

专利法常设委员会

第三十届会议
2019年6月24日至27日，日内瓦

有关专利和新兴技术的背景文件

秘书处编拟的文件

目录

一、 导言.....	3
二、 AI 技术概况：神经网络和深度学习.....	3
A. 机器学习.....	3
B. 神经网络.....	4
C. 深度学习.....	6
D. 深度神经网络的局限.....	8
E. 当前深度神经网络领域中的创新.....	10
三、 AI 相关发明的专利保护.....	10
A. 总论.....	10
B. 可授权主题.....	12
C. 新颖性和创造性.....	14
D. 充分公开和权利要求.....	15
E. 工业实用性.....	16
F. 发明人权利和所有权.....	16
四、 作为工具应用于专利制度的申请过程和管理工作的 AI 技术.....	17
A. 知识产权主管部门的工具.....	17
B. 申请人、第三方和知识产权专业人员的工具.....	18
产权组织和/或知识产权局举办的 AI 会议及其网页以及有关 AI 的出版物参考列表.....	19

一、 引言

1. 在 2018 年 12 月 3 日至 6 日在日内瓦召开的专利法常设委员会（SCP）第二十九届会议上，委员会商议秘书处将编拟一份有关专利和新兴技术的背景文件并提交 SCP 第三十届会议。现根据该决定向 SCP 提交本文件。

2. “新兴技术”一词可能有着宽泛的涵义，涵盖了多项不同的新技术，包括人工智能（AI）和机器学习、区块链、合成生物学及基因编辑等。但从技术的角度来说，如 AI 和区块链等技术是可能涉及不同专利问题的不同技术。在委员会第二十九届会议的讨论中，很多发言的代表团都提到 AI 是委员会待讨论的问题。因此，本文件载有有关专利和 AI 的背景信息。

3. 本文件由三个部分组成。本文件第一部分提供了关于 AI 技术的背景信息。在一名 AI 技术专家的帮助下¹，本文件第一部分阐述了 AI 技术的基本概念，尤其是构成当前 AI 发展核心的机器学习技术。这种对于技术的概述性说明被认为是必要的，因为为了了解一项技术对于专利制度的影响，至少要对这项技术本身具备基本的了解。

4. 本文件第二部分和第三部分阐述了专利制度和 AI 之间的相互关系。它们处理了两个不同的问题：第二部分探讨了作为专利保护客体的 AI 技术（或 AI 相关发明），第三部分讨论了专利制度的主管部门和用户对于 AI 技术作为工具加以应用。

5. 关于“专利质量”一词，尽管无法为它找到唯一的定义，但通过 SCP 此前的活动得到了两个主要概念。它们是：（i）专利本身的质量；及（ii）专利局和专利局以外的专利程序的质量（文件 SCP/27/4 Rev.）。从这个角度来看，可以说 AI 相关发明专利保护的问题涉及专利质量的第一个方面，而通过 AI 技术改进专利程序方面的问题与专利质量的第二个方面有关。

6. 此外，本文件载有一份列有产权组织及其成员国所举办会议和所提供出版物的附件。

二、 AI 技术概况：神经网络和深度学习

7. 尽管对于 AI 没有唯一的定义，但 AI 系统可被看作主要是学习系统。本文件第一部分介绍了神经网络（NN）和深度学习（DL）领域最重要的技术概念，这两项技术是当前发展迅猛的 AI 技术²。它使非计算机专业人士得以了解这些新兴技术如何便利地发挥作用，以帮助人们更好地了解 AI 技术和专利之间的相互关系。

A. 机器学习

8. 从历史上来看，首批 AI 方法是对机器编程。编程在这里是指人向机器发出步进指令以完成一项任务。例如上世纪 80 年代的主要 AI 方法是专家系统，它通过各领域专家所撰写的规则复制人类的专门知识。由于这些方法成本高且具有局限性，随之而来的是发生在 1987 年至 1993 年期间的所谓第二次 AI 冬天。

9. 相比之下，机器学习（ML）方法探索的是机器如何通过输入示例和预期输出学习一项任务的解决方法，同时无需以步进指令的顺序对如何实现目标直接进行编程。这一方法更接近实际的生物性认

¹ 帕特里斯·洛佩兹先生（Science-Miner）为编拟本文件第一部分“AI 技术概况：神经网络和深度学习”作出的贡献使秘书处受益匪浅。他还协助秘书处审阅了文件中对 AI 技术进行说明部分的准确性。

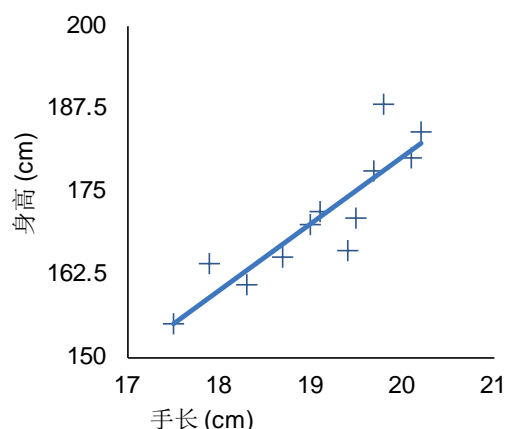
² 2019 年世界知识产权组织技术趋势——人工智能，第 31 页。机器学习在 AI 相关专利申请中的占比为 89%，在所有 AI 相关专利中的占比为 40%。在 2013 年至 2016 年期间，深度学习在机器学习技术领域中的年增长率达 175%，神经网络增长率为 46%。

知：儿童学习辨认物体（如杯子）的方法是通过相同物体（如各种不同种类的杯子）的示范作用。它是到目前为止最为主要和成功的 AI 方法。

10. 一般来说，机器学习法接受观察结果的输入，并把它们用于预测输出。这种学习法会试图从给出的输入输出对数据集中建立起数学模型，使它的预测和预期输出之间的差别最小化。通过这种方式，它尝试学习给定输入和输出之间的关联/模式，这些关联/模式可被代入之前未见过的新输入。

11. 为了说明这一学习过程，我们可以看一看最简单的机器学习法——线性回归。假设我们希望学习如何把人的身高和他/她的手长相互关联。已有一些身高和手长对的观察结果（左表），在下图中用十字表示：

身高 (cm)	手长 (cm)
170	19.0
155	17.5
184	20.2
188	19.8
178	19.7
172	19.1
165	18.7
180	20.1
161	18.3
171	19.5
164	17.9
166	19.4



$$\text{手长} = 0.098 * \text{身高} + 2.23$$

如果身高 = 180 cm,
手长 = $0.098 * 180 + 2.23$
手长 = 19.9 cm

12. 线性回归是一种在这些点之间找到误差最小的直线的方法。使误差最小化的过程就是训练。数学方法通过找到距离数据点最近的直线来实现这一训练。一旦找到了这条误差最小的线，即可根据一个人的身高预测他/她的手长。例如，如果一个人身高 180 厘米，模型会预测其手长为 19.9 厘米（见右框）。

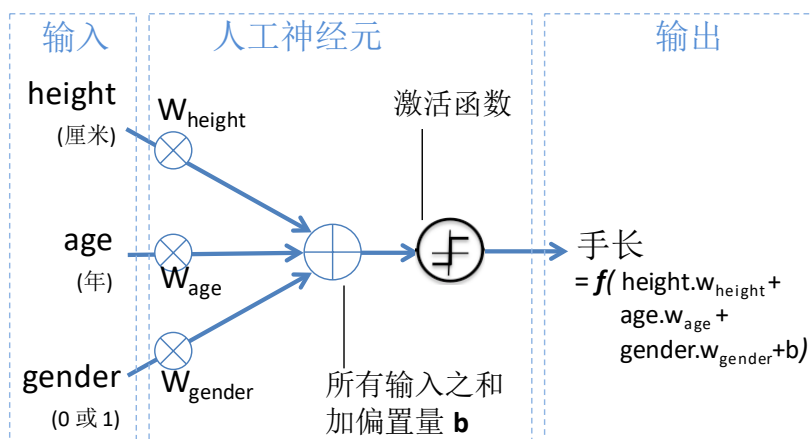
13. 这种简单的方法对于学习更复杂的问题来说无疑具有很大的局限性，例如涉及两个数值变量的问题。在上述例子中，看起来除了身高，还应考虑年龄和性别，才能使手长的预测结果更可靠。还会使用更复杂的数学模型，尤其是不仅限于直线的非线性模型。

14. 在那些更为高级的方法中，神经网络（NN）提供一种通用预测器，能够接受任何类型的输入。神经网络尤其擅长解决涉及非结构化数据作为输入（如图像或语音）的任务。作为一种高级的神经网络类型，深度学习作为所有 AI 专利申请中的核心技术正在迅猛发展。

B. 神经网络

15. 支撑神经网络的基石是人工神经元，也被称为感知器或节点。它由弗兰克·罗森布拉特在 20 世纪 50 年代和 60 年代开发。神经元接受 n 个被称为特征的输入，它们是待处理数据（像素、词语、信号等）的数值表示。每个输入乘以权重并求和（见下图）。经过加权求和的组合值与偏置量 b 相加。最后得到的数值传送至激活函数 f 。

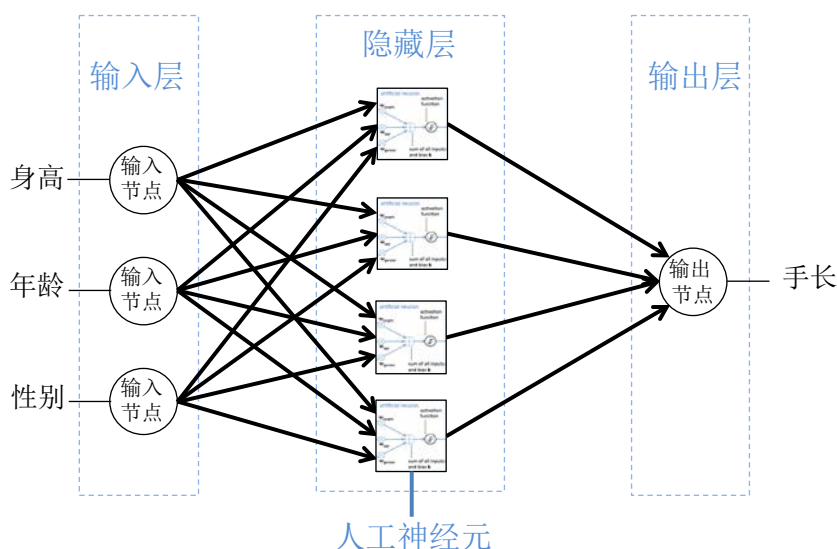
16. 例如，回到预测手长的例子中，如果已有一个人身高、年龄和性别的数据，则人工神经元表示如下：



17. 权重反映了相关输入特征的强度，也就是说一项特征就其本身而言对于最终结果产生多大的影响。

18. 激活函数模拟生物神经元的“放电频率”——传播最终信号或是不传播信号。它对经加权求和的输入进行某种固定的简单数学运算。目前最常用的激活函数是 ReLU（修正线性单元）³。

19. 人工神经元是一个相对简单的函数。对它进行编程可以使用少于 25 行的代码。那么一个完整的神经网络至少由三层组成：一个输入层、一个或多个隐藏层和一个输出层。输入层和输出层包含不进行计算的节点。它们仅仅是为输入节点向隐藏层传递数值信息，或是为输出层把信息从网络传送到外部世界。隐藏层包含如上所述的人工神经元。来自相邻各层的节点彼此之间存在用箭头显示的连接（或边）。



20. 输入层充满了数字编码信息，然后通过隐藏层向前传播。初始数值被隐藏层的神经元修改，然后传播至输出层并与最终输出相对应。输出节点的数量与预期从神经网络得到的应答数量相匹配。例如在这个例子中，预期得到的是手长这个唯一值。数据在这里总是经过各层向前移动。

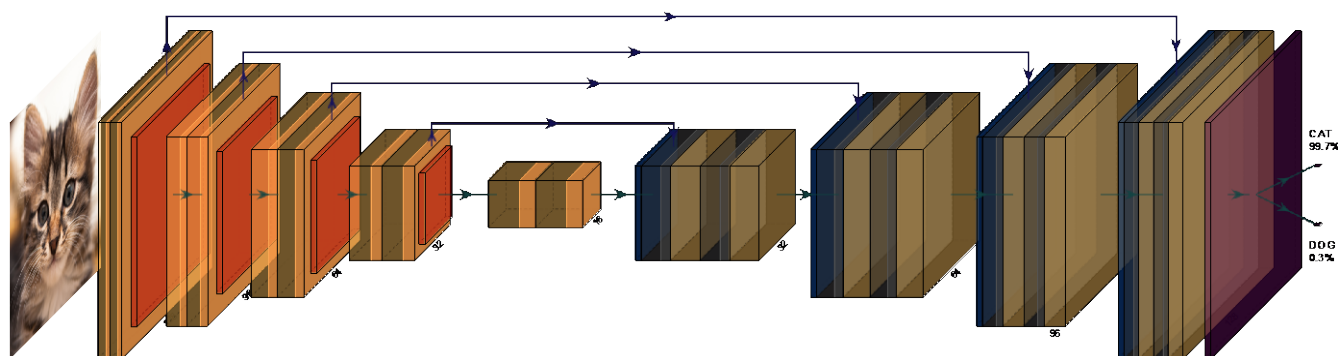
³ ReLU 把一个数值作为输入，得到的是 0 与该数值中最大的那个数。例如，如果输入是“1”，则输出为“1”，如果输入是“-1”，则输出为“0”。

21. 训练神经网络就是对隐藏层中所有神经元的权重和偏置参数进行设置，使在一组示例中所观察到的偏差最小化，这类似于上文 A 部分中所述的线性回归。训练神经网络的机制基本上是“从错误中学习”。训练数据由一些输入/输出对组成。当神经网络有了一个输入后，它对相应的输出可能是什么进行随机“猜测”。然后它会查看其应答与实际输出之间存在多大差距，并且再对其权重和偏置量作出适当调整。所有输入/输出对都要重复这个过程，直至得到最优权重和偏置量。

22. 应注意的是人工神经元只是在很小程度上受到哺乳动物生物神经元结构的启发，并且复杂程度比后者低得多。生物神经元相比人工神经元要复杂多样得多。有很多因素（突触结构和几何结构、神经递质类型等）会影响信号传播。例如突触包含超过 2000 种不同的蛋白质，具有非常多种多样的物化特性⁴。

C. 深度学习

23. 尽管神经网络从上世纪 50 年代开始就已为人知晓，但直到 2000 年代，隐藏层数量仍然通常仅为一个。计算能力的提升使神经网络层数在过去 10 年中得以增加（由此“深化”）。例如对于猫或狗图像分类问题（图像中是猫还是狗？），目前的深度学习神经网络如下所示：



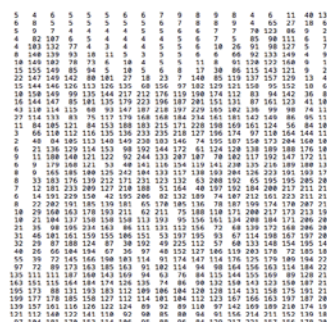
24. 在以上的例子中，我们看到与前述的简单神经网络相比，目前的网络在复杂程度方面发生了很大变化：

- (i) 输入节点数量很多；每个输入节点接收一个图像的一个像素的信息。对于猫狗图像分类问题，我们通常使用尺寸为 128×128 像素的图像，每个像素由红绿蓝 3 个值确定，即 49,152 个输入节点，因此以下每个神经元有 49,152 个输入特征。

人对图像的感知



计算机对图像的感知



⁴ “人工和生物神经网络之间的区别”，Nagyfi Richárd，登于 Toward Data Science 上的博客文章，2018 年 9 月。 <https://towardsdatascience.com/the-differences-between-artificial-and-biological-neural-networks-a8b46db828b7>。

(ii) 多层神经元被用于连续处理输入信息。对于图像处理，10层以上的神经元并不鲜见，每层可能包含上百个神经元，它们通常有不同的排列方式以提供特定的优势。

(iii) 这种典型的深度神经网络可能有数千万个要在训练期间设置的权重和偏置量，需要上万个有标号图像。

25. 令人惊讶的是在像Keras⁵这样的开源框架中，经过培训的数据科学家可以用少于100行的代码实施深度神经网络。在处理一个猫狗图像在线开放数据集的情况下，使用商用硬件的网络在分类方面的准确性可达93%：这与人的表现相差无几（对于这类任务人的准确性估计约为95%）。

26. 层数的递增使全球预测任务所涉及表示和过程的层级这一概念应运而生。第一批层通常捕捉输入数据中的低层级模式（就处理图像而言如线条、彩色区域等），中间层识别的是更高层级的结构（如猫狗分类情况下典型的猫耳或口鼻），最后的层自我分工，依据所识别的结构完成最终的预测任务。

27. 与传统的神经网络相比，深度神经网络具有若干重要特征，这也是后者在当前取得成功的原因。

发现特征表示

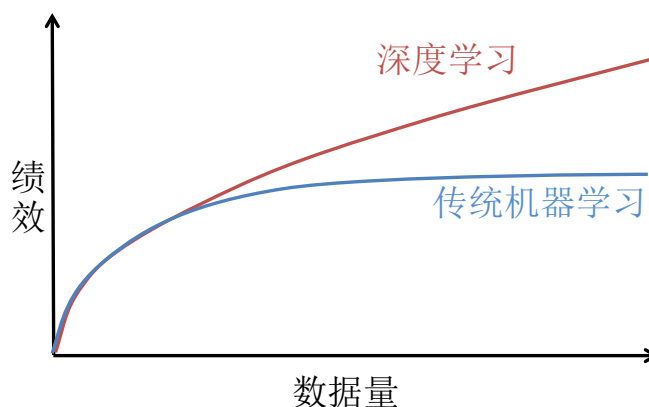
28. 传统的机器学习使用工程师人工编制的特征来解决问题。例如如果任务是预测手长，工程师要根据自己的直觉和尝试自行选择一些特征，如人的身高、性别和年龄。这个步骤被称为特征工程。一个特征是机器学习算法用于预测输出的数据的一个方面。这一步普遍十分耗时，如果处理的是非结构化数据（图像、文字、语音、视频），效率还相对较低。

29. 纵观机器学习的发展史，深度神经网络首次显示出具有能够从原始数据中自动发现此类特征的实践能力。通过深化层数，神经网络在学习有用特征的同时还学习如何通过它们处理任务。例如在预测手长的例子中，操作人员只是向深度神经网络输入尽可能多的生物识别测量结果，让网络自动识别可用来作出最终遴选的数据。在图像分类的例子中也是如此，原始像素数据被发送给网络，后者对可作为判定依据的模式（如耳朵的形状、舌头或牙齿）进行识别，以判断输入的图片是狗还是猫。

数据规模和深度学习的绩效

30. 传统机器学习技术的绩效随着训练数据量的增加很快进入稳定期。这意味着增加更多的训练数据是无用功，训练算法经过一段时间后变得有些“饱和”。深度学习的重要特征之一是绩效随着训练数据的增加持续提升。这一特征解释了为什么在机器视觉中目前已有的最大网络可使用多达1500万个图像用于训练。

⁵ Keras: 基于Python的深度学习库, François Chollet 等, 2015年-2019年。https://keras.io/。



31. 从数学的角度来看，可把人工神经网络模型理解为仅仅是一组矩阵运算并找到导数⁶。随着计算能力的加强，深度学习可超过任何其他机器学习法，前提是有可供使用的海量训练数据。

D. 深度神经网络的局限

深度神经网络是黑匣子

32. 与更为传统的算法相反，神经网络在学习过程中捕捉到的决策过程无法以人可以理解的方式直接表达出来。如上所述，深度神经网络可以自己学习数据中有用的特征。例如在猫狗分类的例子中，网络可以识别典型的猫耳或口鼻。但在实践中，这些特征大多数情况下无法被人解读。这些模式出自隐藏层中的数值优化过程，我们无法对其进行解读。

33. 此外，不可能以标准数学的形式显示对输入和输出之间关系进行定义的等式或系数。网络是最终的关系等式，可能涉及上亿个参数。如此复杂的决策过程无法通过流程图或任何传统的算法表示法来说明。这就解释了为什么人们常常说深度神经网络是“终极”黑匣子。训练本身是由神经网络独自实现的，并且由此产生的网络极为复杂。

深度学习需要很多数据

34. 一个令人惊讶的观察结果是，神经网络和深度学习就所涉及的数学建模而言属于最简单的机器学习模型。常见的说法是一名优秀的高中生就能理解其中的基本数学原理。但它们仍提供了到目前为止最好的结果。原因是它们对于利用很大规模的训练数据集最为适应。深度学习在当今的成功与其说是由于理论发展，不如说是由于计算能力的显著提升和可用的海量人类行为数据：我们通常称之为蛮力。

35. 深度学习明显存在的局限是蛮力不可能发生的情况。这其中尤其包括没有训练数据或数据有限的任务（如处理少见的人类语言、发现治疗罕见病的药物等），或是任务所在领域存在法律限制。

⁶ 对于向量处理器，可对这种数学计算进行高度优化（针对大量数据点多次重复进行相同计算），以及通过 GPU（图形处理器，与用于加速电子游戏的装置相同）或新的专门硬件把计算速度提高几个数量级。

现实世界的数据存在偏差

36. 深度学习的成功取决于有大量的可用数据，但这种对于大量数据集的依赖也产生了若干问题：

- **数据偏差：**大规模的数据采集通常无法保证中立，一些群体在年龄、性别和民族方面的代表人数可能不足或过多⁷。偏差可能来自于数据采集法、已有的社会偏见或是创建数据集和模型的人员并非来自多元化群体。
- **偏差放大：**机器学习训练法天然地趋向于识别数据中的判别模式以快速提升预测质量。因此，它们不仅学习我们实际存在的偏差，还经常将其放大。
- **缺乏可再现性：**由于模型依赖于专门的训练数据组成，再现一些所要求的结果只在非常少见的开放数据的情况下才有可能发生。

深度学习仍需要很多人工工作

37. 如C部分中所作的解释，尽管深度学习能够学习应使用哪些特征，但仍然需要为创建深度神经网络模型在很多方面投入人工工作。例如：

- 创建网络架构（哪种类型的层、以什么顺序对层进行排列等）；
- 确定最佳参数（每层的神经元数量、输入规模等）；
- 遴选所得到的分类；及
- 决定如何以数字格式对输入进行编码。

但到目前为止，最主要的人工工作是创建训练数据。

38. 目前最常见的机器学习形式是监督式学习。上文中介绍的例子都属于这一类。训练数据是一组输入和输出对，其中输出对是对输入的预期回应。学习由此得到了指导，因为有监督人员教算法应得到哪些结论。对上千或上百万的示例进行人工标记需要相当大的工作量，而这常常是为获得高准确性所必须进行的工作。另一个后果是监督式学习只能对涉及非常有限决定的细化问题起作用，如在医学图像中发现黑色素瘤。但它无法轻松处理更为开放性的任务，如需要更多输入类型和定制化决定或涉及一定的一般推理的诊断。

39. 相比之下，在无监督学习中，计算机可以在无人指导的情况下学习识别方法和模式，把它自己的新标签分配给它所创建的数据组。无监督学习通过避免选取标签和花费巨大的在训练数据中对示例进行标记弱化了人的作用。这更接近大多数情况下不受监督的人类学习：人类通过观察世界并与其互动来发现世界的结构，而不是通过被告知每个物体的名称。

40. 深度神经网络既可以进行监督式学习，也可以无监督学习。但无监督学习在目前的表现远不及监督式学习。使用少量人工标记数据足以超过无监督学习，即便后者有大量未标记数据。一些近期出现的方法需要更少的监督（主动学习、迁移学习、强化学习），并且从长期来看，无监督学习预计将会越来越重要。

⁷ 亚马逊弃用对女性表现出偏见的秘密 AI 招聘工具，Jeffrey Dastin。路透社商业新闻，2018 年 10 月 (<https://www.reuters.com/article/us-amazon-com-jobs-automation-insight/amazon-scraped-secret-ai-recruiting-tool-that-showed-bias-against-women-idUSKCN1MK08G>)。

E. 当前深度神经网络领域中的创新

41. 尽管深度神经网络的原则相对简单和泛化，但当前深度学习中的创新工作涵盖了比神经网络核心方面更广泛的领域：

- **训练数据：**由于训练量是深度学习中最具影响力的因素，对如何为某些应用最好地创建、利用或缩减数据集进行创新是一大挑战；
- **计算能力：**计算能力的提升在实践中产生了更好的模型。机器学习领域中的很多工作正在着重进行硬件和软件优化；
- **应用：**AI 技术可在多个领域中应用以执行多项不同的功能。深度学习可以成功处理哪些问题和新功能任务？如何高效集成这些技术以进行更大规模的应用？
- **神经网络架构：**在实践中存在不同类型且具有不同特性的隐藏层，如适合顺序数据（语言识别、翻译等）的递归神经网络，或是更适合识别图像中物体的卷积神经网络。设计最佳深度神经网络架构是一项复杂的工作，因为它取决于任务、数据的性质、领域和可用的训练数据量。
- **稳健性：**深度神经网络可以很容易地被对抗性攻击欺骗⁸，即第二个深度神经网络与第一个相竞争以识别后者的薄弱环节。此类机器学习系统的安全性和可靠性将是今后数年至关重要的一个因素。

42. 总的来说，无论是否存在核心技术创新，拥有最大规模数据集和最强技术能力的组织在开发领先的 AI 系统方面具有显著优势。一般来说，在开源软件分发非常早期的阶段就已出现核心技术创新。

三、 AI 相关发明的专利保护

43. 文件的这个部分探讨了 AI 相关发明的专利保护。“AI 相关发明”可能有不同的形式。创新可能在完善 AI 技术的过程中出现，也可能体现在把 AI 技术在已有设备中集成以提升其功能性或增加新功能。此外，AI 技术可作为一种研发工具用于创造新发明。对于不同形式的 AI 相关发明，AI 技术对于专利法不一定产生相同的影响

A. 总论

44. 专利制度应为了全社会的利益，通过给予技术生产者和技术知识使用者平衡的权利和义务，为推动技术创新以及为技术转让和传播作出贡献，这一点已得到广泛认可。各国为此提供法律框架，并颁布法律法规，法院对这些法律法规进行解释，辅以行政机关所制定的实务指导。

45. 由于专利制度对于技术持中立的态度，因此每当有新技术出现时，经常会提出一个问题，即专利制度能否继续达到其目的。半导体技术、计算机软件、信息技术和生物技术皆是如此：随着技术的发展，辩论仍在继续。因此 AI 的出现引发了同样的问题和辩论，这并不足为奇，这些问题和辩论仔细研究了目前的专利制度是否已为兼顾 AI 技术做好准备。

46. 近数十年来，包括硬件和软件在内的计算机技术被应用于协助人类在很多技术领域进行发明创造。例如，计算机辅助设计（CAD）助力了机械和电子行业的发展，生物信息学为研究人员分析和解读

⁸ 研究人员设计补丁，使人对于 AI 探测器“几乎不可见”，2019 年 4 月。
<https://www.computerworld.com.au/article/660283/researchers-design-patch-make-people-virtually-invisible-ai-detectors/>。

生物数据提供了便利，以及计算化学帮助化学家找到新化学物质。计算机还被集成进设备和装置以实现某种功能。

47. 对于计算机技术来说，与其相关的新发明可归为三类：

- (i) 改进计算机本身的计算功能的新发明；
- (ii) 为实现某种功能集成了计算机的新发明（设备、装置等）；及
- (iii) 在计算机的帮助下创造的可属于任何技术领域的新发明。

48. 对于 AI 技术也可以作出类似的分类：

- (i) 涉及 AI 核心技术本身的新发明；
- (ii) 集成了 AI 技术的新发明（如集成了 AI 深度学习的翻译设备，以及用于诊断某种疾病的医疗设备）；及
- (iii) 在 AI 技术的帮助下创造的新发明（如 AI 技术帮助找到的一种新材料）。

49. 在 AI 技术现阶段的发展中，人类的指示和干预仍是创造这些发明过程中的重要部分。如第二部分中的解释，到目前为止，无监督学习的表现远未达到监督式学习的水平。但是，随着 AI 技术的发展⁹，人类干预在创造过程中的必要性或相关性相比 AI 系统更多的自主执行可能会弱化。

50. 因此，可以从另一个角度理解 AI 相关发明，着重于核心发明概念的创造。从这一角度来看，AI 相关发明可分类如下：

- (i) 由人类识别问题和构想解决方案，而 AI 技术仅应用于对人类的解决方案进行验证、自动化、适应或泛化；
- (ii) 由人类识别问题，而解决方案的构想由 AI 技术辅助、指导或主导；及
- (iii) 由 AI 技术识别问题和构想解决方案而没有任何人类干预。

在第二种情境中，AI 技术在发明创造过程中的相关性可以从最小化到决定性。第三种情境，即通用人工智能或超级人工智能¹⁰，是当前技术尚无法达到的阶段¹¹。但是，这一发展的可能性与传统的计算机技术之间存在显著差别。这种差别意味着就 AI 专利活动而言，人们需要提出不同性质的新问题。

51. 自 AI 技术出现以来，创新和研究人员就开始为此类发明提交专利申请并被授予专利。如在《2019 年世界知识产权组织技术趋势——人工智能》中所述，它们涉及在一系列不同 AI 申请领域¹²中的多项不同 AI 技术¹³和多种 AI 功能应用¹⁴。开源（或开放式创新）的方法在 AI 开发人员中也很流行¹⁵。关于 AI 相关发明的专利态势详细数据，请参阅所述产权组织出版物。

⁹ 计算能力的提升使 AI 机器能够管理很大的搜索空间：例如国际象棋赛涉及 10^{47} 种概率分布（深蓝，1996 年 2 月 10 日），而围棋赛涉及 10^{170} 种概率分布（阿尔法围棋，2016 年 3 月）。

¹⁰ 这意味着 AI 系统能够成功执行人类大脑可完成的任何智力任务，或者机器的假设能力远远超过人类大脑。

¹¹ 2019 年世界知识产权组织技术趋势——人工智能，第 19 页。

¹² 例如交通运输、电信以及生命科学和医学。

¹³ 例如机器学习、模糊逻辑和逻辑编程。

¹⁴ 例如计算机视觉、自然语言处理和语音处理。

¹⁵ 2019 年世界知识产权组织技术趋势——人工智能，第 109 页。

52. 关于 AI 技术如何影响专利法的问题尚无定论。但 AI 技术的一些特性似乎指向了专利法中可能在未来，如果不是眼下立即，受到这一新兴技术影响的领域。可供考虑的方面包括如下几点：

- (i) 由于 AI 技术主要由软件实施，目前有关计算机实施发明和使用软件的发明的专利法问题对于 AI 技术可能仍然具有相关性；
- (ii) AI 技术的认知性需要我们进一步考虑如何把这项技术融入人类创新进程，以及它对于专利制度和专利法所作出的“人造”发明假设的影响；
- (iii) 在完全再现和说明在深度学习神经网络中所采用方法方面存在的固有的技术局限性使我们注意到，它们对于专利制度基本原则之一——传播新技术知识——具有潜在影响。

53. 只要专利制度的出发点仍是为推动技术创新以及转移和传播技术作出贡献，专利制度就要继续为 AI 领域也提供激励创新的举措和分享新知识的机制（除非有其他能够充分处理这些事项的法律/社会/经济工具）。在政策层面，主要的考量可以是：考虑到专利制度的目标，AI 技术的发展是否会破坏专利制度所力求实现的平衡？如果是这样，如何恢复这种平衡？根据 AI 技术的发展对专利法和实践进行更新是否有益？专利制度的现有法律概念和 AI 的兴起之间是否存在，或将存在任何缺口？

54. 为了回答这些问题，需要了解 AI 相比传统的计算机技术具有哪些技术特性，以及需要对当前的法律和实践在目前和今后适用于 AI 技术的可能方式进行评估。本背景文件并非希望全面阐释所有问题。但以下段落提供了一些专利法问题的示例，它们在为 AI 相关发明寻求专利保护和授予专利方面可能具有相关性。“AI 相关发明”一词是指上文第 48 段和第 50 段所提及的各种不同的发明。在这个阶段，几乎没有专门处理适用于 AI 相关发明的专利法问题的正式指南。由于 AI 是一项新技术，判例法尚未得到充分发展，有为数不多的专利局发布了指南以厘清它们在该领域的做法。随着 AI 集成产品在市场中的进一步商业化发展，权利要求解释背景下的 AI 专利维权和许可也可能成为未来讨论项的一部分。一般来说，对许可协议进行谈判和解决专利争议需要复杂全面的考量。AI 相关发明本身是否会使这一原本就很复杂的问题进一步复杂化仍有待观察。

55. 目前的专利制度建立在这样的假设基础之上，即某些激励机制会促进人类的创造活动。从高级别政策的角度来看，AI 技术发展所展示出的潜力对专利制度的激励理论构成了一个法律哲学问题。AI 机器能够以自主的方式全面处理各种不同数据（不仅是科技数据，还有个人和行为数据以及社会和法律数据）、识别问题、通过新发明解决问题以及为市场生产新产品以满足人类需求，尽管这还只是科一种遐想，但一旦实现，上述问题将尤为突出。尽管这可能是一个在智力上耐人寻味的问题，但它远超出了本文件的范围。

B. 可授权主题

56. 一般来说，所有技术领域的任何发明，无论是产品还是方法，都可授予专利，条件是发明符合所有法律要求，包括发明不属于不可授权主题的要求。对于“发明”一词在国际层面没有强制性定义，国内法对不可授权主题的范围进行界定，使其与该国是缔约方的国际条约相一致。因此，各国对于可授权主题范围的界定有所不同¹⁶。很多国家把数学方法、机制、从事智力活动的规则和方法、商业规则和方法以及计算机程序排除在可授权主题之外。其中一些国家作出了澄清，即这些主题仅在专

¹⁶ 见“国家/地区专利法的若干方面——从可授权主题中排除的主题”：
https://www.wipo.int/scp/en/annex_ii.html。

利申请与该主题本身相关的范围内被排除在可授权主题之外。在一个管辖区¹⁷，判例法规定，针对自然规律、自然现象和抽象概念的权利要求排除在专利保护之外。在另一个管辖区，其专利法¹⁸规定“发明”是“技术概念利用自然规律实现的高度先进的创造”，并且产品发明的类别中包括计算机程序和由等同于计算机程序的电子计算机处理的任何其他信息¹⁹。

57. 除了对运行 AI 功能的硬件组件所作的改进外，与 AI 技术和 AI 功能应用有关的发明主要指向软件。与传统计算机技术的情况一样，AI 应用也可用于非技术领域，如金融、保险、电子商务等。此外，机器学习基于计算模型和算法来分类、聚类、回归和降维，这可能被视作数学方法。另外，尽管不能否认训练数据对于机器学习绩效的重要性，但只是属于信息的数据本身不是可授予专利权的发明。

58. 计算机实施发明或软件实施发明的专利适格性已经是难以在适格主题和不适格主题之间作出明确区分的领域之一。例如在很多国家，要求保护发明的“技术性”被认为是判断专利适格性的重要因素。在这些国家建立了判例法和主管局实践，以厘清“技术问题”、“技术手段”、“技术效果”和“技术目的”等概念。在美利坚合众国，为了把美国最高法院的裁决适用于专利适格性的评估（爱丽丝/梅奥测试），美国专利商标局（美国专商局）在 2019 年 1 月发布了经修订的 2019 年专利主题适格性指南，以便使这一方法更为清晰明确²⁰。但软件实施发明的专利适格性涉及到复杂的问题，它可能随着技术的进一步发展继续演化。

59. 关于 AI 相关发明所适用的专利适格性要求，一些专利局发布了有关 AI 相关发明的指南。美国专商局的经修订的 2019 年专利主题适格性指南包括一个专门讨论计算机实施方法专利适格性的示例，该方法被用于训练神经网络进行人脸检测，且该训练由一系列步骤组成²¹。在 2018 年 11 月版的欧洲专利局（欧专局）审查指南中，在关于数学方法和方案、从事智力活动、游戏或从事商业活动的规则和方法的章节中，新增了尤其是关于人工智能和机器学习的小节，以更为清晰地确定相关的专利性标准²²。日本特许厅（特许厅）发布的专利和实用新型审查手册也纳入了有关 AI 发明的示例²³。

60. 关于 AI 技术协助创造的发明，关于可授权主题的考量明显取决于最终发明的性质及其权利要求的撰写方式。例如，在植物被排除在可授权主题之外的国家，对在 AI 工具协助下创造出来的创新型新植物进行了界定的专利权利要求不具有可专利性。

¹⁷ 美利坚合众国。

¹⁸ 日本专利法 2（1）和（4）条。

¹⁹ 更多有关从可授权主题中排除的主题和计算机实施发明的专利适格性的信息可参见 SCP/13/3 和 SCP/15/3（关于计算机程序不属于可授权主题的内容请特别参见 SCP/15/3 附件二）。

²⁰ 经修订的 2019 年专利主题适格性指南：<https://www.uspto.gov/patent/laws-and-regulations/examination-policy/subject-matter-eligibility>。

²¹ 经修订的 2019 年专利主题适格性指南见，示例 39。

²² 欧洲专利局（欧专局）审查指南 G 部分第二章 3.3.1。该指南的总体观点是，人工智能和机器学习基于计算模型和算法来分类、聚类、回归和降维，这些操作本身具有抽象的数学特性，无论它们能否基于训练数据“进行训练”。但是，如果人工智能和机器学习被应用于各种不同的技术领域，作出技术贡献并支持技术目的的实现，则这样的发明可视为可授权主题。

²³ 专利和实用新型审查手册附件 A。关于专利适格性，所讨论的示例是：针对仅仅作为信息呈现的数据的权利要求；能够通过语音交互系统进行信息处理的数据结构；用于分析住宿场所声誉的经过训练的模型。

C. 新颖性和创造性

61. 据说创造性分析是专利性标准中最难评价的要求²⁴。在被驳回的专利申请中，很多申请的驳回理由是缺乏创造性。当专利的有效性遭到第三方质疑时，它们经常把与创造性要求不符作为其主张的依据。AI 领域的专利申请和专利似乎面临着同样的问题。尽管可用的数据有限，但在第三方提出的有关 AI 相关申请/专利的异议中，很多是以缺乏创造性（显而易见性）为理由提出的²⁵。

62. 当新技术出现时，创造性评价经常面临特别的挑战。这是因为现有技术参考文献很少，假定的本领域技术人员的确切范围以及该领域的公知常识还未充分确定。缺少判例法和正式指南使主管局难以对创造性作出一致的评价。但是，随着技术趋于成熟，在很多技术领域已逐渐出现了普遍解释和标准做法。

63. 由于创造性评价是由本领域技术人员作出，因此确定这一假定人员所掌握的知识技能水平就成为创造性评价的基石之一²⁶。在每个具体个案中，这一知识技能的确切水平都要得到界定。它也随着技术发展而发生变化。一般来说，假定的本领域技术人员的能力和知识可酌情对应从事各个相关领域技术人员团队的水平²⁷。因此，预期的情况是一个 AI 工具在相关领域使用得越多，这种使用的创新性就越低，因为本领域技术人员，即能够使用该 AI 工具的跨学科团队，会在其研究中转而使用这种工具。类似的考量也适用于“公知常识”的概念²⁸。

64. 日本特许厅（特许厅）发布的专利和实用新型审查手册附件 A 载有一些关于评价 AI 相关发明创造性的示例²⁹。例如：

- 缺乏创造性，因为发明只是在 AI 系统中把人的操作进行了系统化处理（示例 33）；
- 缺乏创造性，因为发明只是对一种根据输入数据预测输出数据的方法进行了修改（示例 34）；
- 缺乏创造性，因为添加某些训练数据会产生显著影响（示例 34）；
- 缺乏创造性，因为修改机器学习的训练数据只是已知数据的组合，并未产生任何显著影响（示例 35）；及
- 由于对训练数据进行某种预处理而涉及的创造性（示例 36）。

65. 关于 AI 机器“创造”的发明，存在关于 AI 机器大量创造“新发明”的关切，有人担心这会造成所有发明都是由机器创造并获得专利授权的情况。在一定程度上反映了上述关切的一些项目通过公开 AI 机器的输出来产生使用 AI 技术的“现有技术”，使他人无法为上述任何输出获得专利权³⁰。关于新发明，充分公开要求和工业实用性（实用性）要求可避免对这样的发明授予专利，例如只是已知化学元素的组合，并未说明如何生成这种合成物及其如何使用。同样地，在已公布的引文中所述的信息只能被视为公众可用的信息，因此是适格的现有技术引文，条件是对这些信息进行了充分细致的说明，

²⁴ 更多关于创造性要求如何在不同国家实施的信息见 SCP/22/3、SCP/28//4、SCP/29/4 和 SCP/30/4。

²⁵ 2019 年世界知识产权组织技术趋势——人工智能，第 115 页至第 117 页。

²⁶ 见文件 SCP/22/3。

²⁷ 文件 SCP/22/3 第 34 段和第 35 段。

²⁸ 见文件 SCP/28/4。

²⁹ 专利和实用新型审查手册附件 A，示例 31 至 36，日本特许厅。

³⁰ 所有现有技术项目（<https://allpriorart.com/about/>）。

使本领域技术人员能够实现这些教导。例如仅仅以化学式形式公开的化学结构很有可能不被视为适格的否定对应化学合成物新颖性/创造性的现有技术引文。

66. 创造性（非显而易见性）要求的出发点是应对可作为公知常识的明显结果推断出的发明给予专利保护，因为它对于社会的贡献微乎其微³¹。这样的政策目标可指导在包括 AI 相关发明在内的个案中对创造性进行判定。

D. 充分公开和权利要求

67. 与创造性评价相同，新技术对于发明的公开提出了特别的挑战，要求清楚完整地公开发明，以及清晰扼要地撰写权利要求，以充分涵盖法律保护的范围。缺少判例法和正式指南使知识产权局和专利制度的用户同样难以对是否符合公开要求进行评价。

68. 关于要求保护发明的说明书，一般来说，国家/地区专利法要求专利申请人应以充分清晰完整的方式对发明进行公开，使本领域技术人员能够实现要求保护的发明（充分公开要求）³²。专利制度正是通过这一要求为传播信息以及获取专利申请和专利所包含的技术知识提供便利。这使技术知识在公众中的积累得以扩大，并增进了社会总体效益，例如促进技术转让和避免重复性的研发工作。

69. 在 AI 技术方面，一个可能的问题是 AI 算法、训练模型、神经网络架构、学习过程、训练数据、硬件组件等信息在专利申请中应以怎样的程度公开才能符合充分公开条件。挑战之一可能是由于就目前的深度学习技术而言，人们难以识别深度学习神经网络中所执行的每个流程步骤，以及明确解释神经网络如何得到最终结果。如果一个系统有数千万个用于分类的权重，则该系统会过于复杂，以致于无法以人可以理解的方式对其进行表述。在某些情况中，在没有实际试验数据的情况下对 AI 输出进行合理解释（即以可信的方式进行论证）可能更为困难。

70. 与此同时，要求保护的发明在专利申请说明书部分的公开程度显然取决于在申请的权利要求部分中要求保护的内容。例如一项发明是关于通过利用特定数据集训练深度学习算法来应用 AI 技术解决一个问题，如果要求保护的发明有更广泛的应用，则可能要求在说明书中公开本领域技术人员实现要求保护的发明广泛应用所必需的所有数据集类型，而不是只公开一种数据集类型。

71. 在这方面，本领域技术人员的概念对于评价充分公开同样重要。例如，如果一项 AI 技术被应用于某一领域的发明（如图像识别神经网络应用于安防和监控领域的发明），则 AI 技术领域和监控领域技术人员团队可作为假定的本领域技术人员来对这项发明进行评价。

72. 另一个问题可能是由于深度学习技术的非确定性：它们需要进行一些随机的初始化。因此，相同的训练数据和相同的神经网络架构也可能使机器学习有略微不同的绩效。使用相同训练数据和具有相同神经网络架构的两次模型训练会产生两种略有区别的训练行为。与生物材料不可避免地存在生物差异性的情况相同，可以基于专利申请中的公开考虑要求保护的发明所谓的可再现性和可行性。

73. 关于训练数据，通过一项特定 AI 技术解决一个问题可能需要一个特定数据集。训练数据集在深度机器学习的绩效方面所发挥的重要作用可能会让人们提出这样的问题，即此类数据集在专利申请中的公开程度应为多少，以及是否应提供此类数据集以供第三方对要求保护的发明进行验证（即要求保护的发明是否确实起作用）。

³¹ 文件 SCP/22/3 第 3 段。

³² 见文件 SCP/22/4。另见“国家/地区专利法的若干方面——充分公开”：
https://www.wipo.int/scp/en/annex_ii.html。

74. 关于权利要求，很多国内法规定权利要求应清晰扼要。此外，权利要求应得到说明书的支持（支持要求）³³。一般来说，这项要求的出发点是要求保护的发明不应超出说明书中所公开披露发明的范围。同样地，美国法律所规定的书面说明书要求的关键政策目标³⁴是“明确传达申请人发明了要求保护的主题的信息，以及使公众掌握申请人要求保护发明的信息”³⁵。因此，这些要求体现了这样的基本原则，即对于申请人截至申请日并未发明的内容以及截至申请日并未通过专利申请中的公开与公众分享的内容不能给予专利保护。由于 AI 相关发明大多是计算机实施发明，在 AI 相关发明的权利要求撰写方法方面，申请人可能面临相同的挑战，即在权利要求中要为其发明确定适当的保护范围。

75. 关于 AI 相关发明对于公开要求的适用，日本特许厅（特许厅）发布的专利和实用新型审查手册附件 A 载有若干具体示例³⁶。这些示例主要阐释了这样的情况，即 AI 技术被应用于各种不同技术领域的发明，因此机器学习通常要求提供多种类型的训练数据。它们讨论了为了符合公开要求而显示在这些数据中间存在某种关系（如相关性）的重要性。此外，有一个示例讨论了假定 AI 技术为要求保护的产品发明提供某种功能的情况。要求保护的发明没有满足公开要求，因为说明书中只提供了 AI 推理数据（没有产品的试验数据），而现有技术和公知常识都没有提出 AI 推理数据可以取代试验数据。

E. 工业实用性

76. 关于要求保护发明的可再现性和可行性，在一些国家，符合工业实用性要求可能也意味着要求保护的发明在必要时必须能够再现且再现结果具有相同的特性³⁷。

F. 发明人权利和所有权

77. 《巴黎公约》第 4 条之三规定，发明人有权要求在专利中提及自己是发明人。该条是指发明人享有在巴黎联盟的所有国家在为其发明授予的专利中记录自己是发明人的权利，通常称之为署名权。普遍的理解是发明人可以放弃这项权利，除非国家立法另有规定。由于《巴黎公约》没有给出“发明人”一词的定义，因此发明人的确定以及行使该署名权的程序由各成员国在其适用法中作出规定³⁸。

78. 尽管可专利性要求（如可授权主题、新颖性、创造性（显而易见性）、工业实用性（实用性）和公开要求）不涉及发明人权利的问题，但虚报发明人可能产生严重的法律后果。

79. 尽管并非所有国内法都规定了“发明人”的定义，但考虑到专利制度的出发点以及署名权是与专利权相关的基本权利之一，可能存在的普遍推定是专利法下的（一个或多个）发明人是指（一个或多个）个人³⁹。如果这是一个正当推定，那么逻辑结论可能就是无论 AI 机器为发明的构想作出了多大程度的贡献，机器不能作为发明人。

80. 如果在发明创造的过程中使用了 AI 系统，只要在这一过程中有一人（或多人）符合适用法下“发明人”的条件——宽泛地说就是为构想要求保护的发明作出了贡献——则该人（或这些人）就是

³³ 见文件 SCP/22/4。

³⁴ 美国法案第 35 章 112 (a) 条。见文件 SCP/22/4。

³⁵ 同上。

³⁶ 专利和实用新型审查手册附件 A，示例 46 至 51，日本特许厅。

³⁷ SCP/5 非正式文件（工业实用性/实用性要求在国家和地区法律下的实际应用）。另见欧洲专利局上诉委员会判例法，SCP/5 中 I. E. 2. 部分。

³⁸ 保护工业产权巴黎公约申请指南，G. H. C. Bodenhause (产权组织出版物 No. 611)。

³⁹ 根据 35 U.S.C. § 100(f)，“发明人”是指“发明或发现了发明主题的个人或是，如果是共同发明，全部个人”。在美国，要求保护发明的发明人或是共同发明人中的每个人原则上必须对申请进行宣誓或作出声明。

该发明的发明人，发明人可以是 AI 程序员、AI 开发人员、AI 用户或其他人员。这里理论上存在的一个问题是如果没有人符合适用法下发明人的条件，谁享有对于专利的权利？

81. 尽管随着技术的进步，预计 AI 机器将具有更强的认知能力，但技术发展往往是增量式发展。此外，AI 技术在发明创造过程中根据不同的情况可能发挥不同的作用，即可能发挥从只是作为辅助工具到帮助构想发明概念的手段的各种作用。因此，把“人类创造的发明”和“机器创造的发明”对立起来对于关于发明人权利问题的复杂讨论来说似乎过于简单。

82. 一般来说，专利权在一开始属于发明人，而发明人可以把权利转让给其他自然人或法人。在很多国家，如果发明属于职务发明，专利权原则上属于员工，对此通常附带某些条件⁴⁰。因此，发明人权利/所有权问题可作为设计专利制度过程中关键政策问题的一部分。

四、 作为工具应用于专利制度的申请过程和管理工作的 AI 技术

83. AI 技术解决方案可被用于专利程序以及专利程序以外的情况中，即作为申请人提交专利申请的工具、专利局处理专利申请的工具、专利权人维权的工具、第三方提出宣告专利无效请求的工具、司法机关解决争议的工具等。

A. 知识产权主管部门的工具

84. 知识产权局已开始利用 AI 技术为知识产权管理和交付提供便利。产权组织知识产权局 AI 倡议索引⁴¹是一个在线门户，在该网站上可以按国家/领土和 AI 商业应用对 AI 技术在知识产权局中的使用情况进行检索。索引中的商业应用类别（是 AI 技术为知识产权局提供便利的主要业务领域）有：
（i）数字化和流程自动化；（ii）审查；（iii）问询处服务；（iv）图像检索；（v）机器翻译；（vi）专利分类；（vii）专利现有技术检索；及（viii）商标分类。

85. 在 2018 年 5 月 23 日至 25 日在日内瓦举行的产权组织 ICT 战略和人工智能（AI）促进知识产权管理知识产权局会议期间，会议主题之一是知识产权局如何已经利用以及可以利用 AI 和其他先进技术的应用⁴²。会议讨论表明多个主管局在把 AI 的潜力用于知识产权管理系统方面取得了进展，并且显示各主管局希望持续交流有关 AI 的信息和经验，这么做还可避免尤其是进行重复性工作⁴³。作为会议的一项跟进工作，产权组织为 AI 创建了一个专门网页⁴⁴，并为讨论 ICT 战略和 AI 促进知识产权管理建立了电子论坛，仅对知识产权局所指定的专家开放。此外，WIPO 标准委员会（CWS）成立了 ICT 战略和标准工作队，负责特别是对提交会议的建议进行审查⁴⁵。

86. 在专利管理领域，国家和地区专利局开发了（或正在开发）AI 应用工具用于：专利申请分类；手续检查、现有技术检索；相关文件的机器翻译；协助实质审查（如自动标注专利文献以及自动检测不属于可授权主题的主题）；以及更为普遍的数据转换和文件管理⁴⁶。

⁴⁰ 为了完整的目的，还应补充的一点是专利权也可以通过继承转让给他人。

⁴¹ https://www.wipo.int/about-ip/en/artificial_intelligence/。

⁴² 会议的文件和演示文稿见：https://www.wipo.int/meetings/en/details.jsp?meeting_id=46586。

⁴³ 文件 WIPO/IP/ITAI/GE/18/5（协调员的总结）。

⁴⁴ https://www.wipo.int/about-ip/en/artificial_intelligence/。

⁴⁵ 文件 CWS/6/3。

⁴⁶ 产权组织知识产权局 AI 倡议索引。

87. 产权组织国际局也在工作中使用 AI，以强化本组织的职能和程序。产权组织目前主要在三个领域使用 AI：机器翻译（WIPO Translate）；全球品牌数据库内部的图形检索；及自动专利分类⁴⁷。

B. 申请人、第三方和知识产权专业人员的工具

88. 考虑到通过专利制度产生了越来越多向公众公开的信息，AI 技术还可以帮助申请人、第三方和知识产权专业人员提升各自活动的质量和效率。

89. AIPPI、AIPLA 和 FICPI 认为 AI 在知识产权实务中的应用可分为三类：（i）文件自动化；（ii）流程自动化；及（iii）AI 产生的深入分析⁴⁸。它们预计基于 AI 的文件自动化能够结合语境分析表述，并帮助例如申请撰写和校对。基于 AI 的流程自动化可利用专利数据进行检索，并被用于建立任务列表、生成审查意见通知书壳以及创建和管理信息披露声明。AI 产生的深入分析向专利制度的用户提供分析和预测，用户可以通过这些分析和预测更好地作出知情决定。

[后接附件]

⁴⁷ 欲了解详细信息，请访问产权组织网站：https://www.wipo.int/about-ip/en/artificial_intelligence/。

⁴⁸ AIPLA/AIPPI/FICPI 人工智能入门讨论会：AIPPI/AIPLA/FICPI 人工智能交流讨论会，2019 年 3 月 28 日和 29 日，<https://ficpi.org/colloquium>。

产权组织和/或知识产权局举办的 AI 会议及其网页以及有关 AI 的出版物参考列表

产权组织

2019 年世界知识产权组织技术趋势——人工智能（产权组织出版物 No. 1055E/19）

https://www.wipo.int/edocs/pubdocs/en/wipo_pub_1055.pdf

“人工智能和知识产权”网页

https://www.wipo.int/about-ip/en/artificial_intelligence/

ICT 战略和人工智能（AI）促进知识产权管理知识产权局会议，2018 年 5 月 23 日至 25 日

https://www.wipo.int/meetings/en/details.jsp?meeting_id=46586

知识产权与人工智能产权组织对话会，2019 年 9 月 27 日

https://www.wipo.int/meetings/en/details.jsp?meeting_id=51767

阿根廷

人工智能与专利研讨会，2019 年 5 月 9 日

<https://eventos.udesa.edu.ar/evento/seminario-inteligencia-artificial-y-patentes-0>

爱沙尼亚

人工智能与智能经济会议，2019 年 5 月 23 日

<https://www.epa.ee/en/news/tomorrow-100th-anniversary-estonian-patent-office>

芬兰

知识产权作为关键成功因素促进 AI 驱动型企业发展，2019 年 2 月 5 日

<https://ipruc.fi/koulutus-tapahtuma/ip-rights-as-a-key-success-factors-for-ai-driven-businesses/>

以色列

新兴技术与知识产权国际会议——连接比特，2019 年 7 月 16 日

新加坡

人工智能中的知识产权/信息技术问题，2018 年 7 月 23 日

https://docs.wixstatic.com/ugd/55329f_a9a5de07b0a546818c345078331ae8a5.pdf

俄罗斯联邦

“数字化转型：聚焦知识产权”国际会议，2019 年 4 月 23 日至 24 日

<https://rupto.ru/en/news/anons-international-conference-focus-on-ip-en>

联合王国

人工智能：解码知识产权——探究商业、经济和法律影响，2019 年 6 月 18 日和 19 日

<https://orcula.com/ipo>

美利坚合众国

人工智能：知识产权政策考量，2019 年 1 月 31 日

<https://www.uspto.gov/about-us/events/artificial-intelligence-intellectual-property-policy-considerations>

欧洲专利局

“人工智能”网页

<https://www.epo.org/news-issues/issues/ict/artificial-intelligence.html>

获得人工智能专利，2018 年 5 月 30 日

<https://www.epo.org/learning-events/events/conferences/2018/ai2018.html>

[附件和文件完]