



北京理工大学“双一流”建设精品出版工程

Target Detection and Tracking Technology Based on
Brain-Like Computing

基于类脑计算的 目标检测与跟踪技术

宋勇 郝群 李国齐 著

 **北京理工大学出版社**
BEIJING INSTITUTE OF TECHNOLOGY PRESS

基于类脑计算的目标 检测与跟踪技术

宋 勇 李国齐 郝 群 著

内 容 简 介

类脑人工智能是研究和开发用于模拟、延伸和扩展人脑智能的理论、方法及应用的科学技术，将类脑人工智能技术应用于目标检测与跟踪，可大幅提升复杂背景、干扰条件下的目标检测概率及跟踪精度，具有重要的意义和广泛的应用前景。本书系统地阐述了人脑视觉信息处理机制的基本原理、主要特性、数学建模及算法设计等。同时，结合深度神经网络和类脑芯片技术，给出了基于复合类脑模型的目标检测与跟踪方法以及应用示例，旨在提高读者对于类脑人工智能技术的理解、设计及实践能力，为从事类脑人工智能相关的科学研究、工程应用等工作奠定基础。

本书可作为相关专业高年级本科生、硕士生和博士生的教材，也可作为从事人工智能、智能信息处理等相关领域的研究和工程技术人员提供参考。

版权专有 侵权必究

图书在版编目 (CIP) 数据

基于类脑计算的目标检测与跟踪技术 / 宋勇, 郝群, 李国齐著. —北京: 北京理工大学出版社, 2020. 12

ISBN 978 - 7 - 5682 - 9406 - 5

I. ①基… II. ①宋… ②郝… ③李… III. ①人工智能 IV. ①TP18

中国版本图书馆 CIP 数据核字 (2021) 第 001773 号

出版发行 / 北京理工大学出版社有限责任公司

社 址 / 北京市海淀区中关村南大街 5 号

邮 编 / 100081

电 话 / (010) 68914775 (总编室)

(010) 82562903 (教材售后服务热线)

(010) 68948351 (其他图书服务热线)

网 址 / <http://www.bitpress.com.cn>

经 销 / 全国各地新华书店

印 刷 / 保定市中华美凯印刷有限公司

开 本 / 787 毫米 × 1092 毫米 1/16

印 张 / 11.25

彩 插 / 6

字 数 / 264 千字

版 次 / 2020 年 12 月第 1 版 2020 年 12 月第 1 次印刷

定 价 / 68.00 元

责任编辑 / 刘 派

文案编辑 / 李丁一

责任校对 / 周瑞红

责任印制 / 李志强

图书出现印装质量问题, 请拨打售后服务热线, 本社负责调换

作者简介

宋勇

宋勇，男，北京理工大学教授，博士生导师，北京理工大学光电学院光电仪器研究所所长。国际大学生类脑计算大赛评委，国家重点研发计划/国家自然科学基金评审专家，中国仪器仪表学会/中国生物医学工程学会分会常务理事/委员，Journal of Artificial Intelligence and Technology (JAIT)、《光学与光电技术》《兵器装备工程学报》编委，北京理工大学“智能感知工程”专业带头人。长期从事类脑信息处理、智能光电系统、生物交叉信息网络等领域的科研与教学工作。主持国家级、省部级科研项目 40 余项，获省部级科技进步/技术发明奖各一项，发表 SCI/EI 论文 100 余篇，出版学术专著 2 部，授权/申请国家发明专利、软件著作权 50 余项。

郝群

郝群，女，北京理工大学特聘教授、光电学院院长，长春理工大学副校长（挂职）。科技部重点领域创新团队负责人，教育部跨世纪优秀人才，北京市教学名师，全国“巾帼建功”标兵。长期从事新型光电成像传感技术和光电精密测试技术领域教学和科研工作，主要研究方向包括新型光电成像技术、仿生光电感测技术等。主持国家自然科学基金/重点项目等国家级项目多项，获得省部级技术发明一等奖 2 项，发表 SCI 论文 80 余篇；出版专著 3 部，授权国家发明专利 80 余项。

李国齐

李国齐，男，清华大学精密仪器系、清华大学类脑计算中心副教授，博士生导师，《控制与决策》编委，国际期刊 Frontiers in Neuroscience: Neuromorphic Engineering 副主编。主要研究方向为类脑计算与类脑智能，作为负责人承担多项国家自然科学基金和科技部重点研发项目，在 Nature、Proceedings of the IEEE、IEEE TPAMI 等人工智能领域期刊和会议发表论文 100 余篇。曾获北京市自然科学基金优秀青年人才、北京市智源人工智能研究院“智源学者”称号和中国指挥与控制学会科学技术进步一等奖。

类脑人工智能是研究和开发用于模拟、延伸和扩展人脑智能的理论、方法及应用的科学技术。在过去十年时间里，神经科学领域的研究取得了较大进展，为类脑人工智能技术的发展奠定了重要基础，同时促使图像处理、语音识别等领域的类脑计算研究取得了重要突破。类脑人工智能技术深度模拟了人脑的信息处理过程，将其应用于目标检测与跟踪，可大幅提升复杂背景、干扰条件下的目标检测概率和跟踪精度，具有重要的意义和广泛的应用前景。开展基于类脑计算的目标检测与跟踪技术研究，对于适应新一轮科技革命和产业变革的新趋势，面向世界、面向未来，瞄准学科前沿和交叉领域，服务于制造强国国家战略具有重要意义。

本书系统地阐述了人脑视觉信息处理机制的基本原理、主要特性、数学模型及算法设计等。同时，结合 DNN 和类脑芯片技术，给出了基于复合类脑模型的目标检测与跟踪方法以及应用示例，旨在提高读者对于类脑人工智能技术的理解、设计及实践能力，为从事类脑人工智能相关的科学研究、工程应用等工作奠定基础。本书可以作为相关专业高年级本科生、硕士生和博士生的教材，也可为从事人工智能、智能信息处理等相关领域的研究和工程技术人员提供参考。

本书的主要内容如下。

第 1 章为概述，主要阐述了常规目标检测与跟踪技术、神经工程导向/计算机工程导向类脑模型的国内外研究现状及存在的问题。

第 2 章主要阐述了人脑视觉系统的侧抑制机制及其应用。包括：介绍了侧抑制机制及常规侧抑制模型，建立了两种新型侧抑制模型，提出了基于自适应侧抑制模型的目标检测算法、基于演算侧抑制模型的目标检测算法，并对其技术优势进行了实验验证。

第 3 章主要阐述了人脑视觉系统的感受野机制及其应用。包括：分析了感受野机制及自适应感受野模型；针对复杂背景下的多尺度目标检测问题，提出了一种基于自适应感受野红外目标检测算法，并对所提出算法在复杂背景下的弱小目标、面目标检测能力进行了实验验证。

第 4 章主要阐述了基于脉冲耦合神经网络的目标检测方法。包括：分析了 PCNN 的原理，结合人脑信息处理机制给出了两种改进的 PCNN 模型及其应用方法；针对复杂背景的运动弱小目标检测问题，提出了一种基于

ALI-PCNN 的红外运动弱小目标检测算和基于 FSPCNN 的自适应红外图像分割方法，并验证了其在目标灰度不均匀、复杂背景和低信噪比下红外图像分割中的技术优势。

第 5 章主要阐述了人脑视觉系统的视觉注意机制及其应用。包括：针对复杂背景下的小目标和面目标检测要求，建立了基于 SC 视觉注意模型和双层视觉注意模型，提出了一种基于 SC 视觉注意模型的目标检测方法和一种基于双层视觉注意模型的目标检测算法；通过对比实验表明了将视觉注意机制应用于目标检测领域，可实现复杂背景下的高精度小目标和面目标检测。

第 6 章主要阐述了人脑视觉系统的记忆机制及其应用。包括：建立了多通道记忆模型和多层旋转记忆模型，提出了一种基于多通道记忆模型的核相关滤波目标跟踪算法和一种基于多层旋转记忆模型的相关滤波目标跟踪算法；对比实验结果表明，所提出的算法在目标遮挡、复杂背景等条件下的目标跟踪方面具有明显优势。

第 7 章主要阐述了基于卷积神经网络与人脑记忆模型的目标跟踪算法。包括：分析了相关滤波方法、卷积神经网络在目标识别与检测方面的主要优势及存在的问题；提出了一种基于响应图分析网络的多个分类器相关滤波跟踪算法；基于 OTB-2015 数据集的实验结果表明，所提出的方法在精度、覆盖率和速度等方面具有明显优势。

第 8 章主要阐述了类脑计算平台及其目标检测与跟踪应用。包括：分析了类脑计算硬件平台研究现状；围绕神经动力学及其应用，给出了基于 Spike 编码的 SNN 以及基于连续 LIF 动力学的模式学习网络示例，提出了用于目标跟踪的连续 LIF 动力学网络模型等。

本书的主要内容来自宋勇教授及其指导的博士和硕士研究生近几年的研究成果。全书内容由宋勇教授统一规划。其中，宋勇执笔第 2 至第 7 章，李国齐执笔第 8 章，郝群执笔第 1 章。书中研究成果主要由赵宇飞博士、博士生杨昕，赵尚男、李云、李旭、郭拯坤硕士，以及博士生白亚烁，硕士生王枫宁、张子烁等完成。其中，赵宇飞博士对书中的大部分内容进行了修改和校对，并对部分插图进行了重新绘制，在此表示衷心感谢！同时，在本书中引用一些作者的研究成果，也一并表示感谢！

此外，感谢清华大学施路平教授、陈峰教授，北京理工大学吴嗣亮教授，北京控制工程研究所王立研究员，灵汐科技吴臻志博士为本书的撰写所提供的指导和帮助！

本书得到了国家自然科学基金项目、装备预研、国防基础科研和空间光电测量与智能感知实验室开放基金等项目的资助，在此表示衷心的感谢！

作 者

2020 年 8 月

目 录

CONTENTS

第 1 章 概述	001
1.1 常规目标检测方法	002
1.1.1 基于背景建模的目标检测方法	002
1.1.2 基于前景建模的目标检测方法	003
1.2 常规目标跟踪方法	004
1.2.1 生成式目标跟踪方法	004
1.2.2 判别式目标跟踪方法	004
1.3 类脑计算模型及应用	005
1.3.1 神经工程导向的类脑模型及算法	005
1.3.2 计算机工程导向类脑模型及算法	009
小结	011
参考文献	011
第 2 章 人脑视觉系统的侧抑制机制及其应用	019
2.1 侧抑制机制及常规数学模型	019
2.1.1 侧抑制机制	019
2.1.2 常规侧抑制模型	019
2.2 新型侧抑制模型设计	021
2.2.1 自适应侧抑制模型	021
2.2.2 演算侧抑制模型	022
2.3 基于自适应侧抑制模型的目标检测算法	023
2.3.1 算法设计	023
2.3.2 算法流程	025
2.3.3 实验及结果分析	026
2.4 基于演算侧抑制模型的目标检测算法	029

2.4.1	算法设计	029
2.4.2	算法流程	033
2.4.3	实验及结果分析	036
小结	039
参考文献	040
第3章	人脑视觉系统的感受野机制及其应用	042
3.1	感受野机制	042
3.1.1	经典感受野	042
3.1.2	非经典感受野	043
3.2	自适应感受野模型	044
3.3	基于自适应感受野的红外目标检测方法	046
3.3.1	算法流程	046
3.3.2	实验及结果分析	047
小结	052
参考文献	053
第4章	基于脉冲耦合神经网络的目标检测方法	055
4.1	脉冲耦合神经网络	055
4.1.1	发展历程	055
4.1.2	原理及模型	056
4.2	新型 PCNN 模型设计	057
4.2.1	ALI - PCNN	057
4.2.2	Fusion SPCNN	058
4.3	基于 ALI - PCNN 的红外弱小目标检测与跟踪方法	062
4.3.1	算法设计	063
4.3.2	应用实例	065
4.4	基于 FSPCNN 的红外目标检测方法	069
4.4.1	算法设计	069
4.4.2	应用实例	070
小结	072
参考文献	073
第5章	人脑视觉系统的视觉注意机制及其应用	077
5.1	视觉注意机制及常规数学模型	077
5.1.1	视觉注意机制	077
5.1.2	常规视觉注意模型	078
5.2	新型视觉注意模型	080
5.2.1	SC 视觉注意模型	080

5.2.2 DL 视觉注意模型	081
5.3 基于 SC 视觉注意模型的小目标检测算法	082
5.3.1 算法原理	082
5.3.2 核心过程	083
5.3.3 实验及结果分析	086
5.4 基于双层视觉注意模型的面目标检测算法	087
5.4.1 算法原理	087
5.4.2 初级显著图检测	087
5.4.3 最终显著图检测	089
5.4.4 实验及结果分析	091
小结	094
参考文献	094
第 6 章 人脑视觉系统的记忆机制及其应用	096
6.1 记忆机制及常规数学模型	096
6.2 新型记忆模型设计	098
6.2.1 多通道记忆模型	098
6.2.2 多层旋转记忆模型	100
6.3 基于多通道记忆模型的核相关滤波目标跟踪算法	103
6.3.1 分类器训练	104
6.3.2 目标定位	104
6.3.3 基于多通道记忆的分类器更新	105
6.3.4 实验及结果分析	105
6.4 基于多层旋转记忆模型的相关滤波目标跟踪算法	109
6.4.1 相关滤波目标跟踪框架	110
6.4.2 基于 MRM 的相关滤波目标跟踪算法设计	111
6.4.3 实验及结果分析	112
小结	117
参考文献	117
第 7 章 基于卷积神经网络与人脑记忆模型的目标跟踪算法	119
7.1 引言	119
7.1.1 相关滤波算法	119
7.1.2 基于卷积神经网络的目标跟踪算法	122
7.1.3 基于卷积神经网络与人脑记忆模型的目标跟踪算法	124
7.2 基于响应图分析网络的跟踪置信水平评价	124
7.2.1 研究思路	124
7.2.2 响应图分析网络	127
7.3 基于记忆模型与 RAN 的 KCF 跟踪算法设计与实现	129

7.4 实验及结果分析	132
7.4.1 实验条件	132
7.4.2 实验结果及分析	132
小结	134
参考文献	134
第8章 类脑计算平台及其目标检测与跟踪应用	137
8.1 类脑计算硬件平台的研究现状	137
8.1.1 深度学习专用处理器	137
8.1.2 神经形态芯片及系统	140
8.2 深度学习与神经形态的协同发展期	145
8.2.1 网络结构调整和参数压缩	146
8.2.2 二值化和三值化理论	146
8.3 深度学习专用处理器与神经形态芯片的对比	147
8.4 LIF 动力学概述	148
8.4.1 脉冲神经网络	149
8.4.2 目标跟踪 LIF 动力学网络	154
8.5 LIF 动力学网络的整型化	156
8.5.1 SNN 的整型化	156
8.5.2 连续 LIF 动力学网络整型化	157
8.6 基于神经形态系统的视频目标跟踪	161
小结	165
参考文献	165

第 1 章

概 述

作为计算机视觉领域的重要研究内容，目标检测与跟踪技术广泛地应用于视频监控、医疗监护、行星探测以及军事侦察等领域。然而，在实际应用场景中，目标检测与跟踪过程中常面对复杂背景、目标被遮挡以及目标尺度和外观变化等复杂多变的情况，导致目标检测与跟踪精度下降。目前，目标检测与跟踪技术主要面临以下挑战：

(1) 受到空气扰动、载体运动等因素的影响，在采集图像时，成像设备往往不能完全保持静止，从而导致图像背景发生运动；

(2) 自然因素（如树木、烟雾、云层）和人为因素（如隐身涂层、伪目标等）导致图像背景复杂，从而降低了图像的对比度和信噪比；

(3) 在序列图像中，存在目标尺度和外观变化、部分遮挡、全部遮挡后消失又重现，以及背景光照变化、目标相似物干扰等现象。

上述因素会导致图像出现背景复杂、对比度低、目标被遮挡等问题，严重影响了目标检测与跟踪精度。

利用常规图像处理算法可实现在背景较为简单的情况下的目标检测与跟踪，但难以解决在复杂背景、干扰条件下的高精度目标检测与跟踪问题。例如，作为一种常规图像目标检测方法，基于小波变换的目标检测算法利用小波变换分解原始图像，首先提取近似特征重构图像；然后利用原始图像减去背景图像，并通过设置合适的阈值进行分割实现目标检测。在上述过程中，该算法易将部分高频噪声误检为目标，导致检测精度较低。而作为一种典型的目标跟踪方法，基于粒子滤波的目标跟踪算法利用一组带有权值的随机样本集（粒子）对目标位置的后验概率密度进行近似，从而估算出目标在下一帧图像中的位置。该算法的跟踪精度会受粒子数量的限制，若要实现目标被遮挡、相似物干扰、目标短暂消失后重现等情况下的鲁棒性跟踪，则对粒子数量具有较大的需求，从而大幅增加了计算量，进而导致算法运行速度降低。

另一方面，作为人类大脑获得外界信息的主要手段，人脑视觉系统（Human Visual System, HVS）拥有高效的信息处理能力，其性能在信息处理的多个方面都远远超过现有的计算机视觉系统。如图 1.1 所示，HVS 主要包括视神经、视交叉、视束、外膝体、内膝体、视辐射和视皮层等区域。其中，视觉信号首先被人眼视网膜所获取；然后沿着视神经传输，经过视交叉和外膝体等区域，最终到达大脑视觉皮层。在此过程中视觉信息经过多种人脑视觉信息处理机制的加工和处理，如侧抑制、视觉注意和认知记忆机制等，这些人脑信息处理机制协同作用，可实现人脑对目标和场景的准确感知等功能。

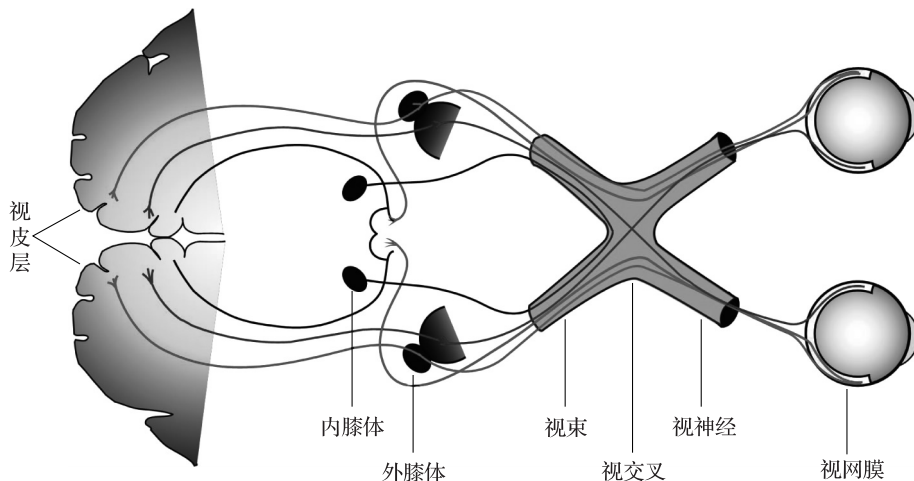


图 1.1 人脑视觉系统中视觉信息通路示意图

人脑视觉系统的高效信息处理能力促使类脑计算技术的出现。类脑计算主要是指仿真、模拟以及借鉴大脑生理结构和信息处理过程的方法、模型和装置，其目标是实现类脑智能和制造类脑计算系统。近年来，随着脑科学研究的不断深入，对人脑视觉系统的理解不断深入，类脑计算逐渐成为国内外相关研究者的研究热点。同时，利用类脑计算解决计算机视觉中复杂背景下的鲁棒性目标检测与跟踪问题，成为计算机视觉、智能感知工程相关领域的重要研究方向。

1.1 常规目标检测方法

在计算机视觉中，目标检测的主要目的是将目标从背景中提取出来。总体而言，目标检测方法可分为两类：一类是基于背景建模的目标检测方法，此类方法通常用来检测运动目标，通过对图像背景进行估计建立背景模型，然后将当前帧图像与所建立的背景模型做差值，从而实现运动目标检测；另一类是基于前景建模的目标检测方法，此类方法通常选用合适的图像特征对目标进行建模，然后设计分类器对图像中的目标进行检测。

1.1.1 基于背景建模的目标检测方法

1998 年，Lipton 等提出了一种时域差分 and 模板匹配相结合的运动目标检测方法，该方法在目标运动和静止时分别利用时域差分 and 模板匹配方法对目标进行检测。然而，当图像的背景发生运动时，利用时域差分对运动目标进行检测时，往往会将动态背景部分也检测出来，导致检测失败。

针对这一问题，Wren 等提出了基于单高斯模型的背景建模方法，该方法通过引入高斯模型考虑了图像的像素方差，从而提高了背景模型对动态背景的适应能力。然而，该方法只考虑了单一状态下的动态背景，而在目标检测过程中，背景的多样性，如树叶摆动、水的波纹等都是动态背景建模中的重要因素。基于上述考虑，Stauffer 等在单高斯模型的基础上提出了混合高斯模型 (Gaussian Mixture Model, GMM)，GMM 背景建模方法可以在多个背景模

型中选择与当前帧最为匹配的一个作为当前背景，并实时在线更新各个背景模型的高斯分布参数，因此可以更好地适应背景的多样性。在此基础上，Zivkovic 等又提出了一种新的混合高斯建模方法，不同于 Stauffer 提出的 GMM 方法中高斯混合模型的数目需要事先确定，Zivkovic 提出的方法中高斯混合模型的数目可以自适应确定。总体而言，基于高斯模型的背景建模方法计算较为简单，但是，此类方法要求像素点的灰度值或颜色值在时域上符合高斯分布，因此在实际应用中会受到限制。

基于非参数密度函数估计的方法解决了上述问题。其中，Elgammal 等提出了一种基于核密度估计的算法，该算法采用了 Parzen 窗估计方法，可以处理图像中像素点的灰度值或颜色值任意形式的概率分布。Yaser 等提出了基于贝叶斯模型的运动目标检测算法，该方法结合时间信息和空间信息对基于核密度估计的算法进行了改进，首先利用像素的三维颜色信息和二维位置信息对像素点进行建模；然后利用核密度估计算法同时对背景和前景进行建模，最后利用图像分割（Graph-cut）方法进行图像分割，从而实现运动目标检测。

此外，基于背景建模的目标检测方法还包括 Kim 等提出的码本（Codebook）法，该方法利用码本来描述图像像素，码本中包含若干码元，通过匹配码元来实现目标检测；Han 和 Piccardi 提出了均值漂移的目标检测方法，此类方法使用均值漂移算法对图像的背景进行建模；Oliver 等提出了基于主成分分析（Principal Component Analysis, PCA）的背景提取方法，该方法能在一定程度上消除光照变化的影响。

1.1.2 基于前景建模的目标检测方法

基于前景建模的目标检测方法：首先建立前景目标与背景的特征模型；然后利用分类器对目标和背景进行分类，从而实现目标检测。常规特征模型一般采用人工设计特征，可以分为梯度特征、模式特征和颜色特征三类。

梯度特征是通过计算图像中像素在梯度和方向上的分布而建立的，包括 Lowe 提出的尺度不变特征变换（Scale-invariant Feature Transform, SIFT）和 Dalal 等提出的梯度直方图特征（Histograms of Oriented Gradients, HOG）等。其中，SIFT 特征通过获取特定点附近的梯度信息来描述目标，具有尺度和旋转不变性；HOG 特征首先计算图片中某一区域在不同方向上的梯度值，然后得到梯度值分布的直方图作为图像的特征。此外，基于上述两种特征还有一些改进特征，如在 SIFT 特征上改进得到的 PCA-SIFT、加速鲁棒特征（Speed-up Robust Features, SURF）和在 HOG 特征上改进得到的变尺寸梯度直方图（HOG with Variable Size, V-HOG）等。

模式特征是通过分析图像中局部区域的像素间关系而建立的。典型的模式特征包括 Gabor 滤波器、局部二值模式（Local Binary Patterns, LBP）特征、姿态描述子（Poselets）、统计变换直方图（Census Transform Histogram, CENTRIST）和局部组合二值（Locally Assembled Binary, LAB）等。与梯度特征相比，模式特征一般具有更高的维度，因此在使用模式特征时往往会导致计算量增加。

颜色特征是通过计算图像中局部颜色值的概率分布而建立的，主要包括颜色共生矩阵（Color Cooccurrence Matrix, CCM）、颜色自相似（Color Self-Similarity, CSS）和 HSV（Hue, Saturation, Value）颜色空间 SIFT 特征（HSV-SIFT）等。颜色特征主要描述了图像中的颜色信息，对图像自身的尺寸、梯度和视角的依赖性较小，从而具有较高的鲁棒

性。然而，当处理颜色信息不足或不存在的图像（如红外图像）时，颜色特征的使用会受到限制。

1.2 常规目标跟踪方法

在计算机视觉中，目标跟踪的主要目标是在给定图像序列初始帧中目标尺寸和位置的情况下，预测后续帧中相应的目标尺寸和位置。在目标跟踪任务中，解决跟踪目标的外观变化是一项重要且具有挑战性的任务。通常来说，目标外观变化分为内部变化和外部变化两种类型，内部外观变化包括跟踪目标的姿态变化和形状变形等，而外部外观变化则是由于光线变化、相机运动和遮挡等所导致的变化。根据目标外观模型表达策略的不同，常规目标跟踪方法一般可分为两大类：生成式目标跟踪方法和判别式目标跟踪方法。

1.2.1 生成式目标跟踪方法

在生成式目标跟踪方法中，首先学习一个目标外观模型；然后在图像中搜索与所建立的外观模型最相似的区域作为跟踪目标，并且通过在线更新目标外观模型适应目标的外观变化。代表性的生成式目标跟踪方法有卡尔曼滤波（Kalman Filter）跟踪方法、粒子滤波（Particle Filter）跟踪方法和均值漂移（Mean-shift）跟踪方法等。

通常来说，目标跟踪问题可被抽象为一个从不确定和不明确的观察中推断目标运动的搜索过程。如果目标的运动状态后验密度服从高斯分布，则可以使用卡尔曼滤波、扩展卡尔曼滤波（Extended Kalman Filter, EKF）或无损卡尔曼滤波（Unscented Kalman Filter, UKF）解出目标运动的最佳/次优解。然而，在实际跟踪过程中，目标的运动状态往往是非线性、非高斯分布的，在这种情况下，基于卡尔曼滤波的跟踪方法难以准确预测目标的运动状态，从而导致跟踪精度下降。

针对上述问题，Arulampalam 等提出了粒子滤波跟踪算法。粒子滤波主要通过一组具有相关权重的随机样本来表示目标运动的后验密度函数，通过蒙特卡罗（Monte Carlo）仿真解决卡尔曼滤波不适用于非线性、非高斯分布运动状态的问题。然而，粒子滤波跟踪方法在重要性采样过程中的次优采样机制会导致样本贫化。针对这一问题，Zhang 等提出了一种改进的无损粒子滤波（Unscented Particle Filter, UPF）算法，该算法采用基于奇异值分解（Singular Value Decomposition, SVD）的 Sigma 点计算方法取得了更强的跟踪鲁棒性；随后，Zhang 等提出了一种基于群体智能的粒子滤波算法，该算法采用受粒子配置中群体智能的启发所建立的层次重要性采样过程，在一定程度上克服了粒子滤波算法的样本贫化问题。此外，一些基于粒子滤波的跟踪算法陆续被提出。例如，Zhou 等将外观自适应模型嵌入到粒子过滤算法中，得到了良好的目标跟踪结果；Li 等提出了级联粒子滤波跟踪方法，该方法将检测算法与粒子过滤进行结合，可解决目标跟踪过程中出现的目标位置突变等问题。

1.2.2 判别式目标跟踪方法

判别式目标跟踪方法将目标跟踪任务看作一个二元分类问题，同时利用目标和背景训练分类器，使得训练好的分类器可以将目标从背景中分离出来，得到当前帧的目标位置，进而

实现目标跟踪。

常规判别式目标跟踪主要为基于相关滤波实现。Bolme 等提出了最小输出平方误差和 (Minimum Output Sum of Squared Error, MOSSE) 滤波算法, 从此相关滤波开始大量地用于目标跟踪领域。例如, Henriques 等通过引入循环矩阵和核函数改进了 MOSSE 滤波器; Danelljan 等利用颜色属性更好地表征输入数据, 这些方法都取得了很好的跟踪效果。2015 年相关滤波类算法开始成为主流的目标跟踪算法, 一系列基于相关滤波的跟踪算法被提出, 其中具有代表性的包括 Henriques 等提出的核相关滤波算法 (Kernelized Correlation Filters, KCF); Li 等提出的自适应多特征跟踪算法 (Adaptive with Multiple Features tracker, SAMF), Danelljan 等提出的判别尺度空间跟踪算法 (Discriminative Scale Space Tracking, DSST) 和基于 DSST 进行改进后提出的快速判别尺度空间跟踪算法 (Fast Discriminative Scale Space Tracking, FDSST) 等。

1.3 类脑计算模型及应用

现阶段, 类脑计算模型在计算机视觉、智能感知工程中的应用研究主要有两种途径。

(1) 神经工程导向的类脑计算模型。这种类脑计算模型以神经工程为基础, 从人脑的形态、信息获取方式和信息处理机制等方面尽量模拟大脑, 通过建立类脑模型解决计算机视觉中的具体问题。相对而言, 神经工程导向的类脑计算模型无须训练样本, 对硬件计算能力要求较低, 且具有生物可解释性, 有利于实现复杂背景、低对比度、目标被遮挡等条件下的高精度目标检测与跟踪。

(2) 计算机工程导向的类脑计算模型。这种类脑计算模型以计算机工程为基础, 通过各种机器学习算法解决计算机视觉问题。目前, 以深度神经网络 (Deep Neural Networks, DNN) 为代表的计算机工程导向的类脑计算模型已在人脸识别等领域取得了重要进展。然而, 此类模型高度依赖训练样本, 对硬件计算能力要求较高, 并且不具有可解释性, 从而限制了其在目标检测与跟踪领域的应用。

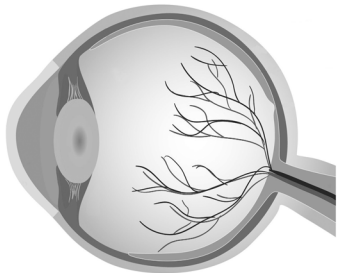
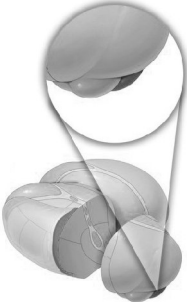
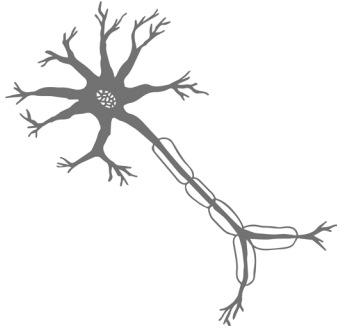
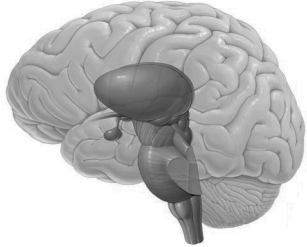
1.3.1 神经工程导向的类脑模型及算法

神经工程导向的类脑计算模型主要从神经工程角度深层次模拟人脑视觉系统。人脑视觉系统具有多层、分步式处理结构。人脑的每个脑区或亚区均负责一个信息处理环节或方面, 而具体的模块划分是经过漫长的自然选择、优化的结果, 使其可以高效处理真实世界图像信息。人脑视觉系统具有侧抑制、感受野、同步脉冲发放、视觉注意和认知记忆等多种信号处理机制, 这些机制具有极强的目标检测和跟踪能力, 可以抽象成相应的类脑模型, 在目标检测和跟踪领域具有独特的技术优势。表 1.1 列举了典型的类脑模型的主要特性和应用。

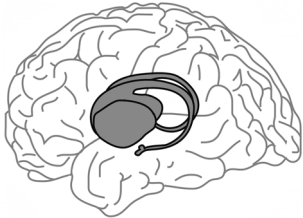
1. 侧抑制模型

在侧抑制机制的模型研究方面, Hartline、Taylor 和 Mach 等建立了一系列侧抑制数学模型, 这些模型都可以模拟侧抑制的“突出边缘”效应。此外, Hiedebrand 等验证了侧抑制机制不仅可以突出边缘信息, 还能够增强信号。1972 年, 福岛邦彦构建了二维侧抑制网络, 并进行了仿真实验, 验证了侧抑制机制可以锐化模糊边缘、增强图像的清晰度。

表 1.1 典型类脑模型的主要特性和应用

类脑模型	主要特性	主要应用
 <p>侧抑制</p>	<ul style="list-style-type: none"> • 增强反差 • 提高对比度 • 抗干扰 • 目标轮廓完整 	<ul style="list-style-type: none"> • 低对比度目标检测 • 多尺度目标检测 • 运动目标检测
 <p>感受野</p>	<ul style="list-style-type: none"> • 边缘敏感性 • 方向敏感性 • 目标适应性 	<ul style="list-style-type: none"> • 低对比度目标检测 • 边缘检测
 <p>同步脉冲发放</p>	<ul style="list-style-type: none"> • 目标适应性强 • 抗干扰 • 无须训练 • 自适应 	<ul style="list-style-type: none"> • 弱小目标检测 • 平移、旋转、缩放、阴影等复杂条件下的目标识别
 <p>视觉注意</p>	<ul style="list-style-type: none"> • 突出感兴趣目标 • 鲁棒性高 • 实时性强 	<ul style="list-style-type: none"> • 复杂条件下的弱小目标提取 • 高速率、鲁棒性运动目标检测

续表

类脑模型	主要特性	主要应用
 <p style="text-align: center;">认知记忆</p>	<ul style="list-style-type: none"> • 目标适应性 • 环境适应性 • 鲁棒性高 • 抗干扰 	<p>适用于以下条件的目标检测与跟踪：</p> <ul style="list-style-type: none"> • 场景突变 • 目标姿态突变 • 目标短暂消失 • 目标遮挡

侧抑制模型的应用有两个方面。一方面，一些研究者针对图像预处理、滤波去噪、边缘检测等计算机视觉任务建立了多种侧抑制网络模型。例如，孙复川等利用电子网络建立了侧抑制模型，实现了从强背景干扰条件下提取图像的轮廓信息；李言俊等利用数字式细胞神经网络（Digital Cellular Neural Network, DCNN）建立了数字式非循环侧抑制网络，从而实现了红外图像对比度的增强。另一方面，一些研究者将侧抑制模型应用于目标检测中，提高了传统目标检测算法的性能。例如，许建忠等提出了一种适用于复杂背景红外图像的自适应预处理方法，该方法通过对不同场景下侧抑制模型参数的自适应调节实现了复杂背景下突出目标的功能；赵大炜等将经过侧抑制处理后的图像与源图像相叠加，在一定程度上克服了侧抑制网络处理图像时丢失细节的问题，然而该方法只适用于单一背景下的红外图像；史漫丽等提出了一种基于自适应侧抑制网络的复杂背景下红外弱小目标检测方法，利用各向异性高斯滤波器自适应地确定侧抑制模型系数，显著提高了对红外弱小目标的检测能力，然而该方法仅适用于小目标检测，在面目标检测时易损失目标细节信息。

2. 感受野模型

感受野机制具有边缘、方向敏感性以及目标适应性，可以用于图像中的低对比度目标检测和边缘检测。在感受野生物机理研究的基础上，Grigorescu 等利用非经典感受野的抑制特性进行边缘检测。该方法减少了背景的影响，但是该方法被人为地分为各向异性抑制和各向同性抑制两种情况。前者当神经元与周围刺激具有相同的方位时才会产生抑制作用，后者任意方位的刺激对神经元都产生相同的作用。此外，模型的结构可能会使同一边缘信息彼此间相互抑制。Daugman 等使用二维 Gabor 函数描述初级视皮层简单细胞对下丘脑 CRF（ACTH 释放因子）内刺激响应，Gabor 函数具有的朝向选择、带通等性质，能够很好刻画感受野的响应特性；桑农等提出了一种视觉生理机制的轮廓检测模型，该模型考虑循环抑制特性，动态反映了视皮层处理机制，该方法可以有效地消除复杂背景干扰，但循环处理过程消耗了大量时间；李言俊将感受野机制引入成像制导中，用于解决运动检测、目标识别与跟踪等问题。

3. 同步脉冲发放模型

20 世纪 90 年代初，Eckhorn 研究团队和 Singer 研究团队分别在初级视皮层中发现了 γ