

摘要

蔬菜产业的利润受到蔬菜虫害严重影响，对蔬菜虫害进行及时、精确的检测对于保障蔬菜的品质与安全具有重要意义。在蔬菜生产中，及时准确地识别虫害是非常重要的，这是有效治理虫害、保障蔬菜质量的基础。

本文针对目前蔬菜不同虫害识别研究进行了分析，描述了国内外深度学习和虫害图像识别技术的现状及发展，简述了深度学习的卷积神经网络发展趋势，介绍了虫害识别的方法。

本文主要研究内容和成果如下：

首先，构建数据集。通过拍摄和网络爬取，构建十字花科蔬菜虫害的图像数据集，共计 1500 张图像，并通过数据扩增将数据集扩充至 12000 张。这些虫害图像保存在数据库中，实现了对虫害信息的有效管理。

其次，训练虫害图像识别模型。在相同的训练集和测试集条件下，对比了 YOLOv3 和 SSD 等几种深度学习算法，结果显示 SSD 算法具有较高的识别准确率和较快的识别速度。

然后，设计实现识别系统。基于 SSD 算法，开发了一个功能完备、简单易用、精准的十字花科蔬菜虫害识别系统。该系统能够有效地识别虫害，提供良好的用户体验，有助于农民的虫害识别。

最后，开发系统客户端和服务端。开发了一个识别虫害图像的应用，客户端包括虫害智能诊断、虫害信息查询和个人中心等模块，农民能够在遇到无法识别的十字花科蔬菜虫害时，通过对虫害拍照进行上传识别，实现给农民的虫害信息快速反馈。服务器端包括虫害图像识别、识别记录管理、虫害信息管理等模块，有效管理虫害图像并及时反馈给使用者。

关键词：十字花科蔬菜；虫害识别；系统研究；SSD

Abstract

The profits of the vegetable industry are seriously affected by vegetable pests, and timely and accurate detection of vegetable pests is of great significance to ensure the quality and safety of vegetables. In vegetable production, it is very important to identify pests in a timely and accurate manner, which is the basis for effective pest control and vegetable quality.

This thesis analyzes the current research on the identification of different insect pests in vegetables, describes the current situation and development of deep learning and insect image recognition technology at home and abroad, briefly describes the development trend of convolutional neural network based on deep learning, and introduces the method of insect pest recognition.

The main research contents and results of this thesis are as follows:

First, build a dataset. A total of 1,500 images were used to construct an image dataset of cruciferous vegetable insect pests through shooting and web crawling, and the dataset was expanded to 12,000 images through data amplification. These pest images are stored in a database, enabling effective management of pest information.

Secondly, the insect pest image recognition model was trained. Under the same training set and test set conditions, several deep learning algorithms such as YOLOv3 and SSD are compared, and the results show that the SSD algorithm has high recognition accuracy and fast recognition speed.

Then, the identification system is designed and implemented. Based on the SSD algorithm, a complete, easy-to-use and accurate cruciferous vegetable pest identification system was developed. The system is able to effectively identify pests, provides a good user experience, and helps farmers identify pests.

Finally, develop the system client and server side. An application for identifying pest images has been developed, and the client includes functional modules such as intelligent pest diagnosis, pest information query and personal center, so that farmers can upload and identify pest photos when they encounter unrecognizable cruciferous

vegetable pests, so as to realize rapid feedback of pest information to farmers. The server side includes functional modules such as pest image recognition, identification record management, and pest information management, which can effectively manage pest images and provide timely feedback to users.

Key words: Cruciferous vegetables; Pest identification; Systems research; SSD

目 录

第一章 绪论.....	1
1.1 研究背景与意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	2
1.2.1 深度学习技术的现状及发展.....	2
1.2.2 虫害图像识别技术的现状及发展.....	2
1.3 蔬菜虫害识别检测的相关理论	3
1.3.1 智能数据驱动.....	3
1.3.2 卷积神经网络.....	4
1.4 本文主要研究内容.....	8
1.5 论文结构安排.....	9
1.6 工作流程.....	10
1.7 本章小结.....	11
第二章 虫害图像数据集的构建	12
2.1 虫害图像采集.....	12
2.2 数据扩充及标注分割.....	14
2.2.1 数据集划分	14
2.2.2 数据集扩充.....	14
2.2.3 数据集标注及分割.....	16
2.3 本章小结.....	18
第三章 蔬菜虫害图像识别模型的构建与测试	19
3.1 SSD 算法改进	19
3.1.1 SSD 算法	19
3.1.2 Mobile Net 网络结构	21
3.1.3 RFB 结构	23
3.1.4 优化后的十字花科蔬菜虫害检测模型	25
3.2 实验环境及评价指标.....	26
3.2.1 实验环境及参数.....	26
3.2.2 评价指标.....	26
3.3 实验结果分析.....	27
3.3.1 模型训练.....	27
3.3.2 消融试验.....	28
3.3.3 不同模型检测对比分析.....	29
3.3.4 模型置信度对比试验.....	30
3.3.5 模型鲁棒性对比试验.....	31

3.4 本章小结.....	32
第四章 十字花科蔬菜虫害识别系统设计与实现	34
4.1 系统分析.....	34
4.1.1 系统目标.....	34
4.1.2 功能需求分析.....	34
4.1.3 非功能需求分析.....	36
4.2 系统设计.....	37
4.2.1 系统架构设计.....	37
4.2.2 系统总体设计.....	39
4.2.3 系统功能模块设计.....	41
4.2.4 系统数据库设计.....	44
4.3 程序项目结构.....	47
4.4 系统管理员模块功能实现	49
4.4.1 虫害图像识别.....	49
4.4.2 识别记录管理.....	50
4.4.3 虫害信息管理.....	51
4.5 系统客户端模块功能实现	51
4.5.1 用户登陆注册界面实现.....	51
4.5.2 系统图像识别功能实现.....	52
4.5.3 系统虫害查询功能实现.....	53
4.6 十字花科蔬菜虫害识别应用效果分析	54
4.7 本章小结.....	55
第五章 总结与展望	57
5.1 总结.....	57
5.2 展望.....	58
参考文献.....	60

第一章 绪论

1.1 研究背景与意义

蔬菜在人类饮食中具有关键性的地位，提供了丰富的基本营养。中国每年的蔬菜产量、消费量以及出口量在全球中处于领先地位^[1]。蔬菜产业的进步面临着各种蔬菜虫害的挑战。近年来，刺吸式虫害如烟粉虱的数量不断增加，而暴发性虫害如小菜蛾的抗药性也在不断加强，给产业带来了不小的困扰^[2]。蔬菜虫害每年给我国经济带来的损失大约占到总产值的 40%左右^[3]。

蔬菜保护的基础工作是虫害的识别和鉴定，确凿的识别可以有效地降低害虫防治的成本，确保防治措施的及时有效性^[4]。传统的蔬菜虫害识别和诊断依赖于植保专家和农民的经验分析，但存在着工作量大、效率低、反馈滞后、人为诊断误差以及缺乏药物指导决策支持等问题^[5]。目前，分类学专家和掌握分类技术的人员数量和分布都难以满足日益增长的各种实际场景需求，这种状况正呈现扩大趋势^[6]。

随着信息技术的快速进步，利用计算机视觉功能来指导农业生产，尤其是虫害的识别，已经开辟了新的途径。近年来，将机器学习与图像识别相结合已成为研究和应用领域的热点^[7]。许多文献已经探讨了基于图像的农业虫害识别研究^[8]。

因此，本研究旨在开发一种基于 SSD(Single Shot MultiBox Detector)算法的十字花科蔬菜虫害识别系统，通过利用深度学习技术实现对虫害图像的自动识别和分类，为现代农业的虫害防治提供技术支持和解决方案。

十字花科蔬菜是常见的一类蔬菜，种植品种有西兰花、大白菜、甘蓝、青菜和萝卜等，常发生的虫害主要有桃蚜、萝卜蚜、甘蓝蚜、菜蚜、小菜蛾、菜粉蝶、东方菜粉蝶、斜纹夜蛾、甜菜夜蛾、银纹夜蛾、甘蓝夜蛾、银锭夜蛾、粉纹夜蛾、菜螟、黄曲条跳甲、猿夜甲、菜叶蜂、大青叶蝉、油葫芦等^[9]。

中国是全球最大的蔬菜生产和消费国，蔬菜产值已超过粮食，成为农业领域的头号产品。近年来，随着蔬菜种植面积的扩大以及农业结构的调整和设施园艺的迅速发展，蔬菜主要虫害的种类发生了变化。一些原本次要的虫害已经

上升为主要虫害，造成的危害程度也逐渐加重。十字花科蔬菜由于生长周期短，虫害频发，农药使用频次高，产品质量安全及农药残留问题一直受到人们的广泛关注^[10]。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 深度学习技术的现状及发展

深度学习的起源可以追溯到 1960 年，该模型并未使用后向传播算法对网络进行训练，并且各层之间缺乏有效的关联性。随着时间的推移，深度学习逐渐进入了大众视野，并引发了新一轮的研究热潮^[11]。相较于传统的机器学习方法，深度学习采用无监督的自学习模式，无需大量的人力和时间投入。它能够根据图像的多特征融合自主学习与训练，同时学习效率和准确率更加客观可靠^[12]。

深度学习（Deep Learning）是机器学习领域中的一个重要研究方向^[13]，神经网络的研究在 20 世纪 60 年代末和 70 年代初遭遇低谷，但随着计算机性能的提高和 BP 算法的发明，神经网络在 20 世纪 80 年代再次成为研究热点。而深度学习的理论和应用则在 20 世纪 90 年代开始得到发展，尤其是在单层感知机和多层感知机的研究上取得了显著进展。深度学习在许多领域都取得了显著的成果，包括计算机视觉及图像识别等。它通过卷积层对输入图像进行卷积运算，提取图像的局部特征，然后通过池化层进行特征降维，最后通过全连接层将特征映射到输出空间，实现图像的分类或回归^[14]。

总的来说，深度学习是一个充满活力和发展潜力的领域，它正在不断推动人工智能技术的进步，并在众多领域中发挥着越来越重要的作用。

1.2.2 虫害图像识别技术的现状及发展

虫害图像识别技术已广泛应用于农业虫害防治中。通过计算机视觉和人工智能技术，可以快速、准确地识别出虫害的种类和程度，为农民提供及时、有效的防治建议。虫害图像识别主要依靠图像处理技术，包括颜色、形状、纹理等特征的提取，然后利用分类器进行分类和识别。随着计算机视觉和人工智能

技术的不断发展，从简单的阈值分割、边缘检测等传统方法，发展到深度学习、卷积神经网络等先进算法，提高了识别的准确性和效率。

传统的虫害图像识别方法通常先从图像中提取虫害的特征，包括颜色、形状、纹理等方面的特征，然后利用支持向量机（SVM）或者反向传播（BP）神经网络等方法来训练分类器进行分类^[15]。在张真等人的研究中（2010），他们利用 100 类鳞翅目昆虫前翅图像的颜色和纹理特征进行识别验证，最终获得了 92% 的识别准确率^[16]。汪露（2013 年）根据实蝇翅间距离特征，使用了 5 种实蝇，共 438 个样本进行测试，成功设计并开发了“实蝇昆虫图像识别系统”。该系统能够准确识别多种实蝇类虫害，平均识别率高达 92.9%，具有高度稳定性和良好的扩展性^[17]。

在娄定风等人的研究中（2012 年），他们利用虫害图像的形状和纹理特征对 6 个目 14 种虫害进行了识别鉴定。他们成功实现了对具有不同体长和颜色的虫害进行了有效识别^[18]。在张永玲等人的研究中（2018 年），他们采用了多特征融合和稀疏表示的虫害图像识别方法，成功实现了对大量农业测报虫害的识别鉴定^[19]。

1.3 蔬菜虫害识别检测的相关理论

1.3.1 智能数据驱动

(1) 人工智能

人工智能（Artificial Intelligence，简称 AI）是新一轮科技革命和产业变革的重要驱动力量，也是研究、开发用于模拟、延伸和扩展人的智能的理论、方法、技术及应用系统的一门新的技术科学。人工智能是智能学科重要的组成部分，它企图了解智能的实质，并生产出一种能以人类智能相似的方式做出反应的智能机器。这个领域的研究范围广泛，包括机器人、语言识别、图像识别、自然语言处理、专家系统、机器学习，计算机视觉等。

人工智能的发展经历了多个阶段，从早期的符号主义、连接主义，到现在的深度学习，每一次技术的突破都极大地推动了人工智能的发展。特别是在近年来，随着计算能力的提升和大数据的积累，深度学习技术取得了巨大的进步，使得人工智能在语音识别、图像识别、自然语言处理等领域取得了显著的成果。

(2) 机器学习

机器学习是概率论，统计，逼近论，凸分析，算法复杂性等多个领域的交叉研究。它的核心内容是让机器模仿或者执行人的学习行为，并从中获得新的知识和技巧，并对现有的知识结构进行重构，以持续改进自己的表现。机器学习是人工智能研究的核心，是实现计算机智能化的重要手段。

(3) 深度学习

深度学习是一种通过学习样本数据的内在规律和层次性表示来提取信息的方法。这种学习过程对于解释文字、图像、声音等数据具有重要帮助。

更新权重减小预测值与真实值之间的误差。多层前向神经网络如图 1-1 所示。

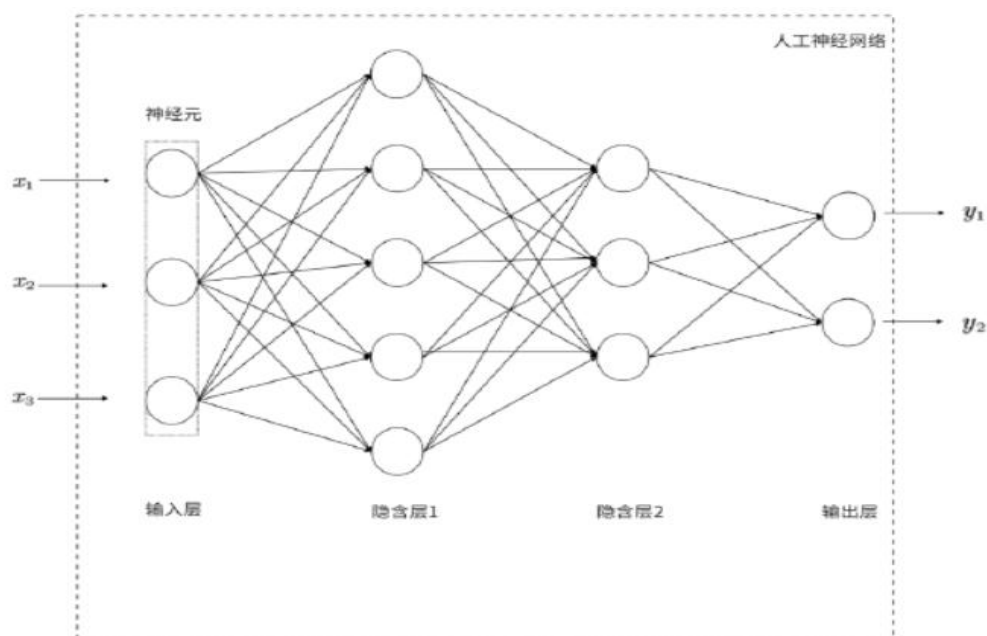


图 1-1 多层前向神经网络

Fig. 1-1 Multilayer forward neural network

多层前向神经网络和十字花科蔬菜虫害识别系统之间存在着密切的联系。多层前向神经网络为十字花科蔬菜虫害识别系统提供了基础的理论支持和技术框架，而十字花科蔬菜虫害识别系统则是多层前向神经网络在实际应用中的一个重要领域。

1.3.2 卷积神经网络

卷积神经网络能够实现对图像特征的自动抽取，且对网络的层数无明显限制。网络的层次越高，其特征抽取能力越强^[20]。

(1) 卷积层

卷积神经网络的各层卷积网络由多个卷积单元构成，各卷积单元的参数采用后向传播算法进行优化。卷积操作旨在从多个层次上抽取特征，而一层网络仅能提取出较低层次特征（如边、线、角），而多层次网络则可以通过对低层次特征进行迭代，从而得到更为复杂的特征。卷积层示意图如 1-2 所示。

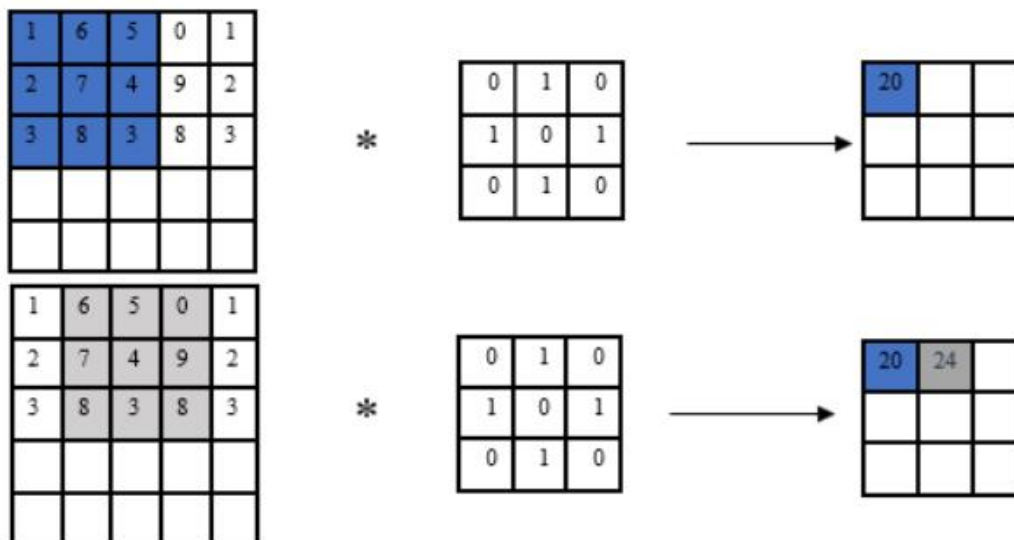


图 1-2 卷积层示意图

Fig. 1-2 Convolutional layer

(2) 激活函数

在人工神经网络中，激活功能是实现神经元与神经元之间的映射。正如图 1-3 所示，在神经元中，输入经过加权相加后，还会产生一种功能，即活化函数。Sigmoid, Tanh, Relu 是三个常见的激活函数。

Sigmoid 函数由于其单增以及反函数单增等性质，常被用作神经网络的阈值函数，将变量映射到(0,1)，可以用来做二分类^[21]。Sigmoid 函数图像如 1-3 所示。

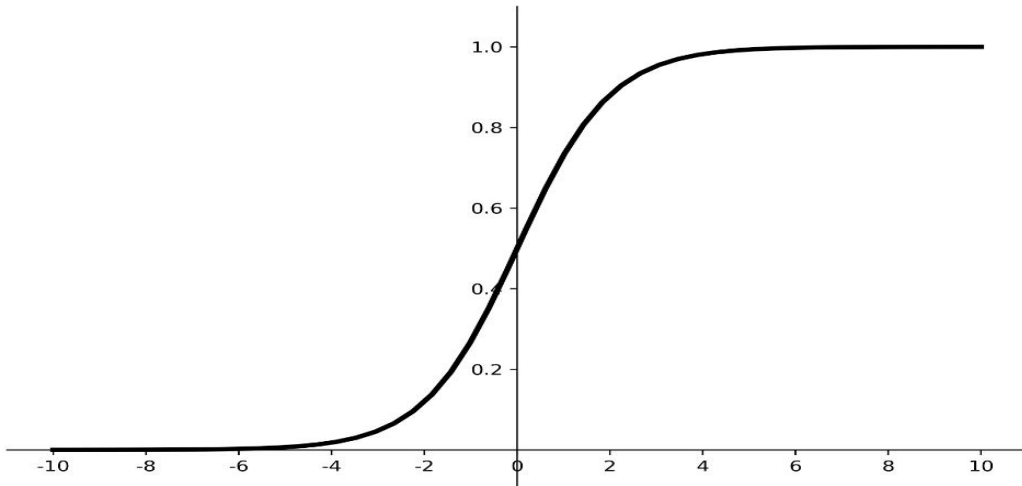


图 1-3 Sigmoid 函数

Fig. 1-3 Sigmoid function

Tanh: 双曲正切, 将变量映射到 $(-1,1)$ 。Tanh 是 Sigmoid 的变形, 与 sigmoid 不同的是, tanh 是 0 均值的。因此, 实际应用中, tanh 会比 sigmoid 更好。Tanh 函数图像如 1-4 所示。

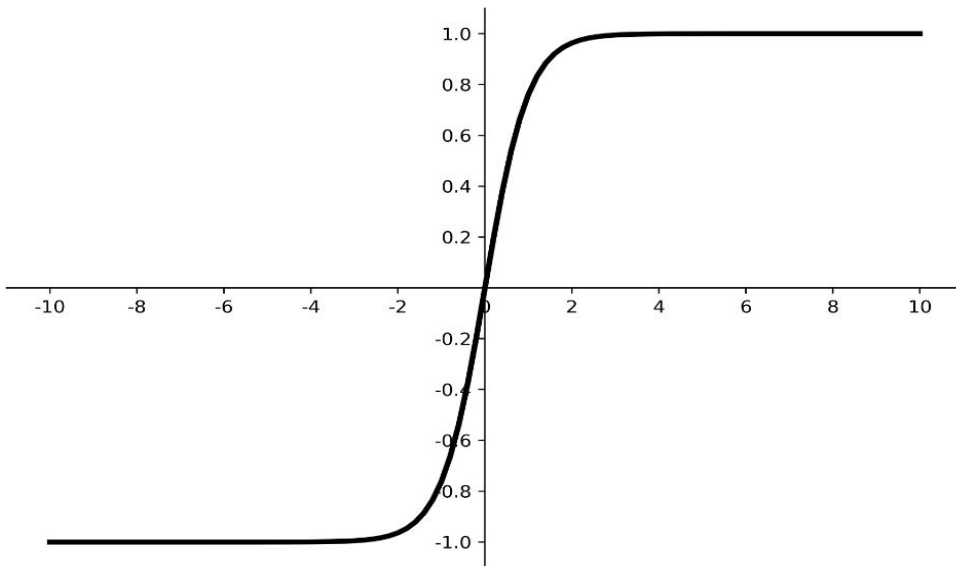


图 1-4 Tanh 函数图像

Fig. 1-4 Tanh function image

Relu: 修正线性单元。Relu 函数图像如 1-5 所示。

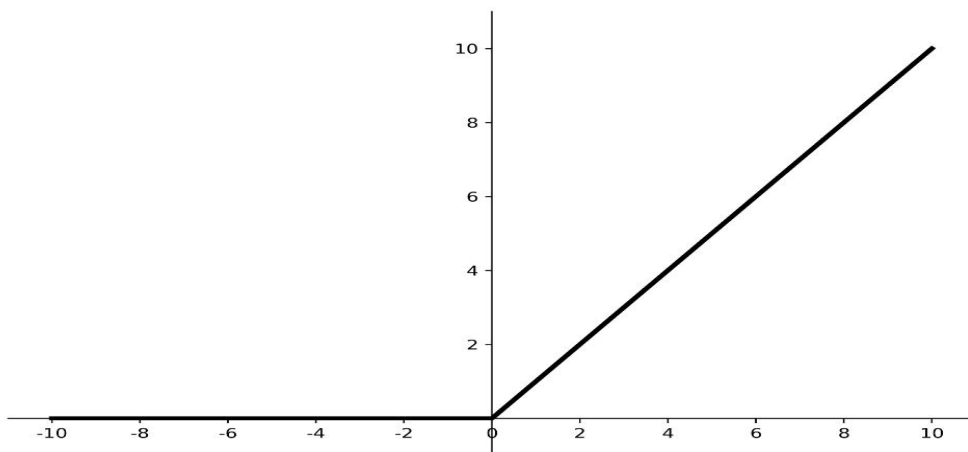


图 1-5 Relu 函数图像
Fig. 1-5 Relu function image

(3) 池化层

这其实是一种下抽样。从直观上讲，这个机制之所以能起作用，是因为当一个物体被找到后，这个物体的准确位置要比与其它物体之间的相对位置来的重要得多。池化层将持续减少数据存储空间，从而降低模型中所需的参数值，降低计算量，从而达到抑制过拟合的目的。典型地，CNN 的卷积层中定期加入一个缓冲层^[22]。池化层的参数主要包括池化窗口的大小（如 2x2、3x3 等）和步长（stride）。这些参数决定了池化操作的粒度，进而影响模型的性能。在构建卷积神经网络时，池化层通常位于卷积层之后，激活函数之前。通过堆叠多个卷积层和池化层，可以构建出具有强大特征提取能力的深度卷积神经网络。

最大池化如图 1-6 所示。

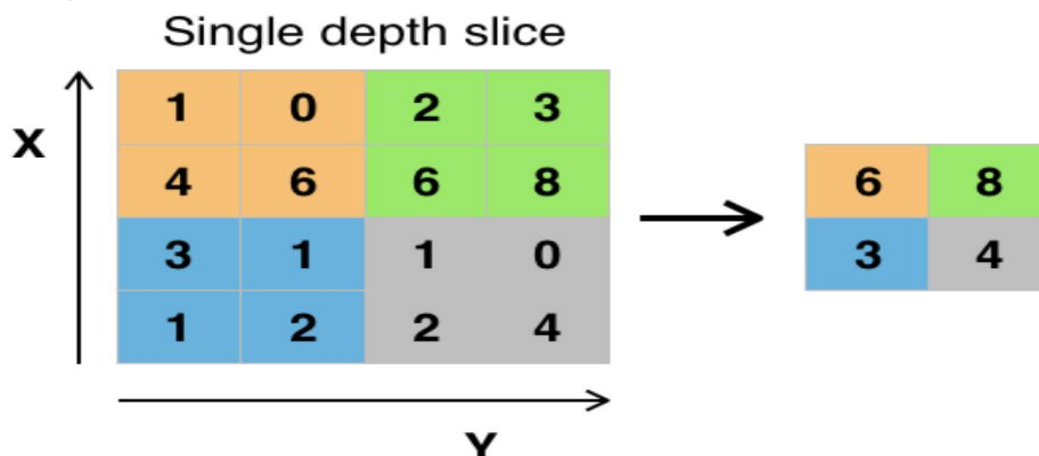


图 1-6 最大池化
Fig. 1-6 Maximum pooling

以上内容仅为本文档的试下载部分，为可阅读页数的一半内容。如要下载或阅读全文，请访问：<https://d.book118.com/727005115162006132>