

神经科学在人工智能领域的工程应用

Engineering Applications of Neuroscience in Artificial Intelligence

张辉

山东大学 控制科学与工程学院

摘要

千百年来，人类试图了解智能的机制，并将其复制到思维机器上。在早期的发展过程中，人们在学术界挑战人工智能的雄心不断遭到毁灭性的打击。然而，近年来，人们不断地尝试在人工智能的复杂计算方法中引入生物大脑的工作机制，旨在让机器更优雅更有机地进行逻辑推理，这使得人工智能领域取得飞速的发展。人工智能历史上的每一次巨大的突破，都来源于神经科学方面所取得的成就。

本文就神经科学在人工智能领域的工程应用情况进行科普性质的阐述，抛开复杂的数学公式推导过程，我们将重点放在了神经网络（一种极其流行和有效的人工智能技术）的生物大脑思维过程的联系上。在本文中，首先，介绍了人工智能的发展历史以及神经科学在这一领域所产生的深刻影响；其次，将通过一些相对容易的、但是令人激动的数学思想来优雅从容地解释神经网络的实现过程；然后，通过几个具体的应用实例来展示神经网络所具备的神奇的思维能力和推理能力；最后，就神经科学在人工智能领域的发展进行了总结与展望。

关键词：人工智能；神经科学；神经网络；算法；模型

Abstract

For thousands of years, humans have tried to understand the mechanics of intelligence and replicate it on thinking machines. In the early stages of development, human's ambitions to challenge AI in academia kept being crushed. However, in recent years, people have been trying to introduce the working mechanism of the biological brain into the complex calculation method of artificial intelligence, aiming to make the machine perform logical reasoning more elegantly and organically, which has made the field of artificial intelligence achieve rapid development. Every great breakthrough in the history of artificial intelligence has been derived from achievements in neuroscience.

In this paper, we will explain the popular science of the engineering application of neuroscience in the field of artificial intelligence. Aside from the complex mathematical formula derivation process, we will focus on the connections between the biological brain thought processes and neural networks(an extremely popular and effective artificial intelligence technology). In this paper, firstly, the history of artificial intelligence and the profound impact of neuroscience in this field are introduced. Secondly, the realization process of neural network will be explained elegantly and calmly through some relatively easy but exciting mathematical ideas. And then, the magical thinking ability and inference ability of the neural network are demonstrated through several specific application examples. Finally, the development of neuroscience in the field of artificial intelligence is summarized and prospected.

Keywords: artificial intelligence; neuroscience; neural networks; algorithm; model

I. Introduction

人工智能[]、神经科学[]……一个一个富有现代电子气息的词汇（在表1中被解释），一次又一次给我们的大脑带来的新的感受，也给我们带来了对新人生的新理解。然而，越是如此，就越需要回到历史寻找答案，希望在历史的废墟中，能找到只言片语，解开我们心中的疑惑。即，在接下来的内容中，我们将结合几个人工智能的历史性事件，来阐述其发展历程。

1.1 人工智能的发展史是跌宕起伏的，同时也是波澜壮阔的。

1950 孕育

人工智能真正意义上的首次亮相在 1950 年，计算科学之父，艾伦·麦席森·图灵发表了《Computing Machinery and Intelligence》。在文中针对于“机器会思考吗？”这个问题，图灵设计了一个游戏：在一个房间中一个人提问问题，在另一间房间内的计算机（机器）和另外一个任去回答，如果提问问题的人分别不出回答问题的两者之间存在的实质性不同，那么我们就认为这一计算机具有智能的思维能力。这就是大名鼎鼎的图灵测试，直到今天，这一测试一直是公认的人工智能判断标准。事实上，图灵的思想深刻影响着人工智能的发展，在后续内容中我们还将介绍一部根据图灵生前真实故事的电影《模仿游戏》来展现人工智能的思想魅力以及历史贡献。

1956 诞生

1956 年，也称为人工智能元年，麦卡锡、明斯基等科学家在美国达特茅斯学院开会研讨“如何用机器模拟人的智能”，麦卡锡提议正式采用了“人工智能（Artificial Intelligence，简称 AI）”这一术语，标志着人工智能学科的诞生，大会，麦卡锡因此被称为人工智能之父。

表 1. 人工智能相关专业术语及解释

| 人工智能专业术语 | 解释和定义 |
|----------|---|
| （网络）模型 | 数学模型。可以理解成函数 $y = f(x, c)$ 中的 f ，而 x 是模型的输入， c 代表了模型的固有参数， y 是模型的计算输出 |
| 神经网络 | 一类受神经科学的启发而产生的数学模型 |
| （优化）算法 | 算法的解释为“一切解决问题的方法”。我们在这里将其重新定义为求解模型参数 c 的计算方法 |
| 机器学习 | 一类可以通过数据求解模型参数的模型的统称 |
| 深度学习 | 一类深度神经网络及其改进版本的统称 |

1956—20 世纪 60 年代初 萌芽

这一阶段内，人工智能迎来了发展过程中的第一次高潮。人工智能的研究在机器学习、定理证明、模式识别、问题求解、专家系统及人工智能语言等方面都取得了许多引人注目的成就。

值得注意的是，在 1958 年，一个标志性事件，美国学者弗兰克·罗森布拉特（Frank Rosenblatt）就提出了感知器，这是一种参数可变的单层神经网络模型，是人类第一次把自己所具备的学习功能用算法模型的形式表达出来，第一次赋予了机器可以从数据中学习知识并且具备推理的能力，它是今天神经网络的雏形。此后，由于人工神经网络理论的突破，人工智能领域受到极大的关注，并且政府机构投入了大笔资金建立了许多相关的项目。

20 世纪 60 年代—70 年代初 低迷

人工智能发展初期的突破性进展大大提升了人们对人工智能的期望，人们开始尝试更具挑战性的任务，并提出了一些不切实际的研发目标。然而，接二连三的失败和预期目标的落空（例如，无法用机器证明两个连续函数之和还是连续函数、机器翻译闹出笑话等），使人工智能的发展走入低谷。

20 世纪 70 年代初—80 年代中 繁荣

在这一阶段，计算神经科学弥补了人工智能中在数学理论和计算上的不足，实现了人工智能从理论研究走向实际应用、从一般推理策略探讨转向运用专门知识的重大突破。尤其是，Werbos 于 1974 年提出 BP（Back Propagation）算法，用于多层神经网络的参数计算，以解决非线性分类和学习的问题。

20 世纪 80 年代中—90 年代初 低潮

随着人工智能的应用规模不断扩大，专家系统存在的应用领域狭窄、缺乏常识性知识、知识获取困难、推理方法单一、缺乏分布式功能、难以与现有数据库兼容等问题逐渐暴露出来。同时，人工神经网络的设计一直缺少相应的严格的数学理论支持，之后 BP 算法更被指出存在梯度消失问题，因此无法对前层进行有效的学习。此后一段时间，人工智能又陷入了无人问津的境地。

20 世纪 90 年代初—20 世纪 90 年代末 蓬勃

1995 年，机器学习领域中一个最重要的突破，支持向量机[SVM]，由瓦普尼克和科尔特斯在大量理论和实证条件下提出。从此将机器学习研究分为神经网络方向和支持向量机方向。同年，受人类视觉系统的启发，卷积神经网络[]被 Yann LeCun 等人提出，开创了人工智能在图像识别方面的应用新境界。

1997 年，IBM 的超级计算机深蓝战胜国际象棋世界冠军卡斯帕罗夫，引起了世界的关注。

20 世纪 90 年代末—至今 爆发

2006 年，图灵奖获得者，深度学习三大巨头之一 Hinton 提出神经网络深度学习算法，使神经网络的能力大大提高，同时开启了深度学习在学术界和工业界的浪潮。2012 年，AlexNet[]（一种卷积神经网络框架）在 ImageNet 挑战赛上一起绝尘，将 ImageNet 数据集的错误率降低至 4.94%，成功超越人类的识别能力（人眼识错误率为 5.1%），是深度学习的历史性事件。

2016 年，谷歌 Deep Mind 公司开发的 Alpha Go[]（一种三个神经网络构成的模型）与围棋世界冠军、职业九段棋手李世石进行围棋人机大战，以 4 比 1 的总比分获胜。

2018 年，Deep Mind 公司开发的 AlphaFold[]，预测出 98.5% 人类蛋白结构，此前，科学家们历经数十年努力，解析的蛋白结构只覆盖了人类蛋白序列中 17% 的氨基酸。这一诺奖级别的成果发表于 Nature，并获得 Nature 高度肯定“这将改变一切”。

.....

人工智能经历了几次大起大落，每次都是在对人工智能新技术的巨大期望中开始了一次又一次冲击，而在碰到难以逾越的障碍后，每一次历史性的突破，都来源于神经科学方面所取得的成就。大脑作为宇宙中最复杂的系统之一，近年来神经科学研究技术的大突破为人工智能开创了新纪元，尤其是受人类神经系统的一些机制启发而诞生的神经网络已经发展成为人工智能领域不可一世的存在。

1.2 神经科学（类脑科学）如何影响人工智能的？

人类对智能的理解有着不懈追求，从笛卡尔 1641 年写下的“我思故我在”的名句就可以看到，人类把智能看作生命的本质，而用我们自己的智能证明自己的智能的精彩则是一个悖论，正如莱尔（Lyall Watson）的名言“如果大脑简单到能让我们理解，我们的思维就会简单到不能理解大脑”。思维从生物进化的角度来论，其产生及发展源于人类的生存本能。作为生物链最顶层的人类，需要有更复杂、更强大的思维能力，来合理分配资源、优化自己的生存条件、预见和应对不断变化的威胁因素，为此人类进化出独特的能不断产生和运用智能的脑神经系统，近代神经科学的研究表明：人类大脑中具有的新皮层是学习和记忆功能的载体，从而开启了专门研究神经的思维机制的学科——神经科学，它的核心就是研究大脑皮层中神经元的活动以及他们之间飞速传递的电脉冲与思维活动之间的关系。

基于神经科学的相关研究，人工智能领域的一个重要研究方向，神经网络几乎占据了人工智能方法的九成以上，其思想便源于对于人类神经系统的数学建模，并且通过模拟人脑思考过程中的神经信号的传播机制来设计相应的神经网络。在每一次令人瞩目的成就中，例如上文提到的 Alpha Go 等，背后都是大型的神经网络或者其变体。李飞飞[]（美国国家工程院院士、美国国家医学院院士、美国艺术与科学院院士，美国斯坦福大学首位红杉讲席教授），是 ImageNet 和 ImageNet Challenge 的发明者，为深度学习和 AI 的最新发展做出了卓越贡献，然而这些突出贡献的基础便在于其在认知和计算神经科学上所进行的研究。

为了更清晰地展示文章的脉络，这里，给出了后续内容的组织情况。

第二部分 我们将使用一些简单而优雅的数学思想来解释神经网络的构建过程，尽可能地避免涉及过多的复杂数学理论的细节。此外，还给出了反向传播算法的基本原理的介绍。

第三部分 我们将通过几个实际的工程应用来展示神经网络的独特魅力和推理能力。这其中，前两个例子是我们编写代码亲自实现的有趣的应用，第三个是人工智能在人类历史上做出的卓越贡献。

第四部分 我们将对本文进行简明扼要的总结，并针对于未来神经科学在人工智能领域的发展作了展望。

II. How to Build a Neural Network

多年来，普通人对人工智能有一个误区，即人工智能只不过是用更高级、更复杂的数学指令，告诉计算机怎么做，怎样模拟人类行为，让计算机“佯装”理解人类的感情。机器那冰冷的逻辑，绝对的1和0，看起来似乎永远不能够实现细致入微的、有机的，有时甚至模糊的生物大脑思维过程。

在此之后，研究人员灵光一现，尝试通过复制生物大脑工作的机制，利用神经科学的思想来构建人工大脑。真正的大脑具有神经元，而不是逻辑门。真正人脑具有更优雅更有机的推理，而不是冰冷的、非黑即白的、绝对的传统算法。于是，从最初的神经元^[1]数学建模，到后来感知机^[2]（一层神经网络）的提出，再到后来人工神经网络^[3]（人工神经网络多层感知机^[4]、全链接神经网络^[5]），再到卷积神经网络^[6]、递归神经网络^[7]、长短期记忆网络^[8]，Transformer^[9]，神经科学的前沿思想不断涌进人工智能领域，使得神经网络一路高歌猛进，不断突破自己，甚至在某些领域一度超越人类的水平。

这些内容听起来或许具有很多神秘色彩，不由得让人发问，神经网络是什么？长什么样子？事实上，神经网络，在理论的建立上，可以表现为一堆复杂而优雅的数学公式，在理论的实现上，可以表现为一堆复杂而有逻辑的程序代码，然而，在理论的工程应用上，才是我们生活中常见的人脸识别^[10]（属于计算机视觉^[11]）、语音识别^[12]（属于语音处理^[13]）、文本翻译^[14]（自然语言处理^[15]）、情感分析^[16]（自然语言处理）、无人驾驶^[17]（属于计算机视觉^[18]）等贴近生活的应用实例。

现在，在接下来的内容中，我们要做一件令人兴奋的事情，那就是仅凭高中数学而无需太高深的数学思想，打造出一个专家级别的“人工神经网络”。这并非夸大其辞，危言耸听，而是真真切切、实实在在的事实。

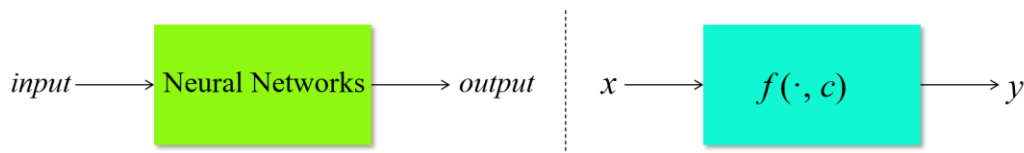


图 1. 神经网络的抽象表达(a)，数学表达(b)

2.1 神经网络长什么样？

这里，我们将神经网络表示为一个箱子，如图 1(a)所示，这个黑箱子只要我们给定输入，他会进行计算然后产生输出。我们要牢记一点，所有的重点都要集中在一句话上“给定输入，计算输出”。然后我们把这个黑箱子表示成一个函数 $y=f(x, c)$ ，如图 1(b)所示，式中， x 表示输入， y 表示输出， $f(\cdot, c)$ 表示神经网络， c 是神经网络固有的参数。也就是说，我们如果给定输入 x ，那么将 x 带入 $f(\cdot, c)$ 后计算得到 $f(x, c)$ 就是神经网络的输出 y 。

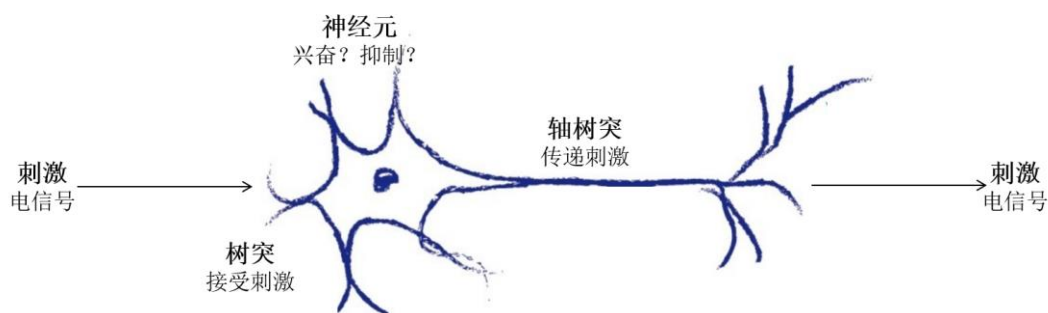


图 2. 神经元的刺激传播机制

接下来，如何确定上图中的这个箱子的内部结构呢？首先，让我们来观察生物大脑中的基本单元——神经元的基本结构，如图 2 所示，看看是否会有所启发。虽然神经元有各种形式，但是所有的神经元都是将电信号从一端传输到另一端，沿着轴突，将电信号从树突传到树突。然后，这些信号从一个神经元传递到另一个神经元。这就是身体感知光、声、触压、热等信号的机制。来自专门的感觉神经元的信号沿着神经系统，传输到大脑，而大脑本身主要也是由神经元构成的。值得注意的是，神经元从树突传递到下一神经元的树突，所传递的刺激并不是一成不变的，这种信号是可能兴奋（信号增强）或者抑制（信号减弱）的。因此，

我们考虑这样实现一个神经元的数学模型，如图 3(a)所示。

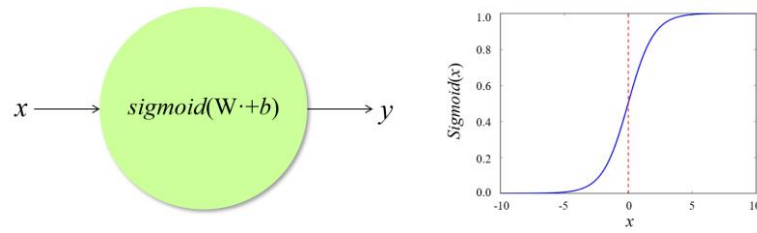


图 3. 神经元的数学建模(a)以及 sigmoid 函数图像(b)

即，我们的神经元数学模型如若接受一个输入 x ，那么会先进行一个线性计算得到 $W*x+b$ ，然后 sigmoid 函数会判断这个值会以多大程度进行输出，这个过程类似于图 2 所示的神经元内部控制刺激信号是兴奋还是抑制的机制，如图 3(b)所示， sigmoid 函数的图像，见公式 1， sigmoid 函数的表达式。

$$\text{sigmoid}(x) = \frac{1}{(1+e^x)} \quad (1)$$

也就是说，对于这个神经元，我们给定输入 x ，那么他将计算得到输出 y ，如公式 2。

$$y = \text{sigmoid}(W*x+b) = \frac{1}{(1+e^{W*x+b})} \quad (2)$$

这样一来，我们便是实现了一个神经元的数学建模过程，但是需要注意到的是，我们在建模过程中引入了神经元的参数 W 和 b 。

接下来，让我们再观察一下生物大脑中的神经网络是以什么形式存在的。以我们目前对于神经科学尤其是脑科学的认知，我们在图 2 展示的生物的神经元，如果接受的信号足够强，神经元就会产生输出信号，沿着轴突，到达终端，将信号传递给下一个神经元的树突。图 4(a)显示了使用这种方式连接的若干神经元。

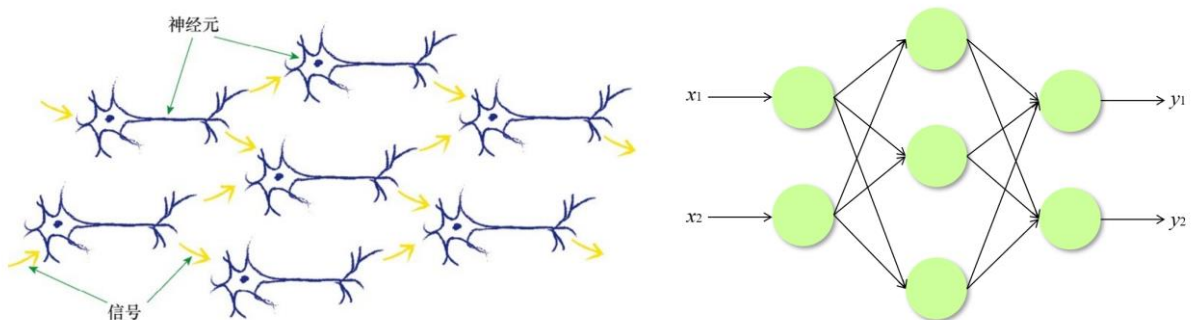


图 4. 生物神经网络结构图(a)以及人工神经网络结构图(b)

现在，我们将这种自然形式复制到人造的神经网络模型中，构建多层神经元，每一层中的神经元都与其前后层的神经元互相连接。图 4(b)详细描述了这种思想。

到目前为止，神经网络已经初见雏形。我们可以简单的理解为每一层有多个神经元，每两层之间的神经元相关链接（这种神经网络是最基本的神经网络，也被称为全链接神经网络）。以上图为例，这是一个三层的神经网络，共有七个神经元。事实上，神经网络的层数和神经元个数是我们自定义的，可以灵活改变。也就是说，当输入过来以后，第一层的所有神经元都会按照上述公式 2 计算得出各自的输出，这些输出继续作为输入进入到第二层神经网络，然后第二层的每个神经元再根据公式 2 计算得到输出，直到第三层计算得到最终的输出。这一过程我们叫做神经网络的前向传播。

事实上，在神经网络实现的过程可以像上文中提到的逐一计算每个神经元的方法，但是这样会严重影响运算速度，在工程中我们一般采用矩阵计算的方法进行前向传播，这样可以充分利用计算机的并行计算能力，但是限于本文的科普性，不再赘述。

现在，我们已经实现了一个神经网络的前向传播，即，给神经网络输入，神经网络按照图 4(b)所示的结构会计算出最终的输出来，尽管我们不知道他的输出(output)是不是与我们期望的输出(target)一致。接下来，

我们参考人脑学习的机制来使得神经网络具备思考的能力，这种能力是指，神经网络不仅可以给定输入可以计算输出(output)，而且还可以计算出我们想要的输出(target)。

2.2 神经网络怎么才能思考？

使得神经网络具备思考能力的过程，我们称为“训练”。具体地，我们将通过下面一个生活中的场景来解释什么是“训练”。

让我们来教一个刚学会讲话的小孩认识数字。

首先，我们准备了 7000 张不同的手写数字(0-9)的图片，其中有 6000 张图片我们用来教会小孩认识数字，也就是 6000 张图片将被用于“训练”，而剩下的 1000 张图片，我们将会“测试”小孩的学习效果。以第一个图片为例，我们分三个步骤来介绍我们的“训练”方案，如图 5 所示。

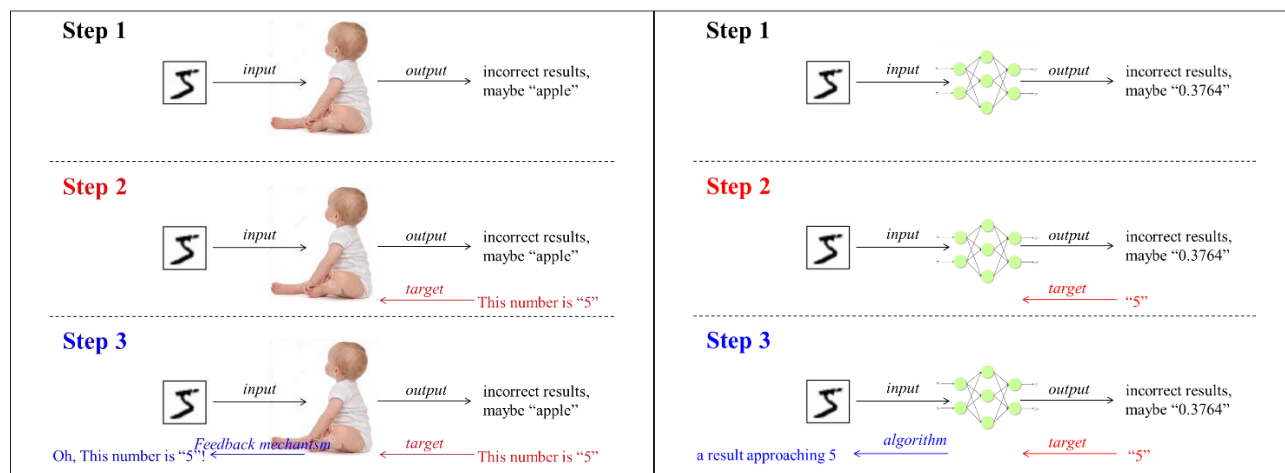


图 5. 训练一个孩子的流程图(a)神经网络的训练步骤(b)

Step 1，我们从 6000 张图片中随机拿出一张图片，如图 5(a)所示是一张手写数字“5”的图片，孩子可能会说出一个不正确的结果，可能是“apple”之类的。这与神经网络的前向计算是一致的，如图 5(a)所示，会计算得到一个不正确的输出，可能是“0.3764”这种的，这是因为神经网络在初始化的过程中，参数是随机的，因此会得到一个不确定的不符合我们预期(target)的计算结果(output)。

Step 2，我们告诉这个孩子，这个数字是“5”。同样地，对于神经网络我们在训练中也会给定这个输入图片对应的 target 为 5。

Step 3，这个孩子接受到我们给出的正确结果后，我们认为他的大脑内部会进行一些反馈机制的调节，使得下一次孩子再碰到这种“5”的类似图片，他能够尽可能准确的回答出来。在神经网络中，这种反馈机制我们称之为算法，也叫做优化算法，指的是，用算法去优化神经网络内部的参数（起初被随机初始化），使得神经网络在以后再接受到类似的输入的时候会尽可能准确的输出正确的结果(output=target)。

然后，我们重复 Step1-Step3 这个步骤 6000 次，只是每次“训练”的图片(input)是不同的手写数字。就像图中的小孩一样，神经网络在训练结束后也能够达到识别手写数字的能力。

神经网络是一个仿照生物大脑的神经系统结构而产生的数学模型，我们通过“训练”来使其具备思考的能力。然而，在“训练”的过程中，更具神秘力量的是图中所展示的“算法”，这种神秘力量使得神经网络可以通过 target 自动调节他内部的参数，就像是训练孩子的过程中，孩子在接受我们给出的正确答案后，他的大脑内部进行的一些反馈机制一样。但是限于本文的科普重点以及篇幅，这里不展开介绍，我们只需要明白，这种算法往往是基于一种反向传播的机制，来自动的调节神经网络的参数，使得神经网络能够尽可能准确的计算出近似于 target 的结果。

现在，一般情况下，小孩和神经网络都已经具备了识别手写数字的能力，至于如何判断是否具备这种能力或者评估这种能力的大小，我们将会测试他们，在用于“测试”的 1000 张图片上，只是这个过程中我们不再告诉孩子和神经网络正确的结果(target)是什么。

III. Engineering Applications of Neural Network

在这一部分，我们将使用几个实际的、有趣的、甚至具有贡献的应用实例来展示神经网络的独特魅力。

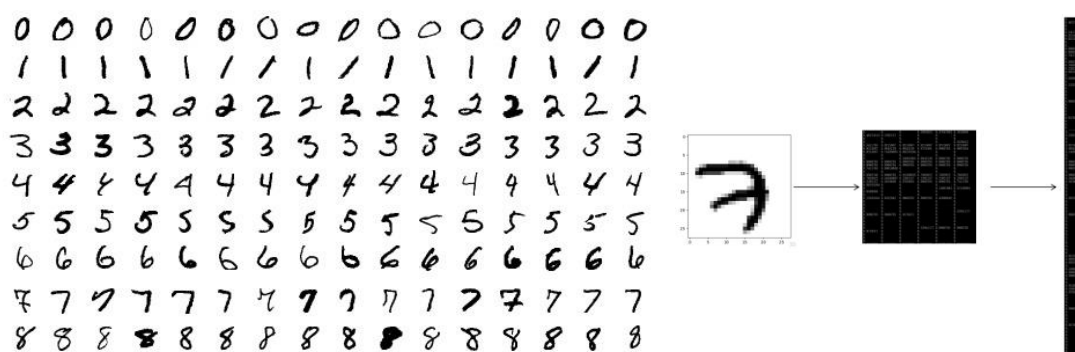


图 6. MNIST 数据集部分样本(a)，每个图片样本处理方法(b)

```
1  """
2
3  Neural Network.py
4  2021-07-27
5  written by Zhang Hui
6
7  """
8
9  import numpy
10 # scipy.special for the sigmoid function expit()
11 import scipy.special
12 import matplotlib.pyplot
13
14 # Neural network class definition
15 class NeuralNetwork:
16
17     # initialise the neural network
18     def __init__(self, inputnodes, hiddennodes, outputnodes, learningrate):
19
20         # set number of nodes in each input, hidden, output layer
21         self.inodes = inputnodes
22         self.hnodes = hiddennodes
23         self.onodes = outputnodes
24
25         # learning rate
26         self.lr = learningrate
27
28         # link weight matrices, wih and who
29         self.wih = (numpy.random.rand(self.hnodes, self.inodes)-0.5)
30         self.who = (numpy.random.rand(self.onodes, self.hnodes)-0.5)
31         self.wih_1 = numpy.random.normal(0.0, pow(self.hnodes, -0.5), (self.hnodes, self.inodes))
32         self.who_1 = numpy.random.normal(0.0, pow(self.onodes, -0.5), (self.onodes, self.hnodes))
33
34         # activation function is the sigmoid function
35         self.activation_function = lambda x : scipy.special.expit(x)
36
37         pass
38
39 # train the neural network
40 def __train__(self, inputs_list, targets_list):
41
42     # convert inputs list to 2d array
43     inputs = numpy.array(inputs_list, ndmin=2).T
44     targets = numpy.array(targets_list, ndmin=2).T
45
46     # calculate signals into hidden layer
47     hidden_inputs = numpy.dot(self.wih, inputs)
```

图 7. 用于实现神经网络的部分 Python 代码

3.1 手写数字图像识别

首先，给出数据集的介绍。MNIST（Mixed National Institute of Standards and Technology database）数据集是美国国家标准与技术研究院收集整理的大型手写数字数据库，如图 6(a)所示,包含 60,000 个示例的训练集以及 10,000 个示例的测试集。也就是说，我们将用 60000 张不同的数字图片来训练我们的神经网络，然后在 10000 个未曾训练过的测试集上观测神经网络的识别效果。

值得注意的是，为了与第二部分尽可能照应，所以我们采用最基本、最朴素的神经网络进行这一有趣的应用。因此，我们的神经网络并不像卷积神经网络一样具备视觉的能力。但是这丝毫不影响我们实现这一目标，我们只需要对于图像进行处理，如图 6(b)所示，我们将每一张图片（灰度图， 28×28 ）每个像素点提取并扩展成一维的 784 个像素数据。

从上述内容可知，我们的神经网络的结构需要进行相应的调整，我们有 784 个输入，因此神经网络的第一层我们要设置 784 个神经元来接受图像信号。具体地，我们所设计的神经网络具有图 4(b)的结构，只是在第一层我们使用了 784 个神经元，在第二层使用了 20 个神经元，在第三层使用了 10 个神经元（最终输出概率最大的），图 7 展示了我们编写的部分 Python 代码。目前，这份代码被我们公开，可于[网址](#)进行下载。



图 8. 神经网络训练过程中的部分结果

接下来，我们给出神经网络在训练过程的一些细节。事实上，针对于神经网络的科学研究往往更重视最终测试结果的评估上，而在这里，鉴于本文是一篇科普性质的文章而非科研论文，我们更重视神经网络在训练过程的表现，而不是几个性能评估的指标。如图 8 所示，我们在神经网络的训练过程中截取了部分样本(1-48, 100-148, 1000-1048, 10000-10048)识别结果，从图 8 中我们可以清楚的观测出，随着训练的进行，神经网络对于学习能力不断加强，可以识别率不断增加。

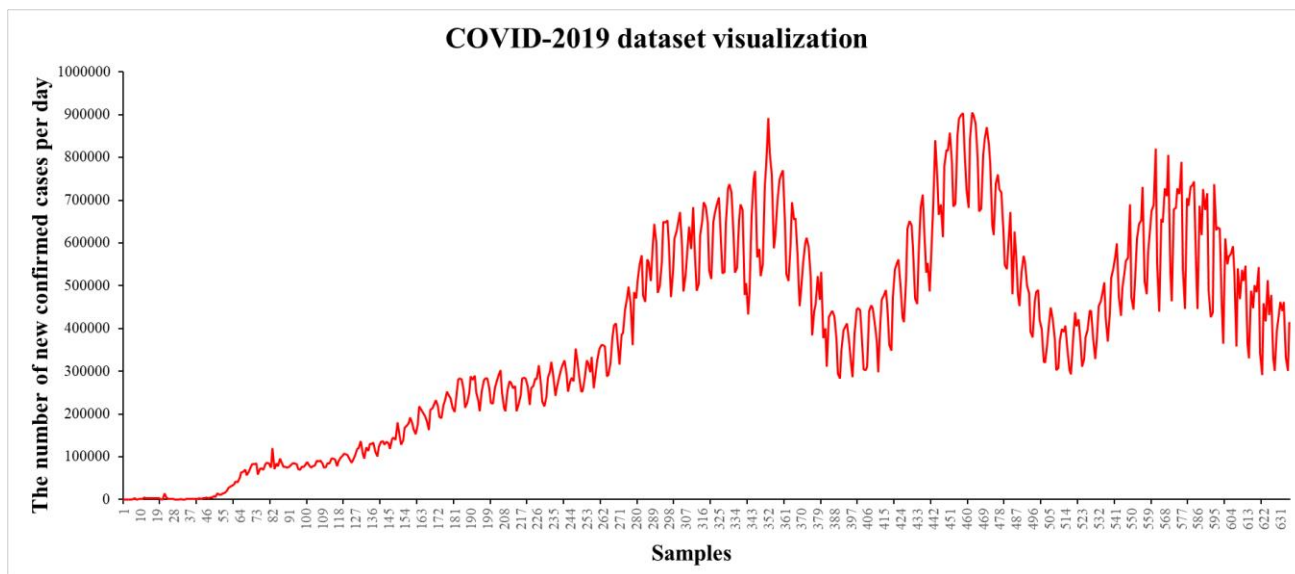


图 9. COVID-2019 数据集可视化

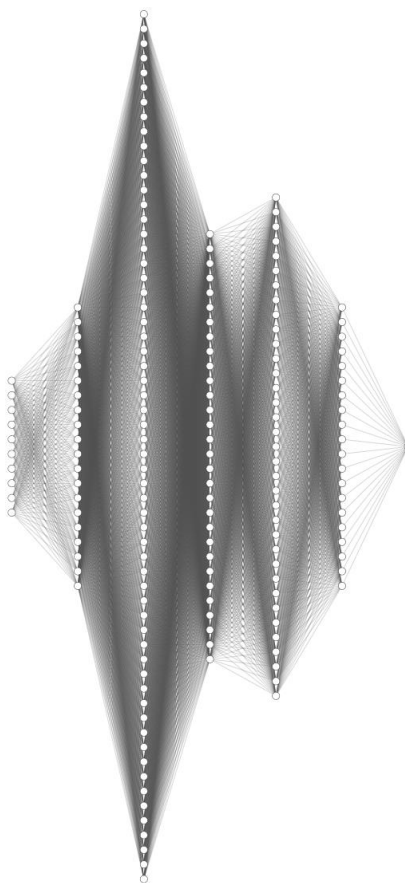


图 10. 用于实现 COVID-2019 预测的神经网络结构

同样的，我们也很关注我们的神经网络在没有告诉他正确的 *target* 的情况下的表现，在接下来我们将报告神经网络在测试过程中的表现。根据我们实际运行代码最终计算出的结果显示，我们所设计的神经网络在 10000 个测试图像数据集上实现了 97.09%。这意味什么？我们的神经网络在他未曾训练过的 10000 个样本上正确识别了 9709 张手写数字图片！这个数据是值得我们欣慰的，尽管现如今最先进的神经网络已经可是在测试集上达到了 99.99% 的最高水平，但是我们已经通过我们的努力证明了本文所阐述的神经网络在图像识别问题上的有效性。

3.2 COVID-2019 预测

接下来，我们将利用神经网络进行一件非常有意义的事情。2019 年 12 月新型冠状病毒引发的肺炎疫情爆发，并迅速波及全世界。我们深刻意识到充分利用专业技术将会有助于疫情的防控，为此，我们针对于 COVID-2019 的趋势使用神经网络进行了预测。

首先，我们从霍普金斯大学官方网站下载了 2019 新冠肺炎疫情的公开数据集，并将其分割为训练集和测试集，在训练集上对于神经网络进行训练，测试集用来观测训练后的神经网络的表现效果。图 9 展示了数据集的所有样本，这是自 2019 年新型冠状病毒肺炎疫情 COVID-2019 爆发以来近六百三十天的全球每日新增数据。此外，我们使用 NN-SVG 绘制了我们所设计的神经网络的结构图，如图 10 所示。

在实现这一目标的过程中，我们使用了近 400 个数据进行训练，在 200 个样本上测试我们的神经网络的预测效果，在图 11 中，我们给出了神经网络的预测结果，这个结果表明了神经网络具有预测 COVID-2019 新增确诊人数的能力，并且在曲线拟合上表现出了很好的效果，尽管个别地方预测精度不是很高，但是我们认为神经网络至少能把 COVID-2019 的发展趋势预测出来。

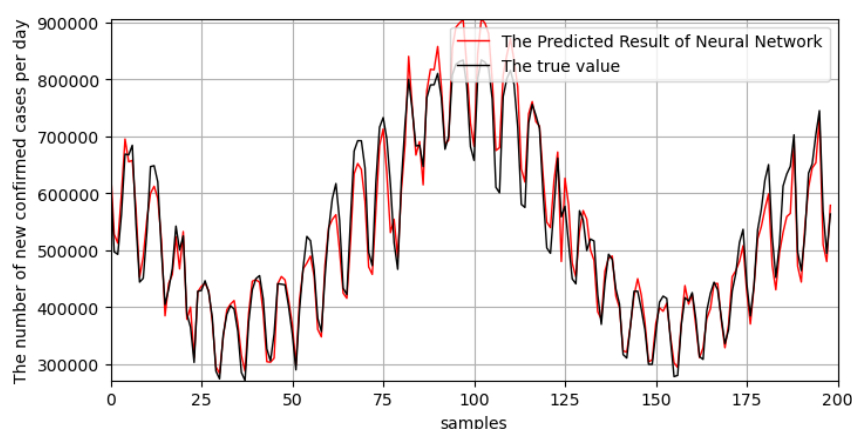


图 11. 神经网络的预测结果

确实是这样的，神经网络是如此令人兴奋的！然而他的魅力远不止于此，以神经网络为代表的人工智能技术或许还有改变历史的伟大魄力！

3.3 模仿游戏

这一次我们将目光投入到第二次世界大战的欧洲战场，这时候德军发明了一种新的加密技术，同一时间，英国和苏联等联盟国战营正节节败退，详细细节可以观看电影《模仿游戏》。破译德军密码迫在眉睫，然而这种新的加密技术如果仅靠人工计算或者穷举的办法将这种加密技术破译或许需要近百年的时间。天才数学家，计算机科学之父图灵临危受命领导一个小组进行密码破译工作（如图 12 所示）。或许是灵光乍现，或许是厚积薄发，图灵在此次工作中创造性的提出了机器学习的思想，事实上，这在当时并未有机器学习的概念，而且这也并未被证实图灵当年使用的结构是神经网络，但是我们认为，这种结构与神经网络类似，都是由输入输出和本身固有的参数构成，而且存在训练过程。

1940 年 11 月 12 日，丘吉尔通过图灵的机器（如图 13 所示）所破译的密码获悉：德国空军将在 48 小时后对考文垂大教堂和工业区进行毁灭性轰炸。为了防止德军发现他们的密码已被破译，从而继续放心的使用他们的加密技术。在英国最高司令部召开的紧急会议上，丘吉尔作出艰难而智慧的决策：考文垂不加强防空，不通知市民，不提前撤离，以牺牲一座历史古城为代价，换取德国人对其密码安全可靠的自信，换取密息情报来源的连续不中断，换取整个欧洲战场的最后胜利。

在德军连续 11 个小时的狂轰滥炸后，数以万计的生命惨遭涂炭，考文垂变成一片废墟。希特勒手捧“胜利的捷报”愈加不可一世，却一步步走向死亡。历史从丘吉尔眼里痛苦的泪花和复仇的火焰中看到了胜利的微笑。后来，在图灵所设计的机器的帮助下，盟军将二战缩短了两年，并且在关键时刻扭转了战局，取得了第二次世界大战的胜利，在一定程度上改变了世界格局。



图 12. 《模仿游戏》中图灵与他领导的密码破译小组



图 13. 《模仿游戏》中图灵与他的会思考的机器

图灵不仅在二战期间帮助解密了看似牢不可破的纳粹密码，还帮助开启了整个人工智能领域。然而，图灵当时提出这一思想并未受到广泛关注，甚至英国军方严厉批评这种做法，一度这项工作被迫停止。然而历史始终是青睐这些天才的！最终图灵设计的会思考的机器成功地学习到了德军密码地加密规则，虽然这种机器内部的推理是不可被解释的，但是历史检验了以神经网络为代表的人工智能技术的有效性和巨大贡献。计算机科学家约翰·格雷厄姆-卡明(John Graham-Cumming)表示：“他是国家的珍宝，我们穷追不舍，直到他去世。”

VI. Summary and Outlook

在本文中，我们在人工智能的发展史中看到了神经科学的缩影，并介绍了神经科学在人工智能领域的深远影响。以此为基础，我们着重介绍了神经科学在人工智能中的一种应用产物，神经网络的实现过程，并且结合了几个应用场景展示了神经网络的实际应用情况。在全文中，我们尽可能少的使用了专业术语以及数学公式，并且将注意力集中在神经网络实现和算法上，事实上，神经科学在人工智能领域的应用情况远不止于此，但是超出了本文的范畴。

现如今，神经科学在人工智能领域遍地开花，例如，对抗性的环境中超越专家，比如雅达利经典视频游戏，古老围棋棋盘游戏，以及不完善的信息游戏，例如扑克。机器可以自动生成人造语言的合成自然图像和模拟，生成的人造语言与现实世界的人类语言几乎无法区分，在多种语言之间进行翻译，以著名画家的风格创作“神经艺术”。

Tomaso A.Poggio 就认为，人工智能过去突破的是来自于神经科学，将来同样也是。大脑是宇宙中最复

杂的系统之一，近年来神经科学研究技术的大突破为人类认识大脑开创了新纪元。但我们对脑功能、尤其高级认知功能的神经网络机制的研究才刚刚起步，实验神经科学必须与理论和人工智能共进。计算神经科学也是脑科学与人工智能两个领域之间的必要桥梁，这些领域的互动和协同创新将极大推动未来的信息科技、脑科技以及下一代超级计算机的发展。

在机遇来临时，往往伴随着挑战，因此，我们也需要反思。事实上，神经网络是不可被解释的[1]，这与人工智能领域的其他技术不同（如模糊逻辑系统[2]和专家系统[3]），这一缺陷将极大的限制神经网络的推理能力和可信任能力[4]。神经网络的基本思想就是模拟人脑的信息处理机制，希望能够对自然信息，尤其是声音、语言、文字、图像进行很好的处理，但人类无法解释神经网络的具体细节，只是仿照人类大脑的一般性结构进行了数学建模，就像是现如今人类无法解释大脑的知识处理机制和推理机制一样。

在未来，通过开展类脑计算和脑式信息处理网络及计算系统研究、神经网络突触连接机制启发的神经拟态设计与类脑系统研究，将会实现大规模、高精度的神经网络启发的下一代人工智能算法，开发类神经元处理器、存储器和类脑计算机，以及类脑智能体和新型智能机器人，使脑启发类脑智能系统真正实现在信息处理机制上类脑、在认知行为上类人，并最终超越人类智能水平。

Reference

。