

章节修订历史

本表格记录修订版本之间的重大改动。类似简单说明或者变更格式这样的细微修改并不会加以记录。

版本号	改动日期	改动内容	负责人
0.4		Initial release	J. Hawkins
0.41	May 23, 2016	Fixed references to the time frame of human neocortex development.	
0.42	June 22, 2016	Added figure 1	J. Hawkins
0.43	Oct 13, 2016	Corrected neocortex size reference	

层次时序记忆：总览

在 1979 年 9 月发行的《科学美国人》杂志上，诺奖科学家 Francis Crick 写了一篇关于神经学研究进展的文章。他认为，尽管已经有大量关于脑的事实知识，但是我们对脑实际上如何运作知之甚少。他的原话是，“明显缺乏的是一个概括性的、能解释所有不同方法的概念框架”【Crick, 1979】。我们认为，层次时序记忆即 HTM 正是 Crick 博士所追求的概括性的框架。更明确地说，HTM 是面向新皮质如何运作以及如何与脑的其他部分联系进而创造智能的理论框架。HTM 是关于新皮质和一些相关的脑结构的理论，而不是试图建模或者理解人脑的每个部分。新皮质占据人脑大约 75% 的体积，是智能主要的栖身之所。它让我们这个物种与众不同。

HTM 是生物学理论，意味着它来自神经解剖学和神经生理学，是解释生物学的新皮质如何运作的。我们有时说 HTM 理论是“约束于生物学”，和“启发于生物学”相反，后者是机器学习领域常用的说法。HTM 理论必须与新皮质的生物学细节相容，并且不能依赖生物组织中不可能实现的原理。比如，考虑锥体细胞，这是新皮质中最常见的神经元类型。锥体细胞有称作树突的树状延伸，通过数千个突触连接。神经学家知道树突是激活的处理单元，通过突触的交流是动态的、内在随机的过程【Poirazi and Mel, 2001】。锥体细胞是新皮质的核心信息处理元件，突触是记忆的基础。所以，为了理解新皮质是如何运作的，我们需要一种适应神经元和突触的本质特征的理论。人工神经网络（ANN）一般是对没有树突并且只有很少的高度精确的突触和特征的神经元建模，真实的神经元并非如此。这种人工神经元与生物神经元不相容，因此不可能发展成与脑的运作原理相同的网络。这个评论不是说 ANN 没用，只是它们的运作原理和生物神经网络的不同。你将会看到，HTM 理论解释了为什么神经元有数千个突触和激活树突。我们认为，这些和很多其他生物学特征对智能系统来说是必不可少、无法忽视的。

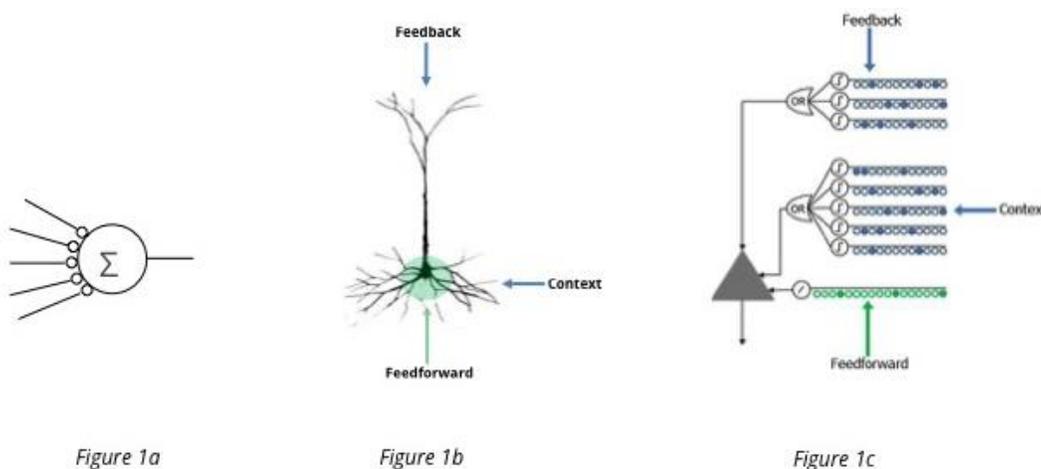


图 1 生物神经元和人工神经元。图 1a 是普遍运用于机器学习和人工神经网络的人工神经元。经常称作“点神经元”，这种形式的人工神经元有相对很少的突触并且没有树突。点神经元通过改变突触的“权重”学习，后者用一个可以取正值或者负值的标量表示。点神经元计算其输入的加权和，代入某个非线性函数来确定它的输出值。图 1b 是锥体细胞，这是新皮质中最常见的神经元类型。生物神经元有数千个沿树突排列的突触。树突是激活的处理单元，允许神经元识别数百个独特模式。生物突触是部分随机的，所以精度低。

生物神经元中的学习主要通过形成新突触和去除闲置突触。锥体细胞有多个突触整合区段，接收不同来源的输入，对细胞有不同的影响。图 1c 是 HTM 人工神经元。和锥体细胞相似，它在激活树突上有数千个突触，可以识别多个整合区段的数百种模式。HTM 神经元运用二进制突触，通过模拟新突触的生长和闲置突触的腐败来学习。HTM 神经元并非试图模拟生物神经元的方方面面，只是对新皮质的信息论方面至关重要的那些。

尽管我们想知道脑是如何运作的，我们没必要拘泥于所有的生物学细节。一旦我们理解真实的神经元如何运作的，以及生物神经网络如何发展出记忆和行为，我们可能会决定用软件或者硬件的方式实现它们，会和生物学的细节有所出入，但原理是一致的。但在我们理解之前，我们不应该做这件事。人们经常问，“你们怎么知道哪些生物细节重要，而哪些不重要？”答案是，一旦你知道了生物学是如何运作的，你就可以决定哪些生物学的细节包含在你的模型中、哪些省略。但是如果你的软件模型遗漏了某个特定的生物学特征，你就会知道你放弃了什么。人脑只是智能的一种实现方式，但是如今，它是唯一能被所有人认为智能的东西。我们面临的挑战是把脑和神经元的各个方面分开。脑和神经元对那些方面的智能而言至关重要，后者是脑实现智能原理的特定产物。我们的目标不是重新创造脑，而是充分理解脑的运作细节，从而可以从生物学的角度验证我们的理论，同时构建与脑不尽相同、但是基于相同原理的系统。

在未来的某个时候，智能机器的设计者可能不太关心脑和脑如何实现智能原理的细节。到时候，机器智能领域可能会变得非常先进，以至于已经抛开了它的生物学起源。但是我们还没有到达那个程度。如今还有很多东西需要从脑中学习，所以为了理解 HTM 原理、发展 HTM 理论、制造智能机器，我们有必要了解脑科学的术语和脑结构的基本知识。

要记住 HTM 是逐步发展的理论。我们没有完成关于新皮质的完备理论，这一点会在本章的剩余部分和本书的其他内容显露出来。有些完整的章节还没有写下来，一些写好的内容会在新知识需要集成进来时做修改。好消息是，尽管距离关于新皮质和智能的完备理论还有很长的路要走，我们已经在一些根本性的方面取得了重大进展。包括新皮质运用的表征格式（“稀疏分布表征”或者 SDR），以及这一表征格式支持的数学操作和语义操作，甚至是新皮质的神经元如何学习序列数据、做预测，这是所有推理和行为的核​​心部分。我们也理解如何通过神经元树突上的新突触的形成来储存知识。这些都是生物学智能的基本要素，类似于 RAM、总线和指令集是计算机的基本要素。一旦你理解这些基本要素，你可以以不同的方式把它们组合起来，创造完整的系统。

本章的剩余部分介绍了层次时序记忆的关键概念。我们先描述新皮质的某个方面，然后联系到 HTM 理论的一个或者多个原理。接下来的章节会提供 HTM 原理的深入描述和技术细节。

生物学的发现：新皮质的结构

人脑由多个部分组成，包括脑干、基底核、小脑。这些器官松散地堆积在脊髓的顶端。新皮质同样只是人脑的一部分，但它占据人脑大约 75% 的体积，具有重要地位。人脑的整体架构反映出它的演化历史。低等动物，比如蠕虫，仅有类似脊髓的东西。蠕虫和人类的脊髓会接收感知信息并且产生有意义的行为，只不过比较简单。随着不断演化，出现了新的脑结构，比如脑干、基底核。这些新的并没有取代旧有的。一般来说，新的结构接收来自旧有部分的信息，并且通过控制后者产生行为。伴随着新的脑结构一次次扩充，必然逐步改良动物的行为。因为这样的演化路径，所以无论在物理层面还是逻辑层面，脑都是包含多个脑区的层次结构。

图 2a) 真实的脑 b) 逻辑层次 (占位)

新皮质是最后出现在人脑的部分。所有的哺乳动物都有，也只有哺乳动物才有新皮质。新皮质最先在大约两亿年前的小型哺乳动物上出现，它们在三叠纪和侏罗纪过渡期间分化自爬行动物。从大约两千五百万年前开始，现代人类的新皮质在尺寸和复杂程度上与猿类的区分开来【Rakic, 2009】。人类的新皮质演化得越来越大，直到八万至两万年前达到现在的尺寸。人体内的新皮质是一块接近大号餐巾纸大小（2500 平方厘米）、2.5 毫米厚的神经组织。它在颅骨里面包裹着脑的其他部分。（从这里开始，“新皮质”这个词只指代人类的新皮质，在说其他哺乳动物的时候会特别声明。）新皮质是高度折叠着的，以便能够容纳于颅骨，但是这样并不影响它的运作机制，因此我们提到它时会把它想象成是平展着的。相对其他哺乳动物来说，人类的新皮质很大，无论是说绝对的概念还是相对于身体的比例来讲。我们这个物种之所以聪明主要是因为我们的新皮质的尺寸。

新皮质最出众的方面在于它的同质性。任何细胞的类型以及相互的连接模式几乎如出一辙。这个结论对大多数物种的情况都是一致的。人类、鼠类、猿类样本的新皮质非同寻常地相似。不同动物之间的主要差异体现在新皮质的等效尺寸上。很多证据表明人类的新皮质是通过不断复制基本要素变大的。这个观察结果促成了 Vernon Mountcastle 在 1978 年做出的推测，即新皮质的每一部分都在进行相同的操作。所以尽管有些部分处理视觉，有些部分处理听觉，还有些部分处理语言，但在根本层面上都是一类问题的不同变体，是被同样的神经算法解决的。Mountcastle 认为新皮质之所以存在专门区域负责处理视觉，是因为它接收来自眼睛的信息而非有特殊的视觉神经元和视觉算法【Mountcastle, 1978】。这一发现意义重大，并且已经被多种迹象佐证。

尽管新皮质大多数是同质的，一些神经学家很快指出其中不同区域之间的差异。有的区域可能有多种细胞类型，有的区域可能有额外的层级，还有的区域可能出现连接模式的多种变体。但是无疑这些区域实际上大同小异，彼此非同寻常地相似，差异显得微不足道。争议的焦点集中在这些特化现象对功能方面的影响程度上。

新皮质被划分成彼此相邻的数十个区域。但是这些分区或者界限不是观察得来的，它们是按照连通情况定义出来的。某一区域会让神经纤维进入新皮质下方的白质，再进入另一区域来传递信息。区域之间的连接决定了逻辑上的层次结构。来自感知器官的信息在某一区域处理后传递到另一区域，再次处理后同样再传递到另一个区域，过程会持续下去。区域的数目和彼此的连通性是由我们的基因决定的，同一物种的所有生物都是相同的。因此，据我们所知，每个人的新皮质的层次结构都是相同的，但是不同于其他物种比如狗或者鲸。一些物种的真实层次结构已经被详细地绘制出来【Zingg, 2014】。它们很复杂，不同于简单的流程图。层次结构存在有并行的路径，信息常常跳过层级并且自由穿梭于这些并行的路径。尽管非常复杂，但是新皮质的层次结构已经确定了。

现在宏观上，我们可以看到人脑是如何组织的。整个人脑是按照层次组织的多个脑区，每个区域与堆积在它下面的功能完备的较旧区域交互。在物种演化过程的大多数时候，新的脑区，比如脊髓、脑干和基底核，都是异质的，这样强化了针对特定感觉和行为的能力。这种演化过程很慢。从哺乳动物开始，演化出的同质的脑区，以及处理任意传感器数据和行为的通用算法，进一步拓展了脑的层次结构。复制正是新皮质的魅力所在。一旦出现普遍适用的新皮质算法，人脑的层次结构就能快速演化，因为只要复制一个现成的结构。这也解释了人脑是如何在演化中迅速变大的。

图3a) 信息正在从后向前流动的脑 b) 显示了旧有脑区和新皮质区的逻辑层次栈 (占位)

感知信息进入新皮质中位于后部和侧部的区域。随着信息在层次结构中向上流转，最终进入位于前半部分的区域。在新皮质中处于层次顶端的区域，比如额叶和海马体，有一些独特的功能，比如保持在若干分钟内记住电话号码的短时记忆的能力。这些区域表现得更加异质，其中一些比新皮质更古老。在某种意义上，新皮质是嵌在旧有脑区的层次栈的顶端的。所以在我们发展 HTM 理论时，首先要搞清楚靠近新皮质层次底部的同质区域。换句话说，我们首先要理解新皮质是如何根据感知信息构建关于世界的基本模型的，以及如何产生基本行为的。

层次时序记忆的原理：通用算法

HTM 理论专注于新皮质中的共同属性。我们争取不把视觉、听觉、控制当作相互孤立的问题，而是要搞清楚为什么那些能力在本质上是相同的，并且理解那些既能看、又能听、还可以制定行为的算法。最初，追求通用方案让我们的任务更加困难，但最终还是成功了。当我们开始描述或者研究某种特定的 HTM 学习算法时，我们经常从特定的问题着手，比如视觉，来理解或者测试算法。但是之后想搞清楚同样的算法会如何作用在不同的问题上，比如理解语言。这一过程让我们认识到，比如视觉在根本上属于时序推理问题，即视觉里来自视网膜的时序图像和语言里的时序词语是同等重要的，尽管一开始并不明朗。一旦我们理解了新皮质的通用算法，我们就可以研究演化过程是如何针对特定问题调整这些算法以便取得更好的效果的。不过我们首先专注于理解那些存在于所有新皮质区域的通用算法。

层次时序记忆的原理：层次性

所有的新皮质，无论从鼠类的到人类的，都有层次结构，尽管层级和分区的数目都不尽相同。很明显，层次结构对处理低级的感知信息，比如来自视网膜和耳蜗的，形成高级的认知世界的概念至关重要。名副其实，HTM 理论包含着分层的概念，因为每个区域基于相同的记忆、执行相同的算法函数，整个新皮质层次的能力必然存在于每个区域中。因此，如果我们可以理解单个分区是如何运作的，以及如何与在层次结构中的邻居交流，我们就能够开发非确定性复杂度的层次模型，并且应用到任何类型的感知 / 运动系统。因此当前 HTM 理论专注于单个的新皮质分区如何运作，以及两个分区如何协同运作。

生物学的发现：神经元是稀疏激活的

新皮质由神经元构成。没有人准确知道人的新皮质中到底有多少神经元，但是最新的“灵长目纵向扩展”法估计数目在八百六十亿左右【Herculano-Houzel, 2012】。新皮质每时每刻的状态，包括决定人类感知和思想的部分，取决于正处于激活状态的神经元。激活神经元是产生脉冲或者动作电位的神经元。关于新皮质最引人注目的发现之一是，无论你往哪里看，激活的神经元都是稀疏的，这意味着这期间任何时候只有一小部分神经元在迅速传递脉冲。稀疏程度可能从不足百分之一到数个百分点不等，但总是稀疏的。

层次时序记忆的原理：稀疏分布表征

HTM 理论运用的表征方法称作稀疏分布表征，简称 SDR。SDR 是包含数千比特的向量。在任何时候，一小部分比特置 1，其余的置 0。HTM 理论会解释为什么在 SDR 中，总是有一小部分零散的比特置 1，以及这些置 1 的比特的比重必须小，通常小于 2%。SDR 中的比特对应着新皮质中的神经元。

稀疏分布表征有一些意义重大并且不可思议的特性。为了方便比较，考虑在可编程计算机中的表征方法。单词存储在计算机中的含义不是单词内在的。如果给你看计算机内存中某处的 64 比特，你并不能知道它表示什么。在程序运行的某一时刻，这些比特可能是表示一个意思，在另一时刻，可能又表示别的意思。无论是哪种情况，只能依赖物理地址，而非比特本身。对于 SDR，表征的比特编码了自身的语义特征，即表达和含义是一致的。如果两个 SDR 有相同的比特

位置 1，它们就共有某种语义特征。如果两个 SDR 有越多相同的比特位置 1，它们在语义上就越相似。SDR 解释了人脑是如何做语义归纳的，它正是这种表征方法的内在特性。另一个展示稀疏表征的特有能力的例子是，一组神经元可以同时激活多种表征并且不引起混乱。这就好比在计算机内存中的某处，不仅仅只能容纳一个值，而是同时容纳二十个值，并且不引起混乱。我们称这种独一无二的特性为“联合性”。在 HTM 理论中它被用来同时做多个预测。

稀疏分布表征的运用是 HTM 理论的关键所在。我们认为，所有真正的智能系统必须要运用稀疏分布表征。为了轻松理解 HTM 理论，你需要培养一种面向 SDR 的数学特性和表征特性的直觉。

生物学的发现：新皮质的输入和输出

正如之前提到的，新皮质是在最近的时期演化出来的。脑的其他部分在新皮质出现之前就已经存在了。你可以把人脑想象成是爬行动物的脑（旧的）顶着新皮质（新的）。脑的旧有部分仍然保留感知环境和行动的能力。我们人类仍然有一个爬行动物的内在。新皮质不是独立的系统，它学习如何交互和控制旧有脑区，以便完成新颖的、改良的行为。

新皮质有两个基本的输入源。其一是来自感官的数据。一般来说，感知数据是先由感知器官处理，比如视网膜、耳蜗以及皮肤和关节处的感知细胞。然后流向旧有脑区，那里会做进一步处理并且控制基本行为。在这条路径的某处，神经元的轴突分岔成两条，其中一条连接新皮质。输入到新皮质的感知信息几乎是旧有脑区获得的数据的副本。

其二是脑的旧有部分执行的运动指令的副本。比如，行走的部分功能是由脑干和脊髓的神经元控制的。这些神经元的轴突也是分岔成两条，其中一条在旧有脑区产生行为，另一条进入新皮质。另一个例子是眼球运动，这是由旧有脑区中称作上丘的脑结构控制的。上丘神经元的轴突把它们活动的副本传递到新皮质。让新皮质知道将会发生什么运动。这种运动的整合几乎是脑的普遍现象。新皮质会被告知脑的其他部分产生的行为以及传感器感知的信息。想象一下，如果新皮质没有被告知身体正在以某种方式运动，会发生什么？如果新皮质不知道眼睛要运动，以及如何运动，那么视神经上的模式的变化会被认为是环境在运动。眼睛运动的时候我们的感觉保持稳定，这个事实告诉我们，新皮质依赖于知道眼睛的运动。当你摸到、听到或者看到什么东西的时候，新皮质需要区分自身运动引起的感知变化和环境运动引起的变化。传感器的大多数变化是由自身的运动引起的。这种“感知-运动”的整合是大多数学习得以发生于新皮质的基础。新皮质运用行为学习环境的结构。

图 4 输入新皮质的感知&运动命令（方框图）（占位）

无论感知数据表示什么，光亮、声响、触感或者行为，传递给新皮质的模式都在不断变化。感知数据的流式性质也许在声音上最明显，不过眼睛在一秒内也会移动数次，我们也必须在物体和表面上移动手指来感受事物。不论何种感知方式，新皮质的输入信息很接近影片，而非静止的图片。输入的模式通常一秒内会完全改变数次。新皮质不是必须处理或者忽视这些变化，相反，它们对新皮质的运作至关重要。新皮质是时序模式的记忆。

新皮质的主要输出来自于产生行为的神经元。但是，新皮质绝不直接控制肌肉。相反，新皮质把一些轴突连接到实际产生行为的旧有脑区。因此，新皮质通过控制脑的旧有部分从而控制肌肉。比如，考虑呼吸行为，大多数时候呼吸完全由脑干控制，但是新皮质可以学习控制脑干进而随意控制呼吸。

新皮质的区域不“知道”它的输入信息表示什么、输出信息会做什么，甚至不“知道”它在新皮质区域的层次结构的哪里。区域接收一连串感知数据和运动指令，从输入信息中学习输入的变化模式。区域输出一连串的运动指令，但是只知道它的输出如何影响它的输入。新皮质的输出没有预置好做任何事。新皮质必须通过相关的联系学习如何控制行为。

层次时序记忆的原理：感知编码器

每个 HTM 系统都需要“感知器官”，我们称之为“编码器”。每种编码器负责把某类数据（数字、事件、温度、图像或者 GPS 坐标）转化成一个稀疏分布表征，以便 HTM 学习算法进一步处理。每种编码器都是为明确的数据类型专门设计的，往往有很多途径可以把输入信息转化为 SDR，就如同哺乳动物们的视网膜构造五花八门。只要感知信息被编码成适当的 SDR，HTM 学习算法就可以处理了。

基于 HTM 理论的机器智能令人兴奋的一个方面是，我们可以创造一些生物学上不存在的具有类似功能的编码器。比如，我们可以创造接收 GPS 坐标的编码器并把数据转化成 SDR。这种编码器允许 HTM 系统直接通过空间位置检测运动。HTM 系统可以进一步对运动分类，预测未来的位置，侦查运动中的异常。能够运用非人类感官的能力启发了智能机器可能的发展方向。智能机器不仅仅在人类事务上表现出优越性，还将处理那些人类难以感知或者无能为力的问题。

层次时序记忆的原理：HTM 系统是嵌入到感知 / 运动系统的

为了创造智能系统，HTM 学习算法需要感知编码器和某种行为框架。你可能会说 HTM 学习算法需要躯体。但是系统的行为并不需要像人类或者机器人那样。在根本上，行为是为了移动传感器以便对环境的其他部分采样。比如，HTM 系统的行为可以是在万维网上跳转链接或者在服务器上翻阅文件。

创造没有行为的 HTM 系统是可行的。如果感知数据随着时间自然而然地改变，那么 HTM 系统可以学习数据中的模式、对模式归类、检测异常、预测未来的数据。HTM 理论的前期工作专注于解决这类问题，没有行为部分。等到最终阶段，为了发挥 HTM 理论的全部潜力，行为部分需要完全地集成进来。

层次时序记忆的原理：HTM 依赖流式数据和序列记忆

HTM 学习算法被设计成处理不断变化的感知和运动数据的。传感器输入的数据会自然地改变，比如服务器的监控指标或者某人说话的声音。同样，数据源也会发生变化，因为传感器本身也在移动。比如在观察静止的图画时移动眼睛。HTM 理论的核心是称作时序记忆的学习算法，简称 TM。顾名思义，时序记忆是若干序列的记忆，是数据流中的若干变化的记忆。在感知推理和运动产生中都用到 TM。HTM 理论假设，新皮质中的每个处于兴奋状态的神经元都在学习模式的转换，每个神经元的大多数突触是专门学习这些转换的。因此时序记忆是所有新皮质功能依赖的基础。TM 可能是 HTM 理论与大多数其他人工神经网络理论的最大分歧。HTM 最根本的假设是，新皮质所做的一切都是基于模式序列的记忆和回忆。

层次时序记忆的原理：在线学习

HTM 系统持续不断地学习，这种机制通常称为“在线学习”。随着输入信息的每次变化，HTM 系统的记忆会被更新。大多数机器学习算法所需要的批量训练集和批量测试集在这里是没有的。有时人们会问，“要是没有标注好的测试集和训练集，这个系统怎么知道做的对不对呢？又如何纠正自己的行为呢？”HTM 构建了关于世界的预测模型，这意味着在任意时刻，基于 HTM 的系统都在预测什么样的预期会真实地发生。预测的状态会和真实发生的做比较，形成学习的基础。HTM 系统尽可能地最小化预测误差。

持续学习的另一个优势在于，即使环境中的模式改变了，系统也会不断适应。对生物有机体来说，这是生存的必要条件，至关重要。HTM 理论立足于假设智能机器同样需要持续不断地学习。但是，也有一些应用场景我们不希望系统可以持续学习，但是那些只是例外，而非惯例。

小结

新皮质的生物机理启发了 HTM 理论。接下来的几章，我们会论述 HTM 理论的各种细节，同时继续类比 HTM 和新皮质。像 HTM 理论一样，这本书会随着时间演化。在第一个版本只有几个详述一些 HTM 原理的章节。随着这份文档的加入，我们希望能够启发其他人在今后理解并且运用 HTM 理论。

参考文献

Crick, F. H.C. (1979) Thinking About the Brain. Scientific American September 1979, pp. 229, 230. Ch. 4 27

Poirazi, P. & Mel, B. W. (2001) Impact of active dendrites and structural plasticity on the memory capacity of neural tissue. Neuron, 2001 doi:10.1016/S0896-6273(01)00252-5

Rakic, P. (2009). Evolution of the neocortex: Perspective from developmental biology. Nature Reviews Neuroscience. Retrieved from <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC2913577/>

Mountcastle, V. B. (1978) An Organizing Principle for Cerebral Function: The Unit Model and the Distributed System, in Gerald M. Edelman & Vernon V. Mountcastle, ed., 'The Mindful Brain', MIT Press, Cambridge, MA, pp. 7-50

Zingg, B. (2014) Neural networks of the mouse neocortex. Cell, 2014 Feb 27;156(5):1096-111. doi: 10.1016/j.cell.2014.02.023

Herculano-Houzel, S. (2012). The remarkable, yet not extraordinary, human brain as a scaled-up primate brain and its associated cost. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 109 (Suppl 1), 10661-10668. <http://doi.org/10.1073/pnas.1201895109>

Copyright 2010-2017 Numenta, Inc.

Numenta owns copyrights and patent rights on documentation related to Hierarchical Temporal Memory (HTM). This documentation may include white papers, blog posts, videos, audios, wiki pages, online books, journal papers, manuscripts, text embedded in code, and other explanatory materials. Numenta grants you a license to translate any or all of these materials into languages other than English, and to use internally and distribute your translations subject to the following conditions: Numenta specifically disclaims any liability for the quality of any translations licensed hereunder, and you must include this text, both in this original English and in translation to the target language, in the translation. The foregoing applies only to documentation as described above – all Numenta software code and algorithms remain subject to the applicable software license.

版权 2010-2017 Numenta, Inc.

Numenta 拥有层次时序记忆 (HTM) 模型有关的文档的版权和专利权。本文档可能包括白皮书, 博客文章, 视频, 音频, 维基页面, 在线图书, 期刊论文, 手稿, 代码中嵌入的文字和其他说明材料。Numenta 授予您将任何或所有这些材料翻译成英语以外的语言的许可, 如果您在内部使用或转与他人, 请在以下条件下分发您的翻译: Numenta 特此声明对本协议许可的任何翻译的质量不承担任何责任, 您必须同时提供英文原文和翻译成目标语言的文字。前述内容仅适用于上述文档 - 所有 Numenta 软件代码和算法仍然适用于相关软件许可。