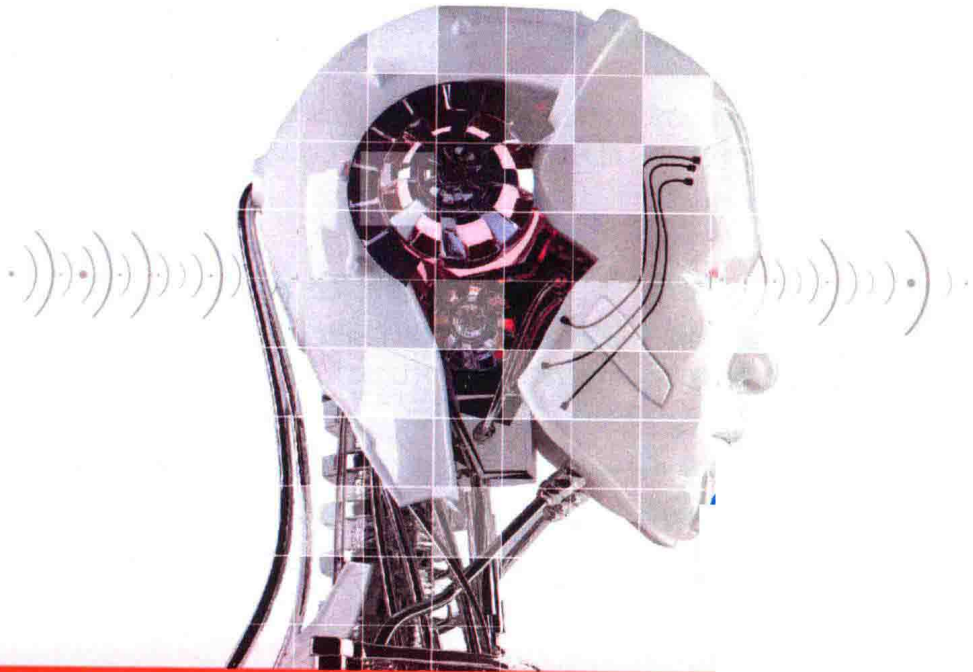
缪 鹏○著

深度学习实践
计算机视觉

DEEP LEARNING PRACTICE COMPUTER VISION

- 展现深度学习在计算机视觉方面的应用及工程实践
- 结合主流深度学习框架进行实例演示并给出实现代码

清華大學出版社



深度学习实践
计算机视觉

缪 鹏○著

清華大學出版社
北 京

内 容 简 介

本书主要介绍了深度学习在计算机视觉方面的应用及工程实践，以Python 3为开发语言，并结合当前主流的深度学习框架进行实例展示。主要内容包括：OpenCV入门、深度学习框架介绍、图像分类、目标检测与识别、图像分割、图像搜索以及图像生成等，涉及到的深度学习框架包括PyTorch、TensorFlow、Keras、Chainer、MXNet等。通过本书，读者能够了解深度学习在计算机视觉各个方向的应用以及最新进展。

本书的特点是依托工业环境的实践经验，具备较强的实用性和专业性。适合于广大计算机视觉工程领域的从业者、深度学习爱好者、相关专业的大学生和研究生以及对计算机视觉感兴趣的爱好者使用。

图书在版编目（CIP）数据

深度学习实践：计算机视觉/缪鹏著. —北京：清华大学出版社，2019
ISBN 978-7-302-51790-0

Ⅰ. ①深… Ⅱ. ①缪… Ⅲ. ①计算机视觉 Ⅳ. ①TP302.7

中国版本图书馆CIP数据核字（2018）第269496号

责任编辑：王金柱
封面设计：王　翔
责任校对：闫秀华
责任印制：宋　林
出版发行：清华大学出版社
网　　址：http://www.tup.com.cn，http://www.wqbook.com
地　　址：北京清华大学学研大厦A座　　邮　　编：100084
社 总 机：010-62770175　　购：010-62786544
投稿与读者服务：010-62776969，c-service@tup.tsinghua.edu.cn
质量反馈：010-62772015，zhiliang@tup.tsinghua.edu.cn
印 装 者：北京天颖印刷有限公司
经　　销：全国新华书店
开　　本：180mm×230mm　　印　　张：16.25　　字　　数：364千字
版　　次：2019年2月第1版　　印　　次：2019年2月第1次印刷
定　　价：79.00元

产品编号：081322-01

前　言

目前人工智能领域越来越受到公众的关注，因此人工智能算法工程师也渐渐浮出水面，成为招聘网站上一个非常耀眼的岗位，各类创业投资也紧紧围绕着 AI 主题旋转。

我认为目前人工智能算法工程师主要分为两类。

- 科学家型：主要研究前沿算法，在各大高校和企业的研究院居多。
- 工程师型：主要将最新的算法应用到具体的业务场景，在企业开发部门居多，为本书主要针对对象。

人工智能算法按特征学习的深浅分为机器学习、深度学习，另外也有强化学习方向。按应用场景则可分为：计算机视觉、自然语言和语音处理等。

编写本书主要基于以下事实，笔者在学习机器学习和深度学习的过程中，发现理论方面的书籍十分丰富，包括周志华老师的《机器学习》与 Ian Goodfellow 的《深度学习》；教学视频也十分丰富，包括斯坦福大学吴恩达教授的 CS229 与李飞飞教授的 CS231，以及台湾大学（National Taiwan University）林轩田老师和李宏毅老师的课程。但是很少有关于一个方向（比如计算机视觉）比较丰富的工程应用书籍，包括当前主流框架的综合介绍，笔者当时从理论到实践走了不少弯路，也踩过不少坑，故希望本书能在这个方面做出一点小小的贡献，成为理论与实践的桥梁，让读者相对容易地迈出由 0 到 1 的那一步。

本书主要关注计算机视觉领域，基于开源项目介绍最新的算法，在此也感谢各位开源人士，借助他们的成果，我们学习到了很多知识，本书各章主要内容如下：

第 1 章对深度学习与计算机视觉进行简要介绍，也会简单介绍开发环境的搭建。

第 2 章主要介绍 OpenCV 的基本操作及部分高级操作，包括人脸和人眼的检测与识别。

第 3 章着重介绍目前常用的几类深度学习框架，包括 PyTorch、Chainer、TensorFlow-Keras 和 MXNet-Gluon，另外本书中偶尔还会用到 ChainerCV 和 GluonCV。

第 4 章对图像分类进行了介绍，包括经典的网络类型（VGG、ResNet、Inception、Xception、DenseNet），并展示了部分实践操作。

第 5 章对目标检测与识别进行了介绍，包括三种主流的网络结构：YOLO、SSD、Faster R-CNN，并展示了实践操作。

第 6 章介绍图像分割技术，主要从前背景分割（Grab Cut）、语义分割（DeepLab 与 PSPNet）和实例分割（FCIS、Mask R-CNN、MaskLab、PANet）三个粒度阐述。

第 7 章介绍图像搜索技术，主要指以图搜图方面（CBIR），以及对应的实践展示。

第 8 章主要介绍图像生成技术，包括三个大方向：Auto-Encoder、GAN 和 Neural Style Transfer。

计算机视觉是一个非常大的方向，涉及的内容非常多，本书只涉及了其中部分领域，未涉及 OCR、目标追踪、三维重建和光场等方面的内容。

本书面向的主要是已经拥有机器学习和深度学习基础，但在计算机视觉领域实践较少，对各个方向了解较少的读者，其他感兴趣的读者也可作为科普读物。希望本书能为计算机视觉感兴趣的读者打开一扇窗户，引领大家迈出从理论到实践的关键一步。另外由于笔者学识、经验和能力水平所限，书中难免有错误或误解的地方，欢迎广大读者批评指正。

阅读本书需要的知识储备包括以下几种：

- 线性代数
- 概率论
- 统计学
- 高等数学，主要指函数方面
- 机器学习
- 深度学习
- Python 编程技术（特别需要熟悉 Numpy 库）
- Linux 基础知识（可选项）

如果在学习过程中遇到任何问题或不太理解的概念，那么最好的方式是通过网络寻找答案，请相信我们所遇到的问题，有很大一部分是大家都会遇到的问题，网上说不定已经有了详细地讨论，这时只需要去发现即可；如果没有找到对应的解决方法，那么在对应的社区提问也是很好的一种方式。

希望读者在阅读本书时，谨记计算机是负责资源调度的，永远会有时间资源和空间资源的平衡问题。GPU 的使用就是并行利用空间换取时间，而 IO 密集型与计算密集型则是另外两个常常遇到的问题。在做深度学习方面的实践时，这些问题都应该考虑到位，特别是面临海量数据的时候，比如上亿级别的图像搜索业务。这些知识在计算机操作系统的书籍当中有非常详细的论述，如果读者希望在计算机领域有长足的发展，那么这是一本最基本最重要的书籍，建议好好学习。

对于本书的完成，要特别感谢王金柱编辑给予的帮助和指导，感谢体贴的妻子体谅笔者分出部分时间来撰写此书。

读者联系邮箱：booksaga@126.com。

缪 鹏

2018 年 7 月 1 日

目　录

第1章

深度学习与计算机视觉

深度学习与计算机视觉近几年非常火，而它们又和人工智能联系紧密，但它们到底是什么，能解决什么问题呢？本章便试着通俗简要地回答这个问题。

首先是对世界的认识，对于人类来说，可以靠各种感官来感受周围的世界，包括眼、口、鼻、耳、舌、身，这样我们就认识了这个世界是由颜色、形状、美丑、味道、温度甚至感情的憎恶等构成的。那么有没有方法让计算机也有这些感受和认知，再进行推理、判断和决策呢？笔者认为这就是人工智能所要解决的终极问题。

对于计算机来说，一切皆为数字。比如性别为男性可以用 1 表示，女性则用 0 表示，这些都是公认的，即一种个体的属性可以使用数字来表示。既然如此，那么用向量来表示也不会有问题，如 [1,0,0] 代表“男”，[0,0,1] 代表“女”。一般地，一个个体会包含很多的属性，那么把这些属性全部组合起来是不是就可以代表这个个体呢？当然可以，这对计算机来说就是有智慧的第一步——能认识并识别出不同的个体。

用眼睛观察世界对人类来说轻而易举，但对只认识数字的计算机来说就是一项非常难的任务。那么计算机视觉主要想解决什么问题呢？简单说就是让计算机能像人一样看事物，并能理解看到的事物，粒度从非常小的苍蝇到非常大的宇宙，从静态的物体到动态的行为过程，等等。此时便会涉及到一个根本性的问题：怎么样在计算机中表示这么多不同的物体呢？

以前人们经常使用的就是规则，即人类自己定义如何表示某个（或某类）物体，如从颜色、形状、纹理等等方面描述，但要知道，这个世界是非常大的，物体种类可以说是不计其数，万一规则冲突了怎么办？所以说基于规则的方法局限性非常大。于是就产生了这样的想法：计算机的计算能力这么厉害，有没有可能让它自己学习这些规则呢，比如给计算机看一些正确的例子？这样机器学习就产生了，深度学习是机器学习的一个子领域，而机器学习属于人工智能的研究范围。

机器学习主要是让计算机从历史经验（即数据）中学习知识，可将其理解为发现历史规律，总结经验教训，所以也可称为模式识别。机器学习常常可分为三种类型：监督学习、非监督学习和半监督学习。如果将机器学习简单理解为学生读书学习的过程，那么监督学习可理解为学生跟着老师学习，老师学识丰富；而非监督学习则是学生完全自学，自力更生；半监督学习则是两者综合，老师学识有限或学识丰富但指导时间有限，学生自己也需要自学。

最近几年机器学习领域发展起来的原因主要有以下几点。

（1）互联网快速发展，积累了大量的原始数据，包括图像、文本、影音等。

（2）计算机硬件飞速发展，计算能力大大提高。

（3）学术研究的突破，如以 Hinton 为代表的团队。

深度学习在很大程度上可理解为表示学习，即如何在计算机中用数字表示一个或一类物体。这种数字组成的东西也常常被称为特征，顾名思义：独特的表征，即在计算机中只有某种物体才会用那样一组数字来表示，因此深度学习也称作特征学习。如图 1-1 所示的鸟在计算机中可用独特的数字或数字组合来表示，比如：单个数字 99、向量 [123, 999, 888] 或者二维向量，甚至是更高维的向量。

那么这些数字表示什么意义呢？人类制定的规则，这些数字表示的意义一般比较明显，比如表示颜色、形状、有没有羽毛等。而在深度学习中，物体的特征向量常常很难与人类的直观意义匹配，即人们不懂这些数字代表什么意义，但计算机懂——计算机能在大量的特征向量中区分出个体。

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 0.1 \\ 2.2 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 5 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 0 & 123 & 240 & 321 & 123 \\ -123 & -20 & 50 & 40 & 221 \\ 12 & 24 & 92 & -46 & 32 \end{bmatrix}$$

图 1-1　视觉图片与数字特征表示

本章主要介绍机器学习、深度学习与计算机视觉相关概念之间的关系，并介绍开发环境的安装。

1.1　图像基础

图像是人通过眼睛对外界的一种视觉感受，它可以存在于人们的脑海里，也可以通过某种介质（如照片或数码照片）保存下来，本书主要讨论的是计算机对图像的处理，所以明白计算机怎么看待图像是非常重要的。如前所述，计算机中所有文件都用数字表示，那么图像也不例外。

在计算机中，图像的最基本组成单元为像素，图片是包含很多个像素的集合。像素一般就是图片中某个位置的颜色，很多个像素点排列起来，就可以组成一个二维平面点阵，这就是图像。比如电脑桌面背景，如果是 1920px×1080px 的大小，那就意味着有 1920×1080（2073600）个像素：1920 列，1080 行。通常图像表达会用色彩空间的概念，常见的有 RGB、LAB、HSL 和灰度等，本书主要关注 RGB 和灰度这两种，其他色彩空间可查阅相关资料[1]。RGB 图像又称为三通道彩色图，灰度图相对应就可以叫作单通道图。通道数可简单理解为表示单个像素所需要的数字的个数。

图像分两类：模拟图像和数字图像。两者之间最大的区别是像素的值域，模拟图像像素的值域是连续的，是人类所认识感受到的；而数字图像的值域则是离散的、有限的，是计算机等电子设备所认知的事物。本书所讨论的就是计算机所认知的图像，即数字图像，后面不再说明，这也是计算机视觉的主要任务。

1　http://poynton.ca/ColorFAQ.html（注意区分大小写）

在计算机中，灰度图中的像素通常用 0~255 之间的一个整数数字表示，0 表示黑色，255 表示白色，数字从 0 变到 255 表示颜色由黑变白的一个过程。颜色越黑则越接近 0，越白则越接近 255。

RGB 彩色空间则使用三个整数数字来代表一个像素，如 (0,100,200)，分别代表红色部分的颜色值为 0，绿色部分为 100，蓝色部分为 200。RGB 分别代表英文单词 Red、Green 和 Blue，其对应的取值范围都是 0 ～ 255，数值越大表示颜色越浅，越小则越饱和。所以 RGB 像素不同的组合总数为：256×256×256=16777216，其中 (0,0,0) 表示黑色，(255,255,255) 表示白色。

基于以上认识，像素点阵就可以使用矩阵来表示，差异就是不同空间表示像素的方法不同。灰度图可简单理解为一个二维矩阵，里面填满了 0 ～ 255 间的整数；而彩色图则是三维矩阵，维度分别代表高、宽和通道数，如图 1-2 所示可以更形象直观地理解，一个 4×4 的灰度图像矩阵和一个 4×4 的 RGB 彩色图像（除非特殊说明，后期本书中的彩色图像一般指 RGB 空间格式）矩阵。

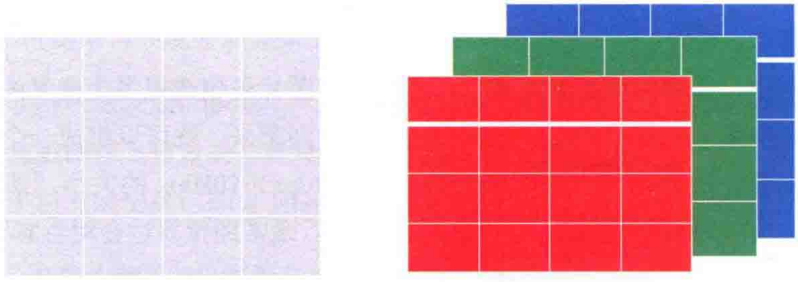


图 1-2 灰度图与 RGB 彩图

1.2 深度学习与神经网络基础

深度学习这个词语很时髦，这里通俗地解释一下它的概念。

深度学习就是使用神经网络来进行学习，将一种表示（Representation）转换为另外一种表示，那么神经网络是什么呢？简单来说神经网络就是一个函数，但它可以非常简

单，如 $y=x+3$；也可以非常复杂，复杂到难以用数学公式进行解析表达，一般来讲，神经网络会包含两个主要部分：线性变换函数和非线性变换函数。

1.2.1 函数的简单表达

简单说函数就是将输入通过一些操作或变换变为输出，简记为 $y=f(x)$，就可以说 x 经过函数 f 的作用变成了 y。很多人就学过以下函数，这些函数通常做的就是将一个数字（标量，scalar）映射（变成）为另外一个数字（标量），当然可能存在一一对应，一多对应和多一对应这些情况，此处只讨论一一对应，即一个 x 只能映射为一个 y，如下所示：

$$y=ax+b$$
$$y=ax^2+bx+c$$
$$y=ae^{bx}+cx+d$$

1.2.2 函数的矩阵表达

如果输入的是多个数字组成的向量（vector）呢，比如一个点在二维平面空间的坐标 (x,y)，然后输出是一个标量，比如高度 z。假设可以用一个简单的线性函数来表示，即：$z=a\times x+b\times y+c$，这样便表示了整个操作过程。但输入通常会被当作一个变量，此时应该怎么表示这个式子呢？此时便引出了以下矩阵和向量的操作：将 $[a, b]$ 视为矩阵 A，将 $[x, y]$ 视为向量 X，然后进行矩阵与向量的乘法操作，其实就是行的元素与列的元素对应相乘然后相加。如果输入的维度更高，那么只需要增加输入 X 向量中的元素个数即可，同时对应增加线性变换矩阵 A 中每行的元素个数。如果输出多个值怎么办呢？其实只需要将线性变换矩阵 A 的行数增加即可，有多少个值 A 中就有多少行，此时输出也可以使用矩阵 Z 表示，如下所示：

$$z=\begin{bmatrix}a & b\end{bmatrix}\begin{bmatrix}x\\y\end{bmatrix}+c=AX+c$$

$$Z=\begin{bmatrix}z1\\z2\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}a & b\\e & d\end{bmatrix}+\begin{bmatrix}x\\y\end{bmatrix}+c=\begin{bmatrix}ax+by+c\\ex+dy+c\end{bmatrix}$$

1.2.3 神经网络的线性变换

函数的矩阵操作也可称为线性变换，它是神经网络中最基础的操作之一。神经网络中的线性变换只是将变换矩阵 A 和输入 X 的维度变得更大了而已。对于图像来说，X 已经是成百上千级别的矩阵变量了，但原理还是一样：对应相乘然后做连加操作。

比如对于一个 2×2 灰度图片，可以想象将所有的元素拉伸为一维数组（当然这样做会失去图像的空间特性），然后进行线性变换，可用以下式子表示，此处省略常数项：

$$Z=\begin{bmatrix} w11 & w12 & w13 & w14 \\ w21 & w22 & w23 & w24 \end{bmatrix}[x1 \quad x2 \quad y1 \quad y2]^{\mathrm{T}}$$
$$=\begin{bmatrix} w11x1+w12x2+w13y1+w14y2 \\ w21x1+w22x2+w23y1+w24y2 \end{bmatrix}$$

这样操作之后就得到一个输出，输出包括两个数字，即可理解为 2 维输出。现实情况中输出会有更多的维度。另外值得一提的是，此处每一行的参数个数与图片的高和宽的乘积一样，其本质就是卷积操作。

1.2.4 神经网络的非线性变换

神经网络使用线性变换可以做非常多的线性操作，但这个世界还有非常多的非线性映射，比如二次函数 x^2，此时就需要通过非线性变换来解决此类问题。

过去非常多的学者为之努力过，并提出了使用激活函数来进行非线性变换。目前常用的激活函数及对应的导数如图 1-3 所示，可以看到其是否有梯度消失或爆炸、饱和等性质，如想直观了解更多的激活函数可参见相关网站[2]。

1.2.5 深层神经网络

前文讲解了神经网络的两个最重要的基本组成单元，即线性变换和非线性变换，使用它们的组合既可以模拟线性变换又可以模拟非线性变换。但世界上有无数函数（线性 + 非线性），那么怎么去模拟更多的函数呢？答案就是 Deep。

所谓 Deep，其实质就是不断地叠加这种线性和非线性操作，每次操作如果被称为一个网络层，那么叠加很多次这些操作，就形成了所谓的深层网络结构，如图 1-4 所示。

2 https://dashee87.github.io/data%20science/deep%20learning/visualising-activation-functions-in-neural-networks/

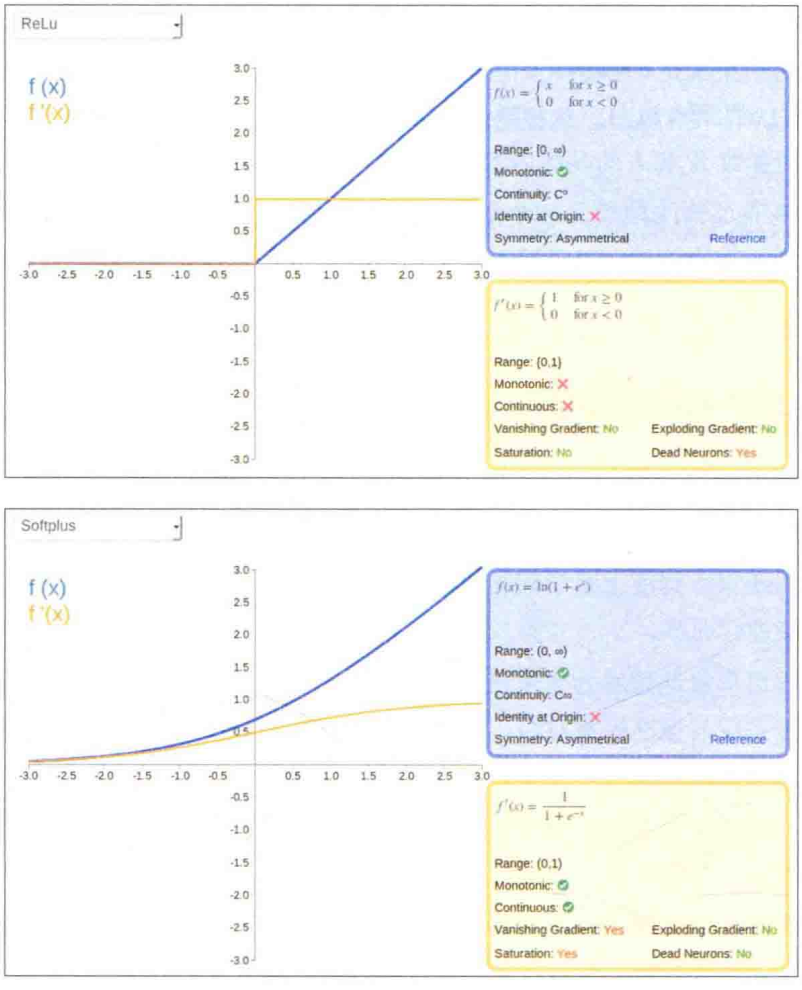


图 1-3　常见激活函数

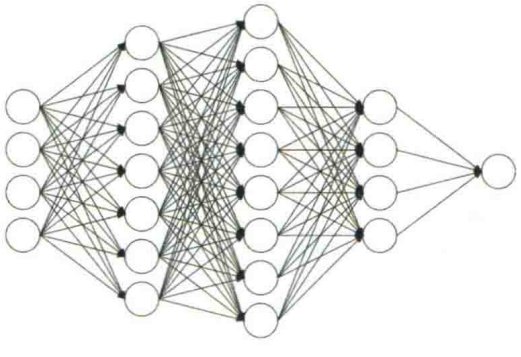


图 1-4　神经网络示意图