基于目标性的显著性检测

作者姓名 沈　冲

学校导师姓名、职称 齐飞　副教授

企业导师姓名、职称 李文成 副教授

申请学位类别 工程硕士

学校代码 **10701**　　学　号 **1402121376**
分 类 号 **TP39**　　密　级 公开

西安电子科技大学

硕士学位论文

基于目标性的显著性检测

作者姓名：沈冲

领　　域：电子与通信工程

学位类别：工程硕士

学校导师姓名、职称：齐飞副教授

企业导师姓名、职称：李文成副教授

学　　院：电子工程学院

提交日期：2017 年 5 月

The Saliency Detection Based on The Objectness

A thesissubmitted to

XIDIAN UNIVERSITY

in partial fulfillment of the requirements

for the degree of Master

in Electronics and Communications Engineering

By

Shen Chong

Supervisor: Qi Fei Associate Professor

Li Wencheng Associate Professor

May 2017

学位论文独创性（或创新性）声明

秉承学校严谨的学风和优良的科学道德，本人声明所呈交的论文是我个人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，除了文中特别加以标注和致谢中所罗列的内容以外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果；也不包含为获得西安电子科技大学或其它教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同事对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示了谢意。

学位论文若有不实之处，本人承担一切法律责任。

本人签名：_____ 日 期：_____

西安电子科技大学
关于论文使用授权的说明

本人完全了解西安电子科技大学有关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属于西安电子科技大学。学校有权保留送交论文的复印件，允许查阅、借阅论文；学校可以公布论文的全部或部分内容，允许采用影印、缩印或其它复制手段保存论文。同时本人保证，结合学位论文研究成果完成的论文、发明专利等成果，署名单位为西安电子科技大学。

保密的学位论文在年解密后适用本授权书。

本人签名：_____ 导师签名：_____

日 期：_____ 日 期：_____

摘要

人类通过视觉系统能够在复杂的场景中快速搜索到自己感兴趣的目标。模拟人类视觉系统得到图像中的显著区域，即显著性区域检测，已经成为计算机视觉领域的热点之一。从本质上说，如何合理地构建视觉注意模型成为显著性区域检测的关键。以往神经心理学的大量研究表明，视觉注意机制的构建一直以来可以通过两种不同的途径：自下而上的由数据驱动的检测方法及自上而下的由任务驱动的检测方法。现在由数据驱动的自下而上的显著性检测方法研究较多，也比较成熟和深入，故本文工作主要是关注显著性区域检测中的自上而下的视觉注意模型。本文首先计算图像的目标性，同时由自动编码器来重构图像并以重构残差来估计图像的显著性，并利用目标性与重构残差的融合来提高显著性检测效果。

本文中的目标性是图像上层语义信息中比较强的一种特征，可以给出图像中所有目标的大概分布情况。目标性的获取方法是先对图像进行三通道分离，然后对每一通道进行多尺度化，并对每一尺度图像进行分割得到多个窗口，最后对每个窗口打分来得到图像的目标性。本文中的自动编码器是深度学习算法中无监督学习的一种，利用自动编码器来重构图像的具体过程是先从图像中随机采样多个像素点，利用像素点的外围块和中心块构成训练样本来训练构建好的自动编码器网络，然后计算网络重构的中心块和实际的中心块之间的残差，并以重构残差来估计图像的显著性。

本文中最后通过融合图像的目标性及重构残差来进一步提高显著性检测。首先利用图像的目标性特征来监督训练样本的采样，然后利用该采样样本提升自动编码器的训练过程，以此来提高由自动编码器重构残差得到的显著性效果，实验发现这种方式中目标性能够稍微提升图像的显著性估计。后来又采用直接将图像的目标性与重构残差在高层语义上进行融合的方法，实验证明该方法能够很好的提升图像显著性检测效果。所有实验表明图像的目标性包含丰层语义信息，可以提高图像的显著性检测。

关键词：显著性，目标性，自动编码器，计算机视觉

ABSTRACT

Humans can get their own interests quickly from the complex scene through the visual system. Simulation of human visual system to obtain a significant area in the image, that is, saliency detection, has become one of the hot spots in the field of computer vision. In essence, how to construct a visual attention model rationally becomes the key to saliency detection. A large number of previous studies of neuropsychological studies have shown that the construction of the visual attention mechanism has been through two different approaches: a bottom-up data-driven detection mothed and a top-down task-driven detection method. Nowadays, the data-driven bottom-up saliency detection method is more and more mature and in-depth. Therefore, this paper focuses on the top-down visual attention model in saliency detection. In this paper, we first calculate the objectness of the image, and reconstruct the image by the autoencoder network and estimate the saliency of the image with the reconstructed residuals, and use the fusion of objectness and reconstruction residual to improve the saliency detection.

In this paper, the objectness is a relatively strong feature of the upper semantic information in the image, which gives the approximate distribution of all the objects in the image. We first separate the three-channel image, and then multi-scale for each channel, and get multiple windows from each scale by image segmentation, and finally scoring each window to get the objectness of the image. The autoencoder is a kind of unsupervised learning in the deep learning. The process of reconstructing the image using the autoencoder is to randomly sample multiple pixels from the image, use the surround and the center block of the pixel constitute the training sample to train the built-in autoencoder network, then calculate the network reconstruction residual between central block and the actual center block, and use the residuals to estimate the saliency of the image.

In this paper we combine the objectness and the reconstruction residuals of the image to further improve the saliency detection. Firstly, the objectness of the image is used to monitor the sampling of the training sample, and use the samples to improve the training of autoencoder, so to improve the saliency detection using reconstruction residuals by the autoencoder. In this way, the objectness can slightly enhance the salinecy detection of the image. And then use the method of directly combining the objectness of the image with the

reconstructed residual in the high-level semantics, the experiment proves that this method can effectively improve the effect of the image saliecy detection. All experiments show that the objectness of the image contains rich upper semantic information, which can improve the saliency detection of the image.

Keywords: Saliency detection, Objectness, Autoencoder, Computer vision

插图索引

表格索引

符号对照表

符号	符号名称
P	相位谱
A	振幅谱
$S(\cdot)$	显著性图
V	可见层神经元
h	隐藏层神经元
W	网络的连接权重
E	能量函数
ε	学习速率
$\chi^2(\cdot)$	卡方分布
$len(\cdot)$	矩形的周长
$obj(\cdot)$	图像的目标性
$\log(\cdot)$	log 函数
$CE(\cdot)$	交叉熵
ρ	残差
μ	中心先验

缩略语对照表

缩略语	英文全称	中文对照
RBM	Restricted Boltzmann Machines	受限玻尔兹曼机
CD	Contrastive Divergence	对比散度
PCA	Principal Component Analysis	主成份分析
CC	Color Contrast	颜色对比
ED	Edge Density	边缘密度
SS	Superpixels Straddling	超像素跨越
CE	Cross Entropy	交叉熵
ROC	Receiver Operating Charaacteristic curve	受试者工作特征曲线
AUC	Area Under roc Curve	ROC 曲线下面面积
TPR	True Positive Rate	真阳率
FPR	False Positive Rate	假阳率

目录

第一章　绪论

1.1 研究背景及意义

这些年来，随着科学技术和计算机的快速发展，人们的生活越来越离不开计算机，小至拍照购物，大到航天备战，计算机已充分融入到了我们生活中的每一个角落。生活在这样一个成指数化增长的信息年代。每个人都想在海量的数据信息中迅速找到有用的知识，来提升自己的工作效率或者生活节奏。所以如何从大量数据中排除掉我们不需要的冗余信息，同时得到我们想要的重要信息已经成为计算机领域讨论的热点。

而显著性检测是计算机视觉领域中非常具有代表性的问题，它的目的是定位出那些最吸引人视觉注意力的像素或区域。人类可以毫无压力的从丰富多彩的照片中迅速找到自己感兴趣的物体，是因为人类大脑经过上亿年的自我训练，已经具有超强的视觉注意系统。对于进入人们眼球的一张图像，大脑可以迅速对图像的内容进行判断，分析哪些是目标区域，哪些是背景区域，然后迅速从目标区域选择自己感兴趣的目标，并将自己的注意力定位到该感兴趣区域，从而可以忽略掉图像中大部分不相干的冗余信息，提高处理效率[1]。随着信息科技的发展与快速交通工具的推广，计算机视觉所接收的信息量也呈指数增长，如何从中筛选出人类感兴趣的目标和区域具有重要的意义。视觉领域的显著性区域与人类视觉感知关系极为紧密，并具有一定的主观性，开展显著性检测的研究非常有利于图像处理中基本任务的完成。同时提取图像中感兴趣的区域已经应用到了生活中的各个方面，例如在对图像进行压缩传输的过程中，特别是那些传输带宽不足或者是迫切需要提高传输速度的场合，可以将图像中非显著区域的部分压缩比例变大，对于显著区域的地方则可以正常压缩，这样通过解压的图像会很清楚的得到显著区域的各种细节，而对非显著的地方选择性的忽略了无关紧要的细节；又比如警察通过监控视频追踪嫌疑犯时，通过对视频内容的显著性分析，可以忽略掉视频中大量和车辆无关的背景信息，快速锁定犯罪分子，这样可以为及时制止犯罪活动提供宝贵的时间；同样显著性检测还可以用到图像处理的多个方面。

本文期望使用现有的深度学习算法，先从大量图像数据库中得到图像的目标性，这里的目标性是具有图像高层语义的特征，再结合这些高层语义特征来提升图像显著性估算法的性能。

（1）这里的目标性首先是由 Alexe[2]提出，表示一张图像中一个像素点或者一块区域是一个目标组成部分的可能性。通常一个图像中所含目标基本包含下面特点：1)包含一个空间闭合的边界；2)和周围事物有不同的形态；3)有时是独特、突出的。人眼倾向于完整的去识别一个目标，以此来评估每个区域是否属于可识别区域。将这些

区域作为图像的先验知识，在显著性检测的时候，可以将这些区域的显著性系数增大，结合深度学习得到的显著图来确定最终的显著图，从而提高显著性检测的准确性。

（2）这里的深度学习指的是自动编码器。随着近年来网络上大量数据库的出现及计算机计算能力的迅速提升，深度学习在各个领域都有着很好的学习能力和检测识别效果，同时具有很强的鲁棒性和适应性。所以这里准备采用深度学习中的自动编码器来实现显著性检测部分，自动编码器是无监督学习算法的一种，采用无监督学习可以减小我们的算法对样本标签的依赖，同时自动编码器由于特殊的自身对称结构，可以实现对图像的自我重构[3]。这里，可以利用图像自我重构的残差作为图像的显著性估计。

（3）这里的高层语义特征是指图像中具有一定语义信息的特征，比如说目标的轮廓，目标的分布情况，图像中是否具有人或者车等。相对于高层特征，图像的底层特征一般是指颜色、轮廓等一些基本特征。以高层语义特征为先验知识，相当于在显著性检测时增加了对图像的认知功能，以此来提高图像的显著性分析。

1.2 显著性研究现状

近些年来，学者们对于图像显著性的研究已越来越广泛，并已经取得了很好的研究成果。人类大脑具有先进的视觉注意机制，对于生活中的复杂图像，大脑可以迅速反应过来，并判别出图像中感兴趣的部分，同时忽略掉图像中不相关的冗余信息。而显著性检测正是为了让计算机能够实现人类大脑的这种视觉注意机制发展起来的。计算机通过显著性算法得到一张与原图同样大小的灰度图，其中灰度图中越白的地方表明原图中该点的显著性越强，反之，灰度图中越暗的地方表明原图中该点的显著性越弱。随着生物学及认知学的研究发展，人们对大脑的视觉注意机制的认知和了解也数来越熟悉。从注意机制的原理上讲，视觉系统识别物体的概念主要是从两个角度来实现的：一是自下而上的由数据驱动的方法，二是自上而下的由高层语义驱动的方法[4]。其中，自下而上的研究方法不需要依靠任何的先验知识，主要是要先得到图像的底层特征，如轮廓特征；而自上而下的研究方法主要是先得到图像的高层语义特征，如图像语义的理解、记忆功能、任务驱动等。而在人类大脑的视觉认知过程中，自下而上与自上而下的两种方式往往是相互协同来实现的。

（1）自下而上的视觉分析计算模型。自下而上的模型主要是得到图像底层的多种特征，然后结合多种特征之间的关系得到图像的显著性。为了让电脑模拟人类视觉注意力机制，也就是通过算法得到图像或者视频的显著性分析，Itti 等提出了一个开创性的 C-S 结构[4]，该结构认为图像中一个像素点的显著性是由该点与其周围环境的区别程度决定的，考虑的主要是图像中局部信息，利用图像的中心区域与外围区域的

各种特征比来得到图像的显著性。在过去的十年中，很多学者基于 C-S 又提出了各种各样的变形结构来估计图像的显著性。Ma 和 Zhang 提出了一种利用图像的颜色作为感知场，每个像素点作为感知单元，通过区分一个像素点与周围其他单位像素点的区别来得到该像素点的显著性[5]，考虑到该像素点在图像中也存在上下文信息，该方法又利用了图像块之间的特征差异来增强该点的显著性评价[6][7]。同样的，Seo 和 Milanfa 提出了一种通过计算中心特征矩阵与其周围特征矩阵的矩阵余弦相似度来代表该处的显著性[8]，与其他方法不同的是，其他方法都归一化了周围区域对中心区域的影响。Klein 和 Frintrop 使用 KL 散度估计特征统计量的 C-S 差异，并将多个特征的显著图组合成一个显著图[9]。Achanta 等人提出了通过计算图像中像素点和整个图像平均色差的差异来得到该点的显著性[10]，但是这种方法只是简单的考虑了图像中的一阶平均颜色，所以对于自然场景中常见的复杂图片处理效果不太好，同时该方法也没有考虑图像中各个区域的空间位置关系，而空间位置是显著性检测中很重要的一个特征。

（2）自上而下的视觉分析计算模型。自上而下的模型主要是先从图像中提取一些语义信息，如目标位置或者目标轮廓之类的相关特征，然后根据该这些特征的融合来进行显著性分析。Kanan 等人提出了一种基于贝叶斯框架显著性模型[11]，该模型包含一个自上而下的组件，可以根据外观引导人们注意场景中可能成为目标的区域，进而得到图像的显著性。Lang 等人利用无监督学习的方法从没有标记的图像库中得到图像的显著性[12]，他们提出了一种综合多个特征的算法来得到显著性的方法，具体思路是先得到图像的多个特征描述，然后根据从多个特征矩阵的联合分布找到一致的低阶稀疏元素并得到稀疏矩阵，由此来推断图像的显著性。

1.3 本文主要工作

本文的工作主要分为三步：

（1）获得图像的目标性。由目标性特征图，我们可以知道图像中所有目标的大概分布情况，这对图像的显著性检测有着语义上的指导。在求图像目标性的时候我们主要是先将原始图像颜色通道分离，然后每个通道多尺度化，接着对每个尺度的图像进行分割得到多个分割窗口，并对各个窗口进行打分，最后根据窗口的个数及分数情况得到图像的目标性图。

（2）通过自动编码器重构图像得到图像的重构残差。自动编码器属于深度学习算法中无监督学习的一种，由于自动编码器本身的对称结构，它能够实现对图像的自我重构功能。在搭建自动编码器网络时，前面几层是由 RBM 堆叠得到的，最后一层是为了适应重构图像的维度而另外添加的；在搭建好了网络结构之后，再利用从图像中随机采样的样本来训练该网络参数；之后是依次遍历图像中的每个像素点，由该像

素点的外围块重构中心块得到重构残差，在残差的基础上加上图像的中心先验，作为图像的显著性估计。

（3）图像目标性与重构残差的融合。这里主要结合步骤（1）得到的图像目标性及步骤（2）中得到的图像残差，来提高整个图像的显著性检测效果，这里给出了两种融合方式。一是将步骤（1）中得到的图像目标性作为先验知识，然后监督步骤（2）中自动编码器的训练过程，以提升自动编码器的优化程度进而提高对应的显著性检测；二是将图像的目标性与由自动编码器重构残差得到的显著性直接融合，来提高该图像的显著性检测。

本文的后续内容具体安排如下：

第二章是本文的相关知识介绍。先介绍了图像的目标性概念，目标性是什么，具有什么意义以及现有的一些实现方法；接着又介绍了图像的显著性概念，显著性的获取方式；最后介绍了显著性实现过程中所用到的一种深度学习网络，即自动编码器，并给出了自动编码器的构建过程及其训练过程。

第三章是本文的主要原理实现部分。先着重讲解了本文中图像目标性的实现过程，并展示了实现效果；然后是自动编码器的构建及训练过程，以及如何利用自动编码器实现图像的显著性检测；最后介绍了怎么将图像的目标性作为先验知识，结合自动编码器来共同提高图像的显著性检测效果。

第四章是本文的实验部分。先简单介绍了本论文中实验所用到的数据库，以及实验时所采用的评价指标，然后依次给出了本文的实验过程和实验结果，并给出了实验分析。

第五章是本文的总结与展望。回顾本文的实现方法及对实验结果的总结，最后给出给出了本文中的不足点以及后续的工作。

第二章　相关知识介绍

2.1 图像目标性介绍

2.1.1　目标性的定义

目标是指具有明确的边界，且具有独立的中心的物体，如汽车、电话和人等，而不是没有形态的背景环境，如天空、草坪和道路等。同时一般一张图像中的目标往往都有一定的明显特征：1）目标基本都是被一个封闭的区间所包含的；2）图像中的目标区域和周围区域往往有着明显不同的形态，具体形态可能包括颜色、轮廓、复杂度等情况；3)目标都是突出显著的，有时候是独一无二的[13]。许多目标对象都同时具有上述特征中的几个或者全部。而图像的目标性是图像中的一个像素点或者一个区域所被图像中任意一个目标所包含的可能性。其中对于图像中的一个区域的目标性，是指该区域是目标的可能性有多大，具体到图像中的每一个像素点，是指该像素点被图像中某目标所包含的可能性大小。通常一张图像的目标性可以由一张与原图对应大小的单通道黑白图像来表示，其中像素点越亮的地方表示对应原图中该处的目标性越大，像素点越暗的地方表示对应原图中该处的目标性越小。具体效果如图 2.1 所示，这里为了展示效果，我们把黑白图像对应的变成彩色图像，右侧目标性图中越红的地方对应着左边图像中目标性越强的地方，我们可以发现左侧图像中的交通标志牌是比较突出的目标，所以该处的目标性比较大。

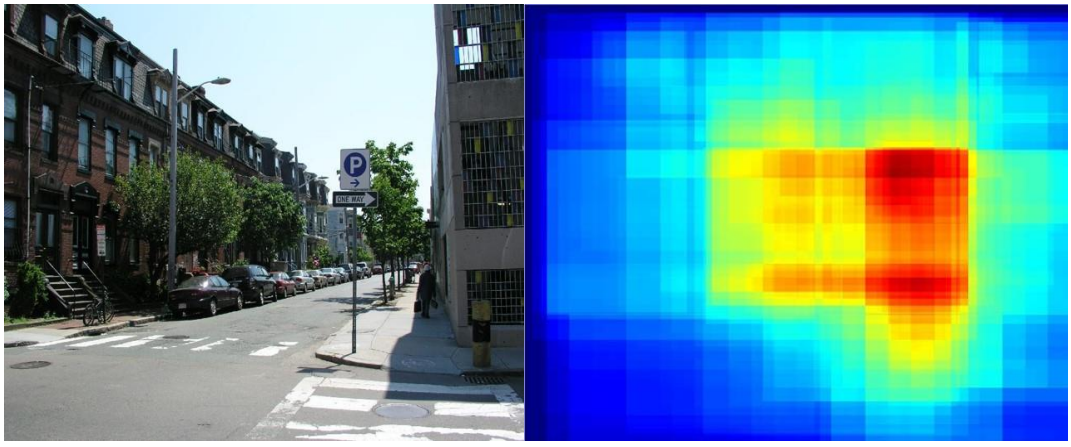


图2.1原图及其目标性图

2.1.2 目标性的意义

通常，一般人在第一眼看到一张图像时，大脑视觉系统会迅速的对图像中每个区域给定一个语义信息，然后再着重观察图像中比较感兴趣的区域，同时自动忽略掉那些无关紧要的区域。这些语义信息可能是由颜色区分，由图像区域的复杂度来区分，当然更多可能的是由图像中的目标来区分。所以如果我们知道了一张图像对应的目标性，就近似知道了该图像中的目标分布情况。而图像显著性是指我们对一张图像中最感兴趣的地方，一般我们感兴趣的地方也是一个目标或者目标的一部分。所以以图像的目标性为语义指导，我们可以提高图像的显著性检测[14]。一般人分析图像时会主动去判断一张图像中的目标是否显著，以此来确定该目标区域是否具有大量信息，是否是可识别区域，然后再对该区域做细致分析，得到我们需要的图像信息。针对现在显著检测算法中一些特征的适应性不足，同时缺少图像的上层语义信息以及当前一些算法出现多检与漏检的问题，提出从“目标在哪儿”与“背景在哪儿”两个图像特征描述来指导以前显著性检测的算法框架，进行特征融合来提高显著目标检测的准确率。

2.1.3 目标性的获得方法

一般人计算图像的目标性要么是为了以目标性为基础来对图像进行目标检测或者目标识别，要么是为了以目标性来提高图像的显著性估计，且一般是通过图像底层的基本特征来得到图像的目标性，如图像局部颜色直方图，图像轮廓特征，方向梯度特征等相关特征进行融合推导来得到该图像的目标性特征图。由于现有的对目标性求解的方法比较少，这里只是简单的介绍一种图像目标性的获取方法。

“特征融合与 objectness 加强的显著目标检测”[15]提出了一种先对图像进行分割然后根据分割图像的窗口来计算图像的目标性的方法。其具体思路是先采用 mean-shift 分割算法对图像进行分割，得到多个分割窗口，以此来保持每个窗口里面的目标具有一致的目标性。然后再开始计算该图像的目标性，具体过程分为两步：评估图像的像素级目标性和图像的区域级目标性。

计算图像中每个像素点的目标性特征，需要在图像上随机生成 W 个窗口，然后对每个窗口 w 计算目标性得分，并记为 P(w)。随后对所有窗口 W，统计包含每个像素点的窗口的显著性得分，以此获取每个像素 x 的目标性特征，公式如下：

$$\mathrm{obj}(x)=\sum_{w\in W\cup x\in w} P(w_x) \tag{2-1}$$

其中 w_x 表示 W 中任意包含像素点 x 的窗口。

2.2 图像显著性介绍

由于在绪论中已经详细的介绍了什么是图像的显著性及显著性的意义，并给出了显著性的研究背景及现状，大家对图像的显著性已经有了比较清楚的了解和认识。所以这里不对图像显著性的定义及意义给出相关的介绍，该小节会主要介绍一下现有的一些图像显著性检测的方法。

（1）提到显著性图，不得不介绍 Itti 在显著性领域的一篇开创之作[4]。这篇文章首先提出了一个基于中心外围的模型来估计图像的显著性，其基本思想认为图像中一个像素点的显著性是由该点与其周围环境的区别程度决定的，考虑的主要是图像中的局部信息，是利用图像的中心区域与外围区域的各种特征比来得到图像的显著性。如图像中的一个区域中间是蓝色而外围是黄色，或者一个区域中间亮度比较大而外围亮度比较暗，则证明该点处的显著性比较明显。其基本思想及实现如下：

对于一张彩色图像，先对图像进行多尺度化得到 9 张尺度图，这里的尺度化方法采用的是高斯金字塔。尺度化之后，最大尺度的图像和原图像大小一致，最小尺度化的图像是原图像的 1/256。对于尺度化之后的图像，其中最大尺度的图像细节比较多，而尺度稍微小的图像则图像细节比较少，作者这里认为尺度较小的图像在经过了高斯平滑之后，由于图像中的一些细节已经模糊，可以近似的反应图像的背景信息。接着先将尺度较小的图像进行线性插值得到与尺度较大的图像一样的尺寸大小，然后两个图像依次相减。该操作的意义是指将尺度较小的图像看作背景，利用尺度大的图像减去背景，则可以得到图像中每个像素点中心与周围背景像素点的差异，这里称为中央周边差。通过对每对尺度化之后的图像进行跨尺度减操作之后会得到多组中央周边差。多组中央周边差的大小可以反应该图像的中心周边差异程度。在 Itti 的模型中，将中心周边差又称为特征图。最后将这些特征图输入到一个动态神经网络模型，从而得到原始彩色图像的显著性图。

（2）Hou 给出了显著性检测的另外一种模型[16]。该模型和 Itti 的模型完全是从两个相反的角度出发考虑的。对于一般的显著性检测模型，其主思想是想直接从图像中得到显著的部分，所以往往没有考虑到图像中非显著区域的一些特征。而该模型则采用了一个完全相反的思路，它主要关注图像中非显著区域的特征，然后试图将非显著的区域从原图像中去掉，那么剩下的就是图像中的显著性区域。该模型的一个核心思想是，生活中大部分图像的背景部分满足一定的分布，然后用图像的原始信息减去这个背景的分布就可以得到图像的显著性图。由于该模型原理简单，所以没有复杂的公式，只是一般的信号或图像方面的基本变换。接下来简单的介绍该模型的实现过程：

由感知系统及编码知识可以知道，一般的图像信息 H(Image)可以由两部分构成：

$$H(Image)=H(Innovation)+H(Prior\ Knowledge) \tag{2-2}$$

其中，H(Innovation)为图像中显著的前景区域，H(Prior Knowledge)为图像中背景相关的冗余部分。这里只要通过一定的变换将图像中的冗余部分去掉，就能得到我们想要的显著前景区域。

在图像处理领域，自然图像具有一个特别常用的特征，即统计特征具有变换不变性。图像的变换不变性是说图像经过傅里叶变换到频谱空间之后，图像在原有空间的统计特征与在频谱空间的统计特征具有不变性。而这种不变性正是该算法能够有效的保证。对于一张输入图像 I(x)，先对其进行傅里叶变换，这样可得到图像在频域中对应的振幅谱 $A(f)$ 和相位谱 $P(f)$，对 $A(f)$ 幅值取对数后得到 log 谱 $L(f)$，变换公式如下：

$$A(f)=\Re(\mathcal{F}[I(x)]) \tag{2-3}$$

$$P(f)=\rho(\mathcal{F}[I(x)]) \tag{2-4}$$

$$L(f)=\log(A(f)) \tag{2-5}$$

其中 $\mathcal{F}$ 表示傅里叶变换，$\Re$ 表示求傅里叶变换后的幅值。接着需要对 log 谱 $L(f)$ 进行平滑，进而得到图像的平均频谱 $V(f)$：

$$V(f)=L(f)*h_n(f) \tag{2-6}$$

其中 $h_n(f)$ 是一个 $n\times n$ 的矩阵，定义为

$$h_n(f)=\frac{1}{n^2}\begin{pmatrix}1&1&\cdots&1\\1&1&\cdots&1\\\vdots&\vdots&\ddots&\vdots\\1&1&\cdots&1\end{pmatrix} \tag{2-7}$$

这时在图像的 log 谱 $L(f)$ 的基础上去掉图像的平均频谱 $V(f)$，就可以得到图像的谱残差，该谱残差实际上就是该图像空间域中的显著部分在频谱域中的映射。其计算公式如下：

$$R(f)=L(f)-V(f) \tag{2-8}$$

得到了图像的谱残差 $R(f)$ 之后，最后一步便是将谱残差 $R(f)$ 和相位谱 $P(f)$ 相加，然后经过傅里叶反变换由频域转化到空间域，再加上一个高斯模糊模板就可以得到图像的显著性 $S(x)$，具体公式如下：

$$S(x)=g(x)*\mathcal{F}^{-1}[\exp(R(f)+P(f))]^2 \tag{2-9}$$

其中，g(x)为高斯模糊模板，$\mathcal{F}^{-1}$为傅里叶反变换。由该方法得到的显著图如图2.2所示，其中左侧图为原始彩色图像，右侧图为对应的显著性图。

图2.2原图及其显著性图

2.3 自动编码器介绍

由于本论文中的图像显著性是基于自动编码器实现的，所以这里需要对自动编码器的理论公式及训练过程给出简单介绍。

2.3.1 自动编码器的定义

随着计算机科学及数学的多年探讨与研究，以至于无论对于图像领域，语音领域还是文本领域，都能找到很实用的机器学习模型来处理这些领域所面临的问题。机器学习可以对图像进行目标识别，可以将语音和文本互相转换，可以为网络用户个性化推荐等等，而且在解决这些问题的时候往往效果很不错[17]。但有个比较严重的问题是机器学习鲁棒性不够强，一些常见的算法往往需要对特定的问题给出特定的模型。所以深度学习在这种迫切需求下迅速发展起来了。这些年来，深度学习在各个领域扮演着越来越重要的角色，通过广大学者的不懈研究，深度学习已经可以解决很多领域中的各种难题，它可以通过长时间的自我学习来发现大量数据中的复杂结构。特别是在图像、语音及文本处理领域有着非凡的成就[18]。

自动编码器就是深度学习中无监督学习的一中方式，自动编码器在整体上是一个对称结构，具体如图2.3所示。第一层和最后一层节点数相同，第二层和倒数第二层节点数相同，其它层同理，最中间的一层为特征层，即特征层是整个网络的对称中心，所以，整个网络的输入和输出是相同的。

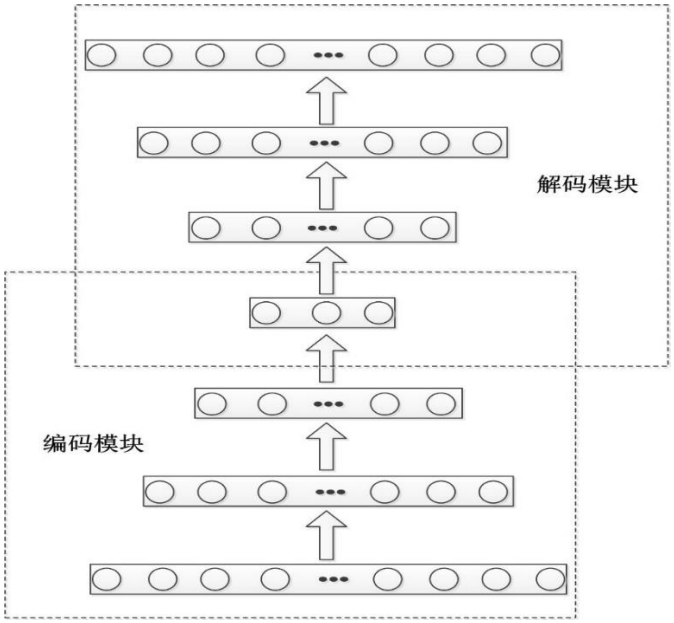


图2.3自动编码器一般结构图

在结构上，自动编码器是由多层 RBM（限制波尔兹曼机）叠加构成，一个 RBM 相当于自动编码器的一层。RBM 是由可见层和隐藏层组成的两层网络结构；每层网络中均由多个神经元组成，其中神经元的个数可以人为定义。同时 RBM 也是无监督学习方式中的一种，它的学习能力很强，能从训练集样本中学习到各种复杂的特征[19]。其结构图如图 2.4 所示：

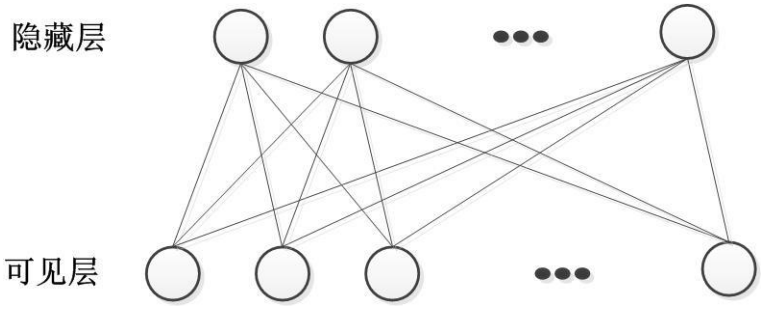


图2.4RBM 一般结构图

RBM 的主要作用有两种：一种是数据特征提取，第二种是对网络进行参数初始化[20]。对于特征提取是指，由于 RBM 是具有两层结构的特殊网络，数据通过可见层可以得到网络的隐藏层，同时通过网络的隐藏层又可以得到网路的可见层。这样只要保证数据通过两次来回传输得到的值和最开始送入到网络的值一致，就表明可以将网络的可见层用隐藏层来表示，相当于找到了可见层的特征向量。对于第二种作用，是对网络参数的初始化。一般比较深层的神经网络如果参数初始化时处于的状态不太好，就大大增加了网络参数优化的难度，有是甚至是无法优化的，这里便可以先采用 RBM 来实现深层神经网络层与层之间的参数初始化。通过很多实验证明，利用 RBM 训练

得到的权重矩阵和偏移量作为深层神经网络的初始值，会大大减小训练过程中的很多问题，同时缩短训练时间。本文中的自动编码器训练时就是利用了 RBM 的第二个用途，来初始化自动编码器每层之间的参数。

2.3.2 自动编码器训练过程

由于自动编码器是由RBM逐层叠加得到的，所以这里先介绍RBM的训练过程，然后再介绍怎么利用 RBM 来训练自动编码器。

（1）RBM 训练过程

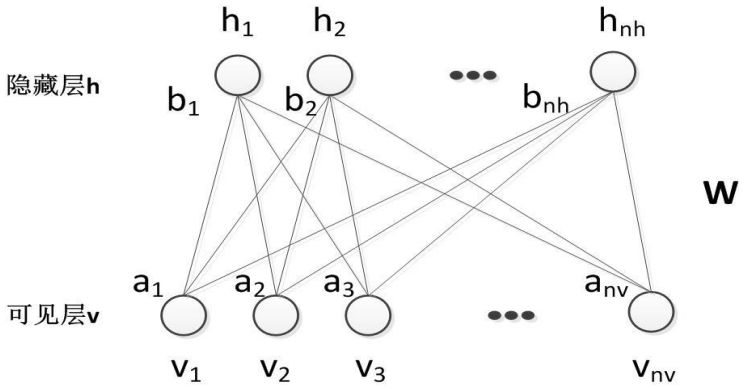


图2.5RBM 训练参数图

如上图 2.5 所示，RBM 包含可见层和隐藏层。V 表示可见层神经元的状态，其中 $v=(v_1,v_2,\cdots,v_{n_v})^T$， n_v 为该层神经元的总数；h 表示的是隐藏层神经元的状态，其中 $h=(h_1,h_2,\cdots,h_{n_h})^T$， n_h 为该层神经元的总数；a 表示的是可见层神经元的偏置，其中 $a=(a_1,a_2,\cdots,a_{n_v})^T$；b 表示的是隐藏层神经的偏置，其中 $b=(b_1,b_2,\cdots,b_{n_h})^T$；W 指的是隐藏层与可见层之间的连接权重，$W=w_{ij}\in R^{n_h\times n_v}, i\in[1,h], j\in[1,v]$；这里我们记 $\theta=(W,a,b)$，θ 表示 RBM 训练过程中需要调整的参数。

首先，我们需要给定 RBM 的能量函数 $E_\theta(\mathrm{v},h)$，该能量函数定义了可见层和隐藏层神经元状态之间的函数关系，其计算公式如下：

$$E_\theta(\mathrm{v},h)=-\sum_{i=1}^{n_v}a_iv_i-\sum_{j=1}^{n_h}b_jh_j-\sum_{i=1}^{n_v}\sum_{j=1}^{n_h}h_jw_{j,i}v_i \tag{2-10}$$

由可见层神经元和隐藏层神经元的能量函数 $E_\theta(\mathrm{v},h)$，可以得到它们之间的状态联合概率分布 $P_\theta(\mathrm{v},h)$，其计算公式如下：

$$P_\theta(\mathrm{v},h)=\frac{1}{Z_\theta}e^{-E_\theta(v,h)} \tag{2-11}$$

其中 Z_θ 为归一化因子，其计算公式如下：

$$Z_\theta = \sum_{v,h} e^{-E_\theta(v,h)} \tag{2-12}$$

当得到了可见层神经元状态和隐藏层神经元状态的联合概率分布 $P_\theta(\mathrm{v},h)$ 之后，我们就可以得到边缘概率分布函数，即可见层神经元的状态的边缘概率分布函数 $P_\theta(\mathrm{v})$ 和隐藏层神经元状态的边缘概率分布函数 $P_\theta(h)$，其计算公式如下：

$$P_\theta(\mathrm{v}) = \sum_h P_\theta(\mathrm{v},\mathrm{h}) = \frac{1}{Z_\theta}\sum_h e^{-E_\theta(v,h)} \tag{2-13}$$

$$P_\theta(h) = \sum_v P_\theta(\mathrm{v},\mathrm{h}) = \frac{1}{Z_\theta}\sum_v e^{-E_\theta(v,h)} \tag{2-14}$$

有了上述所说的联合概率分布 $P_\theta(\mathrm{v},h)$ 以及可见层的边缘概率分布函数 $P_\theta(\mathrm{v})$ 和隐藏层的边缘概率分布函数 $P_\theta(h)$。当 RBM 知道了可见层的输入状态时，此时就可以计算隐藏层上神经元被激活的概率，即 $P(h_k=1|v)$；同时当 RBM 知道了隐藏层的输出状态时，同理可以得到可见层上神经元被激活的概率，即 $P(v_k=1|h)$。

对于 RBM 模型，其参数主要是可见层和隐藏层之间的权重 W，可见层的偏置 a 以及隐藏层的偏置 b，即 $\theta=(W,a,b)$。在优化该参数时，Hinton 教授发明了一种简单有效的训练方法，即对比散度(CD)算法[21]，由于该算法较之前的训练方法在不管是在时间上、复杂度上还是效果上都有了很大的提升，所以现在 CD 算法已经成为 RBM 的标准训练算法。具体可以描述如下：

对于 $\forall v$，首先进行初始化，初始化时可以采用均值为 0，方差为 1 的高斯分布随机初始化，然后对 v 进行 k 步 Gibbs 采样，k 是人为设定的一个值，具体根据 RBM 解决不同的问题给出不同的值，依据标准是对于合适的 k 使得 RBM 的参数能够训练的比较好。然后对 k 步 Gibbs 采样中的每一步 t(t=1,2,3…,k)，先后利用可见层神经元的边缘概率分布函数 $P(h|v^{(t-1)})$ 采样得到隐藏层神经元的状态 $h^{(t-1)}$，再利用隐藏层神经元的边缘概率分布函数 $P(v|h^{(t-1)})$ 采样得到可见层神经元的状态 $v^{(t)}$，其计算公式如下：

$$P(h^{(t-1)}=1|v^{(t-1)}) = \sigma\cdot(b+\sum v^{(t-1)}\cdot W) \tag{2-15}$$

$$P(v^{(t)}=1|h^{(t-1)}) = \sigma\cdot(a+\sum h^{(t-1)}\cdot W) \tag{2-16}$$

$$P(h^{(t)}=1|v^{(t)}) = \sigma\cdot(b+\sum v^{(t)}\cdot W) \tag{2-17}$$

其中σ为参数学习速率。然后根据得到的可见层及隐藏层的神经元的状态来更新参数θ，具体更新公式如下：

$$\mathrm{W}=\mathrm{W}+\varepsilon\cdot(P(h^{(t-1)}=1)\cdot P(v^{(t-1)}=1)-P(h^{(t)}=1)\cdot P(v^{(t)}=1)) \tag{2-18}$$

$$a=a+\varepsilon(P(v^{(t-1)}=1)-P(v^{(t)}=1)) \tag{2-29}$$

$$b=b+\varepsilon(P(h^{(t-1)}=1)-P(h^{(t)}=1)) \tag{2-20}$$

其中ε为参数θ的学习速率。通过 k 步的 Gibbs 采样及训练，每一步都在逐渐的优化 RBM 的参数θ同时整个 RBM 的性能逐步的提升。

（2）自动编码器训练过程

前面提到自动编码器是由多个 RBM 叠加组合得到的，并且以最中间的特征层为对称中心而两端相互对称的。所以在训练自动编码器时，我们只需要训练整个编码模块，由于编码模块和解码模块相互对称，所以解码模块的参数直接是编码模块的转置得到的，然后将多个 RBM 的参数组合得到一个自动编码器，最后对组合得到的自动编码器进行微调，即对整个网络利用反向传播算法重新调整一下。所以自动编码器的训练过程主要有三个步骤，具体过程如下：

步骤一，单独训练多个 RBM。

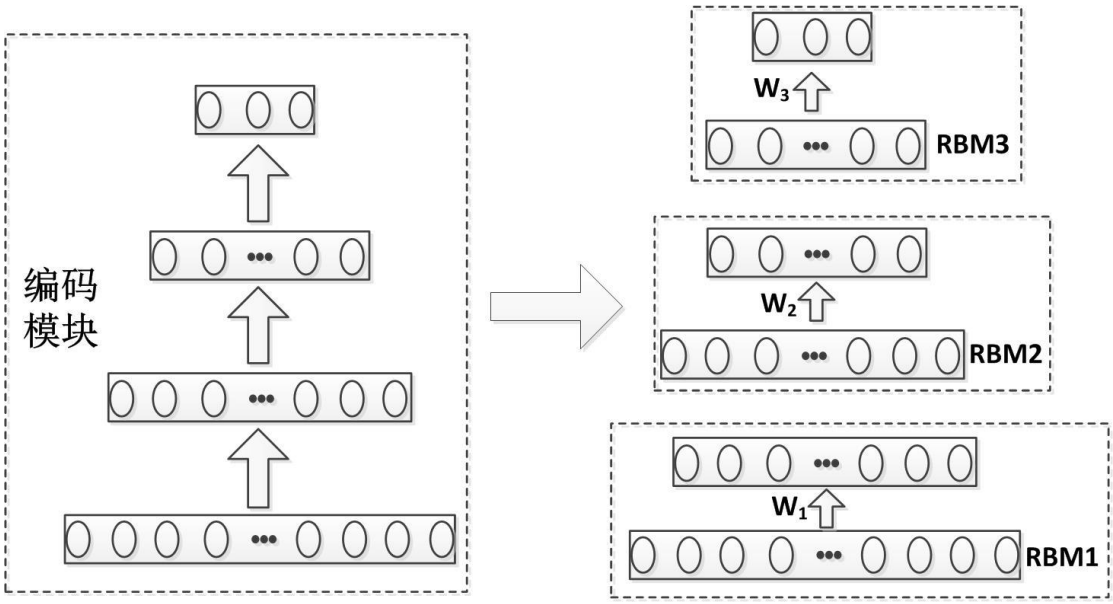


图2.6自动编码器训练结构图

首先，将自动编码器的编码模块分成多个 RBM，如上图 2.6 所示，将编码模块分成了 3 个 RBM，对于每个 RBM 按照上文中提到的 CD 算法训练得到 RBM 的连接权重。

步骤二，利用训练好的多个 RBM 连接权重组合得到预训练的自动编码器。

步骤一中通过单独训练 RBM 我们先得到了自动编码器编码模块的层与层之间的连接权重 W1，W2，W3。前面介绍自动编码器时我们也提到自动编码器是由多个 RBM 对称叠加得到的，所以解码模块的权重直接为对应位置上的编码模块的权重的装置，依次为 w_1^T ， w_2^T ， w_3^T 。这一步在自动编码器的训练过程中也称为网络的预训练，因为对于很深的网络，所有参数一起训练时会出现各种问题，如过拟合，训练时间过长，梯度衰减等。先利用预训练得到自动编码器每层之间的参数，可以很好的避免这些问题[22]。

步骤三，对预训练的自动编码器进行微调，得到最终的网络参数。

微调阶段主要是用来对预训练的参数进行整体调整，一般调整的幅度比较少。主要目的是让预训练的参数能够一起协调起来使用，来适应我们的训练目标。微调之后，会在每层的参数后面多一个调整变量。微调阶段主要是利用 SGD（随机梯度下降算法）[23]来实现的。微调结束后，整个自动编码器的训练阶段也就结束了。

2.3.3 自动编码器在图像显著性上的应用

自动编码器的主要作用有两点，一是由于自动编码器的输入和输出是相同的，所以可以用来对图像或者其它的信号进行重构；二是由于自动编码器是一个对称结构，整体关于中间特征层而对称，利用这点信息可以用来对数据升维或者降维[24]，当中间层的神经元个数少于输入层神经元的个数时，这个时候显现出的作用是对输入数据进行降维，效果和 PCA(主成分分析)算法一样。当中间特征层神经元个数多于输入层神经元的个数时，这个时候显现出来的作用是对输入数据进行升维。

在本论文中，我们是需要利用自动编码器来处理输入的彩色图像，得到图像的显著性图。这里是利用自动编码器的第一个特征，即对图像的重构。具体思路是，对于图像的每一个像素点，取其周围的一个外围块来重构其中心块，然后比较由重构得到的中心块与原始的中心块之间的残差。如果这个残差比较小的话，说明该像素点处的显著性比较小，如果这个残差比较大的话，则说明该像素点处的显著性比较明显。具体解释为，一般对于图像中的背景模块，也就是非显著模块，像素点的外围块和中心块是很相似的，无论是在颜色，轮廓还是其它特征方面也没有特别大的变动，所以可以用该像素的外围块很好的重构它的中心块。重构出来的中心块和原始的中心块的残差也会比较小，从而证明该处的显著性比较小；但对于图像中的前景部分，也就是显著性部分，像素点的外围块和中心块往往具有很大的差异，无论颜色，方向梯度，轮廓等都有突出的差异，这时用该像素点的外围块是不能很好的重构出该处的中心块的，此时重构出来的中心块和原始的中心块之间的残差就会比较大，证明该处的显著性比较明显。

2.4 本章小结

本章先介绍了图像目标性是什么，然后又给出了目标性的意义以及图像目标性的求解过程，其中的求解过程主要是参考以往的算法，让我们清楚的了解了本论文中比较关键的部分；接下来又介绍了图像的显著性，主要是给出了一般获得图像显著性的方法，及这些方法在求解思路上的依据；最后介绍了深度学习中的一种特殊网络自动编码器，并对自动编码器的基本组成部分 RBM 给出了推导过程，同时给出了自动编码器的训练过程，因为本论文中的显著性的求解是基于自动编码器实现的，本章的最后给出了我们为什么采用自动编码器的原因。

第三章　图像目标性和显著性

在第二章中我们首先着重介绍了图像的目标性及图像的显著性，在熟悉了目标性和显著性之后，我们又介绍了多种现有方法中图像目标性及图像显著性获取方法，这些方法也都有着不错的检测效果。在本章中，我们会详细介绍本论文中图像目标性的实现方法及图像显著性的实现方案。

3.1 获取图像的目标性

在前面的介绍中，已经提到图像的目标性是指图像的一个像素点或者一块区域为一个目标的组成部分的可能性。对于一块区域的目标性，我们很好理解这个定义，即这块区域是一个完整目标的可能性有多大，或者这块区域是一个完整目标一部分的可能性有多大；而对于一个像素点的目标性，则稍微难理解些，即这个像素点被图像中任意一个目标所包含的可能性有多大。这里反复会提到目标，那什么是目标了？在目标性检测过程中，目标并不是指所有的物体，如大片的天空，如远处的草地。这里的目标本意上是指所有的前景物体，如图中的行人，车辆，交通牌等。接下来会具体介绍一种求解图像目标性的方案。Alexe 很早就给出了图像目标性的定义及求解方式，在文献[25]中也给出了一种思路。本文的目标性实现过程中，也参考了这种解决思路。

在本文中，图像的目标性检测主要由五个步骤组成，具体实现的框架图如下图 3.1 所示：

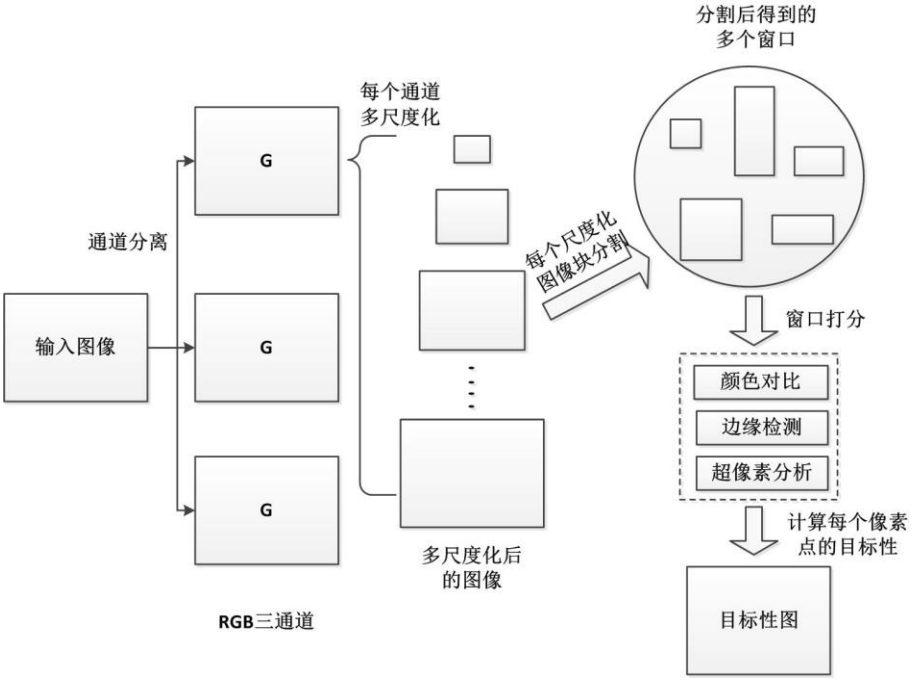


图3.1目标性获取框架图

3.1.1 图像颜色三通道分离

现实生活中，不管手机、相机拍摄，或者摄影机录制，得到的图像都是一般都是彩色图像，人眼也如此，物体反射的光通过视网膜进入到大脑中也是彩色的。所以本目标性检测过程中所针对的也是彩色图像。这时，处理方式就有两种，一是直接对彩色图像进行处理，第二种便是先将图像 RGB 三通道分离，然后对不同的通道分别处理[26]。由于我们是想得到图像中的目标性，所以将颜色通道分开，可以获得更多的轮廓或其它信息。所以这里的第一步便是图像颜色三通道分离。

该步骤比较简单，就是直接将图像按照 RGB 三通道分成了三个块，分离后每个块的尺寸和原图像大小一致。

3.1.2 多尺度化

现实生活中的物体形态各不一样，大小更是千变万化，当一个物体被相机或者摄影机录制下来的时候，由于拍摄距离不定，拍摄角度的变化，物体在被拍摄或者录制的尺寸大小也就不一样。这种问题在图像处理过程中，是一个经常需要被重视及急待解决的问题。为了解决这个尺度多样化的问题，可以先对原始图像进行金字塔操作，或者对图像进行多尺度放缩，以解决图像目标多尺度化的问题。

对于输入的彩色图像，我们先规定了一系列的尺度放缩比例，$\text{ratio}=\{16,24,32,48,64\}$,对于原始图像，先将图像按照放缩比例进行缩小，这样就把原始图像扩展到 6 个尺寸的图像了，可以在一定程度上解决现实生活中图像中目标多尺度的问题。

3.1.3 图像分割

在得到了不同尺度的图像之后，我们需要对多尺度图像进行分割以得到不同的图像块。图像分割是指利用底层特征将图像划分为多个区域，这些区域必须满足两个条件：一是同一个区域内具有相同的颜色或亮度信息，且该区域具有一个独立的外围轮廓；二是不同的区域之间则存在很大的差异。现在图像分割的技术已经很成熟，并且分割效果也都相当不错。常见分割方法的有：基于阈值的图像分割[27]；基于边缘的图像分割[28]；基于能量泛函的图像分割[29]等等。

但是在本文中，对这些多尺度的图像块进行分割只是中间一个过程，所以和以往的分割要求就有些不一样。本文中的分割块应该是包含一个目标，或者包含半个目标，或者是包含多个目标的块，在后面的步骤中，我们还需要进一步的对该块进行评比打分。图像分割有很多比较好的方法，如Uijlings2012 年提出了一种选择性搜素算法[30]，其实现过程是先利用图像的基本特征将图像粗糙的划分为很多小的区域集合，然后利用文章中提到的合并策略反复合并相似的区域，并将这些区域添加到区域集合，直到

达到文章里的结束条件，这样可以得到一个包含各种大小划分的区域集合，最后对这个区域集合进行打分排名，挑选出其中分数较高的划分区域。Alexe 也给出了一种利用图像频谱的方法来对对图像分割[25]，具体思路是先利用 Hou 中的方法[16]对图像进行频谱分析，对图像进行二维离散傅里叶变换之后，利用谱残差的思路得到一个特征图，然后根据特征图对原始图像进行分割，得到很多可能包含目标的小窗口。本文中，我们是采用 Alexe 的方法来对图像进行分割的。

3.1.4 对分割窗口进行打分

在前一小节中，我们已经将图像块分割成了很多小窗口，接下来比较关键的就是对这些图像分割块进行打分。打分的目的是来评价该窗口包含目标的可能性，意图是如果一个窗口很好的包含一个目标，那么该窗口的分数会比较高；但是如果一个窗口中没有目标，那么窗口的分数会比较低。打分的依据便是前面所说的一个目标往往是具有一定的特征，如颜色和周围区域不一样，或者目标往往是具有一定闭环的区域等等。本文中主要从三个角度上来对分割后的窗口进行打分，分别是颜色对比，边缘密度，超像素跨越。接下来对这三点给出介绍分析：

（1）颜色对比

颜色对比（Color Contrast, CC）是说图像中的一个目标往往和周围背景有着不同的外观及颜色分布。根据这一点，如果一个窗口完整包含一个目标，则颜色特征会给出比较高的分数，如果一个窗口只包含一半的目标，则分数会有所降低，但一个窗口只包含背景的话，则该窗口的分数会很低。如图 3.2 所示：在（a）中，若窗口恰好把羊包围住，则该窗口的分数会比较高，当窗口不仅包含了羊，还包含了很多背景草坪时，窗口的分数就会降低。

（a）羊采样图　　（b）火车采样图

图3.2颜色对比区域采样图

在计算窗口 w 的 CC 时，我们需要先得到包含该窗口 w 的一个矩形外环，然后用外环块减去中心块，便得到该窗口 w 对应的背景区域，这里叫做 $Surr(w;\theta_{cc})$。如图（a）所示，中心蓝色框为我们将要计算的目标窗口 w，黄色框为窗口 w 对应的矩形外环，则 w 的背景区域 $Surr(w;\theta_{cc})$ 便为黄色框以内，蓝色框以外的区域。具体操作是先将窗口 w 沿着四个方向各自延伸 θ_{cc} 的尺度，得到对应的矩形外环，这时候会有 $\frac{|Surr(w;\theta_{CC})|}{|w|}=\theta_{CC}^2-1$。计算窗口 w 和其背景区域 $Surr(w;\theta_{cc})$ 的 CC 特征时是按照颜色直方图的卡方距离来计算的，具体公式如下：

$$CC(w,\theta_{cc})=\chi^2(h(x),h(Surr(w,\theta_{cc}))) \tag{3-1}$$

其中，θ_{CC}^2 表示延伸尺度，$\chi^2(\cdot)$ 表示卡方距离，$h(\cdot)$ 表示窗口的 LAB 直方图。

CC 特征的思想和文献[31]中提到的中心-外围直方图很相似，只是该文献中是计算一个像素点的中心区域和外围区域的直方图距离，而本文中的 CC 是为了得到一个窗口 w 是否包含目标，是计算本窗口和外围区域的直方图距离。

（2）边缘密度

边缘密度（Edge Density, ED）是指测量窗口 w 边界的边缘线密度[32]。往往一个目标中边界边缘的数量和目标的边界周长是成正比例关系的，也就是说，随着目标边界周长的增加，其内部边缘的数量也会随着增加。

图3.3边缘密度示意图

如图 3.3 所示，在计算 ED 时，我们需要先得到该窗口 w 的一个矩形内环，这里叫做 $Inn(w,\theta_{ED})$，具体操作是将窗口 w 沿着四条边向内收缩 θ_{ED} 的长度，这时候会有 $\frac{|Inn(w,\theta_{ED})|}{|w|}=\frac{1}{\theta_{ED}^2}$，则 ED 计算公式如下：

$$ED(w,\theta_{ED})=\frac{\sum_{p\in Inn(w,\theta_{ED})}I_{ED}(p)}{Len(Inn(w,\theta_{ED}))} \tag{3-2}$$

其中，$Len(\cdot)$ 表示矩形内环的周长，$I_{ED}(\mathrm{p}) \in \{0,1\}$ 是一个二值化的值，是统计矩形内环区域内边缘线的个数，其边线先检测是用 Canny 算法[33]实现的。

（3）超像素跨越

超像素跨越（Superpixels Straddling, SS）是得到目标边界特征的另外一种方法[34]。利用超像素可以根据图像的颜色信息或者纹理信息将图像分割成均匀的小区域，超像素的一个关键特点是可以保留目标的边界，即超像素中的所有像素点都属于同一个目标[35]，所以图像中的一个目标通常可以被分解成一个或几个超像素。本文中根据超像素的这个特点来确定一个窗口是否包含一个目标。对于一个超像素，如果超像素中有一个像素点在该窗口内，且有一个像素在窗口外，就称这个超像素跨越了该窗口。同时一般一个窗口包含一个目标，则该窗口内大部分的面积会被一个超像素所占领。反之，如果一个窗口里面不包含目标，或者包含多个目标的一部分，则该窗口内部会有多个超像素点，同时这些超像素点会跨越该窗口。

在计算 SS 时，实际上是在计算窗口 w 内超像素的跨越程度，其计算公式如下：

$$\mathrm{SS}(w,\theta_{SS}) = 1 - \sum_{s \in S(\theta_{SS})} \frac{\min(|s \setminus w|, |s \cap w|)}{|w|} \tag{3-3}$$

其中 $S(\theta_{SS})$ 为超像素的集合，该集合是利用文献[34]中的方法得到的，θ_{SS} 是计算 $S(\theta_{SS})$ 时用到的分割参数；$|s \setminus w|$ 是用来计算该超像素在窗口 w 外的面积，$|s \cap w|$ 是计算该超像素在窗口 w 内的面积；并用 $|s \setminus w|$ 和 $|s \cap w|$ 中的最小值与窗口 w 的面积比值来衡量该窗口中超像素跨域的程度。所以 $\mathrm{SS}(w,\theta_{SS})$ 越大，说明该窗口 w 内的超像素越完整，窗口内包含完整目标的可能性越大，反之，说明该窗口 w 内的超像素跨越情况较多，窗口内包含完整目标的可能性越小。

3.1.5 计算每个像素点的目标性值

在上一小节中，我们对每一尺度图像中的每个窗口都从三个角度进行了打分，分别是颜色对比，边缘密度，超像素跨越。有了各个窗口的分数之后，就可以计算原始图像中每个像素点的目标性值。该步骤的实现思路比较简单，对于图像中的每个像素点 x，都按照如下公式来计算目标性值，具体实现公式如下：

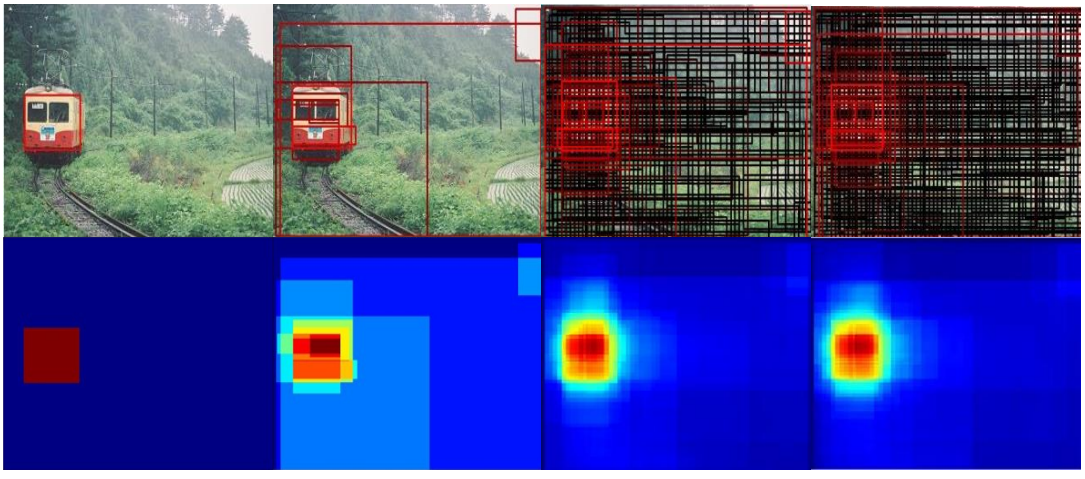
$$obj(x) = \frac{\sum_{w \in W_x} S(w)}{Max_{obj}} \tag{3-4}$$

其中 W_x 是包含像素点 x 的所有窗口；$S(w)$ 是通过颜色对比，边缘密度，超像素跨越三个特征来对窗口 w 给出的分数；Max_{obj} 是归一化因子。因为一张图像对应的目

标性图，其目标性的范围在[0,1]分布区间，值越靠近于 1，说明该点的目标性越大，值越靠近于 0，说明该点的目标性越小，所以这里会将求得的目标性归一化到[0,1]区间。

通过上面介绍的 5 个步骤，我们就可以得到输入彩色图像的目标性图。在实验过程中，我们是可以改变算法过程中窗口划分的总个数W_n，当窗口个数W_n较小时，得到的图像目标性效果偏差，但算法的计算时间较短；当窗口个数W_n较大时，得到的目标性效果会变好，但算法的计算时间比较长。下面是由该算法得到的图像目标性的检测图，具体如图 3.4 所示。

（a）原始图像



（b）$W_n=1$　（c）$W_n=10$　（d）$W_n=512$　(e)$W_n=1000$

图3.4图像目标性结果图

如上图 3.4 所示，第一行（a）为原图，第二行对不同W_n下由图像分割得到的分割结果，第三行为分割图对应得到的目标性图。可以发现随着W_n的增加，得到的目标性效果会越来越好，当W_n=1 时，通过分割算法我们只得到了一个窗口，所以整张图像的目标性图中，所有像素点的目标性值只有两个，随着W_n的增加，像素点的目标性分布会越来越大，当W_n=512 时，整个图像的目标性已经能够反应原始图像中的目标了，但是有些目标的边缘附近及大目标内部的各小区域像素点的目标性还不够细分；当W_n=1000 时，整个图像的目标性已经非常好了，所以在本文后来的实验中所用到的图像的目标性都是在W_n=1000 情况下得到的。

3.2 获取图像的显著性估计

在第二章相关背景知识介绍中，我们已经很清楚的介绍了图像显著性的原理和意义，以及其他学者在显著性检测领域的研究成果，接下来会详细介绍本文中所用到的显著性检测方法。在介绍自动编码器的时候我们提到自动编码器主要有特征提取，降维或升维的作用。同时自动编码器还有一个特点就是网络的输出和输入相同，利用这一点可以实现对输入信号的重构，不管输入信号是图像信息，还是语音信号，只要我们设计好对应的网络结构并用足够的样本训练，就能达到我们想要的重构结果。同时在第二章也提到，自动编码器之所以能够利用重构特点来实现对输入图像的显著性分析，主要是因为一般一张图像中背景部分，也就是非显著部分每个像素点所对应的外围块和该像素点的中心块比较相似，所以通过自动编码器重构出来的中心块和原始中心块之间的残差会比较小；反之对于图像中的前景部分，也就是显著部分，每个像素点所对应的外围块和该像素点对应的中心块之间一般会有比较大的差异，这时候利用自动编码器重构出来的中心块和原始像素点的中心块之间的残差就会比较大。这也是利用自动编码器来实现显著性分析的主要原因。Xia 给出了一种利用变形的自动编码器网络来实现图像的显著性检测[36]，本文中显著性检测部分也是借鉴该思路实现的，其具体实现方式是对于输入图像，先在图像中随机采样多个像素点，然后获得每个像素点的外围块作为输入，得到该像素点的中心块作为标签，以此来构建训练样本；接着利用这些训练样本来训练搭建好的自动编码器；当网络结构训练结束后，再对图像中的每个像素点，分别计算由像素点外围块重构得到的中心块与该像素点实际的中心块之间的残差，来估计该图像的显著性图。基本实现框架图如下图 3.5 所示：

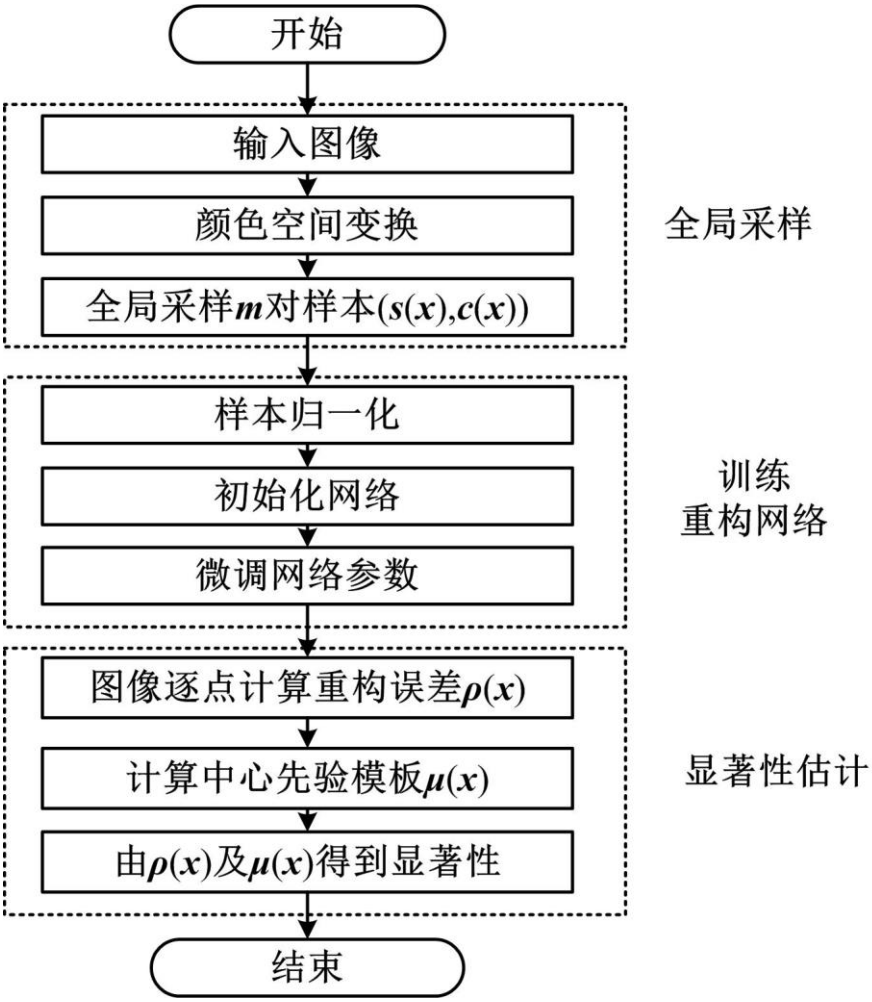


图3.5显著性求解结构图

3.2.1 全局采样得到训练样本

深度学习算法主要可以分为三类，分别是监督学习，非监督学习及半监督学习。所谓监督学习是指在训练网络时既需要样本，还需要知道对应样本所属的类别；而非监督学习在训练网络时是不需要知道训练样本的标签的；半监督学习也可以称为强化学习，可以在训练过程中来增强标签。自动编码器则是非监督学习中的一种，因此在训练图像显著性网络结构时，我们是不需要额外提供对应图像的显著性图。但不管哪种类型的网络，训练样本都是必须的，而且还需要足够多的样本。

所以这里的第一步便是得到足够多的训练样本。对于输入图像 I，先将图像 I 进行颜色空间转换，接着就可以开始对图像进行采样获取训练样本了。对于图像 I，我们先从图像中随机采样 N_I 个像素点。这里利用随机采样可以保证训练样本是在图像 I 中均匀分布的，由此训练好的网络结构对整个图像的各个部分都能重构的比较好。对于 N_I 中的每个像素点 x，先得到以像素点 x 为中心，D 为边长的外围块 $s(x)$，然后再

得到以像素点 x 为中心， d 为边长的中心块 $c(x)$，其中 D>d,具体采样方式如图 3.6 所示：

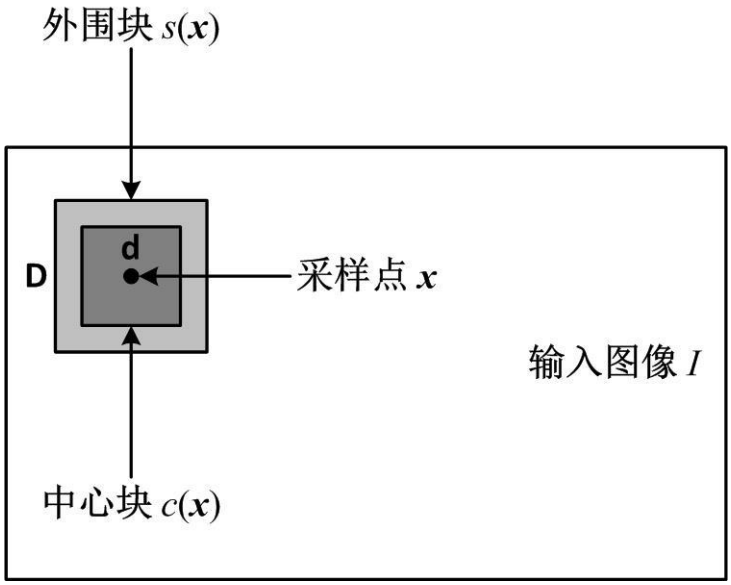


图3.6训练样本采样图

在具体的实验过程中，像素点 x 的外围块边长 D 的取值为 15；像素点 x 的中心块边长 d 的取值为 7，图像 I 中总的采样个数 N_I 的取值为 8000；采样完成之后，还需要对这些样本进行归一化处理。归一化是深度学习中对样本预处理时采用的最常用的方法之一。

3.2.2 构建并训练自动编码器网络

一般的自动编码器是由对称的 RBM 叠加组成。但是在本文中我们需要在自动编码器的网络结构上利用像素点 x 的外围块 $s(x)$ 重构该像素点对应的中心块 $c(x)$，这就意味着这里的自动编码器输入维度和输出维度不同，这和传统的自动编码有一定的区别和变形。为了解决这个问题，就需要在传统意义上的自动编码器后面添加一个输出层，这样导致该自动编码器的训练过程也有稍微的不同。

（1）构建自动编码器

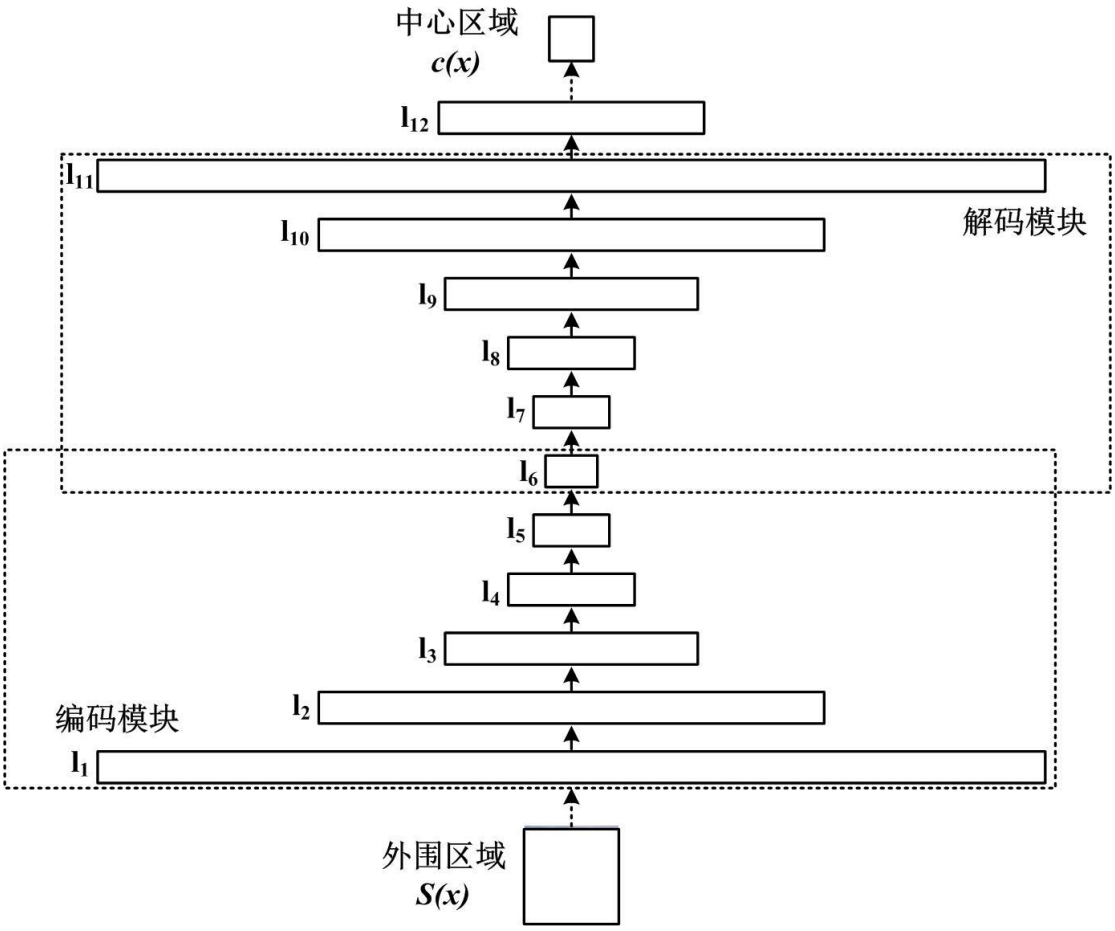


图3.7自动编码器具体结构图

如上图 3.7 所示，整个自动编码器是由 12 层网络构成的，其中前 11 层是一个典型的自动编码器结构，其中 l_1 到 l_6 为自动编码器的编码模块，是由 5 个 RBM 叠加构成；l_6 到 l_{11} 为自动编码器的解码模块，由编码模块的 5 个 RBM 对称叠加构成，其中编码模块与解码模块关于中心层 l_6 成对称结构。最后一层 l_{12} 是为了让整个网络能够重构出像素点的中心块 $c(x)$ 而在自动编码器的后面自主添加的一层。该网络的输入是像素点 x 的外围块 $s(x)$，输出是像素点 x 的中心块 $c(x)$；每一层网络 l_i 的神经元个数依次为 N_{l_i}，由于输入的外围块 $s(x)$ 是边长为 D 的矩形三通道图像块，其中 D 为 15，所以第一层 l_1 的神经元个数 N_{l_1} 为 675；最后一层为重构的中心块 $c(x)$，其边长 d 为 7，图像块同样为 3 通道，所有最后一层 l_{12} 的神经元个数 $N_{l_{12}}$ 为 147；第二层到第六层的神经元个数依次为 256,128,64,32,8；由于第六层到第十一层与前面层相对称，所以神经元个数依次为 8,32,64,128,256。

（2）网络参数初始化

在第二章中我们已经介绍了自动编码器网络参数的初始化过程，即利用 RBM 来对自动编码器的每一层网络进行初始化。在本自动编码器中，前十一层网络以第六层

成对称结构，所以只需要利用 RBM 结构来得到前六层的初始化参数，其后面对称的六层只需要将其对称层的参数直接转置就可以得到。这里网络的前 6 层是由 5 个 RBM 叠加得到的，采用 CD 算法便可以得到前 6 层的初始化参数，这样，后面对称层的初始化参数也就随之得到了。对于最后一层 l_{12}，由于是为了使得网络的输出维度和像素点的中心层 $c(x)$ 一致才加上去的，所以在初始化的时候也比较特殊，这里无法使用 RBM 来初始化，采用的是一般深度学习中的参数初始化方法，利用均值为 0，方差为 1 的高斯分布来随机初始的。

（3）微调网络参数

该网络经过步骤（2）的初始化之后，已经有了一些拟合能力，即已经有了重构的一些可能，但是与我们期望中的重构能力还是有差距的。所以接下来需要对整个网络的参数进行微调，其目的一是为了让整个网络的参数联合起来，更加适应训练样本；二是增强网络的重构能力。整个网络的微调过程是基于梯度下降算法实现的。

具体操作是，首先将训练样本分成多批，然后每一次拿一批样本来训练网络，将像素点的外围块 $s(x)$ 输入到网络，通过前向传播得到网络的输出值 $f(s(x))$。其中 $f(s(x))$为该网络根据外围块 $s(x)$ 重构得到的中心块，其维度和原本的中心块 $c(x)$ 一致，但是由于该网络还处于训练阶段，所以 $f(s(x))$ 和 $c(x)$ 必然存在很大的交叉熵误差 $CE(\boldsymbol{x})$。网络微调的过程本质上就是减少这个误差 $CE(\boldsymbol{x})$ 的过程，其中误差计算方法如下

$$CE(\boldsymbol{x}) = -\sum_i c(\boldsymbol{x})_i \cdot \log(f(s(\boldsymbol{x}))_i) - \sum_i (1-c(\boldsymbol{x})_i) \cdot \log(1-f(s(\boldsymbol{x}))_i) \tag{3-5}$$

其中 i 表示最后一层网络中的第 i 个节点； $\log(\cdot)$ 为 log 函数。

接下来需要采用梯度下降算法，将交叉熵误差 $CE(\boldsymbol{x})$ 沿着网络依次反向传播，同时计算误差在每一层参数上的梯度，这里一般是链式求导过程。每一层参数有了对应的误差梯度之后，就可以根据误差梯度来更新了。反复前面的前向传播、误差计算、反向传播、梯度计算及参数更新过程，直到整个网络最后的交叉熵误差 $CE(\boldsymbol{x})$ 很小时，说明该网络的参数已经训练好，网络已具备很好的重构能力，这时候整个自动编码器网络训练结束。

3.2.3 对图像进行显著新估计

当自动编码器网络的参数学好之后，该网络对图像中的背景部分已经有了很好的重构能力，但对于前景模块，重构误差会比教大。这是因为整个网络在训练过程中，训练样本是随机采样的，而对于整张图像而言，图中大部分的区域都是非显著区域，只有很少部分才是显著区域，所以整个网络的参数基本是基于非显著区域的样本学到

的，因此对图像非显著区域就有很好的重构能力，重构误差小；对于图像中显著区域的重构能力差，重构误差大。

（1）估计图像的重构误差

在对图像 I 进行显著性估计的时候，对于图像中的每一个像素点 x，依旧如训练网络样本采样一样的方式，分别得到该像素点 x 对应的外围块 $s(x)$ 及该像素点 x 对应的中心块 $c(x)$；然后将外围块输入到训练好的自动编码器中，沿着网络方向前向传播直到最后一层，最后得到由该网络重构的中心块 $f(s(\boldsymbol{x}))$；这时候就可以计算重构中心块 $f(s(\boldsymbol{x}))$ 与原始中心块 $c(x)$ 之间的残差 $\rho(\boldsymbol{x})$，其残差计算方式如下：

$$\rho(\boldsymbol{x}) = \left\| f(s(\boldsymbol{x})) - c(\boldsymbol{x}) \right\|_p \tag{3-6}$$

其中，$\rho(\boldsymbol{x})$ 为当前像素点 $\boldsymbol{x}$ 对应的重构误差，$\|\cdot\|_p$ 为向量的 p 范数。

（2）计算图像中心先验

通常步骤（1）中的重构误差 $\rho(\boldsymbol{x})$ 可以直接作为图像的显著性估计，但是为了使得显著性估计能够更加符合人类的视觉注意力机制，这里又加入了图像的中心先验[37]。所谓中心先验是指与原图像同样大小的概率图模型，其作用是越接近图像中心区域的像素点，该点处对应的中心先验越大，越接近图像边缘的像素点，该点出对应的中心先验越小。中心先验其作用机制是，一般对于一张图像，人们往往会潜意识的先关注图像的中心部分，然后才会向周围延伸。所以这里在求图像显著性的时候人为加入了中心先验。一般一张图像的中心先验可以通过一个高斯模板来实现，计算公式如下：

$$\mu(\boldsymbol{x}) = \exp(-\frac{d^2(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{x}_c)}{2\sigma^2}) \tag{3-7}$$

其中，$\boldsymbol{x}_c$ 为图像 I 中心的像素点，$d^2(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{x}_c)$ 为图像 I 中任意像素点 $\boldsymbol{x}$ 到 $\boldsymbol{x}_c$ 距离的平方，σ 为设定好的方差，$\exp(\cdot)$ 为指数函数。

同时中心先验也可以采用距离优先函数来实现，其计算公式如下：

$$\mu(\boldsymbol{x}) = (1 - \left| \boldsymbol{x} - \boldsymbol{x}_c \right|)^2 \tag{3-8}$$

其中，$\boldsymbol{x}_c$ 为图像 I 中心的像素点，$\left| \boldsymbol{x} - \boldsymbol{x}_c \right|$ 为图像 I 中任意像素点 $\boldsymbol{x}$ 到 $\boldsymbol{x}_c$ 的距离；本算法中采用该方法来得到的图像中心先验。

（3）由重构残差 $\rho(\boldsymbol{x})$ 和中心先验 $\mu(\boldsymbol{x})$ 计算图像显著性

得到了图像的重构残差 $\rho(\boldsymbol{x})$ 和中心先验 $\mu(\boldsymbol{x})$ 之后，其显著性值就很好计算了，这里是直接将两个模板对应的值相乘就可以了，其计算公式如下：

$$S(\boldsymbol{x}) = \mu(\boldsymbol{x})\rho(\boldsymbol{x}) \tag{3-9}$$

其中 $S(\boldsymbol{x})$ 表示图像 I 的显著性图，为一张和输入图像 I 同样大小的灰度图，取值范围为[0,1]，其值越靠近 1 的话，表明该点处的显著性值越大，越靠近 0 的话，表明该点处的显著性越小。

由该方法得到的显著图如下图 3.8 所示：

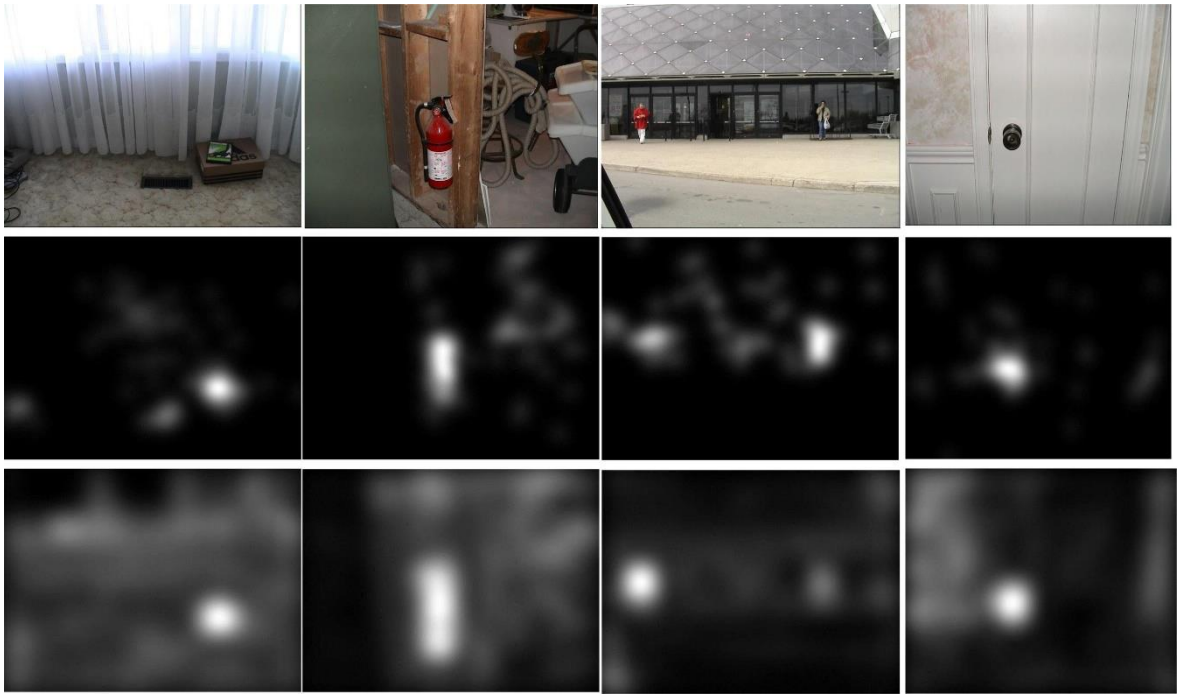


图3.8显著性效果图

其中第一行为原图，第二行为原图对应的真值图，第三行为由自动编码得到的显著性图。由图可知，该方法已经能够很好的检测到图像的显著性值了。

3.3 目标性与显著性估计的融合

在前面两小节中，我们分别单独给出了图像目标性及图像显著性估计的检测方法，其中显著性估计时采用的是利用深度学习中的自动编码器实现的，该方法在现有非监督检测方法中的效果已经不错，比普通的非深度学习的方法结果已经要好。同时前面在显著性检测方法的介绍中提到，一般显著性检测可以分为两大类：一类是自下而上的以数据为驱动的显著性检测方法，该方法主要是结合图像底层特征，如方向梯度、局部颜色对比、颜色强度对比、物体轮廓及超像素来综合得到图像的显著性；另一类是自上而下的以任务目标为驱动的显著性检测方法，该方法主要是结合人类的视觉认知功能，如首先给出图片中是否含有人、汽车、动物等高层语义信息，再结合高层语义信息来得到图像的显著性。而现有显著性检测的方法中，一般是采用自下而上的以数据为驱动的检测思想，很少有用到结合语义信息的自上而下的显著性检测方法。而

在本文中，最终目标便是探讨如何利用上层语义信息来提高图像的显著性检测，即采用自上而下的显著性检测思想。

这里所用到的上层语义信息便是指的图像的目标性，因为目标性本意上是指一张图片中，一个区域或者像素点被一个目标包含的可能性大小。而图像显著性是指一个图片中，最能引起人们视觉注意力机制的目标，那么既然显著性大的地方必然是一个物体或者目标，那么以图像的目标性概念为依托来求图像的显著性，也就相当于利用了图像中上层的语义信息。前面我们也得到了整个图像中每个像素点的目标性，接下来就是看怎么将目标性这种概念融合到图像显著性检测中去。

本文中主要采用了两种融合方式：第一种是利用图像的目标性来增强自动编码器的学习过程，从而来提高图像的显著性估计；第二种方式是将图像的目标性和利用自动编码器得到的图像重构残差进行相互融合，以得到更好的显著性。

3.3.1 目标性增强自动编码器的学习

前面在介绍自动编码器学习的过程中，我们首先需要在输入图像中随机采样 N 个点，对每个像素点 x，都需要得到它对应的外围块和中心块来构成训练样本。由这些点训练好的自动编码器对图像中非显著区域的像素点重构残差很小，而对于图像中显著区域的像素点重构残差比较大。之所以会这样，是因为虽然这 N 个样本是在图像中随机采样的，也就是各个点的采样概率都一样，都可能成为训练样本，但是由于图像中非显著部分的区域远远大于显著区域部分，而非显著性区域部分中，像素点的外围块和中心块是很相似的，所以由这些样本学习到的网络只会对非显著部分重构的很好。其实在样本采样的过程中，对于显著区域的像素点采样得到的样本对于自动编码器的学习是不利的。因为这些像素点外围块和中心块本来差异就比较大，当训练网络时强制自动编码器通过外围块重构的中心块和原始中心块残差较小，反而会让自动编码器朝着不好的方向学习。幸好所有采样样本中，处于显著区域的像素点比较少。

前面在训练网络时之所以会选择随机采样，是因为采样时我们不知道图像中哪些区域属于显著性区域，所以只能选择随机采样。但当我们得到了输入图像对应的目标性图，也就是清楚了图像中哪一部分属于目标性的可能性比较大，换而言之，就是知道了图像的上层语义信息。那么就可以利用该语义信息来指导我们的采样过程，也就可以间接提高自动编码器的训练程度。

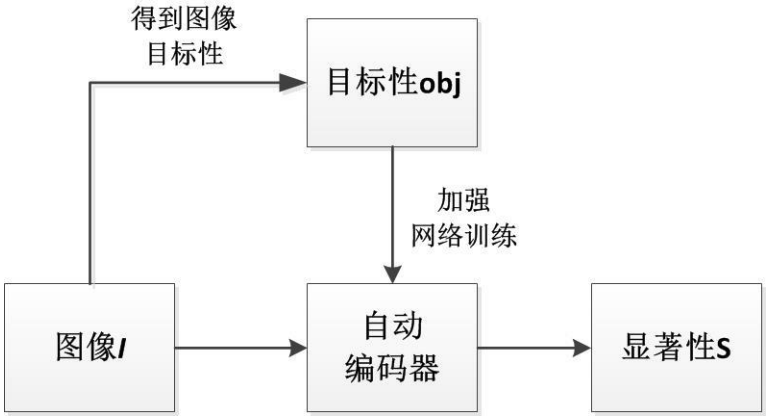


图3.9融合方式一

如图 3.9 所示，首先对于输入图像 I，我们先利用前面介绍的方法得到该图像对应的目标性 obj，其中目标性 obj 上每个像素对应的值均在[0,1]之间。接下来我们仍然从图像 I 中随机采样 N 个点，但是对于每一个点 x，我们会生成一个[0,1]之间的随机数 r，如果 r 大于 obj(x)，则保留这个采样点；反之，如果 r 小于 obj(x)，则舍弃这个采样点。这样则使得得到的 N 个样本基本是从图像 I 中非目标区域得到的；然后利用该样本按照前面的方式来训练自动编码器，再利用优化好的自动编码器来得到图像的显著性估计。

3.3.2 目标性和显著性相互融合

第一种方式是在自动编码器训练之前就加入了图像的高层信息，即图像的目标性。第二种方式则是将通过自动编码器得到的残差图和该图像的目标性直接融合来得到图像的显著性图。相比于第一种利用目标性来指导自动编码器的训练过程，这种方法将高层语义信息用的更为直接。因为在这种融合方式下，图像的目标性直接参与了图像的显著性评估。从原理上来讲，一张图像中越显著的地方，代表该处是目标的可能性越大，因为显著性是根据人类的视觉注意机制得到的，而人眼一定时会关注图像比较感兴趣的目标，而不会首先关注非目标区域。这就说明如果我们知道了该图像中的所有目标信息，目标分布或者目标位置，该处的视觉显著性也越可能比较明显。所以在第二种融合方式中，我们直接将图像的目标性和图像的残差图进行比较融合。

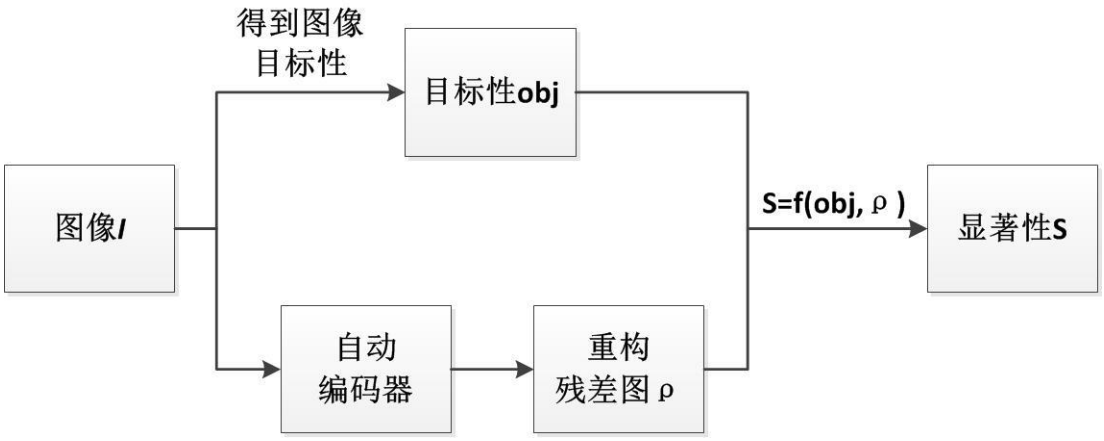


图3.10　融合方式二

如图 3.10 所示，对于输入图像 I，先求得该图像的目标性图 obj，同时得到该图像经过自动编码器之后的残差图 ρ；然后在这个两个特征图上做显著性的探讨，具体探讨过程我们会在第四章实验部分给出详细过程及结果。

3.4 本章小结

该章是本论文中算法的原理部分，着重讲解了图像的目标性及图像的显著性提取方式，然后又引出了图像目标性及显著性的融合方式。获得图像目标性的时候，我们将图像三通道分离，然后对每个通道分别多尺度化以适应图像中目标的多尺度问题，接着再对每个尺度进行图像分割并对分割后的图像块窗口根据颜色、轮廓、超像素等底层特征来打分，最后根据分割后的窗口及窗口的分数来求得整个图像的目标性图；获得图像显著性的时候，我们先在原始图像中进行随机采样以得到足够多的训练样本，接着由多层 RBM 构建一个自动编码器，并在自动编码器后面添加了一层重构层以适应网络输入和输出维度不同的问题，然后利用样本来反复训练以优化该自动编码器的网络参数，最后利用训练好的网络得到输入图像对应的显著性图；本章节的最后简单的引出了如何利用图像的高层语义信息，即图像的目标性来提高图像的显著性估计，并给出了图像目标性及显著性的两种融合方式，具体实验过程将会在下一章中详细讲解。

第四章　基于目标性的显著性实验与分析

第三章中主要介绍了本文中的目标性及显著性的求解算法。在本章中，我们会着重分析在该算法下的实验探讨过程及实验结果。在此之前，我们会先引出本文中实验所用到的数据库及显著性检测的评价指标。

4.1 实验数据库介绍

由于显著性这个课题已经研究了比较长的时间，所以现在已有很多的相关数据库在网络上公开，以便大家在研究这个课题的时候有数据支撑，同时可以在同一个数据集上同其他人的算法做分析比较。一般公认的显著性图像数据库会包含各种场景下的图像以检验算法的鲁棒性及通用性，其显著性真值的计算一般是利用眼动仪来追踪观察者的眼球移动轨迹来得到的。具体过程是，先找到多个实验者，因为每个人的视觉注意机制都会不一样，对图像中的关注点也就不一样，所以这里需要多个实验者。然后对多个实验者的数据求平均以得到图像的显著性真值；对于每个实验者，让其距离图像一定的距离来观察图像一定的时间，同时在观察不同的图像时还需要保持一定的时间间隔。这一步中影响显著性真值的因素主要有三个，分别是观察者距离图像的距离，每张图像的观察时间及两张图像切换时的时间间隔；在实验者观察图像的过程中，会用眼动仪来实时跟踪实验者的眼球在图像中的移动轨迹及停留时间，有了这些数据之后，我们就可以根据停留时间及轨迹图得到观察者在图像中的扫视点，最后将该扫视点进行高斯模糊之后便得到了图像的显著性真值图。

本文中的所有实验都是基于两个显著性检测图像数据库来进行的，这里分别记做 DS1[38]，DS2[39]，数据库的部分信息如下表 4.1 所示：

表4.1数据库信息表

数据库	数量	观察者	图像大小	观察距离（cm）	观察时间/间隔（s）	备注
DS1	120	20	681×511	75	4/2	用的最多的数据库，包括室内及室外多种场景图
DS2	1003	15	多种尺寸	60	3/1	最新的数据库，包含 779 幅景观图及 228 幅肖像图

其中，DS1 是由 Bruce and Tsotsos 提出来的，该图像库中总共有 120 幅图像，是显著性算法研究过程用的最多的一个库。图像库中所有的图像均为长为 681，宽为 511

的固定尺寸，图像的真值是由 20 个实验者实验得到的。获取真值时，观察者距离图像的距离为 75 厘米，每张图像观察 4 秒钟，图像切换时，需要停留 2 秒钟。DS2 是由 MIT 大学的 Judd et al 提出来的，该图像库中包含 1003 幅图像，是显著性检测领域中比较新的一个数据库。其中的图像包含 779 幅各种场景图及 228 幅各种肖像图，图像库中所有的图像尺寸并没有统一大小，最大的维度为 1024 个像素点，其它维度分布在 405 到 1024 像素点之间。图像的真值是由 15 个观察者得到的。获取真值时，观察者距离图像的距离设定为 60 厘米，每张图像观察 3 秒钟，图像切换时，需要停留 1 秒钟。

4.2 实验评价方式介绍

每个实验过程中都对结果与真值给出评价指标，来衡量实验结果与真值之间的差异，以及每个实验算法的好坏。常用评价指标有准确率，召回率，F-Score,复杂一点的评价指标有 ROC，AUC 等等[40]。在本实验中所使用的评价指标主要是两种 AUC，分别记做 AUC_Judd 和 AUC_Borji，接下来简单介绍一下这些评价方式。

ROC 中文名为受试者工作特征曲线，主要用来评价一个二分类问题。

表4.2二分类四种形式表

		预测值	
		正样本	负样本
真实值	正样本	真正类（TP）	假负类（FN）
	负样本	假正类（FP）	真负类（TN）

如表 4.2 所示，对一般的二分类问题进行评价时会出现如下几种形式：

真正类（TP）：即一个正样本被算法预测为正样本；

假正类（FP）：即一个负样本被算法预测为正样本；

真负类（TN）：即一个负样本被算法预测为负样本；

假负类（FN）：即一个正样本被算法预测为负样本；

从上述四种情况中又可以得到两个新概念：真阳率（TPR）和假阳率（FPR），真阳率表示被算法预测为正样本占所有正样本的比例，假阳率表示算法错认为正样本的负样本占所有负样本的比例：

$$TPR = \frac{TP}{(TP + FN)} \tag{4-1}$$

$$FPR = \frac{FP}{(FP + TN)} \tag{4-2}$$

这里当二分类的阈值连续变动时，ROC 正是一条随着阈值变动的曲线，其中横轴为假阳率，纵轴为真阳率。

AUC 是指 ROC 曲线下的面积。在实验过程中，我们总是期望真阳率越高越好，假阳率越低越好，但是随着二分类阈值的连续变动时，真阳率和假阳率总会同时的提高或降低，不会两个指标都变好，所以 AUC 便是兼顾真阳率和假阳率的一种中和方式。本文中用到的 AUC_Judd 是在整个图像中根据阈值变动来计算 AUC 的值，而 AUC_Borji 是先计算图像中多个区域随阈值变动的 AUC 值，然后再对多个 AUC 取平均。

4.3 实验过程及分析

在清楚了本论文的数据集及评价指标之后，接下来就是实验部分。该部分也是本论文的主要实践模块，主要由三个实验构成。实验一，利用第三章中所提到的由自动编码器对输入图像重构得到的残差图加上中心先验模板来进行显著性估计；实验二，利用以图像目标性为先验知识来监督自动编码器训练样本的采样，然后利用采样样本训练自动编码器，并得到图像的显著性来进行估计；实验三，先获取图像的目标性及图像经过自动编码器的重构残差图，然后对目标性及残差图直接融合来进行显著性估计。接下来是对实验的结果及详细分析模块。

4.3.1 实验一：重构残差进行显著性估计

实验一是利用自动编码器对图像的重构残差来进行显著性估计。

具体实验过程是对于 DS1 及 DS2 图像库中的每一张图像，按照 3.2 小节中给出的显著性求解流程，先在图像中随机采取 8000 个样本，利用该样本集训练构建好的自动编码器网络，然后再依次遍历图像中的每一个像素点 x，将像素点的外围块输入到网络重构出该像素点的中心块，并得到重构残差 $\rho(\boldsymbol{x})$。同时求出该图像的中心先验模板 $\mu(\boldsymbol{x})$，最后结合重构残差 $\rho(\boldsymbol{x})$ 和中心先验模板 $\mu(\boldsymbol{x})$ 得到该图像的显著性 $S(\boldsymbol{x})$。得到了 DS1 及 DS2 图像库中每一张图像的显著性之后，接着是将得到的显著性与图像库给出的真值进行比较，这里是采用的是 AUC_Judd 和 AUC_Borji 两个评价指标，具体评价方式是先对数据库中的每一张图像给出评价分数，然后再对所有图像的评价分数求平均。下面给出由两个评价指标在两个数据库上的显著性检测结果，同时文献[36]中给出了一些其他人在显著性领域的算法及其算法在 DS1 数据集上的根据 AUC_Judd 的评价结果，这里为了作为对比，也给出了他们的结果，具体如表 4.3 及表 4.4 所示：

表4.3显著性评价结果参照表

算法	GBVS[41]	Wu[6]	CovSal[42]	Ren[43]	Shen[44]	NCSR[45]
AUC_Judd	0.819	0.782	0.821	0.805	0.777	0.818

表4.4实验一结果表

	DS1（120 幅图像）		DS2（1003 幅图像）	
	AUC_Judd	AUC_Borji	AUC_Judd	AUC_Borji
实验一	0.796	0.786	0.776	0.770

其中，表 4.3 中的 GBVS、Wu、CovSal、Ren、Shen、NCSR 的检测结果是由文献[36]提出的，且该文中只给出了这些算法在 DS1 图像库上利用 AUC_Judd 评价指标给出的评价结果，所以这里无法给出这些算法在 DS2 上的评价结果及其在 DS1 上利用 AUC_Borji 得到的评价结果。

实验结果分析：（1）由表 4.3 及表 4.4 中的第二列可以看出，利用自动编码器对图像的重构残差来进行图像显著性估计的思路是比较好的，虽然实验结果比表一中大多的算法要差，但只是差了一点点。这也证明了利用图像的中心块和周围块的差异是可以表明该处的显著性。（2）由表 4.4 可以看出，不同的评价指标给出的评价结果有差异。（3）同时由表 4.4 可以看出，同一个算法在不同的数据库上检测得到的显著性也有差异，说明不同场景的图像显著性是有区别的。

4.3.2 实验二：目标性监督网络重构进行显著性估计

实验二是用以图像目标性为先验知识来监督自动编码器训练样本的采样，然后利用采样样本训练自动编码器，并得到图像的显著性来进行估计。

具体实验流程是对于 DS1 及 DS2 图像库中的每一张图像，先按照 3.1 小节给出的目标性的求解方式，得到图像的目标性 $obj(x)$，然后依据图像的目标性从图像中采样得到 8000 个样本。具体实现方式是对于每一个采样点 x，先随机生成一个[0,1]之间的随机数 r，如果 r 大于 obj(x)，则保留这个采样点；反之，如果 r 小于 obj(x)，则舍弃这个采样点。有了训练样本之后再按照实验一的方式得到两个图像库中的每个图像的显著性。最后利用 AUC_Judd 和 AUC_Borji 来得到每个图像库中的显著性得分。这里给出实验结果：

表4.5实验二结果表

	DS1（120 幅图像）		DS2（1003 幅图像）	
	AUC_Judd	AUC_Borji	AUC_Judd	AUC_Borji
实验一	0.796	0.785	0.776	0.770
实验二	0.798	0.788	0.778	0.772

实验结果分析：由表 4.5 可知，对比实验一，实验二在数据集 DS1 和 DS2 上的结果会比实验一的结果稍微好一些，说明利用图像的目标性来指导自动编码器训练样本的采样，使得采样得到的样本基本来自图像中的非目标区域，由这些样本训练得到的自动编码器对图像的背景部分重构的残差会更小，而对图像的前景部分重构的残差会更大些，以此提高了图像的显著性检测效果。

4.3.3 实验三：目标性和重构残差线性融合进行显著性估计

实验三是先获取图像的目标性及图像经过自动编码器得到的残差图，然后对目标性及残差图直接融合来进行显著性估计。

具体实验流程是对于 DS1 及 DS2 图像库中的每一张图像，先按照 3.1 小节给出的目标性的求解方式，得到图像的目标性 $obj(x)$；然后再按照 3.2 小节给出的显著性的求解方式，得到图像的残差图 $\rho(\boldsymbol{x})$；接着对图像的目标性 $obj(x)$ 和残差图 $\rho(\boldsymbol{x})$ 进行线性叠加来综合得到图像的显著性 $S(\boldsymbol{x})$；具体相加公式如下所示：

$$S(\boldsymbol{x})=\alpha*obj(x)+(1-\alpha)*\rho(\boldsymbol{x}) \tag{4-3}$$

其中，α 为图像目标性 $obj(x)$ 前面的系数，且 α 必须满足以下条件：

$$0<\alpha<1 \tag{4-4}$$

这里实验时采用遍历的方法，对 α 依次从 0.1 取到 0.9。得到了 DS1 和 DS2 图像库中所有图像的显著性后，再利用 AUC_Judd 和 AUC_Borji 来计算每个图像库上的显著性得分。这里给出实验结果：

表4.6目标性与残差融合结果表

		DS1（120 幅图像）		DS2（1003 幅图像）	
α	1-α	AUC_Judd	AUC_Borji	AUC_Judd	AUC_Borji
0.1	0.9	0.807	0.797	0.780	0.774
0.2	0.8	0.815	0.806	0.790	0.784
0.3	0.7	0.821	0.812	0.798	0.792
0.4	0.6	0.825	0.816	0.804	0.798
0.5	**0.5**	**0.827**	**0.819**	0.807	0.801
0.6	**0.4**	0.827	0.818	**0.809**	**0.803**
0.7	0.3	0.824	0.815	0.808	0.802
0.8	0.2	0.820	0.812	0.806	0.799
0.9	0.1	0.816	0.807	0.802	0.795

表4.7实验对比表

	DS1（120 幅图像）		DS2（1003 幅图像）	
	AUC_Judd	AUC_Borji	AUC_Judd	AUC_Borji
实验一	0.796	0.785	0.776	0.770
实验二	0.798	0.788	0.778	0.772
实验三	**0.827**	**0.819**	**0.809**	**0.803**

实验结果分析：（1）由表 4.7 可知，由图像的目标性和重构残差进行线性融合而得到的图像显著性在评价指标上有了很好的表现，不管是在 DS1 还是 DS2 上，AUC_Judd 和 AUC_Borji 两种评价指标下实验三中其最好结果都比实验一高出了 3%，这在 AUC 评价指标中已经算提升了很多。说明利用图像的高层语义信息确实能够提高视觉图像的显著性估计。（2）由表 4.6 可知，随着α的提升，线性叠加得到的显著性会先变好再变坏，一般是α接近 0.5 时得到的显著性效果最好。（3）由表 4.7 可知，实验三要比实验二的结果好很多，说明图像的目标性已经有了很多图像上层语义相关的信息，将目标性用在显著性检测算法过程中的后面步骤会比用在前面步骤效果要好。（4）由表 4.7 中的实验三和表一可知，实验三中的显著性通过 AUC_Judd 指标得到的评价结果要比其他人的方法要好，再次证明了利用图像的目标性能够提高图像的显著性检测。

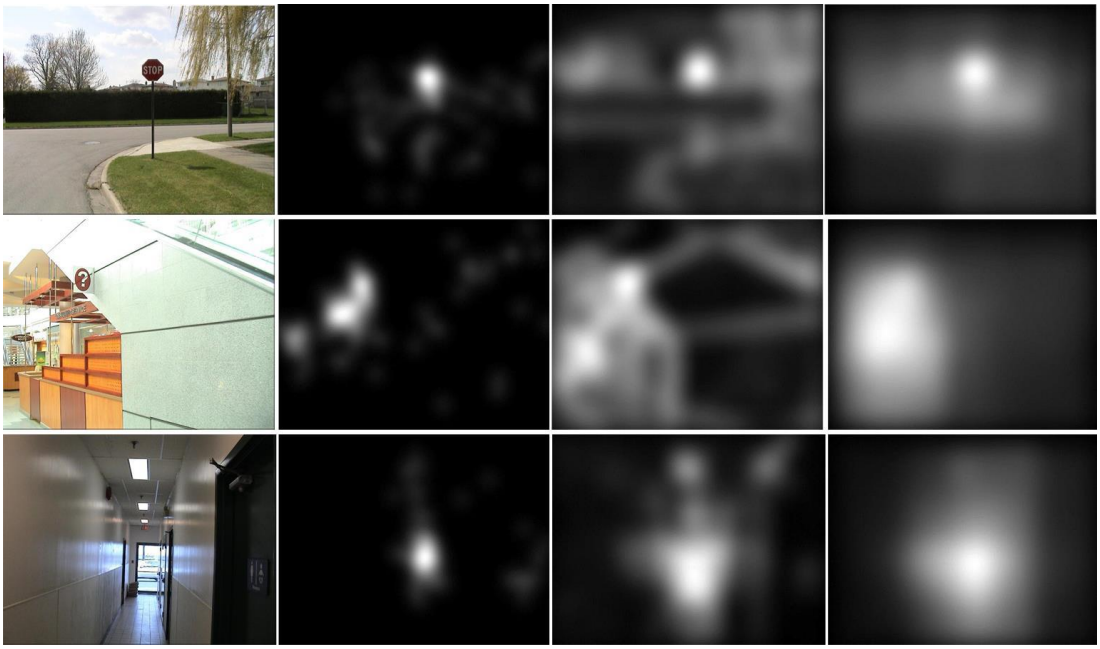


图4.1实验结果图

显著性效果图如图 4.1 所示，第一列为原始图像，第二列为原图对应的真值图，第三列为由自动编码器重构残差得到的显著性图，第四列为由目标性及重构残差融合得到的显著性图。通过四组图像可以发现，由自动编码器重构残差来获取显著性的方法可以检测到图像中的显著性区域，特别是对图像中的背景区域可以很好的检测为非显著性区域，但是对于图像中非显著的一些纹理及轮廓部分，会经常误判为显著性区域。而由目标性及重构残差融合的方式可以很好的避免纹理及轮廓等非显著性区域的误检，因为图像的目标性重点关注的是整个目标，对目标的轮廓及背景中的纹理可以很好的过滤掉。

通过前面三个实验的对比及分析，总的说明了在对图像进行显著性分析时，加入图像的高层语义信息作为先验知识，是可以提升显著性估计的。其次目标性是图像高层信息中语义性很强的一种特征，它能给出图像中目标大概的分布情况，这对图像显著性检测具有很强的指导意义，因为图像中显著性很强的区域一般也是一个目标或者目标的一部分。所以利用目标性来提高图像的显著性检测是可行的。

4.4 本章小结

本章是该论文的实验部分，首先介绍了实验过程所用到的数据库，并对数据库中的图像场景及显著性真值的获取情况给出了简单介绍；接下来介绍了实验结果的评价方式，有了评价方式之后，实验结果才能得以量化，同时能够与别人的方法进行比较与分析；最后是实验过程与分析模块，该部分是本章的重点，主要从三个实验来分析

图像显著性检测效果，即利用自动编码得到的图像残差、将目标性作为先验知识来训练自动编码器以得到的显著性及将目标性与自动编码器得到的残差线性融合得到的图像显著性。由实验结果可知，单独利用自动编码求得的显著性图能够检测到图像中的显著性区域，但是对于图像中的轮廓及纹理部分分析的不够好；由图像的目标性来监督自动编码器的学习，以提高图像的显著性检测，可以稍微改善一下检测效果；而通过图像目标性及重构残差之间的融合可以很好的避免这种情况。实验结果最终也验证了利用图像高层语义信息能够提高图像的显著性检测。

第五章　总结与展望

5.1 全文总结

本文主要采样自上而下的显著性检测方法，探讨如何以图像的高层语义信息作为先验知识，来分析图像的显著性检测。一般的显著性检测是基于自下而上的方法，即以图像中底层的轮廓信息、亮度信息、超像素信息为基础，进行多种特征的融合来判断得到该图像的显著性。而本文首先是求得图像的目标性，一种可以表明图像中目标分布的高层语义特征，再利用自动编码器网络对图像进行自我重构得到重构残差；然后简单的检验了一下图像的重构残差对图像显著性的贡献；再利用图像目标性这个高层语义特征来监督自动编码器的训练过程，利用训练好的自动编码器重构原始图像，根据重构残差来得到对应图像的显著性；最后又分析了利用图像的目标性与自动编码器得到的重构残差之间的线性叠加来得到显著性。通过多个实验综合分析，我们验证了利用图像的高层语义特征确实能够提高图像的显著新检测。

本文实验中的高层语义特征是指图像的目标性。具体获取方式是先将原始图像三通道分离；然后对分离后的每个通道进行多尺度化以适应图像中目标尺度多变的情况；之后对于每个尺度的图像进行分割得到多个图像块窗口；有了窗口之后，我们需要对这些窗口进行打分，来评价该窗口是否包含一个目标或者半个目标或者不包含目标，具体评价指标主要是依赖图像的底层特征，这里分别是颜色对比、边缘密度、超像素跨越三个特征；最后利用包含图像像素点的所有窗口及窗口打分来得到目标性值。

本文实验中的利用自动编码器网络根据图像的外围块重构图像的中心块得到的残差作为图像显著性估计，是指先在图像中随机选取 N 个样本，然后利用该样本集训练自动编码器，等网络参数优化以后。再对原始图像进行逐点扫描，将每一个点的外围块输入到网络并计算由网络输出的中心块和理论中心块之间的残差；将残差与图像的中心模板相乘作为该图像的显著性估计。

本文中实验中利用图像的高层语义特征来提高图像的显著性检测，主要采取了两种方式：一是利用图像的目标性来加强自动编码器训练时的样本采样过程。在采样时，如果该采样点的目标性比较大，则跳过该采样点，如果该采样点的目标性比较小，则保留该采样点，这样则能保证所有的训练样本都处于图像中非目标区域，进而可以使得由该样本训练得到的自动编码器对图像非显著性区域重构误差小，而对于图像显著性区域重构误差较大。二是直接将图像对应的目标性及经过自动编码器得到的残差加上中心先验之后进行线性叠加，作为该图像的显著性。这两种方法都可以改善图像的显著性检测，而第二种方式能够很好的提升显著性检测效果。通过实验证明，利用图像的目标性是可以提高图像的显著性检测的。

5.2 未来工作展望

显著性检测是图像处理领域非常有用的一门技术，好的显著性检测算法可以在视频监控或者图像处理上大大缩短处理的时间。但是现实生活中，一张图片中可能包含各种尺寸的目标及复杂的背景，这大大增加了显著性检测的难度。以往的显著性检测算法大多从图像的底层特征，如颜色、方向梯度、轮廓、超像素等方向来实现的，而本文则利用了图像的目标性来加强图像的显著性分析，实验结果证明图像的高层语义特征确实是能够提高图像的显著性检测。我们知道，一般人在观察图像时，首先一瞬间会在脑海中自动对图像中的每一部分给出认知的定义，然后才会聚焦自己感兴趣的部分。对于图像的高层语义特征，本文中只用到了图像的目标性，还没有尝试其他的语义特征，所以在后续的工作中，可以尝试别的高层语义特征，比如先给出图像中人或者车的概念或者轮廓信息或者位置信息，然后再以该语义特征为导向，来提高图像的显著性检测。

另外本文中在进行目标性检测或者由自动编码器得到图像的显著性过程中，都是采用的非监督学习的方法，非监督学习方法的好处是不需要带有标签的训练样本，所以在进行实验时对数据的依赖程度比较低。但是一般而言，监督学习的方法都会比非监督学习的方法效果要好，所以后续可以找到合适的数据库，采用监督学习的方法来对图像进行显著性检，这样势必会得到更好的检测效果。

参考文献

[1] Achanta R, Süsstrunk S. Saliency detection for content-aware image resizing[C]//16th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 2009: 1005-1008.

[2] Alexe B, Deselaers T, Ferrari V. Measuring the objectness of image windows[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2012, 34(11): 2189-2202.

[3] Ng A. Sparse autoencoder[J]. CS294A Lecture notes, 2011, 72(2011): 1-19.

[4] Itti L, Koch C, Niebur E. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis[J]. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 1998, 20(11): 1254-1259.

[5] Guo C, Ma Q, Zhang L. Spatio-temporal saliency detection using phase spectrum of quaternion fourier transform[C]//IEEE Conference on Computer vision and pattern recognition(CVPR), 2008: 1-8.

[6] Wu J, Qi F, Shi G, et al. Non-local spatial redundancy reduction for bottom-up saliency estimation[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2012, 23(7): 1158-1166.

[7] Borji A, Itti L. Exploiting local and global patch rarities for saliency detection[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2012: 478-485.

[8] Seo H J, Milanfar P. Static and space-time visual saliency detection by self-resemblance[J]. Journal of vision, 2009, 9(12): 15-15.

[9] Klein D A, Frintrop S. Center-surround divergence of feature statistics for salient object detection[C]/ IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2011: 2214-2219.

[10] Achanta R, Hemami S, Estrada F, et al. Frequency-tuned salient region detection[C]//IEEE Conference on Computer vision and pattern recognition(CVPR), 2009: 1597-1604.

[11] Kanan C, Tong M H, Zhang L, et al. SUN: Top-down saliency using natural statistics[J]. Visual cognition, 2009, 17(6-7): 979-1003.

[12] Lang C, Liu G, Yu J, et al. Saliency detection by multitask sparsity pursuit[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(3): 1327-1338.

[13] 王娇娇. 特征融合的显著目标检测方法研究[D]. 安徽大学, 2016.

[14] Chang K Y, Liu T L, Chen H T, et al. Fusing generic objectness and visual saliency for salient object detection[C]//IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2011: 914-921.

[15] 王娇娇, 刘政怡, 李辉. 特征融合与 objectness 加强的显著目标检测[J].优先出版,2015.

[16] Hou X, Zhang L. Saliency detection: A spectral residual approach[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), 2007: 1-8.

[17] Bishop C M. Pattern recognition[J]. Machine Learning, 2006, 128: 1-58.

[18] LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-444.

[19] Salakhutdinov R, Hinton G. Deep boltzmann machines[C]//Artificial Intelligence and Statistics. 2009: 448-455.

[20] Salakhutdinov R, Mnih A, Hinton G. Restricted Boltzmann machines for collaborative filtering[C]//Proceedings of the 24th international conference on Machine learning. ACM, 2007: 791-798.

[21] Hinton G E. Training products of experts by minimizing contrastive divergence[J]. Neural computation, 2002, 14(8): 1771-1800.

[22] Swietojanski P, Ghoshal A, Renals S. Unsupervised cross-lingual knowledge transfer in DNN-based LVCSR[C]//IEEE Conference on Spoken Language Technology Workshop (SLT), 2012: 246-251.

[23] 汪宝彬, 汪玉霞. 随机梯度下降法的一些性质[J]. 数学杂志, 2011, 31(6):1041-1044.

[24] 胡昌杰. 基于 Autoencoder 的高维数据降维方法研究[D]. 兰州大学, 2015.

[25] Alexe B, Deselaers T, Ferrari V. What is an object?[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2010: 73-80.

[26] 沈盼盼, 樊丰, 伍瑞卿. 基于 RGB 三通道分离的运动目标检测方法[J]. 电视技术, 2012, 36(3):137-140.

[27] 张冬生. 基于阈值的图像分割算法研究[D]. 东北石油大学, 2011.

[28] 钮圣虓, 王盛, 杨晶晶,等. 完全基于边缘信息的快速图像分割算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2012, 24(11):1410-1419.

[29] 李慧芬. 基于泛函极值的图像分割算法研究[D]. 中南大学, 2009.

[30] Uijlings J R R, Van De Sande K E A, Gevers T, et al. Selective search for object recognition[J]. International journal of computer vision, 2013, 104(2): 154-171.

[31] Liu T, Yuan Z, Sun J, et al. Learning to detect a salient object[J]. IEEE Transactions on Pattern analysis and machine intelligence, 2011, 33(2): 353-367.

[32] Bai H, Zhu J, Liu C. A fast license plate extraction method on complex background[C]//IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, 2003, 2: 985-987.

[33] Canny J. A computational approach to edge detection[J]. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 1986 (6): 679-698.

[34] Felzenszwalb P F, Huttenlocher D P. Efficient graph-based image segmentation[J]. International journal of computer vision, 2004, 59(2): 167-181.

[35] Russell B C, Freeman W T, Efros A A, et al. Using multiple segmentations to discover objects and their extent in image collections[C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and

Pattern Recognition(CVPR), 2006, 2: 1605-1614.

[36] Xia C, Qi F, Shi G. Bottom–Up Visual Saliency Estimation With Deep Autoencoder-Based Sparse Reconstruction[J]. IEEE transactions on neural networks and learning systems, 2016, 27(6): 1227-1240.

[37] 陈南而，陈莹. 采用背景和中心先验的图像显著性检测[J]. 小型微型计算机系统，2016, 37(10):2371-2374.

[38] Bruce N, Tsotsos J. Saliency based on information maximization[J]. Advances in neural information processing systems, 2006, 18: 155.

[39] Judd T, Ehinger K, Durand F, et al. Learning to predict where humans look[C]// 12th IEEE international conference on Computer Vision, 2009: 2106-2113.

[40] Davis J, Goadrich M. The relationship between Precision-Recall and ROC curves[C]//Proceedings of the 23rd international conference on Machine learning. ACM, 2006: 233-240.

[41] Harel J, Koch C, Perona P. Graph-based visual saliency[C]//NIPS. 2006, 1(2): 5.

[42] Erdem E, Erdem A. Visual saliency estimation by nonlinearly integrating features using region covariances[J]. Journal of vision, 2013, 13(4): 11-11.

[43] Ren Z, Gao S, Chia L T, et al. Regularized feature reconstruction for spatio-temporal saliency detection[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(8): 3120-3132.

[44] Shen C, Zhao Q. Learning to predict eye fixations for semantic contents using multi-layer sparse network[J]. Neurocomputing, 2014, 138: 61-68.

[45] Xia C, Qi F, Shi G, et al. Nonlocal center–surround reconstruction-based bottom-up saliency estimation[J]. Pattern Recognition, 2015, 48(4): 1337-1348.

致谢

时间过的很快，转眼间就要毕业了，至今依旧记得 7 年前朦胧年少的我背着大包小包踏进西电校门时的兴奋与期望。如今我们即将走出西电，满载着对西电的恩情与谢意。在西电的本科及研究生期间，无论是在学习上还是生活中，我都进步了很多，这需要感谢西电优良的教学设施和学习环境，需要感谢西电无私奉献和知识渊博的老师们，需要感谢热情好学和乐于助人的同学同门们，以及在背后默默支持我的家人和朋友们。

首先，我要特别真诚的感谢我尊敬的导师齐飞副教授，在这研究生三年的学习生涯中，不管是学习上还是生活上，齐老师都给我了莫大的指导和帮助。齐老师是一个知识渊博、做事严谨、认真负责的人生导师，在研究生期间能够跟着齐老师学习是我莫大的荣幸。齐老师不仅仅在学习上教会了我如何做研究，还在生活上教会我做人处事的道理，让我思考我真正的兴趣爱好是什么，并鼓励我放飞理想活出自己的精彩。齐老师平时认真的治学态度、勤奋踏实的科研精神一直都在不断的影响着我，让我在读研期间养成了一些一辈子都有益的习惯。在这里向齐老师表达最崇高的敬意和最真挚的感谢。

接着，我要特别的感谢石光明教授，石老师还为我们提供了很好的生活和学习的地方，在生活上也是对我们无微不至的关照，在这里真诚的感谢石老师为我们所做的一切。同时还要感谢航天电子研究所的吴金建，李甫，张犁等老师们，是你们的辛勤努力和无微不至的关怀让我们在这里快乐的成长。

然后，我要感谢夏辰师姐在学习上给予我的指导和启发；感谢赵亚龙师兄在学习及工作上给予我的莫大帮助和支持；感谢王蓬金师兄带领我走入技术的大门并懂得了在其中折腾的快乐；特别感谢李昊师兄在研究生期间带着我一起探讨学习与生活的意义，增添了我的研究生色彩；同时特别感谢三年来一起并肩学习一起克服困难一起享受快乐的刘薇和黄原成等兄弟们；感谢平时生活中带给我乐趣的宋志明、朱晖、高帅、聂海、林春焕、夏朝晖等师弟们；感谢我们这一届一同玩耍一起二的高哲峰、窦平方、王凯、贺玉高等汉子们；感谢与研究生舍友景鑫、张龙辉及李飞一起的朝夕生活与娱乐活动；感谢与本科舍友在大学期间的一起快乐上课时光。

最后，特别感谢我的家人们，你们在背后的默默付出和支持是我最大的动力；感谢我的朋友们，你们的不懈关怀和帮助是我生活的财富；感谢多年来一路陪伴同甘共苦的女友李国庆，是你让我一步步的变好与优秀。我会带着你们的关心和期望，昂首迈向新的生活。

作者简介

1. 基本情况

沈冲，男，湖北随州人，1991 年 7 月出生，西安电子科技大学电子工程学院电子与通信工程专业 2014 级硕士研究生。

2. 教育背景

2010.08～2014.07 西安电子科技大学，本科，专业：电子信息工程
2014.08～西安电子科技大学，硕士研究生，专业：电子与通信工程

3. 攻读硕士学位期间的研究成果

3.1 发表的学术论文

3.2 发明专利和科研情况

[1] 专利：基于深层自动编码器重构的图像视觉显著性区域检测方法，齐飞、夏辰、沈冲、石光明、黄原成、李甫、张犁

[2] 专利：基于声学的移动设备近场测距定位方法，齐飞、石光明、沈冲、李昊、王昶、林杰、李甫

[3] 华为近场声波定位研究项目：2014 年 9 月至 2015 年 11 月，负责基于研究神经网络的声音波形匹配算法

[4] 国家自然科学基金面上项目，逆问题框架下的双目与运动图像视觉显著性分析：2016 年 1 月至今，负责静态单张图像的显著性检测