

MISB-420-0内的单个项目

作者: Daniel Klerfors

教授: Terry L. Huston博士 St.Louis 1998年11月

人工神经网络

这些是什么? 他们是如何工作的? 他们在哪些方面使用?

争论表

- 1. <u>目的</u>
 - 1.1 方法
- 2.什么是人工神经网络?
 - 2.1 <u>类比大脑</u>
 - 2.1.1 生物神经元
 - 2.1.2 人工神经元
 - 2.2 设计
 - 2.2.1 图层
 - 2.2.2 通信和连接类型
 - 2.2.2.1 <u>吴间连接</u>
 - 2.2.2.2 层内连接
 - 2.2.3 <u>学习</u>
 - 2.2.3.1 <u>离线或在线</u>
 - 2.2.3.2 <u>学习法律</u>
 - 2.3 神经网络在哪里使用?

人工神经网络 2018/12/1 下午9:18

参考

1。目的

本报告旨在审查并帮助读者了解人工神经网络是什么,它们如何工作以及它们当前在何处使用。该项目是人工智能分配的结果。该报告是一份非技术性报告,因此它没有深入研究数学公式,而是试图给出更一般的理解

1.1方法

为了实现本报告的目标,报告以描述性方法完成。 本报告中使用的数据是通过研究,审阅书籍,互联网出版物以及Terry L. Huston博士教授的AI讲座中获得的信息获得的二手数据。

2什么是人工神经网络?

人工神经网络是一个松散地模仿人类大脑的系统。 该领域有许多名称,例如连接,并行分布式处理,神经计算,自然智能系统,机器学习算法和人工神经网络。 它试图在专用硬件或复杂软件中模拟称为神经元的多层简单处理元素。 每个神经元都与其某些邻居相连,这些邻居具有不同的连通系数,代表了这些连接的优势。 通过调整这些优势以使整个网络输出适当的结果来完成学习。

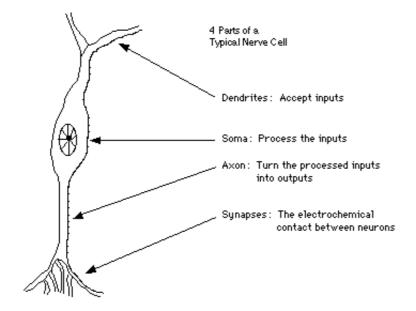
2.1类比大脑

神经网络的最基本组成部分是以大脑结构为模型。一些神经网络结构与大脑并不紧密,有些神经网络结构在大脑中没有生物学对应物。 然而,神经网络与生物大脑具有很强的相似性,因此大量的术语来自神经科学。

2.1.1生物神经元

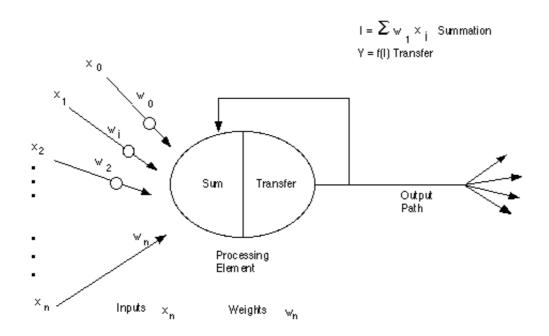
人类大脑最基本的元素是一种特定类型的细胞,它为我们提供了记忆,思考和应用以往经验的能力。这些细胞被称为神经元,这些神经元中的每一个都可以连接多达200000个其他神经元。大脑的力量来自这些基本组件的数量以及它们之间的多个连接。

所有天然神经元都有四种基本成分,即树突,胞体,轴突和突触。 基本上,生物神经元接收来自其他来源的输入,以某种方式组合它们,对结果执行通常非线性操作,然后输出最终结果。 下图显示了简化的生物神经元及其四个组成部分的关系。



2.1.2人工神经元

神经网络的基本单元,人工神经元,模拟自然神经元的四个基本功能。 人工神经元比 生物神经元简单得多; 下图显示了人工神经元的基础知识。



注意,网络的各种输入由数学符号x(n)表示。 这些输入中的每一个都乘以连接权重,这些权重由w(n)表示。 在最简单的情况下,这些产品被简单地求和,通过传递函数馈送以产生结果,然后输出。

即使所有人工神经网络都是从这个基本构建模块构建的,但这些构建模块的基本原理可能会有所不同,并且存在差异。

2.2设计

在提出令人满意的设计之前,开发人员必须在设计决策中经历一段时间的反复试验。

神经网络中的设计问题很复杂,是系统开发人员的主要关注点。

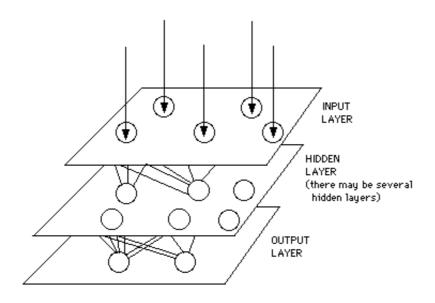
设计神经网络包括:

- 在各层中安排神经元。
- 确定不同层的神经元之间以及层内神经元之间的连接类型。
- 确定神经元接收输入并产生输出的方式。
- 通过允许网络通过使用训练数据集学习适当的连接权重值来确定网络内的连接强 度。

设计神经网络的过程是一个迭代过程;下图描述了其基本步骤。

2.2.1图层

在生物学上,神经网络由微观组件以三维方式构建。 这些神经元似乎能够几乎不受限制地互连。 在任何人造网络中都不是这样。 人工神经网络是原始人工神经元的简单聚类。 通过创建层然后彼此连接来进行该聚类。 这些层如何连接也可能有所不同。 基本上,所有人工神经网络都具有类似的拓扑结构。 一些神经元与现实世界接口以接收其输入,而其他神经元为现实世界提供网络输出。 所有其他神经元都隐藏在视图中。



如上图所示,神经元被分组为层。输入层由从外部环境接收输入的神经元组成。 输出 层由神经元组成,神经元将系统的输出传递给用户或外部环境。 这两层之间通常有许 多隐藏层; 上图显示了一个只有一个隐藏层的简单结构。

当输入层接收输入时,其神经元产生输出,输出成为系统其他层的输入。 该过程一直持续到满足某个条件或者直到调用输出层并将其输出发送到外部环境。

为了确定网络应该具有最佳性能的隐藏神经元的数量,通常会忽略方法试验和错误。如果你过多地增加隐藏的神经元数量,你就会得到一个过度拟合,那就是网络会有问题要概括。将记录训练数据集,使网络在新数据集上无用。

2.2.2通信和连接类型

神经元通过携带一个神经元输出的路径网络连接作为另一个神经元的输入。 这些路径 通常是单向的,但是在两个神经元之间可能存在双向连接,因为可能存在反向的另一 条路径。 神经元接收来自许多神经元的输入,但产生单个输出,其被传递给其他神经元。

层中的神经元可以彼此通信,或者它们可以没有任何连接。 一层的神经元总是连接到至少另一层的神经元。

2.2.2.1 层间连接

层之间使用不同类型的连接,层之间的这些连接称为层间连接。

• 完全连接

第一层上的每个神经元连接到第二层上的每个神经元。

● 部分连接

第一层的神经元不必连接到第二层上的所有神经元。

● 前馈

第一层上的神经元将其输出发送到第二层上的神经元,但是它们不会从第二层上的神经元接收任何输入。

双向

存在另一组连接,其将第二层的神经元的输出携带到第一层的神经元中。

前馈和双向连接可以完全或部分连接。

分级

如果神经网络具有分层结构,则较低层的神经元可能仅与下一层层的神经元通信。

谐振

这些层具有双向连接,并且它们可以连续多次在连接上发送消息,直到达到某个 条件。

2.2.2.2 层内连接

在更复杂的结构中,神经元在层内彼此通信,这称为层内连接。 有两种类型的层内连接。

• 复发

层内的神经元彼此完全或部分连接。 在这些神经元从另一层接收输入之后,它们在允许将输出发送到另一层之前多次将它们的输出相互通信。 通常,在将它们的输出传递到另一层之前,应该实现层的神经元中的一些条件。

● 中心/关闭环绕声

层内的神经元与其自身及其直接邻居具有兴奋性连接,并且与其他神经元具有抑

人工神经网络 2018/12/1 下午9:18

制性连接。可以想象这种类型的连接是一个竞争性的神经元组。每个团伙都兴奋自己及其团伙成员,并禁止其他团伙的所有成员。经过几轮信号交换后,具有有效输出值的神经元将获胜,并允许更新其及其帮派成员的权重。(两个神经元之间有两种类型的连接,兴奋性或抑制性。在兴奋性连接中,一个神经元的输出增加了它所连接的神经元的动作电位。当两个神经元之间的连接类型是抑制性的时,那么发送信息的神经元的输出会降低接收神经元的活动或动作电位。一个导致下一个神经元的求和机制加上而另一个导致它减去。一个激发而另一个抑制。)

2.2.3学习

大脑基本上是从经验中学习的。 神经网络有时被称为机器学习算法,因为改变 其连接权重(训练)使网络学习问题的解决方案。 神经元之间的连接强度存储为特定连接的权重值。 系统通过调整这些连接权重来学习新知识。

神经网络的学习能力取决于其架构和选择用于训练的算法方法。

培训方法通常包括以下三种方案之一:

1. 无人监督的学习

隐藏的神经元必须找到一种在没有外界帮助的情况下组织自己的方法。 在这种方法中,没有向网络提供样本输出,它可以测量其对给定输入矢量的预测性能。这是边做边学。

2. 强化学习

这种方法适用于从外部加固。 隐藏层中神经元之间的连接是随机排列的,然后重新洗牌,因为网络被告知解决问题的距离有多近。 强化学习也称为监督学习,因为它需要教师。 教师可以是训练数据集,也可以是评估网络结果性能的观察者。

无人监督和强化都依赖于随机改组以找到适当的连接权重而相对缓慢和低效。

3. 反向传播

该方法在多层神经网络的训练中被证明是非常成功的。 网络不仅仅强调了它在任务上的表现。 有关错误的信息也会通过系统进行过滤,并用于调整层之间的连接,从而提高性能。 一种监督学习的形式。

2.2.3.1离线或在线

可以将学习方法分类为另一组,离线或在线。 当系统使用输入数据来改变其权重以学习领域知识时,系统可以处于训练模式或学习模式。 当系统被用作决策辅助以提出建议时,它处于操作模式,这有时也称为召回。

离线

在离线学习方法中,一旦系统进入操作模式,其权重是固定的并且不再改变。

大多数网络属于离线学习类型。

• 线上

在线或实时学习中,当系统处于操作模式(召回)时,它将继续学习,同时用作 决策工具。这种类型的学习具有更复杂的设计结构。

2.2.3.2 学习法律

有许多共同使用的学习法则。 这些定律是用于更新连接权重的数学算法。 这些法律中的大多数都是最着名和最古老的学习法律的某种变体,Hebb's Rule。 人对神经处理实际如何运作的理解非常有限。 学习肯定比目前制定的学习法所代表的简化更为复杂。 随着新的想法经常出现在贸易出版物等中,对不同学习功能的研究仍在继续。下面给出了一些主要的法律作为例子。

• 希伯的规则

Donald Hebb介绍了第一个也是最着名的学习规则。 描述出现在1949年*的"行为组织"*一书中。这个基本规则是: 如果一个神经元接收到来自另一个神经元的输入,并且两者都是高度活跃的(数学上具有相同的符号),那么神经元之间的权重应该加强。

• 霍普菲尔德法

这项法律类似于希伯的规则,但它规定了加强或削弱的程度。它指出,"如果所需的输出和输入都是活动的或者都是非活动的,则通过学习速率增加连接权重,否则将权重减去学习速率。"(大多数学习功能都有一定的学习率或学习常数。通常这个术语是正数,在0到1之间。)

● Delta规则

Delta规则是Hebb规则的进一步变体,它是最常用的规则之一。 该规则基于不断 修改输入连接的强度以减小期望输出值与神经元的实际输出之间的差(Δ)的想法。 此规则以最小化网络均方误差的方式更改连接权重。 错误一次一层地反向 传播到先前的层中。 反向传播网络错误的过程一直持续到第一层到达为止。 称为前馈,反向传播的网络类型从这种计算错误项的方法中派生出其名称。 该规则也称为Windrow-Hoff学习规则和最小均方学习规则。

● Kohonen的学习法

由Teuvo Kohonen开发的这个程序的灵感来自生物系统的学习。 在这个过程中,神经元竞争学习或更新其权重的机会。 具有最大输出的处理神经元被宣布为胜利者并且具有抑制其竞争者以及激励其邻居的能力。 只允许获胜者输出,并且只允许获胜者及其邻居更新他们的连接权重。

Kohonen规则不需要所需的输出。 因此,它是在无监督的学习方法中实现的。 Kohonen使用此规则结合中心/非环绕声内层连接(先前在2.2.2.2中讨论)来创建 自组织神经网络,该网络具有无监督学习方法。

在Sue Becker的这个网站上,您可以看到Kohonen网络的互动演示,这可能会让

您更好地理解。

http://www.psychology.mcmaster.ca/4i03/competitive-demo.html

2.3 神经网络在哪里使用?

神经网络在其他方法不成功的情况下成功执行,识别并匹配复杂,模糊或不完整的模式。 神经网络已被应用于解决各种各样的问题。

神经网络最常见的用途是预测最有可能发生的事情。 预测有许多领域可以帮助确定优先事项。 例如,医院的急诊室可能是一个忙碌的地方,知道谁需要最关键的帮助可以使更成功的操作。 基本上,所有组织都必须确定优先事项,这些优先事项决定了资源的分配。 神经网络已被用作股票市场预测中专家系统知识获取的机制,具有惊人的准确结果。 神经网络也被用于信用卡机构的破产预测。

虽然可以将神经网络系统应用于解释,预测,诊断,计划,监视,调试,修复,指令和控制,但神经网络的最成功应用是分类和模式识别。 这样的系统将被调查对象(例如疾病,模式,图片,化合物,单词,客户的财务状况)分类为众多可能类别中的一种,作为回报,可能触发推荐的行动(如治疗计划或财务计划)。

一家名为Nestor的公司使用神经网络进行抵押贷款保险决策的财务风险评估,将贷款风险分为好坏。神经网络也被应用于将文本转换为语音,NETtalk是为此目的而开发的系统之一。图像处理和模式识别是神经网络的一个重要领域,可能是神经网络最活跃的研究领域之一。

神经网络应用的另一个研究是字符识别和手写识别。 该区域用于银行,信用卡处理和其他金融服务,其中阅读和正确识别文档上的笔迹至关重要。 神经网络的模式识别能力已被用于在处理检查中读取手写,数量通常必须由人输入系统。 可以自动执行此任务的系统可以加快检查处理并减少错误。 HNC(Hecht-Nielsen Co.)为BankTec开发了一种这样的系统。

其中一个最着名的应用是安装在美国一些机场的炸弹探测器。 该装置称为SNOOPE, 可根据其组分的化学构型确定某些化合物的存在。

在国际联合会议的文件中,人们可以找到关于在机器人,语音,信号处理,视觉,字符识别,音乐作品,心脏功能障碍和癫痫检测,鱼类检测和分类,优化等方面使用神经网络的报告。调度。人们可能会考虑到大多数报告的申请仍处于研究阶段。

基本上,神经网络的大多数应用分为以下五类:

预测

使用输入值来预测某些输出。 例如,选择市场上最好的股票,预测天气,识别 患有癌症风险的人。

分类

使用输入值确定分类。 例如输入字母A, 是视频数据的一个平面和它是什么样的平面。

● 数据关联

与分类一样,但它也识别包含错误的数据。 例如,不仅识别扫描的字符,还识别扫描仪何时不能正常工作。

- 数据概念化
 - 分析输入以便推断分组关系。 例如, 从数据库中提取特定产品最可能的名称。
- ◆ 数据过滤平滑输入信号。例如,从电话信号中取出噪音。

参考

软件数据与分析中心,"人工神经网络技术", 1992年 (http://www.dacs.dtic.mil/techs/neural/neural.title.html, 1998年11月出版)

Avelino J. Gonzalez和Douglas D. Dankel,"基于知识的系统工程", 1993 Prentice-Hall Inc., ISBN 0-13-334293-X。

Fatemeh Zahedi, "智能系统业务: 神经网络专家系统, 1993 Wadsworth Inc., ISBN 0-534-18888-5。

Haykin Simon , "Neural Networks" , 1994 Macmillan College Publishing Company Inc. , ISBN 0-02-352761-7