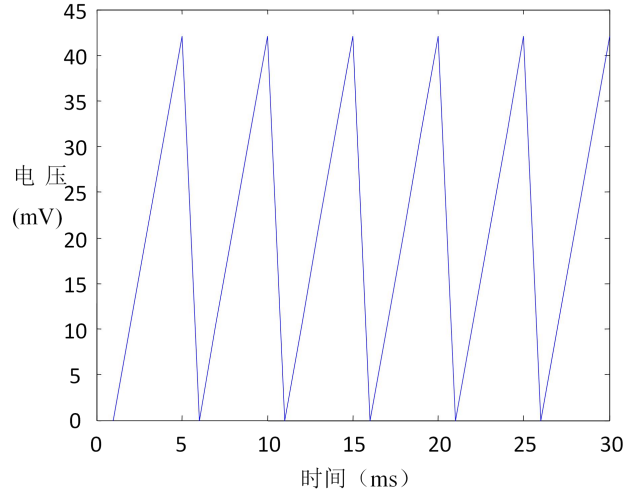


图 2.6 IF 模型脉冲发放图

2.5.3 izhikevich 神经元模型

izhikevich 神经元模型^[34]具有较完全的神经元生物特性，而且在模拟计算时的运算量不大，计算效率较高，可认为是对 HH 神经元模型与 IF 神经元模型的结合，具备了两类神经元的优点，即能存在 HH 神经元模型具备的生物机制与特性又能拥有 IF 神经元模型在仿真计算上的快速性，该神经元数学模型的表达式如式(2.6)所示：

$$\begin{cases} \frac{dv}{dt} = 0.04v^2 + 5v + 140 - u + I_{ext} \\ \frac{du}{dt} = a(bv - u) \\ \text{if } v \geq v_{thresh}, \text{ then } v \leftarrow c \quad u \leftarrow u + d \end{cases} \quad (2.6)$$

其中， v 为膜电位， u 为膜恢复变量， I_{ext} 是外界激励， a 、 b 、 c 和 d 为模型参数， v_{thresh} 为设定阈值。当 v 值大于或等于 v_{thresh} 时，神经元脉冲发放，同时 v 被重置为 c ， u 被重置为 $u + d$ ；如果 v 未超过 v_{thresh} 则神经元不发生脉冲发放。图 2.7 为 izhikevich 模型脉冲发放图。

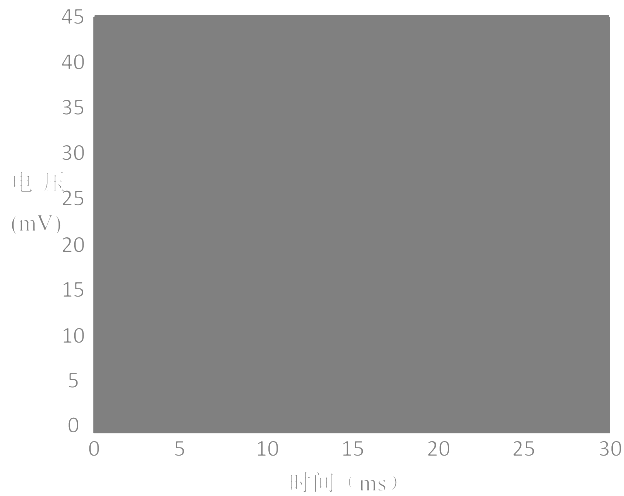


图 2.7 izhikevich 模型脉冲发放图

2.6 sigmoid 模型

Sigmoid 函数在生物学中是一个常用的 S 型变化函数^[35], 也称作 S 型生长曲线, 在信息科学中, 由于该函数的单增和反函数单增等性质, 因此是常被用于神经网络的一个平滑、严格单调且连续的阈值函数。作为神经网络中的激励函数, 其作用就是引入非线性关系, 其优点在于输出范围有限, 所以数据在传输的过程中不容易发散, 同时其函数性质和人类视觉系统中的神经元突触相似, 原始输出范围在区间(0,1), 所以可以用作输出层。

由于生物特性的变化、图像像素值与图像强度的变化都是小幅度的上下波动, 在模拟生物视觉的动态特性时, 希望外界刺激在权值上的小改变, 将会为网络中的输出结果给出相对应的变化, 而且这种相对应的变化也需要是小幅度的。通过权值输入的不断改变和偏移, 逐渐接近并符合生物特性的变化趋势。其中, sigmoid 函数的原型如式(2.7)所示。

$$S(x) = \frac{1}{1 + e^{l \cdot x + m}} \quad (2.7)$$

其中, x 为待输入的自变量, $S(x)$ 为相对应的输出应变量, l 为输出调整, m 为平移调整, sigmoid 函数的曲线图如图 2.8 所示。

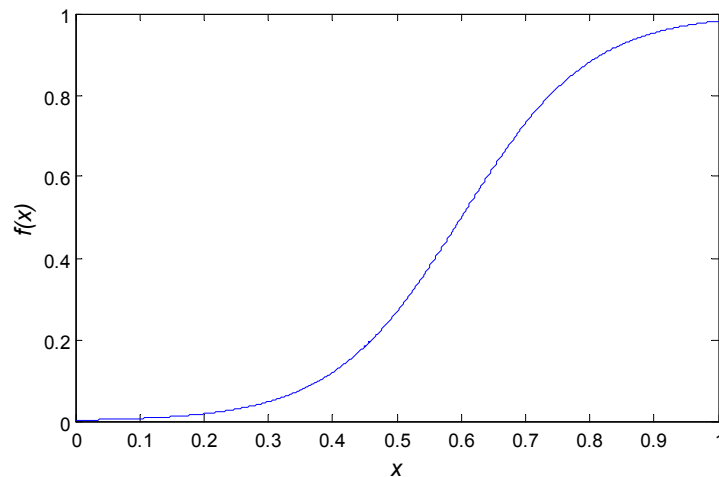


图 2.8 sigmoid 曲线图

2.7 小结

本章重点介绍了神经元和视觉感受野的生物特性与模型设计。着重介绍了三类经典神经元模型。其中, 虽然 HH 神经元模型能较好模拟神经元编码的脉冲放电, 但是其编码计算过于复杂, 编码时间较长。IF 神经元模型的编码计算能力较好, 但是其生物特性不明显。izhikevich 神经元模型则在计算能力和生物特性两方面都有较好的性能。同时介绍了经典视觉感受野与非经典视觉感受野的生物特性与数学模型, 在不同的光照条件下, 分析了感受野在不同刺激下表现出的不同输出响应程度。最后, 介绍了生物特性变化函数的数学模型以及应用意义。

第3章 基于初级视皮层感受野自适应的图像特征点检测方法

如前文所述，当前利用视觉机制对图像进行特征点检测的方法都仅仅只是对视觉系统的初步模拟，而没有涉及到视觉感受野调节、神经元反馈以及视觉注意等生物视觉机制的应用研究，比如感受野的自调节特性可以对图像各个局部不同的图像信息进行适应和调节以达到成像的最优效果，神经元反馈机制则是视觉鲁棒性的最好表现，能够通过神经元脉冲发放信息进行反馈来保证视觉效果，而视觉注意机制则是通过对图像中不同感兴趣程度的特征信息进行归类筛选，达到精简重要信息并保证视觉处理效率的目的。因此，本文提出了一种基于初级视皮层感受野自适应的图像特征点检测方法，通过图像局部特征信息构造自调节感受野完成图像感光处理，进而由神经元时序编码以及神经元的反馈来提取初步特征点信息，最后通过视觉注意机制和视觉叠加机制筛选确定最终代表性特征点。主要以特征较多的建筑细节图为实验图像，检测结果通过评价指标证明和比较，得到的特征点信息较为精确、完整，冗余点数量较少。所以有着较好的图像特征点检测效果。

3.1 概述

根据局部特征，利用视觉感受野自调节特性构造初级视皮层简单细胞感光层，与图像卷积得高斯差异图，对高斯差异图极值检测得到初步特征点；同时考虑初级视皮层不同层次间神经元的反馈，利用脉冲发放信息以及边缘点和周边点的差异性，遍历边缘图赋值得到的反馈矩阵剔除部分冗余点；最后利用视觉注意机制和视觉叠加机制，通过初步特征点间的比对，筛选区域内极大与极小值以及最终多窗口叠加筛选，确定最终代表性特征点。最后结果表明本文方法不但能检测到图像特征点，而且能最大程度控制图像中与边缘区域的冗余点数量。

3.2 基本原理

在视觉感受野动态特性、视觉感受野感光成像的基础上经过极值点判定得到感光差异图，加入神经元反馈作用选择并剔除部分冗余点得到初步特征点，同时考虑视觉注意机制在信息上选择作用得到代表性特征点，最后通过视觉叠加机制确定真实特征点得到最终代表性特征点。

3.2.1 视觉感受野调节机制

视觉感受野的动态特性即为感受野的各区域大小随着外界刺激的改变产生相对应的改变。相关研究表明，对视网膜神经节细胞进行实验，用位置变化的光线刺激经典感受野的外周区域，实验者发现在若干分钟后，经典感受野的半径能增大至原始大小的5倍^[36]，同时观察其外膝体细胞，其经典感受野的中心兴奋区会明显变小，其最小变化值区间为(50~100)ms。另外，有研究表明，初级视皮层的感受野有两类，分别为时空可分型与时空不

可分型^[37]，前者的感受野输出响应强度随时间而变化，后者的感受野位置和结构会随时间而变化。上述研究表明视觉系统中存在感受野动态特性，其动态变化规则如图 3.1 所示。

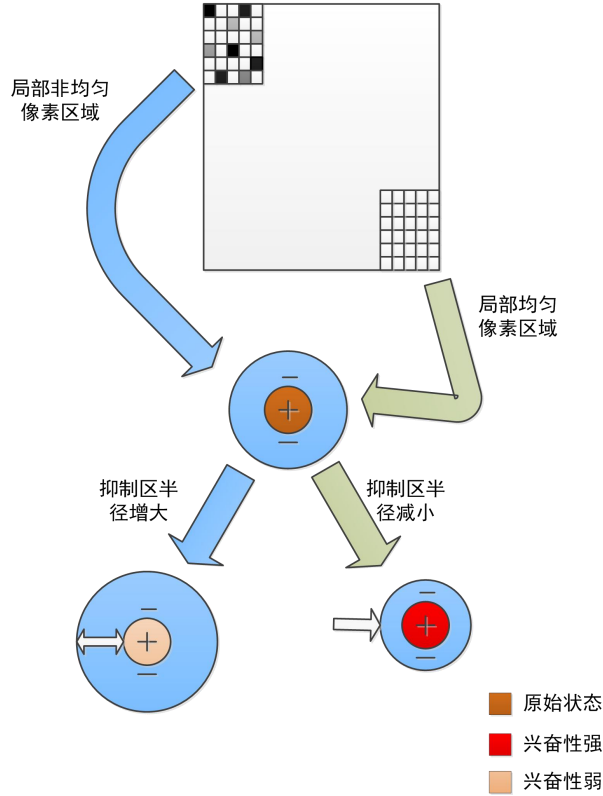


图 3.1 感受野半径变化规则

视觉通路上，感受野^[38]是视网膜上的光感受器，通过接收光线并且将光转化为视觉神经信号，从而来决定视觉的神经节细胞。视觉感受野通常由两大部分构成，其中一部分为感受野兴奋区，另外一部分则为感受野抑制区。抑制区域的半径大小可以随着外界条件的改变而发生改变。传统高斯差分特征点检测，其模型参数值均不变，在与灰度图作卷积的预处理步骤阶段有可能会出现不可估测的对后程步骤的影响，导致冗余点相对较多以及检测出现偏差的结果。研究表明，外膝体神经元对快速连续变化的均匀亮度刺激有显著的反应^[39]，因此可以认为在变化的局部均匀亮度刺激下（差异性小），感受野的兴奋性更强，其兴奋区敏感度增强，其抑制区半径变小，高斯卷积差异变小，特征点存在概率小；在不均匀的亮度刺激下（差异性大），感受野的兴奋性较弱，其兴奋区敏感度减弱，其抑制区半径变大，高斯卷积差异变大，特征点存在概率大。所以根据模型参数随图像局部亮度方差变化的规则，本文提出了根据局部特征自调节参数的 DOG 感受野模型，且选择 sigmoid 模型来构造参数调节模型，考虑图像亮度方差的输入数据范围与感受野兴奋区域敏感度、抑制区域半径的输出数据范围，本文对该 sigmoid 调节模型进行了改进，改进后的感受野模型如式 (3.1)、(3.2) 所示。

$$A_l = r_{b1} + \frac{r_{oc}}{(1 + \exp(l * Dif + m))} \quad (3.1)$$

$$\sigma_2 = r_{b1} + r_{b2} - A_1 \quad (3.2)$$

其中 $G(x)$ 为感受野模型, A_1 为兴奋区敏感度, A_2 为抑制区敏感度, σ_1 为兴奋区半径, σ_2 为抑制区半径, Dif 为局部像素亮度值方差, r_{oc} , r_{b1} 与 r_{b2} 为输出调整基数, l 为输入调整, m 为平移调整。本文选取 Dif 作为图像的一个局部特征, 根据特征差异性对 DOG 感受野的兴奋区域敏感度与抑制区域半径进行不同取值, 以达到对图像局部自适应调整的目的。

模型参数随 Dif 变化如图 3.2 所示, 其中纵坐标 isc 、 es 分别表示抑制区半径、兴奋区敏感度。 Sr 为稳定区的起点或终点, 可由偏离渐近线的程度来定, 图中设置偏离值为 0.04。

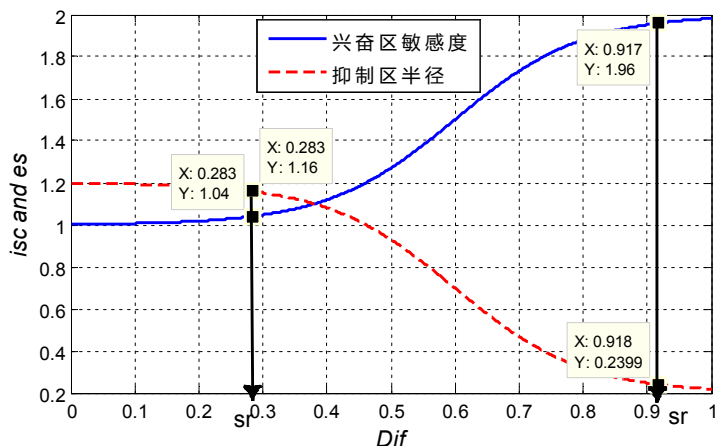


图 3.2 感受野兴奋区敏感度、抑制区半径随 Dif 的变化曲线图

3.2.2 视觉感受野与成像

视觉的形成中, 光线的反射是关键, 物体通过光线反射, 由晶状体折射而成像于视网膜, 再有视觉神经传到至视觉中枢最后达到视觉的形成。其初始步骤中, 也就是感受野对光线的接受十分关键^{[40][41]}。本文中, 感受野对光的接收传递, 将图像局部经 DOG 模型卷积处理后输出, 可认为是对图像局部光信息的视觉感受野处理传递。所以, 本文将 DOG 感受野模型与经灰度化的彩图像素的局部进行卷积遍历的方式来进行模拟。DOG 卷积可看作两个不同参数的高斯函数与图像平滑处理后的差。图像细节即图像特征处, 可以看作是位于图像一阶导数较大的像素处, DOG 算子看作为一个二阶导数算子, 该函数的零点值处就为特征点。不同尺度的高斯平滑, 其细节轮廓越来越平滑, 不同尺度之间存在差异, 可以将两个不同尺度高斯平滑的效果重叠观察, 其特征点处的差异较明显, 即选取其局部差异绝对值最大值点为特征点, 其高斯模型与图像的卷积与比较如图 3.3、图 3.4 所示, 其中 σ 为 DOG 模型中单个高斯函数的尺度值。

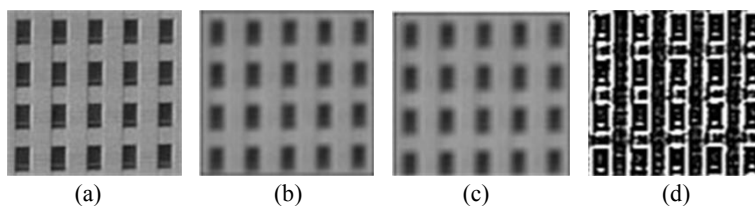


图 3.3 不同尺度高斯模糊与高斯差。(a) 原图; (b) $\sigma = 2$ 卷积; (c) $\sigma = 10$ 卷积; (d) $\sigma = 2$ 与 $\sigma = 10$ 卷积差

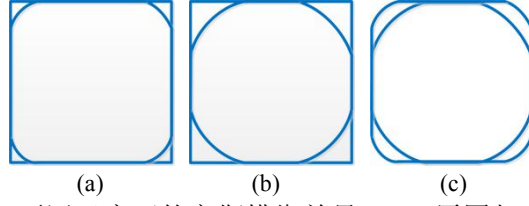


图 3.4 不同尺度下的高斯模糊差异。(a) 原图与 $\sigma = 2$;
(b) 原图与 $\sigma = 10$; (c) $\sigma = 2$ 与 $\sigma = 10$

3.2.3 神经元反馈机制

人的视觉系统十分复杂，其调节性和自适应的视觉结构非常精细，其过程可以认为是一个闭环的多重反馈视觉信息处理。位于枕叶皮层的初级视皮层(Primary Visual Cortex, V1)，在解剖上，每一层都有密集的侧向连接的神经元，并且不同层次之间具有特定的反馈和反馈投射，其反馈对初级视皮层简单细胞的感受野感光成像有着至关重要的作用。由于视觉系统中的实时反馈指导，视觉系统的鲁棒性是很强的，可以很好地应对各类外界光线和物体变形以及噪声变化对视觉成像的影响和干扰^[42]。其中，感受野接受光刺激，再经视觉神经传到这一环尤其关键。视觉系统可以看作是一个鲁棒性较强的闭环控制反馈控制系统^[42]，通过对光线和其他外界环境的特征来调节视觉系统中的各个环节，使最后的视觉感知效果达到最佳状态。因此，本文提出通过计算图像边缘细节的丰富程度，来确定 DOG 卷积之后的图像中的特征点初步筛选阈值 $Thresh$ 。其中，边缘丰富程度用边缘像素点个数占原图总像素个数的比例来表示，边缘像素占有比比较高，则调高初选阈值 $Thresh$ ，控制特征点数量；边缘像素占有比比较低，则调低初选阈值 $Thresh$ ，保证特征点数量，其占有率与阈值设定如式(3.3)和(3.4)：

$$rat = n_{edge} / n_{all} \quad (3.3)$$

$$Thresh = \begin{cases} t_a, rat > r_c \% \\ t_b, rat < r_c \% \end{cases} \quad (3.4)$$

其中 n_{edge} 为边缘像素个数， n_{all} 为原图像素总个数， rat 为边缘像素占有率。由数据图库中 DOG 卷积差异值的统计以及卷积实验，为将大部分的冗余点进行初步剔除，在卷积图中，根据特征点数量程度以及边缘比例程度选定阈值变化区间，因此将参数选择为 $t_a = 5$ ， $t_b = 4$ ， $r_c = 5$ ，通过 rat 大小定义初选阈值 $Thresh$ 的大小。

本文又将边缘矩阵以正负元素矩阵形式（即除了边缘点，矩阵中其他元素均为零）。反馈加至灰度原图，以达到更彻底剔除边缘冗余点的目的，判断是否为需要剔除的冗余点的算法，本文定义如下：

$$w = -\frac{i_{edge}(x_c, y_c) - imean}{|i_{edge}(x_c, y_c) - imean|} \cdot \sum_{(x, y) \in RF} \frac{(i_{edge}(x, y) - i_{edge}(x_c, y_c))^2}{(imax - imin)^2} \quad (3.5)$$

$$\begin{aligned}
 & \text{if } \begin{cases} i_{edge}(x_c, y_c) = imin \text{ or } imax \\ 0 < |w| < \omega_a \end{cases}, \\
 & \text{then } T(x_c, y_c) = (imax - imin) * \frac{i_{edge}(x_c, y_c)}{|i_{edge}(x_c, y_c)|} \\
 & \text{else } T(x_c, y_c) = 0
 \end{aligned} \tag{3.6}$$

其中, $i(x, y)$ 为原图, $i_{edge}(x, y)$ 为边缘图, RF 为神经元感受野, $i_{edge}(x_c, y_c)$ 代表边缘中任意一点为中心的 3×3 矩阵的中心点, $imean$ 为该矩阵对应的原图同位置矩阵元素的平均值, $imin$ 与 $imax$ 分别为矩阵的最小值和最大值, w 为该矩阵中心点与临近点的差异性值, 其绝对值越大, 该 3×3 局部中心与周边差异越大, 越有可能为真实特征点。满足式(3.6)两个条件, 则该点是需要进行反馈剔除的伪特征点, 条件一为矩阵中心是该局部的极值点, 条件二为局部矩阵差异值 w 在式中范围, 未达到所定的差异, ω_a 为差异阈值。 $T(x_c, y_c)$ 为计算后赋给该中心点的值, $T(x_c, y_c)$ 为正数则为正反馈用以剔除伪极小值特征点, 为负数则为负反馈用以剔除伪极大值特征点。

3.2.4 视觉注意机制

神经生理和心理实验证实, 大脑存在着对视觉信息的滤除或者选择过程, 即选择注意机制^{[43][44]}, 可简化复杂多变的外界视觉场景, 提高神经计算的效率。本文利用视觉注意机制, 针对前述获取的特征点, 剔除冗余点, 筛选出更有代表性的点。视觉注意机制规则如图 3.5 所示, 具体实现过程如式(3.7)和式(3.8)所示。

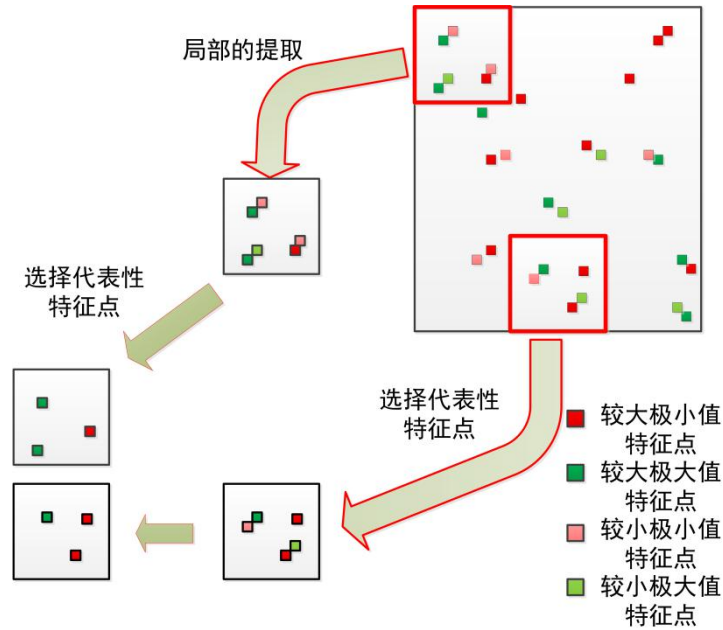


图 3.5 注意机制的代表性特征点筛选

$$\begin{cases} i_{point}(x, y) = 0, i_{point}(x, y) > imin_{point} \\ i_{point}(x, y) = 0, i_{point}(x, y) < imax_{point} \end{cases} \tag{3.7}$$

$$\begin{aligned} & \text{if } |imax_{point}| > |imin_{point}|, \text{ then } i_{point}(x, y) = imax_{point} \\ & \text{else } i_{point}(x, y) = imin_{point} \end{aligned} \quad (3.8)$$

利用窗口遍历图像的方式进行代表性特征点筛选和冗余点剔除，初步检测后，窗口中的点均为特征点，其中，最小值特征点为 $imin_{point}$ ，最大值特征点为 $imax_{point}$ ， $i_{point}(x, y)$ 为特征点图，式(3.7)表示处于最大值与最小值之间的即为冗余点；再以相同窗口，选择绝对值较大的为最终的最具代表性的特征点，式(3.8)表示若两类特征点相邻则保留强度大的那一类，由此完成代表性特征点筛选。本文还用了经验值取了三种窗口分别遍历的方式，筛选出三种程度的代表性特征点，再将三种程度特征点进行逻辑与，同一位置中三种程度特征点出现两次及以上时，则认定该特征点为最终特征点，否则剔除该点，得到最终结果。

3.2.5 视觉叠加机制

在人类视觉中，双眼视觉叠加对光信息和位置信息判断的效果精确且稳定，能适应外界光线强度以及图像所处环境的变化^[45]。与单眼视觉效果比较，视觉叠加的相加对比敏感度和对外界所获得的相加特征信息，其效果优于单眼视觉。考虑到视觉叠加机制在本文中的目的为准确定位特征点的位置以保证算法结果的稳定性和精确性，因此本文应用三窗口来模拟叠加原理，对特征点进行进一步的定位和确认。其叠加规则如图 3.6 所示，叠加方法如式(3.9)和式(3.10)所示。

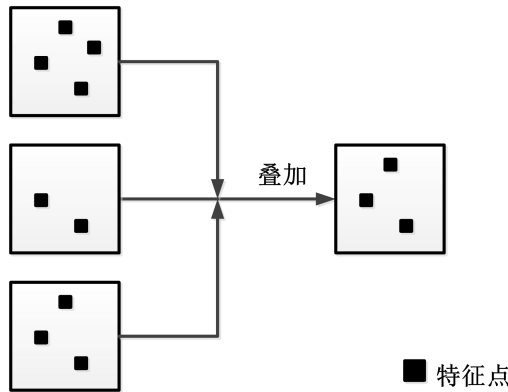


图 3.6 视觉叠加的特征点确定

$$result(x, y) = \sum_{i=1}^3 result_i(x, y) \quad (3.9)$$

$$i_{result}(x, y) = \begin{cases} 1, & result(x, y) = 2 \text{ or } 3 \\ -1, & result(x, y) = -2 \text{ or } -3 \\ 0, & result(x, y) = 0, -1 \text{ or } 1 \end{cases} \quad (3.10)$$

其中， $result_1(x, y)$ ， $result_2(x, y)$ ， $result_3(x, y)$ ($x=1, 2, \dots, m; y=1, 2, \dots, n$) 为三组不同筛选窗口得到视觉图， $i_{result}(x, y)$ 为最终视觉叠加结果。

3.3 图像特征点检测算法

本文先将 RGB 图像灰度化预处理，利用由局部像素亮度差异计算了参数的 DOG 感受

野模型与图像卷积，得到 DOG 卷积差异性图；利用神经元首次放电时间以及感受野内各神经元首次放电次序得到图像边缘从而计算得到图像细节丰富程度，以此决定初步特征点筛选阈值，同时利用边缘提出神经元反馈矩阵以剔除边缘冗余点。最后引入视觉注意机制，筛选出最终代表性特征点。程序执行流程如图 3.7 所示，具体检测过程如下所述。

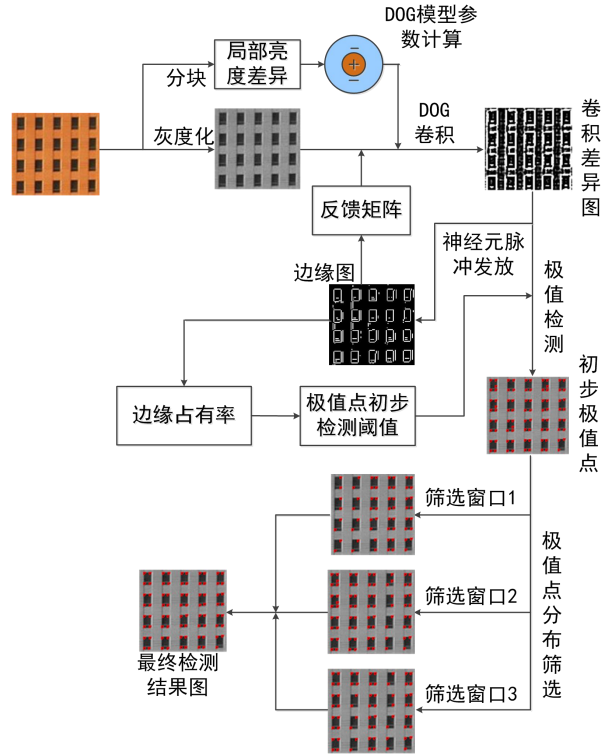


图 3.7 特征点检测算法流程图

- (1) 计算局部亮度差异。根据待处理原始 RGB 图 $i(x, y)$ ($x = 1, 2, \dots, m; y = 1, 2, \dots, n$)，长宽均按图像的 1/10 进行分块处理，提取该局部的亮度矩阵 $I_{lum}(x, y)$ ，局部亮度差异通过计算矩阵内所有亮度值的方差 Dif_n ($n = 1, 2, 3, \dots, n$) 进行表示。
- (2) 自适应 DOG 感受野与图像卷积获得卷积差异图。利用式(3.1)和(3.2)与步骤(1)得到的各个局部亮度值差异计算得到 DOG 兴奋区敏感度 A_1 ，抑制半径参数 σ_2 ，结合文献[29]中 σ_1 与 σ_2 、 A_1 与 A_2 的最佳关系取值。将得到的 DOG 模型如式(2.1)与局部灰度图像进行卷积，得到卷积图。依次计算各局部对应的 DOG 感受野模型，完成对整幅图像的卷积处理，得到最终卷积差异图。
- (3) 神经元发放时序编码得到神经元发放边缘矩阵。对步骤(2)中的卷积图输入到点阵神经元 $N(x, y)$ ($x = 1, 2, \dots, m; y = 1, 2, \dots, n$) 进行神经元发放，每个神经元模型如式(2.6)所示，分别记录下每个神经元 $N(x, y)$ ($x = 1, 2, \dots, m; y = 1, 2, \dots, n$) 的最初发放时间，获得发放后的边缘矩阵 $i_{edge}(x, y)$ ($x = 1, 2, \dots, m; y = 1, 2, \dots, n$)。
- (4) 反馈矩阵获得与初步特征点筛选阈值确定。步骤(3)得到的边缘矩阵，利用式(3.5)对边缘点进行判断是否为边缘冗余点，若判断为冗余点，则对该边缘点重新按式(3.6)赋值，做正负反馈；若判断为非冗余点，则赋值为 0，即不做任何反馈；整体赋值结束得到反馈

矩阵 $T(x_c, y_c)$ 。再次利用步骤(3)得到的边缘矩阵, 利用式(3.3)计算其边缘占有率, 对初步特征点筛选阈值 i_{th} 进行赋值, 根据数据图库中差异值范围选取以及统计结果, 式(3.3)和(3.4)的参数选择为 $t_a = 5$, $t_b = 4$, $r_c = 5$, 式(3.7)中的 $\omega_a = 0.4$ 。

- (5) 反馈矩阵反馈剔除边缘冗余点。步骤(4)得到的反馈矩阵 $T(x_c, y_c)$, 与待输入灰度图 $i_g(x, y)$ 相加, 减小伪极大值点特征点的值, 增大伪极小值特征点的值, 达到剔除冗余点目的的预处理得到新输入图 $i_{in}(x, y)$ 。

$$i_{in}(x, y) = i_g(x, y) + T(x_c, y_c) \quad (3.11)$$

- (6) 特征点的初步筛选。对步骤(2)得到的整体卷积图, 利用 3×3 窗口进行遍历, 窗口内 9 个矩阵值 $i_{DOG}(x, y) (x=1, 2, 3; y=1, 2, 3)$ 中, 若矩阵中心点 $i_{DOG}(2, 2)$ 满足步骤(4)利用式(3.4)计算所得的初步特征点筛选阈值 $Thresh$ 进行筛选, 为最大值则选取为极大值特征点, 若为最小值则为极小值特征点。
- (7) 代表性特征点的最终筛选。对步骤(6)得到的初步特征点, 分别用三个大小不同的窗口遍历, 窗口大小以最佳效果经验值选取为 5×5 , 6×6 与 7×7 , 每个窗口在每一个位置均用式(3.7)和(3.8)作筛选, 剔除窗口内冗余点, 保留最具代表性特征点。如式(3.9)所示, 得到三组特征点 $result_1(x, y)$, $result_2(x, y)$, $result_3(x, y) (x=1, 2, \dots, m; y=1, 2, \dots, n)$, 最后将三个窗口得到的三个结果相与, 同一位置中三种程度特征点出现次数两次及以上时, 则认定该特征点为最终特征点, 否则剔除该点, 得到最终特征点图 $i_{result}(x, y)$ 。式(3.10)中, 一个极大值赋值为 1, 一个极小值赋值为 -1, 保证一个位置出现一次以上同一类特征点, 将该点记作此类最终代表性特征点, 式(3.10)中 -2 和 -3 代表同一位置标记为 -1 的极小值出现两次和三次, 2 和 3 代表同一位置标记为 1 的极大值出现两次和三次, 以此类推, 最终极大值与极小值特征点重新赋值为 1 与 -1。

3.4 实验结果

建筑图像的特征点检测是用于图像信息匹配分析的基本步骤之一, 而建筑图像所具有的特征丰富、纹理规律等特征使得对其进行特征点检测存在一定难度。本文方法有着准确定位、抑制冗余等优点, 从原理上比较适合建筑图像的特征点检测, 因此本文研究选取华盛顿大学的 Ground truth Database 中特征点丰富的建筑图像作为实验用图。由于 Moravec 算子、Susan 算子与 DOG 算子的特征点检测算法相对其他传统算法有较好的效果, 其检测结果的漏检率较低且冗余点相对较少, 因此为了体现本文方法的稳定性与精确性, 选取上述三种检测算法与本文方法做比较, 对图 3.8 所示的三幅图像用本文所述方法进行特征点检测。最后采用对 Mokhtarian 提出的特征点一致性 CCN 改进的方法对检测结果进行评价^{[46][47]}。由于图像较大, 选取代表性的局部进行说明解析, 实验对象如图 3.8 所示, 检测结果图如图 3.9~3.11 所示。

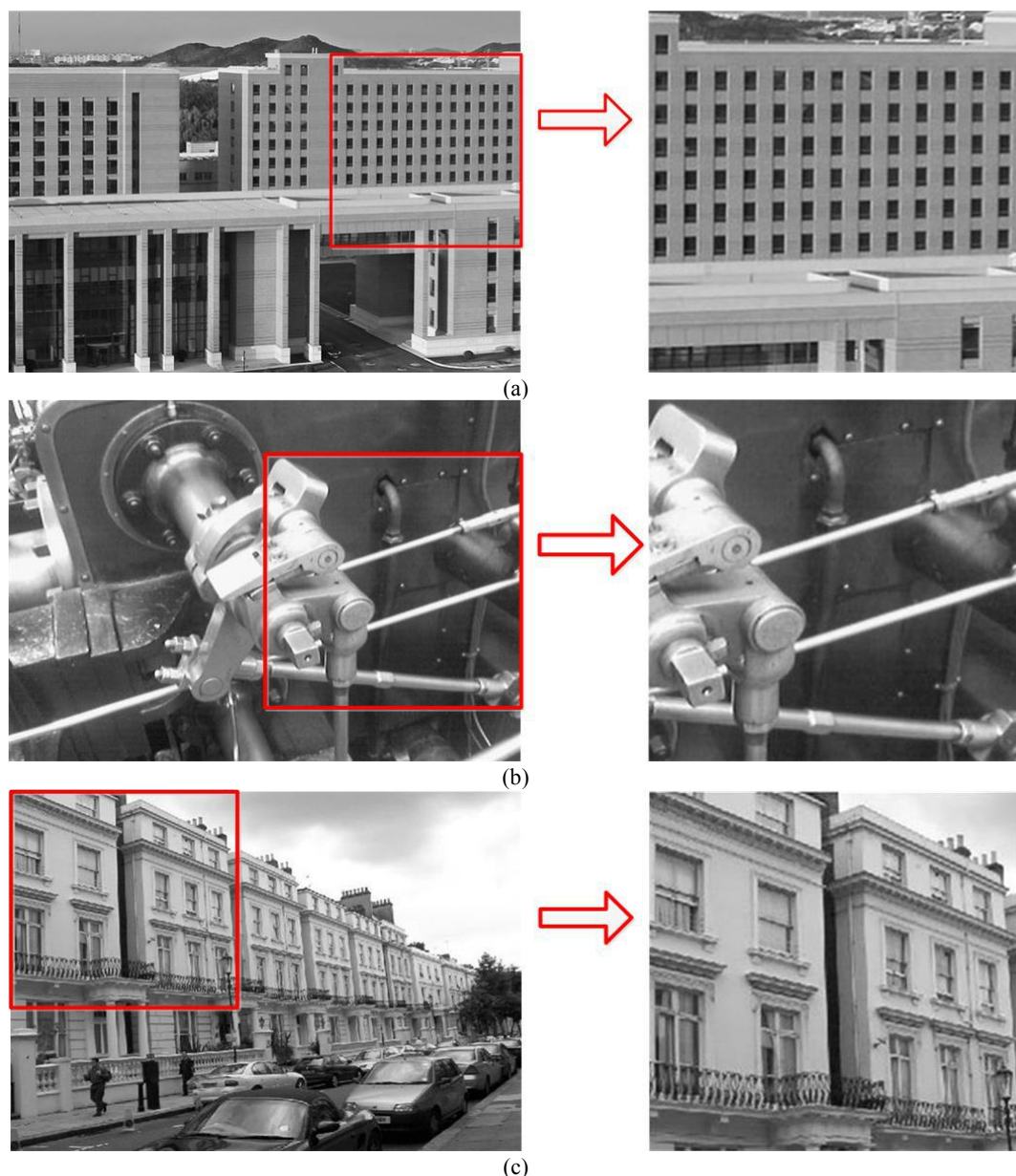


图 3.8 实验图片。(a) image_1；(b) image_2；(c) image_3

图 3.9~3.11 分别是对 image_1~3 进行特征点检测后的结果图。在图 3.9~3.11 中，图(a)是由 Moravec 算子检测得到的特征点图像，图(b)是由 Susan 算子检测得到的特征点图像，图(c)是由传统 DOG 算法检测得到的特征点图像，图(d)是由本文方法获得的特征点图像，其中红点和绿点分别为极小值和极大值特征点。

由图 3.9~3.11 可知本文方法能够更精确地定位图像的特征点信息。例如各子图(a)所示的 Moravec 算子检测结果，对图像特征点略多的图像局部检测比较彻底，但是单阈值处理导致特征点堆积和漏检不能平衡达到最佳效果，保证大部分特征点的同时边缘冗余点也会增多，导致对后续的图像匹配或者图像处理产生误差。尤其对于图 3.8(a)对应的 RGB 大图局部特征点多且分布规律性大的图像，简单阈值化操作的 Moravec 检测子没有达到最佳效果。

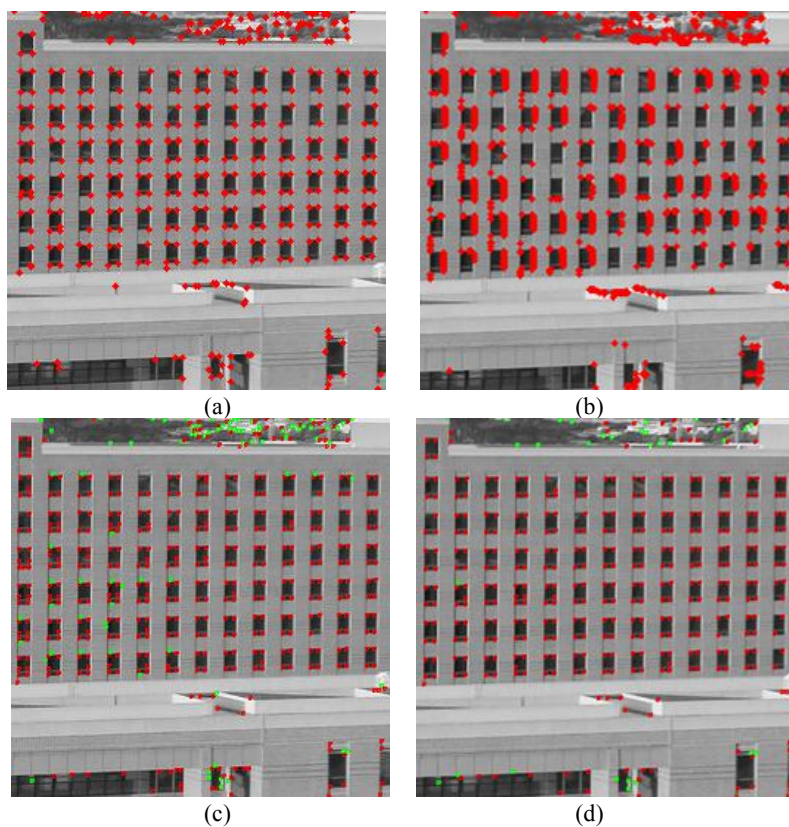


图 3.9 image_1 的处理结果。(a) Moravec 结果图；(b) Susan 结果图；
(c) DOG 结果图；(d) 本文结果图

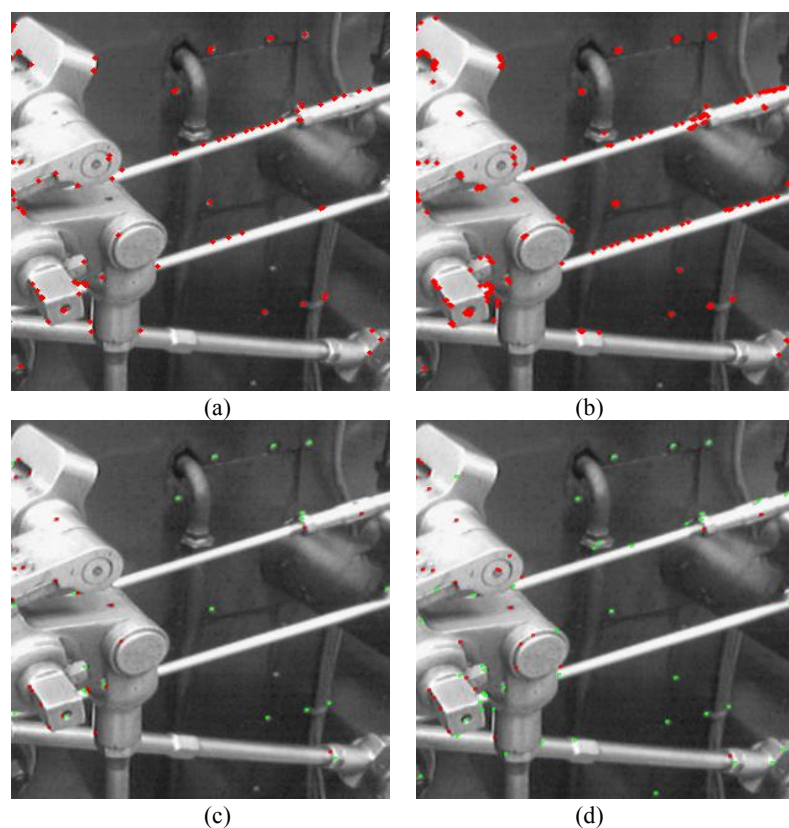


图 3.10 image_2 的处理结果。(a) Moravec 结果图；(b) Susan 结果图；
(c) DOG 结果图；(d) 本文结果图



图 3.11 image_3 的处理结果。(a) Moravec 结果图；(b) Susan 结果图；
(c) DOG 结果图；(d) 本文结果图

例如各子图(b)所示的 Susan 算子检测结果，对图像特征点略多的图像局部检测的有若干漏检，且存在局部尤其是边缘部分过检，导致特征点密集，不利于后续的图像匹配或者图像处理；例如图(c)所示的传统 DOG 算子检测结果，其极大值特征点与极小值特征点分布过于紧密甚至重合，简单改变阈值减少伪特征点的同时，真正的特征点也会同时被剔除。其问题在于特征点没有代表性，筛选过于单一依赖单阈值，对后续图像匹配和处理的误差影响较大；而观察各子图(d)对应的本文方法实验结果，不但可以较精确地定位出特征点，而且其特征点的代表性更强，不存在极大值特征点与极小值特征点频繁邻接的问题，有利于后续图像匹配与处理，节省时间且效率高。

3.5 讨论与分析

特征点检测可以用稳定性的准则来对其进行评价，稳定性即在图像发生不同角度的旋转和缩放之后检测到的特征点与原先图像中所检测到的特征点最大程度达到一致。Mokhtarian 提出的特征点一致性 CCN，很好地将这一准则公式化，由于每类检测算法得到的特征点基数不同，所以将 CCN 定义为式(3.12)。为了充分反映本文方法的稳定性，本文对 6 幅具有代表性的实验图像(其中前 3 幅如图 3.8 所示)进行了实验。

$$CCN = 1.1^{-|N_t - N_0|} \times 100\% \quad (3.12)$$

其中 N_0 表示在原图像中检测到的特征点数量， N_t 表示经过各种图像变换之后检测到的特征点数量，CCN 越大，则表示检测算法的稳定性更好。实验数据如表 3.1~3.3 所示。

实验一对图像进行旋转变换，选定角度为 30° 、 60° 、 90° ，检测各图像的特征点^[48]。
实验二对图像进行尺度变换，变换因子为 0.8、0.9、1.1、1.2，检测各图像的特征点。

表 3.1 各图像在旋转角度变换下的 CCN 均值

图像编号	Moravec 算法	Susan 算法	原始 DOG	本文 方法
Image1	3.12×10^{-29}	5.03×10^{-6}	3.94×10^{-13}	8.10×10^{-6}
Image2	1.36×10^{-12}	3.33×10^{-6}	1.76×10^{-8}	4.36×10^{-5}
Image3	3.16×10^{-11}	3.83×10^{-11}	4.50×10^{-7}	1.55×10^{-4}
Image4	5.85×10^{-18}	2.80×10^{-5}	0.13	0.97
Image5	2.58×10^{-8}	1.76×10^{-31}	2.92×10^{-10}	4.64×10^{-7}
Image6	1.93×10^{-12}	3.22×10^{-10}	2.06×10^{-8}	1.03×10^{-4}

表 3.2 各图像在尺度变换下的 CCN 均值

图像编号	Moravec 算法	Susan 算法	传统 DOG	本文 方法
Image1	2.13×10^{-33}	3.57×10^{-61}	1.32×10^{-12}	3.91×10^{-4}
Image2	3.97×10^{-5}	0.0012	0.072	0.061
Image3	8.76×10^{-30}	8.56×10^{-60}	2.58×10^{-8}	2.21×10^{-4}
Image4	1.80×10^{-22}	2.62×10^{-28}	4.49×10^{-7}	0.0019
Image5	5.65×10^{-22}	2.13×10^{-73}	1.45×10^{-14}	0.0041
Image6	1.29×10^{-67}	4.21×10^{-95}	3.23×10^{-6}	0.0113

表 3.3 各方法检测原图的特征点数对比

图像编号	Moravec 算法	Susan 算法	传统 DOG	本文 方法
Image1	1933	3858	1488	1225
Image2	357	664	199	213
Image3	1961	4434	1510	1243
Image4	1688	5156	1334	1140
Image5	1454	2385	801	672
Image6	2650	5943	2354	1656

实验数据结果分别为 CCN 值与总特征点数量的比较，CCN 是原图像与变化后图像特征点数量的差异体现，根据式(4.2)定义，CCN 数值越大说明原图像与变化图像的特征点数量

差异越小，算法稳定性越高；CCN 数值越小说明原图像与变化图像的特征点数量差异越大。特征点总数量则说明算法的精确性和对特征信息数量的控制，特征点数量较小则精确性越高，有利于提高后续图像处理效率。

在传统 DOG 算法基础上，基于图像局部感受野自适应与视觉注意机制，本文提出代表性特征点筛选以及神经元反馈冗余点剔除的新方法，其中自调节的感受野 DOG 模型能使特征点确定更加精确，视觉注意机制能使特征点检测更加精简，神经元反馈则剔除了一部分冗余点。因此，与 Moravec、Susan 和原始 DOG 方法相比，其特征点一致性 CCN 数值总体上处于最大，大约处于 $10^{-2} \sim 10^{-7}$ 量级之间，表示在图像发生旋转和尺度变换时整体稳定性较好。尤其是在图像尺度变化条件下，本文方法的稳定性远远超过其余三种算法，其 CCN 级别处于 $10^{-2} \sim 10^{-4}$ 之间，意味着将有利于后续图像多尺度和多角度下的配准与处理任务。与之相对应的，对比的三种方法都是单阈值处理，很难在保证特征点的条件下使冗余点数降低到预期数量。对于传统 DOG 的处理结果，可以看出相对于 Moravec 算法和 Susan 算法在控制特征点堆积数量和图像旋转处理检测稳定性上有一定优势，但是与本文方法相比不存在优势，可能是由于其考虑到了视觉感受野模型的作用，但只是对其进行了单阈值筛选，并未真正实现内部视觉机制的特性。而 Moravec 算法和 Susan 算法在稳定性和特征点堆积的数据评价上不具优势，这可能是由于两者均未考虑到视觉机制的作用，因此在两个实验室数据评价中，检测效果不如本文方法。

3.6 小结

本文模拟应用了自调节视觉感受野、时序编码、神经元反馈机制、视觉注意和叠加机制，同时对其原理及功能进行了介绍，提出了基于初级视皮层感受野自适应的图像特征点检测方法，通过与 Moravec 算子、Susan 算子以及原始 DOG 等算法的对比研究，得出本文方法在高分辨率图像的特征点检测上能够更精确更稳定地选出代表性特征点。以多细节建筑图像的特征点检测为例，本文获得的特征点更加精简更加具有代表性，而且较大程度控制了冗余点的数量，该效果是大多数特征点检测方法未达到的。

第4章 基于视觉颜色信息自适应的特征点检测方法

基于初级视皮层感受野自适应的图像特征点检测方法虽然相比经典的传统方法而言有着较好的稳定性与精确性，但是其中没有涉及到颜色信息与神经元之间的抑制与促进作用，特别是神经元之间的周边抑制给神经元之间的信息加工与传递建立了紧密联系，提高了视觉机制的整体性与稳定性。另一方面，图像中的颜色信息也对特征信息有一定程度的影响，因此在基于初级视皮层感受野自适应的图像特征点检测方法之上考虑神经元的周边抑制与颜色信息的作用，提出基于视觉颜色信息自适应的特征点检测方法，通过色彩空间中局部亮度信息的差异程度重构颜色信息，构建周边对中心神经元抑制与促进机制来更有效地发挥视觉机制在图像特征点检测中的作用，通过对颜色三通道信息重构可以更有效去获得图像特征信息。以建筑图为例，检测效果说明本文方法可以有效确定图像特征点，通过 CCN 特征点一致性指标的评价，比传统算法更加稳定。

4.1 概述

本文首先考虑将原图像从 RGB 空间转换至 YIQ 空间，从彩色图像中将像素点的亮度特征信息提取出来，构建视觉感受野窗口遍历图像，根据局部亮度差异重构彩色图像；经过高斯差 DOG 模型卷积灰度图，模拟实现感受野成像，再经过阈值筛选得到初步特征点；最后通过模拟神经元周边抑制机制与视觉叠加机制，精确定位特征点并剔除冗余点，从而得到最终代表性特征点。

4.2 基本原理

在视觉感受野、视觉叠加机制等视觉机制的基础上，加入了图像中亮度、颜色信息的作用，重构原图像以提高检测的精确度，同时考虑周边神经元对中心神经元的抑制与激励作用，通过应用对初步特征点所对应神经元的周边抑制特性，确定最终代表性特征点，发挥对冗余点的剔除作用。

4.2.1 颜色视觉机制

颜色是光的各种现象，是使得人类以区分在物体大小，形状或者结构方面的重要因素和视觉现象。颜色同时也是物体自身的一种特有属性，颜色自身就包括了物体的特征信息，所以颜色信息在特征点检测、边缘检测以及轮廓检测等图像处理工作上有着至关重要的作用^[49]。颜色视觉机制是处理含有颜色信息图像的生物视觉方法，通过生物感知得到从彩色图像中提取出来的颜色特征信息，再由初级视皮层分别对各颜色通道进行处理，再将处理得到的色彩信息传到下一级区域从而得到更完整的视觉感知效果，所以颜色信息的传递在视觉信息传递中十分重要，合理的颜色信息传递可以达到良好的视觉效果，反之则会产生视觉偏差。当前传统的图像特征点检测，都将图像直接灰度处理再进行后续检测步骤，只

是考虑了简单的图像像素值信息，并没有考虑图像自身的颜色信息，导致其丢失了图像本身的颜色信息。所以本文对于传统图像特征点检测方法的不足，考虑了图像颜色信息对特征点检测影响的因素。

我们将颜色中不可再分解的基本颜色成为原色^[50]，即为红(red)、绿(green)、蓝(blue)三原色，人类视网膜中不同视锥细胞的光谱敏感性中，绿色与红色更加接近，同时绿视锥与红视锥对波长的感应数值区间较大，能够较大程度表达出图像的特征信息。三原色光模式是一种加色模式，将红(red)、绿(green)、蓝(blue)三原色以不同比例相加，以产生不同强度以及色彩的色光，而不同强度的色光，对图像特征信息的表现程度和效果也具有差异。经实验数据表明，同时增大原图像颜色三分量整体强度，图像特征点的检测数量会随之增加。同时减小原图像颜色三分量整体强度，图像特征点的检测数量会随之减少。且分别在单一颜色通道下作特征点检测时，绿色与红色通道的检测效果要优于蓝色通道。因此可以认为，在图像局部强度信息差异较大时，特征点存在的概率较大，可以通过增大绿色与红色的分量来实现。在图像局部强度信息差异较小时，特征点存在的概率较小，可以减小绿色与红色分量来实现。式(4.1)为 RGB 颜色空间与图像强度信息的转换关系。

$$Y = 0.299R + 0.587G + 0.114B \quad (4.1)$$

其中， Y 为原图像的强度信息， R 为红色通道分量， G 为绿色通道分量， B 为蓝色通道分量。根据特征点存在概率与颜色分量变化的规则，本文提出了一种根据局部图像强度信息自调节参数的 RGB 重构模型。考虑到图像强度方差的输入数据范围、RGB 通道数据与特征点变化的关系，同样以 sigmoid 模型为基础，通过改进得到 RGB 通道调节模型如式(4.2)~(4.4)所示。

$$R = a_R + \frac{1}{1 + \exp(b_R \cdot var + c_R)} \quad (4.2)$$

$$G = a_G + \frac{1}{1 + \exp(b_G \cdot var + c_G)} \quad (4.3)$$

$$B = a_B + \frac{1}{1 + \exp(b_B \cdot var + c_B)} \quad (4.4)$$

其中， R 、 G 、 B 分别为红、绿、蓝三通道的重构值， a_R 、 a_G 、 a_B 分别为红、绿、蓝三通道的初始基数值， b_R 、 b_G 、 b_B 分别为红、绿、蓝三通道的输入调整， c_R 、 c_G 、 c_B 分别为红、绿、蓝三通道数值的平移调整。

RGB 三通道随图像局部 var 的变化曲线如图 4.1 所示，其中 var 表示图像局部强度的方差， pro 表示红绿蓝三通道的重构数值。

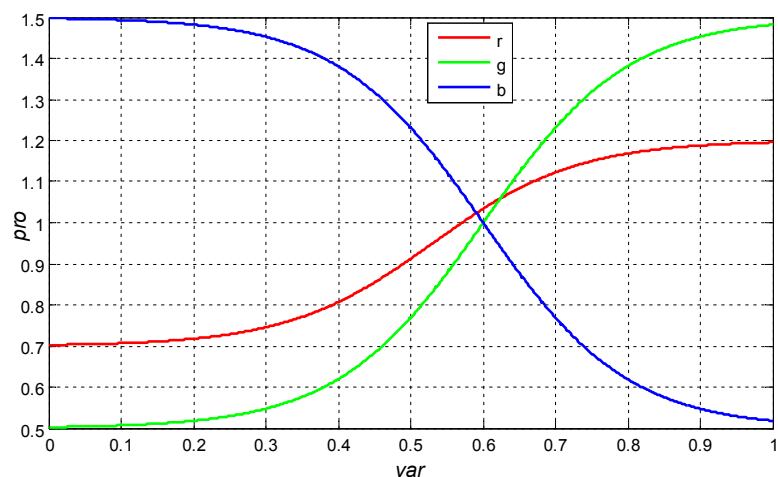


图 4.1 三通道数值变化曲线图

4.2.2 神经元周边抑制

在人类视觉神经系统中，由于神经元传输响应与功能的接近，距离相近的神经元相互之间容易产生神经元竞争和抑制作用^[51]，即在某一神经元受到外界刺激时产生兴奋性，同时刺激临近的神经元，那么此周边临近的神经元容易对该神经元产生抑制作用。神经元的周边影响分为两类，一类是周边神经元与中心神经元的激励响应近似，此时周边神经元会与中心神经元产生竞争从而抑制中心神经元的信息传递，另一类是周边神经元与中心神经元的激励响应相差较大，此时中心神经元传递信息的能力增强，即兴奋性增强。因此，本文考虑了周边神经元的这种作用，并用于最终代表性特征点的筛选。首先，将神经元与单个像素点强度对应，以像素点的强度代表神经元的响应强度，同时提出了神经元间的距离因子，周边神经元对中心神经元的抑制性随着距离的增大而减小。设置窗口遍历图像，当图像局部各周边像素强度分别与中心像素强度的差异较大时，则认为该中心点为特征点的概率较大，通过构造强度调节模型以周边中心差异的变化为参考对该中心点进行重构。神经元周边抑制作用如图 4.2 所示。

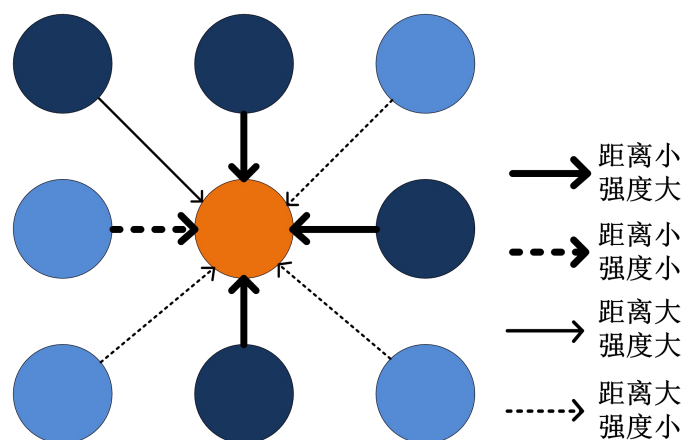


图 4.2 神经元周边中心作用关系图

图中深色点代表神经元所对应的图像局部像素点强度较大的点，浅色点代表神经元所

对应的图像局部像素点强度较小的点，当各周边神经元所对应的点与中心神经元对应的点差异均较大时，则中心点为特征点的可能性较大，当各周边神经元所对应的点与中心神经元对应的点差异均较小时，则中心点为特征点的可能性较小。因此，本文利用周边像素强度与中心像素的强度差异以及其距离大小构造了强度重构模型，通过重构图像中某一点强度来保留其特征点作为最终代表性特征点以提高方法的检测精确度。设定一个 3×3 大小的窗口遍历初步特征点图像，以窗口中各点信息强度重构模型如式(4.5)~(4.8)所示。

$$d_c = \sqrt{(k_c - n_r)^2 + (k_c - m_r)^2}, k_c = 2; n_c, m_c = 1, 2, 3; \quad (4.5)$$

$$dis = \left| \frac{str_c - str_r}{str_c} \right| \quad (4.6)$$

$$str_{newc} = str_c + d_1 + \frac{1}{1 + \exp(b_c \cdot dis + c_c)} \quad (4.7)$$

$$str_{newc} = str_c + d_2 + \frac{1}{1 + \exp(b_c \cdot str_r + c_c)} \quad (4.8)$$

其中， d_c 为周边像素点与中心像素点的距离， k_c 为中心像素点在窗口中心的坐标， n_r 与 m_r 分别为周边像素点的横坐标与纵坐标， dis 为周边像素点强度 str_r 与中心像素点强度 str_c 的强度差异， str_{newc} 为周边作用之后的中心点像素强度， d_1 与 d_2 分别为纵向区间调节参数， b_c 与 c_c 分别为强度的输入调整与平移调整。

4.3 图像特征点检测算法

本文先将 RGB 原待检测图像进行 RGB 三通道重构，利用局部图像强度差异变化大小分别构造 RGB 三通道的重构模型，遍历整幅图像，得到新的彩色图像完成预处理；采用可调节的 DOG 感受野模型与重构且灰度化后的图像卷积得卷积差异图，同时通过筛选极值点得到初步特征点；最后引入神经元周边抑制机制，考虑周边与中心的距离、强度因素，再次比对筛选完成最终代表性特征点的确定。具体检测流程如图 4.3 所述。

(1)利用式(4.1)将图像根据 RGB 色彩空间转换得到图像强度，得到强度图像 $str(x, y)(x = 1, 2, \dots, m; y = 1, 2, \dots, n)$ ，重构窗口长宽均按图像的 $1/10$ 进行获取，计算各局部像素强度的差异即局部强度方差 $var_n(n = 1, 2, 3, \dots, n)$ ，直至结束遍历整幅图像。

(2)将步骤(1)中获得的各局部强度差异利用式(4.2)、(4.3)、(4.4)构造 RGB 三通道重构模型，将三通道基本基数值定义为单位 1，强度差异作为自变量，通过差异值变化来确定各通道的比例。利用固定窗口遍历原图像得到 RGB 重构彩色图 $i_{new}(x, y)(x = 1, 2, \dots, m; y = 1, 2, \dots, n)$ ，对分量的重构如式(4.9)所示。

$$i_{new}(x, y) = R(x, y) + G(x, y) + B(x, y)(x = 1, 2, \dots, m; y = 1, 2, \dots, n) \quad (4.9)$$

(3)根据式(3.1)和式(3.2)计算 DOG 兴奋区与抑制区敏感度 A_1 、 A_2 ，抑制半径和兴奋区半径参数 σ_2 、 σ_1 ，结合式(2.1)所示的 DOG 感受野模型构造自调节感受野，灰度化步骤(2)

中的彩色重构图，将两者进行各局部的对应卷积得到最终卷积差异图 $i_{DOG}(x, y)(x=1, 2, \dots, m; y=1, 2, \dots, n)$ 。

(4)利用 3×3 大小的窗口对步骤(3)中得到的整体卷积图进行卷积，同时窗口内 9 个矩阵值 $i_{DOG}(x, y)(x=1, 2, 3; y=1, 2, 3)$ 内，矩阵中心点 $i_{DOG}(2, 2)$ 满足式(3.4)计算所得的初步特征点筛选阈值 $Thresh$ ，则进行初步特征点筛选，该矩阵中心点 $i_{DOG}(2, 2)$ 为最大值则认定为极大值特征点，同理最小值则认定为极小值特征点。

(5)再次构造 3×3 大小的窗口对初步特征点图像进行遍历，将初步特征点所对应的像素点作为窗口中心点，分别根据式(4.5)、式(4.6)计算各周边点与中心点之间的距离与特征点强度差异，分别按序将结果代入式(4.7)及式(4.8)中，以距离因素和强度差异因素对该初步特征点进行重新赋值，对整幅图进行相同操作，最终获得初步特征点图 $i_{pre}(x, y)(x=1, 2, \dots, m; y=1, 2, \dots, n)$ 。

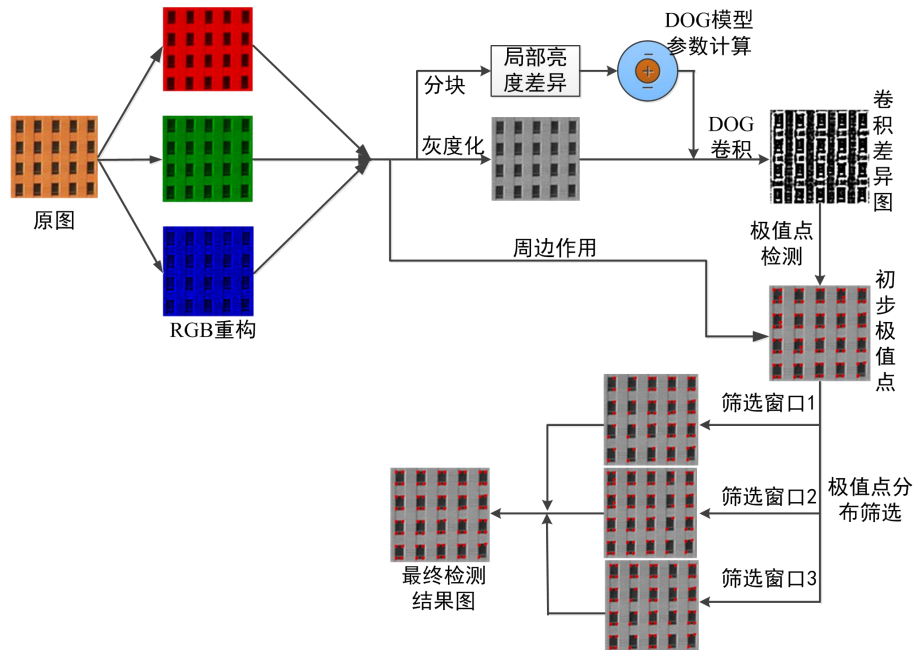


图 4.3 特征点检测算法流程图

(6)模拟视觉叠加机制，构造三个大小相异的窗口分别对重新复制的初步特征点图 $i_{pre}(x, y)(x=1, 2, \dots, m; y=1, 2, \dots, n)$ 进行遍历，每个窗口均利用式(3.7)和(3.8)进行筛选，剔除窗口内强度较小的初步特征点，从而保留窗口内强度较大的初步特征点作为代表性特征点。最终利用式(3.9)叠加三个窗口筛选所得到的代表性特征点图，同时利用式(3.10)得到最终代表性特征点，同一位置中三种程度特征点出现次数两次及以上时，则认定该特征点为最终特征点，式(3.10)中，一个极大值赋值为 1，一个极小值赋值为 -1，保证一个位置出现一次以上同一类特征点，将该点记作此类最终代表性特征点，-2 和 -3 代表同一位置标记为 -1 的极小值出现两次和三次，2 和 3 代表同一位置标记为 1 的极大值出现两次和三次，以此类推，最后极大值与极小值特征点重新赋值为 1 与 -1，同时采用不同颜色在原灰度图上标记出极

大值和极小值两类特征点。

4.4 实验结果

建筑图像的特征点检测是用于图像信息匹配分析的基本步骤之一，而建筑图像所具有的特征丰富、纹理规律等特征使得对其进行特征点检测存在一定难度。本文方法有着准确定位、抑制冗余等优点，从原理上比较适合建筑图像的特征点检测，因此本文依然选取华盛顿大学的 Ground truth Database 中特征点丰富的建筑图像作为实验用图。由于 Moravec 算子、Susan 算子与 DOG 算子的特征点检测算法相对其他传统算法有较好的效果，其检测结果的漏检率较低且冗余点相对较少，因此为了体现本文方法的稳定性与精确性，选取上述三种检测算法与本文方法做比较，对图 4.4 所示的三幅图像用本文所述方法进行特征点检测。最后采用对 Mokhtarian 提出的特征点一致性 CCN 改进的方法对检测结果进行评价^{[46][47]}。由于图像较大，选取代表性的局部进行说明解析，实验对象如图 4.4 所示，检测结果图如图 4.5~4.7 所示。

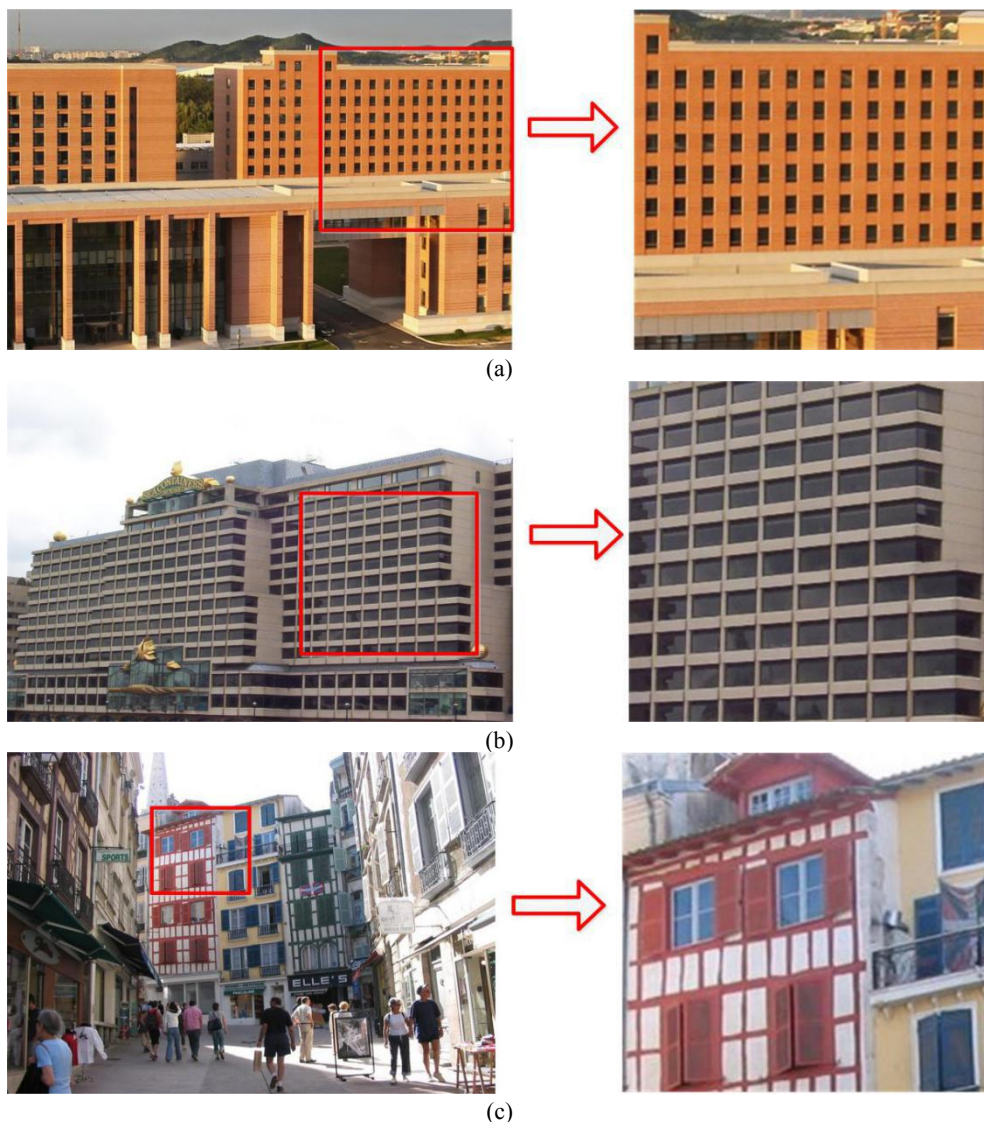


图 4.4 实验图片。(a) image_1；(b) image_2；(c) image_3

图 4.5~4.7 分别是对 image_1~3 进行特征点检测后的结果图。在图 4.5~图 4.7 中，图(a)是由 Moravec 算子检测得到的特征点图像，图(b)是由 Susan 算子检测得到的特征点图像，图(c)是由传统 DOG 算法检测得到的特征点图像，图(d)是由本文方法获得的特征点图像。

由图 4.5~图 4.7 可知本文方法能够更精确地定位图像的特征点信息。例如各子图(a)所示的 Moravec 算子检测结果，对图像特征点略多且颜色偏亮的图像局部的检测结果较好，但是单阈值处理导致特征点堆积和漏检不能平衡达到最佳效果，保证大部分特征点的同时边缘冗余点也会增多，导致对后续的图像匹配或者图像处理产生误差。特别是对于图 4.4(b)对应的 RGB 图像特征点检测，虽然该图像特征信息较多且分布较密集，但是由于图像特征信息所在的局部颜色偏暗，其特征点处与周边像素信息差距不大，因此其简单阈值化操作的 Moravec 算法效果较差；例如各子图(b)所示的 Susan 算子检测结果，对图像特征点略多的图像局部检测的有若干漏检，且存在局部尤其是边缘部分过检，导致特征点堆积，不利于后续的图像匹配或者图像处理；例如图(c)所示的传统 DOG 算子检测结果，其极大值特征点与极小值特征点分布过于紧密甚至重合，简单改变阈值减少伪特征点的同时，真实特征点也会同时被剔除。存在的问题为特征点没有代表性且冗余点较多，筛选过于单一依赖单阈值，对后续图像匹配和处理的误差影响较大；而观察各子图(d)对应的本文方法实验结果，不但可以较精确地定位出特征点，而且其特征点的代表性更强，在真实特征点的保证与冗余点数量控制上也取得了较好的兼顾效果，总体符合人眼视觉所代表范围，不存在极大值特征点与极小值特征点频繁邻接的问题，有利于后续图像匹配与处理，节省时间且效率高。

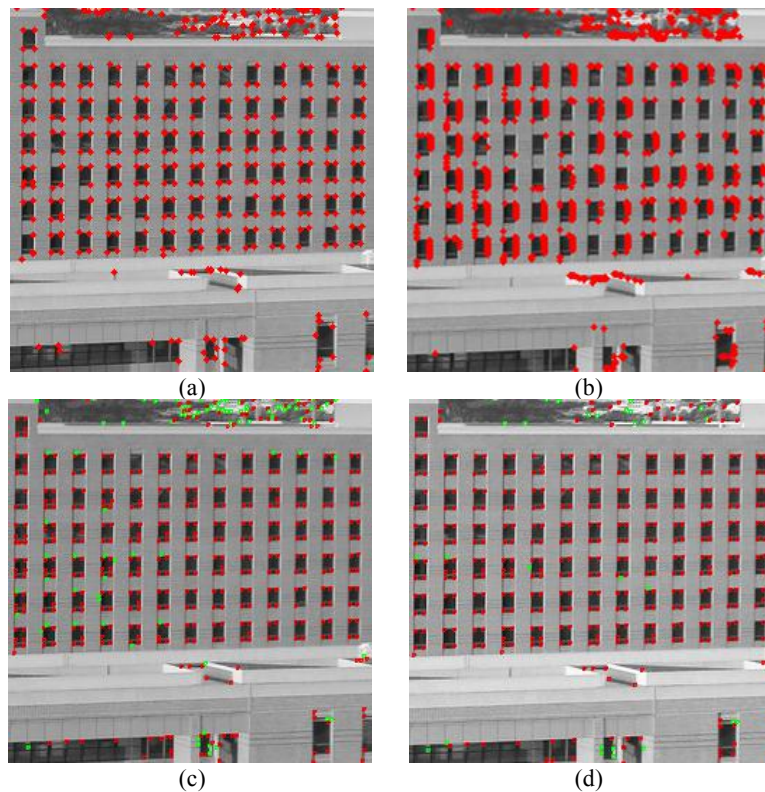


图 4.5 image_1 的处理结果。(a) Moravec 结果图；(b) Susan 结果图；(c) DOG 结果图；(d) 本文结果图

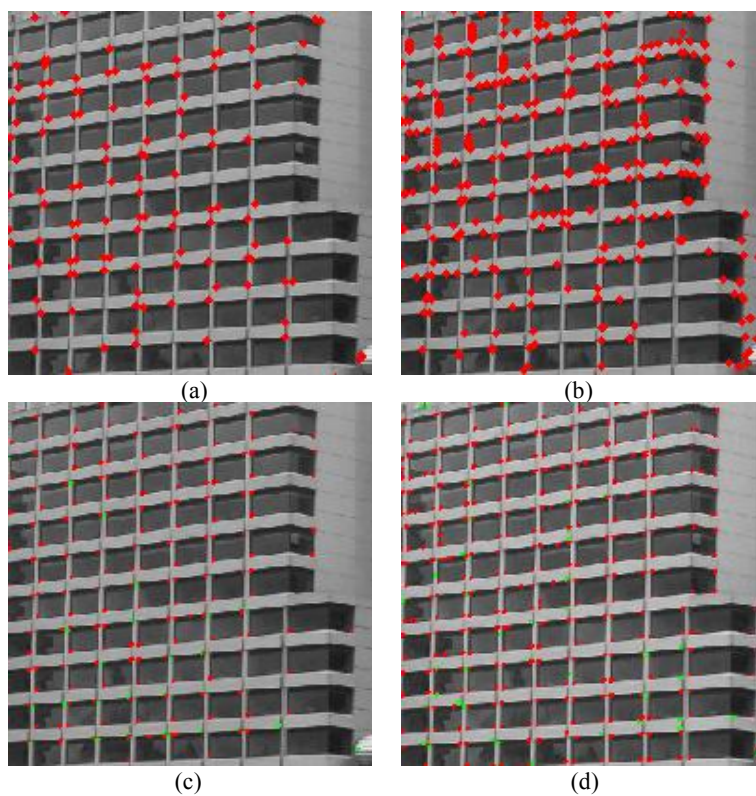


图 4.6 image_2 的处理结果。(a) Moravec 结果图；(b) Susan 结果图；
(c) DOG 结果图；(d) 本文结果图

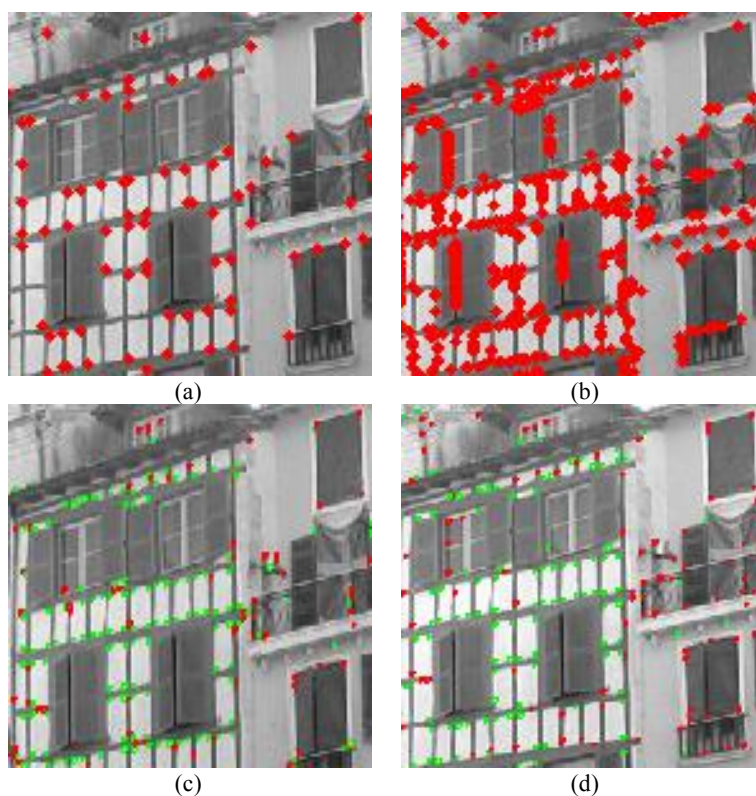


图 4.7 image_3 的处理结果。(a) Moravec 结果图；(b) Susan 结果图；
(c) DOG 结果图；(d) 本文结果图

4.5 讨论与分析

图像特征点检测容易受图像的角度以及尺度变化而产生较大误差,对后续图像匹配与处理产生不可估测的误差。因此可以用稳定性的准则来对其检测结果进行评价,本文将图像在不同角度和缩放变化以后检测到的特征点结果与原图中检测得到的特征点结果最大程度上达到的一致称为稳定性。仍然利用改进的特征点一致性 CCN 如式(3.12)作为稳定性评价指标。为了充分反映本文方法的稳定性,本文对 6 幅具有代表性的实验图像(其中前 3 幅如图 4.4 所示)进行了实验。

实验数据结果分别为 CCN 值与总特征点数量的比较,CCN 是原图像与变化后图像特征点数量的差异体现,根据式(3.12)定义,CCN 数值越大说明原图像与变化图像的特征点数量差异越小,算法稳定性越高;CCN 数值越小说明原图像与变化图像的特征点数量差异越大。特征点总数量则说明算法的精确性和对特征信息数量的控制,特征点数量较小则精确性越高,有利于提高后续图像处理效率。实验数据如表 4.1~4.3 所示。

实验一对图像进行旋转变换,选定角度为 30° 、 60° 、 90° ,检测变换图像的特征点^[48]。
实验二对图像进行尺度变换,变换因子为 0.9、1.1、1.2,检测变换图像的特征点。

表 4.1 各图像在旋转角度变换下的 CCN 均值

图像编号	Moravec 算法	Susan 算法	原始 DOG	本文 方法
Image1	3.12×10^{-29}	5.03×10^{-6}	3.94×10^{-13}	0.031
Image2	2.12×10^{-34}	0.045	0.074	0.008
Image3	3.16×10^{-11}	3.83×10^{-11}	4.50×10^{-7}	0.088
Image4	5.85×10^{-18}	2.80×10^{-5}	0.13	0.025
Image5	2.58×10^{-8}	1.76×10^{-31}	2.92×10^{-10}	0.037
Image6	1.93×10^{-12}	3.22×10^{-10}	2.06×10^{-8}	0.13

表 4.2 各图像在尺度变换下的 CCN 均值

图像编号	Moravec 算法	Susan 算法	传统 DOG	本文 方法
Image1	2.13×10^{-33}	3.57×10^{-61}	1.32×10^{-12}	0.22
Image2	1.26×10^{-25}	0.079	3.49×10^{-4}	6×10^{-4}
Image3	8.76×10^{-30}	8.56×10^{-60}	2.58×10^{-8}	0.027
Image4	1.80×10^{-22}	2.62×10^{-28}	4.49×10^{-7}	0.028
Image5	5.65×10^{-22}	2.13×10^{-73}	1.45×10^{-14}	0.095
Image6	1.29×10^{-67}	4.21×10^{-95}	3.23×10^{-6}	4.4×10^{-6}

表 4.3 各方法检测原图的特征点数对比

图像编号	Moravec 算法	Susan 算法	传统 DOG	本文 方法
Image1	1933	3858	1488	1335
Image2	869	2094	965	1361
Image3	1961	4434	1510	1499
Image4	1688	5156	1334	1480
Image5	1454	2385	801	768
Image6	2650	5943	2354	1869

基于传统 DOG 算法,在基于初级视皮层感受野自适应的图像特征点检测的基础上又提出了颜色信息对特征点检测的影响作用对图像进行颜色分量重构预处理,周边神经元对中心神经元的抑制与激励作用来对特征点进行重新赋值,使可能性较大的特征点增加其被最终确定的机率,最后利用视觉叠加机制,使最终代表性特征点更加精确,而 Moravec、Susan 和传统 DOG 方法,前两者只是进行了单阈值处理,传统 DOG 虽然以感受野模型的形式进行了模拟,但是不存在视觉机制的智能性与生物性。因此,本文方法获得的特征点较为精简准确,在不同条件的变化下特征点检测的数量差异不大,稳定性更高,其特征点一致性 CCN 数值在各条件变化下总体上处于最大,大约处于 $10^{-2} \sim 10^{-6}$ 且总体处于 10^{-2} 数量级,而其他传统方法的数量级大部分处于 10^{-5} 以上,表明本文在图像角度变化与尺度变化条件下,特征点检测数量变化较小,稳定性较好。尤其是在图像旋转角度变化的条件下,本文方法的 CCN 数值均处于 10^{-2} 数量级,稳定性远远好于其他三种算法,意味着将有利于后续图像的多角度与多尺度变化下的配准和处理工作。而与之比对的三种传统方法均为单阈值处理,很难保证在保证真实特征点的前提下将冗余点的数量降到最理想数量。其中传统 DOG 方法的实验结果相比 Moravec 算法和 Susan 算法,较好解决了特征点的堆积问题,并在图像角度变化条件下也具有一定程度的稳定性优势,可能原因是模拟了视觉感受野模型的卷积作用,但只是单阈值操作并没有与较为完整视觉流程相结合,因此并没有达到真正的视觉机制内部特性。而上述传统算法在稳定性和特征点堆积的数据评价上不具优势,这可能是由于两者均未考虑到视觉机制的作用,因此在两类结果数据评价中,检测效果不如本文方法。

4.6 小结

本文考虑了图像颜色信息、视觉感受野自调节、神经元周边抑制与激励以及视觉叠加机制等在图像特征点检测中作用,提出了一种基于视觉颜色信息自适应的特征点检测方法,同时与 Moravec、Susan、DOG 算法进行比对,在定性与定量分析后表明,本方法在彩色多细节图像的特征点检测上能更好得到其代表性特征点。以建筑图像为实验对象,检测结果较为准确,其评价指标 CCN 值总体处于最大,稳定性最高。在确保真实特征点的情况下较大程度控制了冗余点数量,解决了特征点的堆积问题。

第 5 章 基于边缘多方向性的特征点检测方法

前面所提到神经元发放方式，由于其神经元次序的发放方式较简单，虽然计算效率较高，但是其发放周期不够充分，因此考虑到神经元受到外界刺激之后的放电效率以及精确程度，可以选取更高效精确的神经元编码方式用以提高特征点检测方法的效率和准确度，且彩色多细节图的纹理和边缘较多，冗余点分布特征较为明显，需要有针对性进行剔除，即通过纹理边缘方向的定位去除部分冗余点。因此本文提出了一种基于边缘多方向性的特征点检测方法，将 OFF 型视觉感受野作为感光单元，在感受野自调节的基础上，通过神经元发放响应的权值赋值，利用遍历窗口和纹理方向分布特征对特征点进行筛选与排除，之后通过视觉叠加机制确定最终代表性特征点。经过评价指标特征点一致性 CCN 的评价，其实验结果的稳定性较高，冗余点控制的效果较好。

5.1 概述

为了在特征点检测中将冗余点数量的控制与特征点检测两者之间的关系保持在合理范围内，本文结合边缘方向性与神经元响应次数的方式，提出了一种基于边缘多方向性的特征点检测方法，利用 OFF 型视觉感受野结合感受野自调节特性对图像进行感光处理输出，通过神经元发放对每个神经元所对应的像素点进行输出响应，构造边缘方向特征矩阵进行遍历，精确完成特征点的筛选与排除，同时利用神经元响应次数对特征点进行权值赋值，最后由视觉叠加矩阵精确确定代表性特征点，最终得到相对应的特征点图像。

5.2 基本原理

在感受野自调节特性、感受野感光成像、视觉叠加等视觉机制的基础上，本文利用 OFF 型感受野模型的选取完成感受野感光成像，采用像素点对应的神经元发放次数为依据，同时考虑边缘方向性的存在，对初步特征点进行选取和冗余点排除，并最终叠加多条件特征点图完成最终代表性特征点的确定。

5.2.1 神经元次数发放

神经元响应的方式大致分为两类，即频率发放响应和首次脉冲时间发放响应，首次脉冲时间发放响应能很好表现出神经元对外界光刺激的响应效率^[52]，但是不能很好地表现脉冲的完整信息和动态性能。而频率的计算模型效率虽然较弱，但是其能完整传递脉冲的响应信息，因此本文结合频率模型的优秀性能与模型输出的数值区间，采取脉冲发放次数的作为神经元发放的方式。且以神经元发放次数作为对特征点权值进行赋值的参数，以权值大小来控制特征点可能性的大小，其方式如式(5.1)所示。

$$a_{out} = a_f + \frac{1}{1 + \exp(b_f \cdot tim + c_f)} \quad (5.1)$$

式中, a_f 为像素点对应的神经元发放前感受野的感光处理值, b_f 与 c_f 分别为感光处理值的输入调整与平移调整, a_{out} 为神经元发放后对初始值权值作用后的数值。

5.2.2 边缘方向特性

彩色图像通常具有明显的纹理特征和边缘特征, 且边缘根据事物的不同, 常常有方向的不确定性, 由于纹理和边缘处像素点的阶跃性变化^[53], 导致在特征点检测时会有大量纹理和边缘冗余点的误检, 因此本文通过判定特征点是否存在于纹理和边缘处进行保留和剔除, 构建 5×5 遍历矩阵, 在矩阵中设定四个方向的纹理边缘像素列, 将神经元发放次数所映射的数值作为纹理和边缘像素点的判定依据, 每个方向上五个像素点均达到纹理边缘阶跃阈值则认定该方向为纹理边缘处, 将处于该边的特征点认定为纹理边缘冗余点, 其判定方式如式(5.2)所示。

$$\begin{cases} i_{point}(x, y) = i_{real}(x, y), & iz_i(x, y) > iz_{th} (i = 1, 2, 3, 4, 5) \\ i_{point}(x, y) = i_{fault}(x, y), & iz_i(x, y) < iz_{th} (i = 1, 2, 3, 4, 5) \end{cases} \quad (5.2)$$

式中, $i_{point}(x, y)$ 为初步特征点, $i_{real}(x, y)$ 为真实特征点, $i_{fault}(x, y)$ 为纹理边缘冗余点, $iz_i(x, y)$ 为像素点对应神经元的发放响应数值, iz_{th} 为分类判定阈值, 其纹理边缘方向如图 5.1 所示。

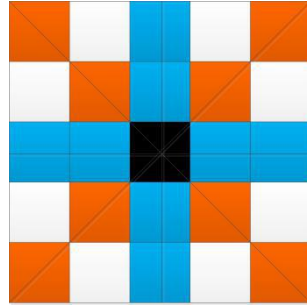


图 5.1 边缘方向示意图

其中, 一个小方块代表单个像素点, 正中间的像素点代表四个方向的中心公用像素点, 斜向方块代表 45° 及与其垂直方向, 竖直与水平方块代表纵向及横向。

5.3 图像特征点检测算法

本研究考虑了纹理边缘多方向的特性, 实现了神经元的次数响应、感受野自调节感光成像与纹理边缘冗余点判断的特性, 并在最后利用视觉叠加机制确定了最终代表性特征点, 在特征点确定与冗余点剔除上获得了较好的效果。具体检测流程如下所述。

- (1) 将初始彩色大图 $i(x, y)$ ($x = 1, 2, \dots, m; y = 1, 2, \dots, n$) 按照图像长宽的 $1/10$ 进行局部分块, 提取每个局部的亮度矩阵 $I_{Lum}(x, y)$, 局部亮度值差异通过计算矩阵内各个像素点亮度值的方差 ($n = 1, 2, 3, \dots, n$) 得到。
- (2) 结合式(3.1)和(3.2)与步骤(1)得到的各个局部亮度值差异计算得到 DOG 兴奋区敏感度 A_1 , 抑制半径参数 σ_2 , 结合文献[29]中 σ_1 与 σ_2 , A_1 与 A_2 的最佳关系取值。利用 OFF 视

觉感受野模型如式(5.3)所示与各局部灰度图进行卷积,得到感受野感光卷积图。依次计算各个局部对应的 OFF 感受野模型,完成对整幅图像的遍历,得到最终卷积差异图。

$$G(x,y) = -A_1 e^{-(x^2+y^2)/\sigma_1^2} + A_2 e^{-(x^2+y^2)/\sigma_2^2} \quad (5.3)$$

- (3) 将步骤(2)中输入到卷积图输入到神经元 $N(x,y)(x=1,2,\dots,m; y=1,2,\dots,n)$ 进行神经元脉冲发放,记录每个像素点在单位时间内所对应的神经元发放次数。
- (4) 构建 5×5 遍历矩阵,在每个窗口中建立四个方向的纹理边缘数列,通过对步骤 3 中获得的神经元发放值是否超过设定阈值,判定四个方向上每 5 个像素点是否位于纹理边缘处,本文认定 5 个像素点发放值均达到设定阈值则为纹理边缘处,即剔除该位置中的初步特征点,方式如式(5.2)所示。同时,在该 5×5 矩阵中对其进行极值点确定,为极大值则为极大值特征点,为极小值则为极小值特征点,得到初步特征点。
- (5) 对步骤(4)得到的初步特征点,首先利用步骤(3)所得到的神经元发放数值按照式(5.1)进行权值操作。分别用三个大小不同的窗口遍历,窗口大小以最佳效果经验值选取为 5×5 , 6×6 与 7×7 ,每个窗口在每一个位置均用式(3.7)和(3.8)作筛选,剔除窗口内冗余点,保留最具代表性特征点。如式(3.9)所示,得到三组特征点 $result_1(x,y)$, $result_2(x,y)$, $result_3(x,y)(x=1,2,\dots,m; y=1,2,\dots,n)$,最后将三个窗口得到的三个结果相与,同一位置中三种程度特征点出现次数两次及以上时,则认定该特征点为最终特征点,否则剔除该点,得到最终特征点图 $i_{result}(x,y)$ 。式(3.10)中,一个极大值赋值为 1,一个极小值赋值为 -1,保证一个位置出现一次以上同一类特征点,将该点记作此类最终代表性特征点,式(3.10)中 -2 和 -3 代表同一位置标记为 -1 的极小值出现两次和三次,2 和 3 代表同一位置标记为 1 的极大值出现两次和三次,以此类推,最终极大值与极小值特征点重新赋为 1 与 -1。

5.4 实验结果

建筑图像具有纹理丰富的特点,对其进行特征点检测存在一定难度。且建筑图像的特征点检测是后续图像匹配的基础,因此本实验以建筑图像的特征点检测为实验对象,将本文方法结果与 Moravec 算子、Susan 算子、DOG 算子的结果进行比较,最后采用特征点一致性 CCN 改进的方法对检测结果进行评价^{[46][47]}。由于图像较大,选取代表性的局部进行说明解析,实验对象如图 5.2 所示,检测结果图如图 5.3~5.5 所示。

图 5.3~5.5 分别是对 image_1~3 进行特征点检测后的结果图。在图 5.3~图 5.5 中,图(a)是由 Moravec 算子检测得到的特征点图像,图(b)是由 Susan 算子检测得到的特征点图像,图(c)是由传统 DOG 算法检测得到的特征点图像,图(d)是由本文方法获得的特征点图像。

观察图 5.3~图 5.5,可以发现本文方法在控制纹理边缘冗余点的同时能准确检测出特征点。例如各子图(a)所示的 Moravec 算子检测结果,对图像特征点略多的图像局部检测比较彻底,但是单阈值处理导致特征点堆积和漏检不能平衡达到最佳效果,保证大部分特征点的同时边缘冗余点也会增多,导致对后续的图像匹配或者图像处理产生误差。尤其对于图 5.4(a)对应的 RGB 大图中局部特征点多且分布规律性大的图像,简单阈值化操作的

Moravec 检测子发生了大量的漏检，在控制了特征点数量的同时，并没有达到对最终代表性特征点的确定效果。

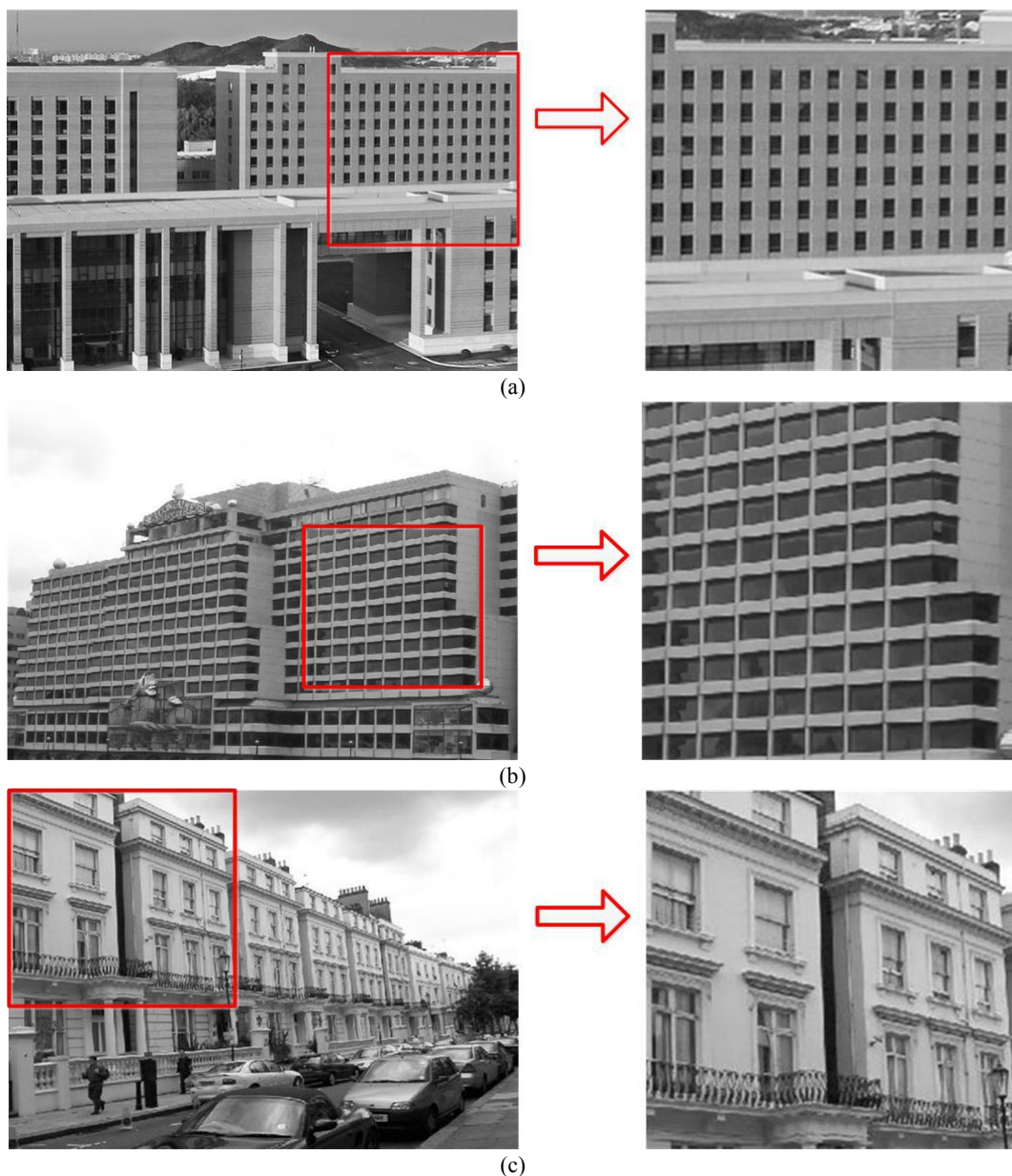


图 5.2 实验图片。(a) image_1; (b) image_2; (c) image_3

而本文方法在图 5.2(a)中检测到的特征点较完整，没有出现大部分的漏检，其最终代表性特征点和冗余点控制较好；例如各子图(b)所示的 Susan 算子检测结果，对图像特征点略多的图像局部检测有若干漏检与边缘部分过检，导致特征点密集而不利于后续的图像匹配或者图像处理，而本文在各子图(b)中检测到的特征点没有出现纹理边缘的冗余点堆积，达到了精简的效果，大大提高了后续处理的效率；例如图(c)所示的传统 DOG 算子检测结果，其极大值特征点与极小值特征点分布过于紧密甚至重合，简单改变阈值减少伪特征点的同时，真正的特征点也会同时被剔除。其问题在于特征点没有代表性，筛选过于单一依赖单阈值，对后续图像匹配和处理的误差影响较大。而本文在图(c)中检测到的特征点在减少伪

特征点的同时能保证真实特征点的保留，很好地平衡了两者之间的稳定；因此本文方法不仅能够较好地检测出特征点，而且其特征点的代表性更强，不存在极大值与极小值特征点频繁邻接的问题，有利于后续图像处理，节省时间且效率高。

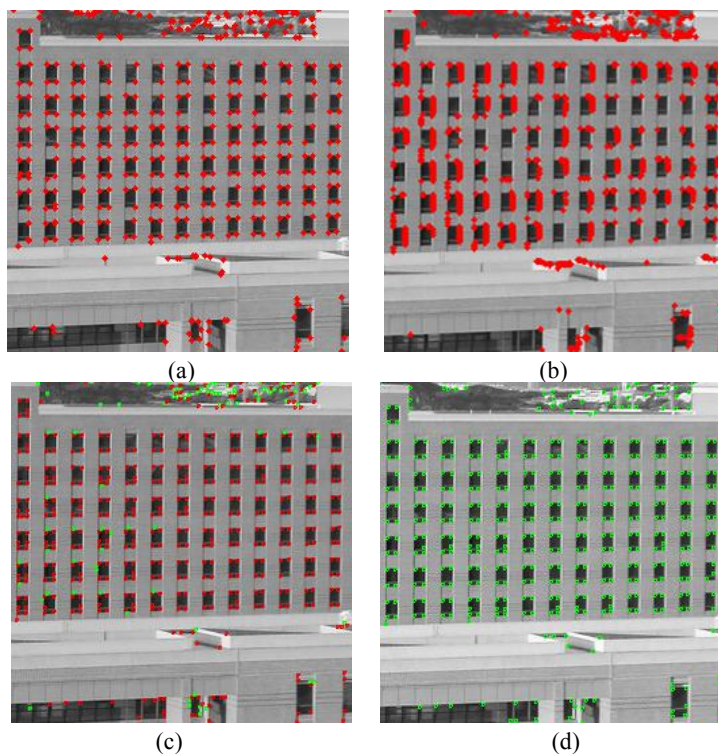


图 5.3 image_1 的处理结果。(a) Moravec 结果图；(b) Susan 结果图；
(c) DOG 结果图；(d) 本文结果图

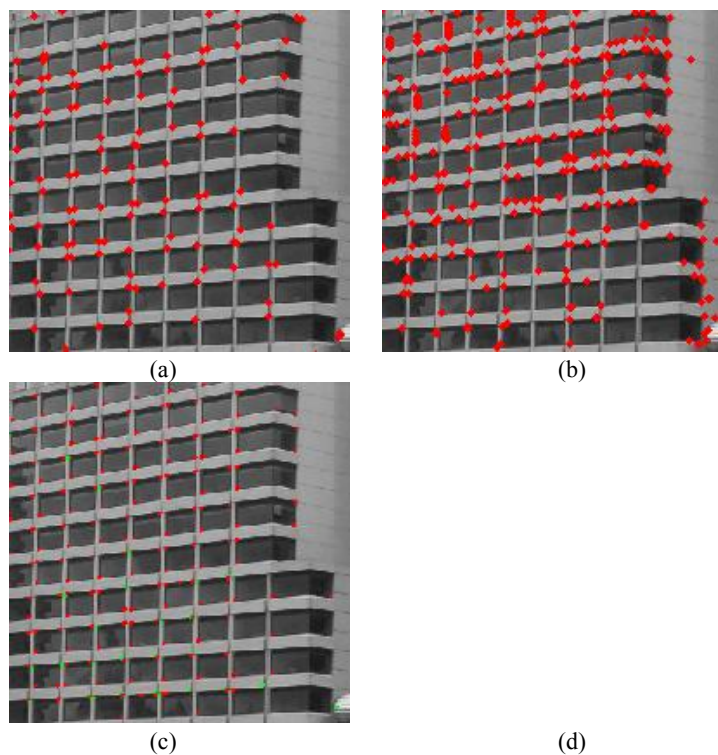


图 5.4 image_2 的处理结果。(a) Moravec 结果图；(b) Susan 结果图；
(c) DOG 结果图；(d) 本文结果图

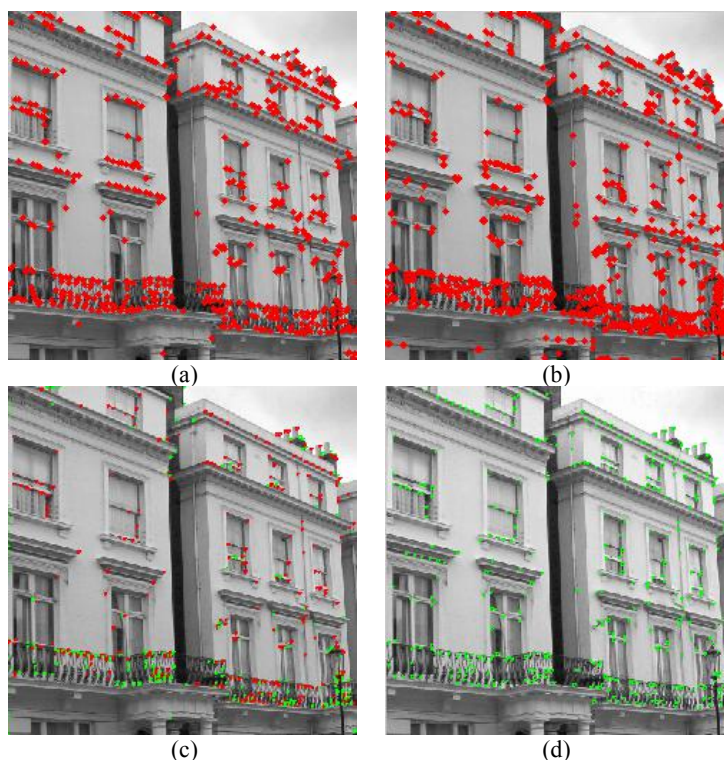


图 5.5 image_3 的处理结果。(a) Moravec 结果图；(b) Susan 结果图；
(c) DOG 结果图；(d) 本文结果图

5.5 讨论与分析

为了对实验结果作定量分析，本文采取对特征点检测的稳定性进行评估，即图像在不同角度的旋转和不同比例的缩放后特征点的最大程度达到一致。采用评价指标特征点一致性 CCN 数值，CCN 数值的方式如式(3.12)所示。为了充分反映本文方法的稳定性，本文对 6 幅具有代表性的实验图像(其中前 3 幅如图 5.2 所示)进行了实验。数据如表 5.1~5.3 所示。

实验一对图像进行旋转变换，选定角度为 30° 、 60° 、 90° ，检测变换图像的特征点^[48]。

实验二对图像进行尺度变换，变换因子为 0.8、0.9、1.1、1.2，检测变换图像的特征点。

从 DOG 算子出发，在感受野自调节的基础上提出了不同的神经元脉冲发放方式即取发放次数值作为发放响应，同时以该数值作为初步特征点的赋值权重，又构造了对纹理与边缘的方向判别矩阵模型，在不同方向上确定是否存在纹理边缘，以此为依据来剔除纹理边缘冗余点和确定初步特征点，以防止特征点堆积现象，最后采用视觉叠加机制来确定最终特征点。传统的特征点检测方法例如 Moravec、Susan 以及 DOG 检测，只存在简单的单阈值筛选，DOG 检测子也只是对感受野模型的简单模拟，不存在具体的视觉机制处理流程与生物特性。所以，本文取得的特征点结果精简有代表性，在不同的图像变化条件下，其最终特征点数量浮动较小，有较高的稳定性，其评价指标特征点一致性 CCN 值在不同条件下均有较大优势。

表 5.1 各图像在旋转角度变换下的 CCN 均值

图像编号	Moravec 算法	Susan 算法	原始 DOG	本文 方法
Image1	3.12×10^{-29}	5.03×10^{-6}	3.94×10^{-13}	0.023
Image2	2.12×10^{-34}	0.045	0.074	0.013
Image3	3.16×10^{-11}	3.83×10^{-11}	4.50×10^{-7}	0.228
Image4	5.85×10^{-18}	2.80×10^{-5}	0.13	0.303
Image5	2.58×10^{-8}	1.76×10^{-31}	2.92×10^{-10}	0.149
Image6	1.93×10^{-12}	3.22×10^{-10}	2.06×10^{-8}	0.276

表 5.2 各图像在尺度变换下的 CCN 均值

图像编号	Moravec 算法	Susan 算法	传统 DOG	本文 方法
Image1	2.13×10^{-33}	3.57×10^{-61}	1.32×10^{-12}	0.35
Image2	1.26×10^{-25}	0.079	3.49×10^{-4}	0.003
Image3	8.76×10^{-30}	8.56×10^{-60}	2.58×10^{-8}	0.278
Image4	1.80×10^{-22}	2.62×10^{-28}	4.49×10^{-7}	0.064
Image5	5.65×10^{-22}	2.13×10^{-73}	1.45×10^{-14}	0.002
Image6	1.29×10^{-67}	4.21×10^{-95}	3.23×10^{-6}	0.006

表 5.3 各方法检测原图的特征点数对比

图像编号	Moravec 算法	Susan 算法	传统 DOG	本文 方法
Image1	1933	3858	1488	1057
Image2	869	2094	965	1140
Image3	1961	4434	1510	1115
Image4	1688	5156	1334	1112
Image5	1454	2385	801	518
Image6	2650	5943	2354	1621

本文方法所获得的 CCN 值处于 0.002~0.35 的区间之内，大部分为 10^{-1} 级别，而传统方法的结果总体处于 10^{-2} 之上，尤其是 Moravec 算法，其 CCN 数值偏高，稳定性较差，因此本文方法在两类图像变化条件下，其所得的特征点数量浮动程度较小，稳定性较高，在图像角度变化的情况下，本文方法的 CCN 数值均处于 $10^{-1} \sim 10^{-3}$ ，稳定性比其他传统方法高，

因此有利于图像处理的后续匹配以及信息统计工作。对于三种传统方法，均为简单的单阈值筛选，没有将冗余点剔除与特征点检测结合考虑，在保证真实特征点的同时其特征点堆积现象也会较大程度出现。而 DOG 算子的实验结果较 Moravec 算法和 Susan 算法而言，其稳定性较高，定性观察特征点堆积的情况也较好，可能是由于其模拟了感受野的拮抗作用以及感光成像特性，但是单阈值筛选没有与视觉机制的内在特性结合，很难达到较理想的视觉机制效果。因此本文在实验数据以及结果图像的评价中，本文方法的特征点检测效果较好。

5.6 小结

本文考虑了通过神经元脉冲发放程度与纹理边缘多方向模型的结合来对解决特征点堆积的问题，利用神经元脉冲发放的次数值、OFF 型感受野、纹理边缘多方向特性以及视觉注意机制，通过窗口遍历的形式对图像进行处理，最终提取图像代表性特征点。通过与各类传统方法实验结果和数据的比较，表明本文方法有着较明显的优势，能很好解决特征点堆积的问题，很好平衡了冗余点剔除与真实特征点保证之间的关系，所得最终代表性特征点较为精简准确，且在图像发生各类条件变化下具有较高的稳定性，为图像特征点检测提供了新的方式。

第6章 总结与展望

6.1 总结

视觉系统的信息流传递和处理过程有着多重不同功能且共同协作的视觉层次。其中视觉感受野特性能根据外界光刺激的变化与差异进行特定的光信号感知与传递，是视觉信息流处理的基础；而初级视皮层中不同层次间的神经元能利用反馈与投射机制，来加强视觉感知的快速性和鲁棒性；人类眼球在接受图像刺激时，大脑会自动将视觉信息进行过滤与剔除从而得到精简主要的部分信息，提高了图像处理的效率，提出了视觉注意机制。但是考虑如何将上述视觉机制较好地应用到机器视觉中从而提高图像处理的能力与效果是许多当前的主要研究方向，考虑到图像特征点检测对后续图像匹配与处理有着重要作用，因此本文利用具有动作电位发放和编码特性的神经网络结构，研究视觉感受野自适应机制以及视觉编码的反馈特性，同时加入颜色信息与周边神经元的作用，并将它们应用于图像的特征点检测。

目前，国内外已经有多种图像特征点检测的方法，但都是基于纯数学角度来实现的，仅仅存在小部分也只是模拟了单一的视觉机制模型，并没有考虑利用完整视觉通路的生物特性，因此缺少了视觉生物智能性。所以本文从生物视觉机制的方向考虑，完整利用自调节视觉感受野，时序编码，神经元反馈，视觉注意等视觉生物特征，通过构建模型的方式模拟视觉机制对图像进行特征点检测，得到了较好的效果。

但是考虑到人类视觉系统中神经元并非单个存在，中心神经元周围同时还存在许多周边神经元，所有神经元之间存在竞争，同时原待检测图像是彩色图像，其中的颜色信息中同样包含着大量特征信息，是不可忽视的一项研究内容。因此本文又考虑了周边神经元对中心神经元的抑制与激励作用以及利用图像信息重构颜色分量来突出特征信息，因此结合上述视觉机制提出了一种基于视觉颜色信息自适应的特征点检测方法，与传统方法相对比不仅能够有效提取图像特征信息，对其特征信息提取的稳定性也有很好的提高。

考虑到神经元受到外界刺激之后的放电效率以及精确程度，可以选取更高效精确的神经元编码方式用以提高特征点检测方法的效率和准确度，同时彩色细节图的纹理和边缘较多，冗余点分布特征较为明显，需要有针对性进行剔除，即通过纹理边缘方向的定位去除部分冗余点。因此本文提出了一种基于边缘多方向性的特征点检测方法，通过实验对比，其稳定性较高，得到了较好的效果。

最后，由于建筑图像具有特征的丰富与规律的纹理等特性，使得对其进行特征点检测存在一定难度，而且建筑图像的特征点检测是实现地理图像匹配的基础，因此本文将建筑图像选取为特征点检测的实验图像，从而更加能证明应用了视觉机制的图像特征点检测方

法的优势，确定了视觉机制的应用与模拟在图像特征点检测中的高效性与稳定性。论文的整体研究内容如下：

(1) 本文研究了视皮层视觉感受野兴奋区、抑制区敏感度与区域半径对外界光刺激变化的自调节特性，构建了由图像局部像素信息决定的视觉感受野模型，仿真感受野感光生物特性以更好地得到预处理图像；同时考虑初级视皮层不同层次间神经元的反馈作用，利用神经元时序编码信息进行反馈以增强算法的稳定性；最后模拟选择注意机制，实现了多种条件下图像的比对提高了算法的准确度。本文视觉机制仿真步骤很好地还原了生物视觉的智能性。不仅能够有效提取图像特征信息，对其特征信息提取的稳定性也有很好的提高。

(2) 由于周边神经元在不同距离时对中心神经元有大小不同的抑制和激励作用，待检测的彩色图像的颜色自身就含有特征信息，而原图的颜色信息并没有与特征点信息结合起来，因此本文提出了一种基于视觉颜色信息自适应的特征点检测方法。将图像从色彩空间转换至强度空间，利用图像局部强度差异重构图像颜色三分量得到新的待检测图，之后利用自调节感受野模型进行感光成像，卷积图像得卷积差异图。再通过极值筛选，同时利用周边神经元对特征点所在中心神经元的相互作用来对其重新赋值，最后通过视觉叠加机制筛选得出最终代表性特征点。实验数据表明，基于视觉颜色信息自适应的特征点检测方法确定了较为精确的特征点，其评价指标特征点一致性 CCN 的数值整体处于最大，算法更加稳定，因此最终效果好于传统检测方法。

(3) 由于神经元脉冲发放表达形式的多样性，考虑到响应数值区间，选取发放次数作为神经元响应标准，构建纹理边缘多方向模型，利用遍历窗口的形式依次完成图像遍历，每个窗口中将神经元发放响应标准值作为纹理边缘处判定依据，判定每个方向是否为纹理边缘处，从而在极值点检测后完成初步特征点确定与冗余点剔除。最后经过视觉叠加确定最终代表性特征点，经过 CCN 评价指标的评价，表明本文特征点检测效果较好，精确检测了特征点并很好地解决了特征点堆积的问题。

6.2 展望

本文引入了自调节感受野、时序编码、神经元反馈、视觉注意机制、图像颜色信息、周边神经元作用、纹理边缘方向性以及视觉叠加机制等视觉编码机制，将上述生物特性应用到图像特征点检测中，其实验结果数据表明本文方法具有良好的检测效果并且达到了较高的稳定性，证明了视觉机制在图像特征点检测中起了至关重要的作用。在图像特征点检测与视觉机制结合的方法中，后续的研究工作可以考虑进一步加入有利于特征点检测的视觉机制，完整其视觉机制处理通路，同时可以改进神经元计算模型，利用多个神经元处理单个像素点的模式，使其更加符合视觉生物特性的同时提高处理效率与效果。其次可以考虑与传统方法结合应用于图像特征点检测，将生物智能与数学理论结合起来，优化方法效果的同时提高方法的效率，从而获得更加精准的特征点信息。

致谢

来杭电这几年的研究生生活中，感觉自己成长了许多，无论是在学习上还是生活上都获得了不小的收获，有课程学习的忙碌，科研竞赛的熬夜，也有竞赛获奖的喜悦，当然还有范老师的细心教导以及同门好友之间的互相帮助。所有的经历都是自己最美的回忆，都将永远留在心里，并带着这份力量不断努力。

在研究生阶段的学习中，遇到过自己对发展方向的迷失，也遇到过课程上的难题，遇到过科研竞赛的艰辛，也遇到过社会实践的磕碰，范老师每次都耐心仔细地找我谈话，帮我慢慢克服困难走出迷茫。记得研一刚来学校，对自己的发展一头雾水，范老师就耐心将研究生阶段需要学和掌握的方向一一向我列出，并为我提供了所需要的专业书本。还有撰写小论文时，范老师每次耐心一字一句的修改，遇到难题就按时讨论并提出合理建议，顺利解决了一个个难题。当自己在暑期找实习期间，一路磕磕碰碰，范老师会帮我们留意实习机会并及时提供给我们，使我们顺利进入公司实习。范老师不仅在学习上为我们提供帮助，在课余中也常会和我们互动，每当学期开始结束，范老师都会照惯例带我们出去走走聚聚，即使是在户外，对我们的照顾也是非常细心，处处为我们考虑。还记得有一次范老师还带着我们满下沙找银行去兑换纪念币，所有种种真的都是美好的回忆。

当然也少不了实验室的同门、师兄、师弟还有寝室的室友们，每次遇到不懂的课程或者小论文的难题，都会向同门李康群求教，他都会毫无保留地慢慢教我，从理论到实践，又从实践回到理论，让我很好明白了其中的奥妙。同时感谢同门郭笑天、谢尚周，记得我的电脑经历的四次系统重装都是小谢帮我亲手解决的，还有小郭和我在课余时间对综艺节目的交流，大大丰富了我们的课余，提高了科研和学习的效率。还有师兄廖进文、罗佳骏、李丹菁、王典、王迪，师姐陆晓娟、王梦蕾、方芳都在自己学习和找工作的道路上提供了帮助，少不了的还有师弟王强、胡均浩、郭金鹏和师妹张梦楠，正因为有你们的活力，时时刻刻带动着大家的气氛，实验室才变得温暖起来。印象最深的那次，大家一起去九溪步行，一路有说有笑，虽然步行有些许疲惫，但是正因为一起的经历才让我感觉到了大家庭的味道，让我觉得身处在这个大团体中非常幸运和充实。

最后还要感谢我的家人，感谢在我学习路上的支持和帮助，让我没有顾虑地往前跑，也感谢家人在我迷茫时候对我的关心，你们的爱让我更有动力在今后的工作和生活中取得好成绩。

下沙.杭州电子科技大学

二零一六年十二月八日

参考文献

- [1] Dorado-Munoz L P, Velez-Reyes M, Mukherjee A, et al. A vector sift detector for interest point detection in hyperspectral imagery[J]. IEEE transactions on geoscience and remote sensing, 2012, 50(11): 4521-4533.
- [2] Jia H, Wu G, Wang Q, et al. Directed graph based image registration[J]. Computerized medical imaging and graphics, 2012, 36(2): 139-151.
- [3] Gerla M, Kleinrock L. Vehicular networks and the future of the mobile internet[J]. Computer networks, 2011, 55(2): 457-469.
- [4] Koumoutsos G, Thramboulidis K. Service acquisition for mobile users in future internet[J]. Wireless personal communications, 2014, 74(1): 189-209.
- [5] Poltash N A. Snapchat and Sexting: a snapshot of baring your bare essentials[J]. Richmond journal of law and technology, 2013, 19(4): 1.
- [6] Yang W S, Lin Y R. A task-focused literature recommender system for digital libraries[J]. Online information review, 2013, 37(4): 581-601.
- [7] Sedaghat A, Ebadi H. Remote sensing image matching based on adaptive binning sift descriptor[J]. IEEE transactions on geoscience and remote sensing, 2015, 53(10): 5283-5293.
- [8] Fan X, Cheng Y, Fu Q. Moving target detection algorithm based on susan edge detection and frame difference[C].2015: 323-326.
- [9] Biswas B, Chakrabarti A, Dey K N. Image registration method using harris corner and modified hausdorff distance with near set[C].: IEEE, 2015: 393-398.
- [10] Almaadeed S, Bouridane A, Crookes D, et al. Partial shoeprint retrieval using multiple point-of-interest detectors and sift descriptors[J]. Integrated computer-aided engineering, 2015, 22(1): 41-58.
- [11] Baldauf D, Desimone R. Neural mechanisms of object-based attention[J]. Science, 2014, 344(6182): 424-427.
- [12] Zokaei N, Manohar S, Husain M, et al. Causal evidence for a privileged working memory state in early visual cortex[J]. The journal of neuroscience, 2014, 34(1): 158-162.

- [13]Ackman J B, Crair M C. Role of emergent neural activity in visual map development[J]. Current opinion in neurobiology, 2014, 24: 166-175.
- [14]Van Kerkoerle T, Self M W, Dagnino B, et al. Alpha and gamma oscillations characterize feedback and feedforward processing in monkey visual cortex[J]. Proceedings of the national academy of sciences of the United States of America, 2014, 111(40): 14332-14341.
- [15]Veverysa L, Allan D W. Temporally tuned neuronal differentiation supports the functional remodeling of a neuronal network in drosophila[J]. Proceedings of the national academy of sciences of the United States of America, 2012, 109(13): 4725.
- [16]Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International journal of computer vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [17]Chang L, Duarte M M, Sucar L E, et al. A bayesian approach for object classification based on clusters of sift local features[J]. Expert systems with applications, 2012, 39(2): 1679-1686.
- [18]罗晓晖, 李见为. 双高斯差模型用于角点检测研究[J]. 计算机工程与应用, 2003, 39(11): 87-90.
- [19]王冠群, 马苗, 张艳宁, 等. 基于高斯变换的多尺度 SUSAN 角点检测方法[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(12): 184-188.
- [20]章为川, 程冬, 朱磊. 基于各向异性高斯核的多尺度角点检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2012, 26(1): 37-42.
- [21]Cofré R, Cessac B. Dynamics and spike trains statistics in conductance-based integrate-and-fire neural networks with chemical and electric synapses[J]. BMC neuroscience, 2013, 50(1): 13-31.
- [22]Masud M S, Borisyuk R. Statistical technique for analysing functional connectivity of multiple spike trains[J]. Journal of neuroscience methods, 2011, 196(1): 201-219.
- [23]Mazzoni A, Brunel N, Cavallari S, et al. Cortical dynamics during naturalistic sensory stimulations: Experiments and models[J]. Journal of physiology-Paris, 2011, 105(1): 2-15.
- [24]Ghosh K K, Bujan S, Haverkamp S, et al. Types of bipolar cells in the mouse retina[J]. Journal of comparative neurology, 2004, 469(1): 70-82.
- [25]汪云九, 齐翔林. 初级视觉的 Gabor 函数模型的研究进展[J]. 生物物理学报, 1993, 9(3): 172-176.
- [26]Brown S P, He S, Masland R H. Receptive field microstructure and dendritic geometry of

- retinal ganglion cells[J]. *Neuron*, 2000, 27(2): 371-383.
- [27]Wu Q X, Mcginnity T M, Maguire L, et al. A visual attention model based on hierarchical spiking neural networks[J]. *Neurocomputing*, 2013, 116(10):3-12.
- [28]寿天德. 视觉的神经基础[J]. *自然杂志*, 2015, 37(1):17-25.
- [29]Li C Y. Integration fields beyond the classical receptive field: organization and functional properties[J]. *Physiology*, 1996, 11(4): 181-186.
- [30]Nilufar S, Ray N, Zhang H. Object detection with DoG scale-space: a multiple kernel learning approach.[J]. *IEEE transactions on image processing a publication of the IEEE signal processing society*, 2012, 21(8):3744-3756.
- [31]Gonzalez R C, Woods R E, Eddins S L. Digital image processing using MATLAB[M].: Pearson/Prentice hall, 2007: 197-199.
- [32]Han C, Wang J, Deng B. Fire patterns of modified HH neuron under external sinusoidal ELF stimulus[J]. *Chaos, solitons & fractals*, 2009, 41:2045–2054.
- [33]Coombes S, Thul R, Wedgwood KCA. Nonsmooth dynamics in spiking neuron models[J]. *Physica D: Nonlinear phenomena*, 2012, 241(22): 2042-2057.
- [34]Liu C, Wang J, Yu H, et al. Dynamical analysis of parkinsonian state emulated by hybrid izhikevich neuron models[J]. *Communications in nonlinear science and numerical simulation*, 2015, 28(1): 10-26.
- [35]Ringach D L, Shapley R M, Hawken M J. Orientation selectivity in macaque V1: diversity and laminar dependence[J]. *The journal of neuroscience*, 2002, 22(13): 5639-5651.
- [36]Malone B J, Kumar V R, Ringach D L. Dynamics of receptive field size in primary visual cortex.[J]. *Journal of neurophysiology*, 2007, 97(1):407-414.
- [37]Haak K V, Cornelissen F W, Morland A B. Population receptive field dynamics in human visual cortex[J]. *Plos One*, 2011, 7(5).Lindeberg T. A computational theory of visual receptive fields[J]. *Biological cybernetics*, 2013, 107(6): 589-635.
- [38]Lindeberg T. A computational theory of visual receptive fields[J]. *Biological cybernetics*, 2013, 107(6): 589-635.
- [39]Tao L, Cai D, McLaughlin D W, et al. Orientation selectivity in visual cortex by fluctuation-controlled criticality[J]. *Proceedings of the national academy of sciences*, 2006, 103(34): 12911-12916.

- [40]Torreão J R A, Victor S M C, Amaral M S. Signal-tuned gabor functions as models for stimulus dependent cortical receptive fields[J]. *Neuralcomputation*, 2014, 26(5): 920-952.
- [41]Wei H, Lang B, Zuo Q S. An image representation of infrastructure based on non-classical receptive field[J]. *Soft computing*, 2014, 18(1): 109-123.
- [42]Kazantsev V B, Gordleeva S Y, Stasenko S V, et al. Appearance of multistability in a neuron model with network feedback[J]. *JETP letters*, 2013, 96(11): 739-742.
- [43]Wu Q X, McGinnity T M, Maguire L, et al. A visual attention model based on hierarchical spiking neural networks[J]. *Neurocomputing*, 2013, 116: 3-12.
- [44]Li J, Duan H. Novel biological visual attention mechanism via gaussian harmony search[J]. *Optik-international journal for light and electron optics*, 2014, 125(10): 2313-2319.
- [45]Chang W C. Binocular vision-based 3-D trajectory following for autonomous robotic manipulation[J]. *Robotica*, 2007, 25(05): 615-626.
- [46]Mohanna F, Mokhtarian F. Performance evaluation of corner detection algorithms under similarity and affine transforms[C]//BMVC. 2001: 1-10.
- [47]Mokhtarian F, Mohanna F. Performance evaluation of corner detectors using consistency and accuracy measures[J]. *Computer vision and image understanding*, 2006, 102(1): 81-94.
- [48]李伟生, 韦巧燕. 一种无阈值的冗余角点去除方法[J]. *计算机应用与软件*, 2014, 31(8): 141-144.
- [49]刘鹏宇. 基于内容的图像特征提取算法的研究[D]. 吉林大学, 2004.
- [50]He G, Guo D, He C, et al. A color - tunable europium complex emitting three primary colors and white light[J]. *Angewandte chemie international edition*, 2009, 48(33): 6132-6135.
- [51]Isaacson J S, Scanziani M. How inhibition shapes cortical activity[J]. *Neuron*, 2011, 72(2): 231-243.
- [52]Peron S P, Gabbiani F. Role of spike-frequency adaptation in shaping neuronal response to dynamic stimuli[J]. *Biological cybernetics*, 2009, 100(6): 505-520.
- [53]Panetta K A, Agaian S S, Nercessian S C, et al. Shape-dependent canny edge detector[J]. *Optical engineering*, 2011, 50(8): 87008.

附 录

作者在读期间发表的学术论文及参加的科研项目

发表(录用)学术论文:

1. 基于生物视觉机制的图像特征点检测方法. 计算机工程与应用, 已录用, 待发表, 1/4.

参与的科研项目:

1. 基于眼前房角 OCT 影像质量分级的原发性闭角型青光眼辅助自动诊断研究(61501154), 国家自然科学基金。
2. 基于眼前房角 OCT 影像的青光眼计算机辅助诊断研究(Y201328513), 浙江省教育厅科研项目。
3. 自动化检测中的机器视觉开发模块研发(063113017), 横向课题。