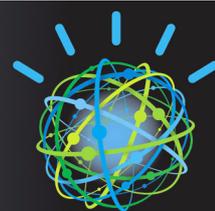


## 认知系统的时代： IBM Watson 及其工作方式面面观



**IBM WATSON™**

**Redguides**

面向业务负责人

Rob High



- 了解认知系统（例如，IBM Watson）如何转变组织思考、行动和操作的方式
- 了解 IBM Watson 的自然语言处理等功能
- 了解基于证据的响应如何促成更好的结果





## 综述

IBM® Watson™ 代表迈向认知系统这一新的计算时代的第一步。Watson 基于当前程式化计算时代构建，但是在各方面都与之存在显著差异。以下功能的组合使 Watson 变得独一无二：

- ▶ *自然语言处理*，可帮助理解复杂的非结构化数据，此类数据占当今世界上全部数据的 80% 之多
- ▶ *假设生成和评估*，可应用高级分析，仅根据相关的证据来权衡并评估一系列响应
- ▶ *动态学习*，可帮助基于成果改善学习，使每一次迭代和交互都更智能

虽然所有这些功能都并非 Watson 所独有的，但是其组合却可提供强大的解决方案：

- ▶ 打破程式化计算的制约
- ▶ 从对结构化的本地数据的依赖转移至全球化的非结构化数据世界
- ▶ 从由决策树驱动的确定性应用程序转变为与用户共同演进的概率性系统
- ▶ 从基于关键字的搜索（结果涵盖包含或不包含答案的位置列表）转向直观的对话式方法，以发现一组按置信度排列的响应

认知系统（例如，IBM Watson）可以转变将来组织思考、行动和操作的方式。此 IBM Redguide™ 出版物描述了 Watson 如何结合自然语言处理、动态学习和假设生成与评估来提供基于置信度的直接响应。

## 何谓语言，为何计算机难以理解语言

语言是思想的表达。它是人们之间对事物理解程度进行沟通的媒介。它是我们传递恐惧、希望、历史和未来方向的途径。有人说，它是我们用于思考、猜测和想象的工具。它是我们认知的基础、理解周围世界能力的基础，或者至少是我们处理和交换此理解的基础。

而它又是如此地缺乏精确性。

我们的语言充满暗示、个人倾向性、地方性习惯和模棱两可的表示。鼻子是用来闻的，而脚是用来跑的，但当鼻子 (nose) 跑起来 (run) 时，就变成“流鼻涕 (running nose)”，当脚 (feet) 闻 (smell) 起来时，就变成了“臭脚丫 (feet that smell)”。例如，slim (瘦) 和 fat (肥) 分别用于 *slim chance* 和 *fat chance* 中时，却表示相同的意义 (机会渺茫)，而 wise (智慧) 与同样表示“人”的 man 和 guy 分别搭配时，却变为意义截然相反的 *wise man* (智者) 和 *wise guy* (自作聪明的人)。房子烧 (burn) 着了的表达既可以为 *burn up* (向上“烧”) 也可以为 *burns down* (向下“烧”)。无论是 *fill in* (填入) 表格，还是 *filling it out* (填出) 表格，都表示填 (fill) 表。

但是，语言的准确性又是惊人的。

即使在语言中存在如此多的差异的情况下，我们仍能够传递如此多的意义，并完成如此多的协作。不管怎么样，我们仍可以打破分歧、差异、矛盾、不规则和缺乏条理性，来准确理解彼此。

这种精确性与准确性之间的差异至关重要。*精确性*是在文本段落中可以找到的机械性或者科学的正确性。我们可以极高的精确性确定在文章段落中是否存在某个特定的词。*准确性*是由理智的人从一段话推断出的另一段话内容的真实程度。

假设我们称“ $2 + 2$ ”为一种汽车配置，表示两个前座和两个后座，会出现什么情况？

“ $2 + 2$ ”的精确答案是 4。数学教会我们这是事实。数学还教会我们，无论您在小数点后放置多少个零以表示更高的精确度，其答案始终为 4。但是，当我们所称的“ $2 + 2$ ”并不表示文字意义上的数学公式，而是表示一种汽车配置的习惯叫法，即表示两个前座和两个后座，将会如何。或者假设某个心理学家使用“ $2 + 2$ ”来表示父母加两个子女的家庭，又将会如何。在其他诸如此类的环境中，答案“4”可能并不能准确解释我们在语言中尝试传递的意义。

事实上，要准确回答一个问题，必须首先考虑问题的可用环境。如果缺乏足够的证据信息，那么即使可以精确地在字面上提供问题中元素的答案，仍将难以准确解答问题。

## 浅层自然语言处理

许多自然语言系统均已尝试在已形成的特定规则约束范围内强调精确性。例如，情感分析通常在社交媒体站点上寻找一系列特定词汇及其同义词。随后，在没有对使用这些词汇的环境进行进一步评估的情况下，这些系统会对这些词汇与同一短语中某一品牌的关联次数进行统计。例如，提取短语“... stopped by the IBM Donut Store for a coffee this morning, it was great ... (早晨路过 IBM 甜甜圈店喝了一杯咖啡，好极了)”，然后断言该品牌名称与词汇“great (好极了)”的关联表示积极的情感。但是，如果短语的其余部分是“..., it was great to hear that a new Fictional Coffee Shop is opening soon, so I am not tempted to eat donuts every morning. (很高兴听说一家新的虚构咖啡店即将开张，所以我没兴趣每天早晨吃甜甜圈。)”那么，系统可能无法了解到此情感并非针对 IBM 甜甜圈店这一事实。我们称此概念为浅层自然语言处理 (NLP)，因为虽然在其限定的关注范围内可能相当精确，但是实际上并不准确。

但是，也必须认识到，浅层 NLP 实际上在许多系统中扮演重要的角色。如果您意欲通过大量信息创建情感趋势的相关评估统计，那么个别示例缺乏准确性可能无伤大雅。假定针对某个巨大的样本集，错误肯定与错误否定的数量大约相当，那么两者彼此之间会互相抵消。如果已抵消的计数池长期在各样本集之间保持相对不变，那么其余未抵消的数据会生成统计学上的相关性趋势信息。因此，进一步提升实例的准确性所需的额外处理成本可能无法得到保证。

浅层自然语言处理在其限定的关注范围内可能相当精确，但是并不准确。

但是，当个别实例十分重要时，旨在保证精确性而不重视高度准确性的系统可能易于变化。即，在其针对性设计的狭窄的参数范围内，其表现良好，但是当这些参数改变时，这些系统表现可能欠佳。我们将这些系统比作使用砖砌型构造技术的系统。砖块坚固且构造相当容易。数百年来，我们已将砖砌型构造技术优化地相当精确。我们得以构建相当大、华丽且持久的建筑。虽然砖砌建筑具有强大的负载能力，但是抗拉强度极差。这些建筑在地震中会轻易崩塌，无法支持较大的跨度。在某一时间点之后，其负载强度也会变弱。

当今的某些消费品中同样存在此类限制。例如，您可以使用自己最喜欢的声控个人助理，例如说“给我找家比萨店”。这样您将获得本地比萨餐馆列表，这正是您所期望的。现在，如果您说“不要找比萨店。”您仍将获得本地比萨餐馆列表，而这并非您所要求的。同样，如果您说“给我找家附近的比萨店”或者“给我找家不在附近的比萨店”，那么会得到相同的本地列表。这些系统的设计要点是，根据一组特定规则，寻找特定关键字组合来确定要生成的答案。这些系统不知道如何区别没有规则的事物。这些系统可能精确，但是并不一定准确。

## 深层自然语言处理

为克服砖砌建筑的限制，我们转而使用钢和混凝土加固材料来构建更大的建筑。同样，除有限的精确度之外还需要准确度时，我们发现在自然语言处理的构造技术中发生了转变。这些技术将更多环境集成到对问题的评估中。我们将此概念称为深层自然语言处理，如果问题与解答自然语言问题相关，那么这也称为深层问答 (DeepQA)。

我们发现，当准确性需要得到保证时，在自然语言处理的构造技术中发生了转变。

IBM Watson 是深层 NLP 系统。它通过尝试尽可能评估更多环境来获得准确性。它可在问题段落中或者从可供其使用的知识库（称为资料汇编）中提取环境，用于发现答案。

当准备智力竞赛节目 JEOPARDY! 时，Watson 被要求从类别“Lincoln 博客”中寻找以下问题的答案（线索）：

*“Treasury Secy. Chase just submitted this to me for the third time - guess what pal, this time I'm accepting it. (财政部长 Chase 刚刚把这东西提交给我，这已经是第三次了，老兄你肯定想不到，这次我同意了。)”*

首先，请注意缩写“Secy.”，其意义表示 *Secretary*（部长）。另请注意，*Secretary* 在此并不表示负责接受命令和管理预约的某个人。词组 *Treasury Secretary* 在此显然表示一个名词与角色。因此，要回答此问题，Watson 必须寻找一段话，其中包含有关 *Treasury Secretary Chase* 与 *Lincoln* 之间提交和接受某些事物（线索类别）。还需要注意的是，类别并不一定表示“*President Lincoln (Lincoln 总统)*”。结果，正确答案是“*What is a resignation? (辞呈是什么?)*”。

当在 IBM Watson 参加 JEOPARDY! 节目播出后不久，在某个小学中描述此示例时，某个五年级学生提供 “What is a friend request ? (朋友请求是什么?)” 作为备选答案。

如果没有使用环境，我们会感到很迷茫。

该学生提供的答案有点意思，因为它揭示出社交媒体已深深地渗入到下一代社会基本结构中。但是，这同样具有教学价值，因为对于所提供的线索而言，这同样是一个十分合理的回答。但是，由于存在历史环境，因此，我们知道这一回答并不准确。众所周知，Facebook 在十九世纪末尚未问世。请注意，正是由于环境的作用，使系统生成此回答时的准确性得以提升。如果没有使用环境，那么我们会感到很迷茫。

值得强调的是，我们作为人类，可以轻松处理自己的语言，虽然偶尔也会对某些语言感到困惑。但是通常情况下，我们在辨别自己所编写信息的意义方面的能力远高于计算机所能做到的。

我们天生能够消除要在计算系统中捕获并加以利用的语言的歧义。此概念是过去四十余载人工智能群体的关键目标。在很大程度上，我们已能够增加语言处理的精确性。但是，只有通过利用 Watson 才能最终突破准确性级别限制，以满足信息系统在更广泛的自然语言的现实世界中正常运作的需求。

解决此问题的另一大主要动力在于：我们正经历着数据的急剧增长。仅过去两年就创造了全球 90% 的数据。预计随着我们的世界变得全方位地互联互通以及仪器化，这一趋势还会继续增长。而世界上 80% 的信息是非结构化信息，其中包括以下类型的文本：文学、报告、文章、研究论文、命题论文、电子邮件、博客、推特、论坛、聊天和文本消息。我们需要可以解读此类海量信息的计算机，以便从中发掘更多利益。

## IBM Watson 可解读语言

高效浏览当前大量非结构的信息需要一种全新的计算时代，我们将其称之为 *认知系统*。IBM Watson 正是认知系统的典型代表。它可以分解人类语言以识别各文本段落之间的推论，其准确性与人类相近，速度远远超出任何个人可自行完成的速度，而规模也更大。对于解读问题的正确答案，它可以达到高度准确度。

但是，Watson 并不真正解读语言中的个别词汇。而是对人们使用的语言特征加以理解。通过这些特征，它可以确定某一文本段落（称为 *问题*）是否可推断出另一文本段落（称为 *答案*），并且在不断变化的环境中仍能够保持高度准确度。

在 JEOPARDY! 智力竞赛节目中，Watson 必须决定问题 “Jodie Foster took this home for her role in Silence of the Lambs (Jodie Foster 因其在 ‘沉默的羔羊’ 中的角色而成功将此带回家)” 是否可推断出答案 “Jodie Foster won an Oscar for her role in Silence of the Lambs (Jodie Foster 因其在 ‘沉默的羔羊’ 中的角色而赢得奥斯卡奖)”。在此情况下，*taking something home* (把某物带回家) 可推断出表示 *winning an Oscar* (赢得奥斯卡奖)，但是，这种推断并非始终成立。有时 *taking something home* (把某物带回家) 表示感冒、食品杂货或者其他任何事物。反之，“赢得” 的东西并不总是能 “带回家”。例如，您可能赢得一份工作合同，但是无法将其 “带回家”。

使用环境是至关重要的。时间和空间约束也很重要。在所有这些概念的共同作用下，认知系统的表现与人类特征表现类似。回到先前所讨论的内容，基于规则的方法可能需要无数规则来获取在语言中可能遇到的每一种案例。

对当前大量非结构化信息的迅速有效浏览迫切需要一种新计算时代的到来，我们将它称之为 *认知系统*。

Watson 将问题和资料汇编中的潜在答案加以梳理，然后以数百种方法来对问题及其使用环境进行检验。然后，Watson 使用生成的结果来确定所解释的问题和潜在答案的置信度。

我们必须返回来说明。Watson 是如何从问题中提取出答案的呢？这需要经过以下过程：

1. 当问题首先提交给 Watson 时，它会对问题加以解析，以提取问题的主要特征。
2. 它会通过查阅资料汇编，寻找包含潜在有价值答案的段落，从而生成一系列假设。
3. 它会使用各种合理的算法对问题的语言和每一种潜在答案的语言进行深入比较。

此步骤充满挑战。有数百种合理的算法，每一种都拥有不同的比较方式。例如，某些比较针对的是词汇和同义词的匹配，某些针对时间和空间特征，某些针对使用环境信息的相关资源。

4. 每一种合理的算法都会生成一个或多个记分，以表明基于该算法所关注的特定领域，由问题推断出潜在答案的准确程度。
5. 随后会利用统计模型对每个生成的记分加以权衡，此统计模型会捕获该算法在 Watson “培训期”内针对该领域中两个类似段落之间建立推论的表现效果。然后，该统计模型可用于总结 Watson 对于由此问题推断出候选答案的证据的置信度级别。
6. Watson 会针对每一个候选答案重复此过程，直至找到表现最强大的候选答案为止。

图 1 显示了 Watson 如何从问题推导出答案。

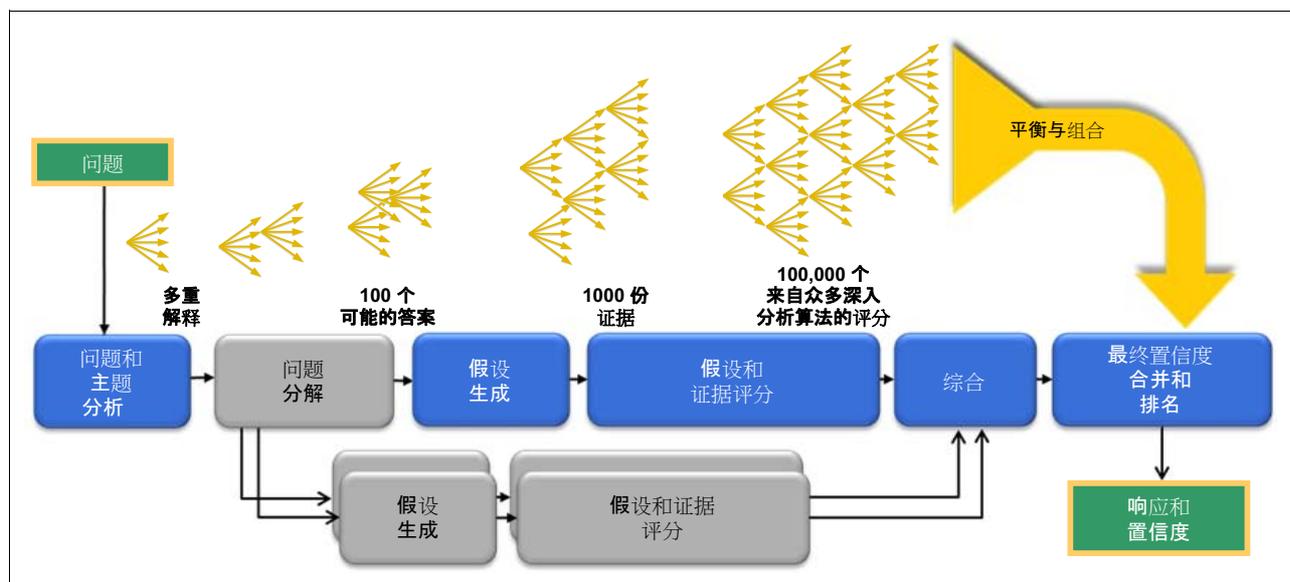


图 1 Watson 如何从问题推导出答案

知识库资料汇编对于 Watson 的操作至关重要。此资料汇编包含各种类型的非结构知识，例如，文书、指南、操作手册、常见问题及解答、福利计划和新闻。Watson 会对资料汇编加以获取，查看所有内容并将其转变为易于使用的形式。获取过程同样是围绕内容进行的。即，它关注于资料汇编是否包含适当的内容，剔除过时的、不相关的或者来自潜在不可靠来源的文章或页面。

某些合理的算法聚焦于文章的空间和时间特征，这对于消除人们所言所书的大量内容的歧义至关重要。当我们说“给我找家比萨店”时，理所当然地表示找附近的比萨店。但是所谓附近始终是相对的。在其他情况下，空间关系可与地理位置标记存在关联，例如，城市中的某个居民区或者国家的某个省份。同样，时间特征同样常见于我们所书写的上下文中。当我们说“在回家路上从店里带份奶酪”，其中隐含了时间范围。前提是假定作者和接收方对于回家途中的时间具有共同的上下文理解。

必须对问题与候选答案同时执行空间与时间评估。

语句 “In May 1898, Portugal celebrated the 400th anniversary of this explorer’s arrival in India, (1898 年 5 月, 葡萄牙庆祝该探险家抵达印度 400 周年纪念)” 中显示了空间和时间维度。庆祝发生于葡萄牙, 但是庆祝的事件是探险家抵达印度。该语句是否表明此探险家从葡萄牙抵达印度? 他是否曾到过葡萄牙? 请注意, 庆祝发生于 1898 年, 但是事件发生于此前的 400 年前。因此, 事件实际发生于 1498 年。提供问题的答案的段落中写到 “On the 27th of May 1498, Vasco da Gama landed in Kappad Beach. (1498 年 5 月 27 日, Vasco da Gama 登录 Kappad 海滩。)” 对此问题和包含候选答案的段落都必须执行空间和时间评估。

上下文来自即时信息和更广为熟知的知识。Watson 可以从文档标题、文档中的其他段落或者文档的源数据库中派生出即时信息。上下文还可以来自更广泛的共享历史记录。请记住, 我们知道 “什么是朋友请求?” 可能是根据 Lincoln 博客中线索而得出的错误答案。原因在于我们共享的历史记录上下文告诉我们某些彼此相关的事件发生的时间。我们知道 Facebook 是最近才诞生的, 但是我们知道 Abraham Lincoln 生活于约 150 年前, 远早于 Facebook 的普及。上下文与合理化有助于我们在进行语言处理时提供认知基础。

## 了解语言仅仅是开始

我们将认知系统定义为将与人类相似的特征应用于传递和操作思想。当与数字计算所固有的优点相结合之后, 认知系统就可以帮助更准确、更弹性化地大规模解决大量信息所带来的问题。

我们可以将认知系统分解为具有多个关键元素 (图 2)。中度阴影框表明认知系统当前的功能。浅度阴影框表明认知系统的将来功能。



图 2 认知系统的元素

与人类类似，认知系统具有收集、记忆和回忆信息的方法，这等同于人类记忆。认知系统还具有通信和操作的基本能力。这些能力按某些行为结构加以组织，如以下示例所示：

- ▶ 创建和测试假设的能力
- ▶ 梳理和创建有关语言的推论的能力
- ▶ 提取并评估实用信息（例如，日期、地点和价值）的能力

这些技能是基本的能力，如果缺乏这些技能，那么无论是计算机还是人类都无法确定问题与答案之间的正确关联。

更高端的认知流程可以利用基本的行为来达到一定的理解程度。要对某些事物加以理解，我们必须能够将其拆分为更细致的元素，这些元素在给定范围内按明确排序的方式来表现。正如人类范畴内事物的物理学运作方式与宇宙范畴内的物理学运作方式或亚原子范畴内的物理学运作方式是截然不同的。同样，认知系统的设计是在巨大的人类集合范畴内运作。因此，理解语言始于理解语言的更精密的规则，而不仅仅是正式的语法和日常使用的非正式语法习惯。

*与人类相似，认知系统通过先分解表达思想，然后根据环境再加以结合来对事物加以理解。*

但是，与人类类似，认知系统通过分解表达思想，然后将结果与上下文以及以某种方式使用文中某些词汇的可能性相结合，来对概念加以理解。并且，与人相似，我们的置信度与支持这些可能性的证据和可用于测试假设的合理算法的数量成比例。

在达到一定理解程度之后，认知系统会按可能性分解问题，以各种方式来重新组织元素，其中每种元素都经过测试以推断出新概念。随后，这些组合可以用于推动新发现和新洞察，以帮助我们寻找问题答案并意识到我们从未想过要提出的问题。

然后，我们可以利用这些功能来解决适合某种公共模式的问题。我们可以提出问题以生成答案。我们可以使用该系统来发现新的洞察并发掘先前未知的概念。并且，这些系统还可以用于支持合理的决策，或者至少帮助人们制定所需的决策。

*随着认知系统的不断丰富，人们期望认知系统能获得感知能力。*

将来，随着认知系统不断丰富，人们会期望这些认知系统具备感知的能力。按预期，这些认知系统将不再仅仅局限于阅读文本，而是可以看、听和感受，以对其环境获得基本的认知。并且，按预期，这些系统将能够理解信息，例如识别形式和不断变化的条件，这将进一步帮助其了解上下文并增强其合理推断的能力。我们还期望认知系统能够采用更高端的行为和认知过程，例如，开展对话、规划不同的战略用于解决问题，并获取预见能力以据此推断出新的知识。

基本上，认知系统将吸收人类的许多“自然”行为，并将其大规模应用于帮助人们解决当前令人一筹莫展的各种问题。我们正在开启新的时代。在这一时代中，计算机不再仅仅局限于更有效地执行日常过程任务，而是扩展至采用类人认知来使人们以更智能的方式完善自身所作所为。

## 问题以不同的形式呈现

在利用 IBM Watson 不断发展的过程中，我们也发现了很多其他用途。其中典型的是“问问 Watson (Ask Watson)”，用户向 Watson 提出一个问题（或者提供一条线索、一条患者记录等），Watson 通过这个问题推断出答案。Watson 有信心能够从问题推断出答案并找到支持答案的证据。Watson 已经在肿瘤学诊断、使用管理（Utilization Management，即针对排定医疗过程的保险责任范围的预审批）、信用分析和基础研究等领域中找到了一席之地。

无论任何专家需要帮助来获取与其问题领域最相关的信息时，Watson 都可以助一臂之力。

*通过询问其他更重要的问题，您可以开始以全新的方式思考自己的业务问题。*

Watson 最伟大的意外发现之一是，通过使用 Watson 来回答问题，您可能会发现基本上自己正在提出错误的问题。当 Watson 响应您的问题，即使回答正确，您仍可能意识到需要提出其他更好且更重要的问题来帮助您以全新的方式重新思考自己的业务问题。您开始以新的方式思考，这种方式有助于您了解市场中从未遇到过的竞争威胁和商机。

IBM 正在通过在 IBM 研究和软件开发实验室中开展的工作来进一步改善这些发现类型应用程序。最近于推论链中实现的突破（确定由**此**及**彼**并推而广之）正在创造更深入的洞察。了解糖尿病导致高血糖很重要。但是，下一步推论出高血糖与致盲之间的推论对于患者的整个治疗过程更为关键。这些类型的多级别推论可作为单一推断图加以捕获，以便我们从中更广泛地观察下游考量。更重要的是，在此图中融合各种推论是一种强大的方法，有助于导出更多重要推断，例如可发现更深入的洞察力和隐藏的答案。通过结合先前的置信度值，我们可以在一个答案中累积并建立更高的置信度，以使其成为问题的首选答案。

*我们可以进行逆向推理，从而发现与答案对应的那些从没提出过的问题。*

此外，我们可生成逆向推理，其效果意味着发现与某些从没有找到问题的答案所相对应的问题。确定某患者曾经患有静止性震颤和表情僵硬可能推断出此患者患有帕金森综合症。但是，确定患者同时难以自行行走可能进一步揭示出对于黑质神经系统存在损伤，如果先前未提出此问题，那么可能就无法发现此损伤。

IBM 正投资于此类针对 Watson 的重大改进，我们相信这将进一步在医疗健康、金融、联系中心、政府、化学行业和更智能的地球中实现突破。这些类型的进步有助于驱使我们迈入认知系统的时代。

在许多解决方案中，Watson 正与其他更传统的计算形式（例如，统计分析、规则和业务处理、协作和报告）相结合，用于解决各种业务问题。例如，请想象 IBM 将其他统计分析功能与 Watson 的功能相结合，以解答有关发出投资风险信号的潜在事件的问题。IBM 可以帮助我们的客户改善金融机构的风险和评估过程。同样，我们通过深层 NLP 获取的有关客户响应的洞察力，可以建议对购买和使用行为加以更改，而此类建议在结构化数据中可能并不显著。在医疗卫生行业中，Watson 正用于辅助保险公司开展“使用管理 (Utilization Management)”流程的治疗方案预审核过程。

## 通过泛化可以提高准确性

随着 IBM 继续发展和开发这些类型的认知系统，我们必须时刻保持警惕。我们正处于人类经常面临的岔路口，摆在我们面前的是选择专攻一点还是选择面面俱到。我们可以使 NLP 技术专用于某个特定领域，专注于例如该领域的语言特征。此方法很有吸引力，甚至可能在革新的早期阶段是不可或缺的，因为它可确保此技术的生存力。但是，此方法可能使我们倒退到砖砌结构的时代。如果采用类人智慧突出了认知系统的特殊性，那么我们必须对此加以泛化。我们需要在更广泛的环境中，随着知识的变化、上下文的改变以及当代语言的改变，识别并推论来自更广泛的语言变体的推断。

通过使用此方法，我们可以作好更充分的准备，以适应新的更大的问题。我们已将 Watson 应用于医疗卫生和金融服务行业，带来了以下优势：

- ▶ 它将 Watson 的优势带入具有高价值问题的各种不同的领域。
- ▶ 它发展了 Watson 的语言处理算法以处理更广泛的语言变体。

此方法使 Watson 更轻松地适应其他领域并改善了 Watson 在现有域应用程序中的使用。

*我们正处于典型的岔路口，摆在我们面前的是选择专攻一点还是选择面面俱到。*

医疗卫生应用程序值得关注的一点是这些应用程序通常需要精确性和准确性兼备。需要准确性来正确解释患者医疗健康描述中的文本以推断出患者状况。但是，National Comprehensive Cancer Network (NCCN) 制定的乳腺癌指南要求必须以患者的医疗健康记录中存在精确诊断作为患病依据。并且还需要更高的准确性来寻找支持治疗方案的证据。

*我们处于计算新时代的起始阶段，精确度不足，但准确度更高。*

每当遇到语言方面异常状况（语言中我们从未遇到过的问题），我们会确定此问题是特定于某一领域，还是一个更广泛的语言学问题的共同特征。只要可能，我们会重新检查核心算法，以决定是否可以泛用算法以识别并评估新的状况。就人类而言，通过使用此方法，可以将我们的理解力应用到新的体验中，从而扩展系统的环境基础。

期望的结果是增加准确性、适用范围和规模：

- ▶ 语言学推论的准确性（根据正确的原因，以及时有效的方式，获得正确的答案）
- ▶ 问题领域的范围
- ▶ 扩展至更多领域中的大量数据和问题

我们希望在“下一步最佳行动 (next best action)” 解决方案、社会情感分析、石油化工提炼及众多其他应用中见证更大的价值。我们正处于计算新时代的起始阶段，对精确度的关注不足，而对准确度的关注度更高。这是将类人行为应用于大规模的计算问题的时代。这是认知系统的时代。

## 参考其他资源以获取更多信息

有关 Watson 的更多信息，请参阅位于以下地址的 IBM Watson Web 站点：

[ibm.com/innovation/us/watson/index](http://ibm.com/innovation/us/watson/index)

## 本指南的作者

本指南是由 Rob High 与国际技术支持组织 (ITSO) 合作编写的。



**Rob High** 是 IBM 员工，担任 IBM 软件部 IBM Watson 解决方案副总裁和首席技术官。他全权负责推动 IBM Watson 解决方案技术战略和思想领导力。作为 IBM Watson 解决方案领导团队的主要成员，Rob 与 Watson 工程、研究和开发团队展开密切协作。Rob 拥有 37 年的编程经验，在过去 21 年间从事于分布式、面向对象且基于组件的事务监控，包括 SOMObject Server、Component Broker 和最近的 IBM WebSphere® Application Server。Rob 先前曾担任 WebSphere 基础的首席架构设计师，负责 WebSphere Application Server 以及相关产品（核心运行时间集成于此产品）的架构。

## 现在您也可以成为一名发表作品的作家！

这正是同时展现您的技能、发展您的职业生涯并成为发表作品的作者的一个良机！加入 ITSO 实习项目并帮助编写您所擅长领域的书籍，同时使用领先的技能来磨砺您的经验。您的工作将帮助提升产品接受度和客户满意度，与此同时，您也会扩展自己的技术联系人和关系网络。实习期跨度为两到六周，您可以亲自参与或者通过在家工作形式远程参与实习。

了解有关该实习项目的更多信息，浏览实习索引，并在以下地址在线申请：

[ibm.com/redbooks/residencies](http://ibm.com/redbooks/residencies)

## 随时了解 IBM Redbooks 的最新信息

- 在 Facebook 上关注我们：  
<http://www.facebook.com/IBMRedbooks>
- 在 Twitter 上关注我们：  
<http://twitter.com/ibmredbooks>
- 在 LinkedIn 上关注我们：  
<http://www.linkedin.com/groups?home=&gid=2130806>
- 探索新的 IBM Redbooks® 出版物、实习以及 IBM Redbooks 每周时事通讯研讨会：  
<https://www.redbooks.ibm.com/Redbooks.nsf/subscribe?OpenForm>
- 利用 RSS 订阅源来随时了解最近的 Redbooks 出版物信息：  
<http://www.redbooks.ibm.com/rss.html>



# 声明

本信息是为在美国提供的产品和服务编写的。

IBM 可能在其他国家或地区不提供本文档中讨论的产品、服务或功能特性。有关您当前所在区域的产品和服务的信息，请向您当地的 IBM 代表咨询。任何对 IBM 产品、程序或服务的引用并非意在明示或暗示只能使用 IBM 的产品、程序或服务。只要不侵犯 IBM 的知识产权，任何同等功能的产品、程序或服务，都可以代替 IBM 产品、程序或服务。但是，评估和验证任何非 IBM 产品、程序或服务，则由用户自行负责。

IBM 公司可能已拥有或正在申请与本文档内容有关的各项专利。提供本文档并未授予用户使用这些专利的任何许可。您可以用书面方式将许可查询寄往：

*IBM Director of Licensing, IBM Corporation, North Castle Drive, Armonk, NY 10504-1785 U.S.A.*

**本条款不适用英国或任何这样的条款与当地法律不一致的国家或地区：INTERNATIONAL BUSINESS MACHINES CORPORATION** “按现状”提供本出版物，不附有任何种类的（无论是明示的还是暗含的）保证，包括但不限于暗含的有关非侵权、适销和适用于某种特定用途的保证。某些国家或地区在某些交易中不允许免除明示或暗含的保证。因此本条款可能不适用于您。

本信息中可能包含技术方面不够准确的地方或印刷错误。此处的信息将定期更改；这些更改将编入本资料的新版本中。IBM 可以随时对本资料中描述的产品和 / 或程序进行改进和 / 或更改，而不另行通知。

本信息中对非 IBM Web 站点的任何引用都只是为了方便起见才提供的，不以任何方式充当对那些 Web 站点的保证。那些 Web 站点中的资料不是 IBM 产品资料的一部分，使用那些 Web 站点带来的风险将由您自行承担。

IBM 可以按它认为适当的任何方式使用或分发您所提供的任何信息而无须对您承担任何责任。

此处包含的任何性能数据都是在受控环境中测得的。因此，在其他操作环境中获得的数据可能会有明显的不同。有些测量可能是在开发级的系统上进行的，因此不保证与一般可用系统上进行的测量结果相同。此外，有些测量是通过推算而估计的，实际结果可能会有所不同。本文档的用户应当验证其特定环境的适用数据。

涉及非 IBM 产品的信息可从这些产品的供应商、其出版说明或其他可公开获得的资料中获取。IBM 没有对这些产品进行测试，也无法确认其性能的精确性、兼容性或任何其他关于非 IBM 产品的声明。有关非 IBM 产品性能的问题应当向这些产品的供应商提出。

本信息包含在日常业务操作中使用的数据和报告的示例。为了尽可能完整地说明这些示例，示例中可能会包括个人、公司、品牌和产品的名称。所有这些名字都是虚构的，若现实生活中实际业务企业使用的名字和地址与此相似，纯属巧合。

版权许可：

本信息包括源语言形式的样本应用程序，这些样本说明不同操作平台上的编程方法。如果是为按照在编写样本程序的操作平台上的应用程序编程接口（API）进行应用程序的开发、使用、经销或分发为目的，您可以任何形式对这些样本程序进行复制、修改、分发，而无须向 IBM 付费。这些示例并未在所有条件下作全面测试。因此，IBM 不能担保或暗示这些程序的可靠性、可维护性或功能。

本文档“REDP-4955-00”创建或更新于 2013 年 1 月 30 日。



## 商标

IBM、IBM 徽标和 [ibm.com](http://ibm.com) 是 International Business Machines Corporation 在美国和 / 或其他国家或地区的商标或注册商标。这些术语和其他 IBM 已注册商标的术语在本信息中首次出现时都使用适当的符号 (® 或 ™) 标记, 以表示在本信息发布时由 IBM 在美国注册或拥有的普通法商标。这些商标也可能是在其他国家或地区的注册商标或普通法商标。在 Web 地址 [ibm.com/legal/copytrade](http://ibm.com/legal/copytrade) 中包含了 IBM 商标的最新列表。



以下术语是 International Business Machines Corporation 在美国和 / 或其他国家或地区的商标:

IBM Watson ™  
IBM®

Redbooks®  
Redguide ™

Redbooks (标识) ®  
WebSphere®

以下术语是其他公司的商标:

JEOPARDY! 是 Jeopardy Productions, Inc. 的注册商标。保留所有权利。

其他公司、产品或服务名称可能是其他公司的商标或服务标记。