

# 第 1 章 大数据分析概述

## 本章内容

- 大数据基本概念
- 数据挖掘的产生与功能
- 数据挖掘与相关学科的关系
- 大数据研究方法

## 1.1 大数据概述

### 1.1.1 什么是大数据

20 世纪 90 年代后期，以信息技术、计算机和网络技术等高新技术发展为标志，人类社会迅速迈进一个崭新的数字时代。现代信息技术铺设了一条广阔的数据传输道路，将人类的感官延伸到广袤的世界中。政府和企业通过大力发展信息平台和网络建设，改善了对信息的交互、存储和管理的效率，从而提升了信息服务的水平；生物科学领域通过对分子基因数据的解读重新诠释了生物体中细胞、组织、器官的生理、病理、药理的变化过程，从而突破了人类在许多疑难杂症上的传统认识；市场研究人员通过谷歌住房搜索量的变化对住房市场趋势进行预测，已明显比不动产经济学家的预测更为准确也更有效率；手机、互联网、物联网，这些先进的信息传输平台，在生成-传播着大量数据的同时，也越来越多的改善了人们的生活。总之，政府、科学和社会等各个领域的每个细胞，都被快速发展的信息技术激活，畅游于信息海洋并获得认知效率的飞跃，沉浸于价值被认可的幸福与满足中。

精彩纷呈的数据也带来了利用数据的烦恼。日新月异的应用背后是数据量爆炸式增长带来的大数据分析的挑战，资料显示 2011 年全球数据规模约为 1.8ZB，预计 2020 年全球数据量将达 40ZB。互联网日数据生产量正在由 TB ( $=10^{12}$ B) 向 PB ( $=10^{15}$ B)、EB ( $=10^{18}$ B)、ZB ( $=10^{21}$ B) 甚至 YB ( $=10^{24}$ B) 升级，数据量呈指数增长，大约每两年翻一番。大数据为全球视野下从人、机、物三元尺度中寻求模式构建和策略评价的新秩序提供素源。

大数据是一个新概念，英文中至少有三种名称：大数据 (big data)，大尺度数据 (large scale data) 和大规模数据 (massive data)，尚未形成统一定义，维基百科、数据科学家、研究机构和 IT 业界都曾经使用过大数据的概念，一致认为大数据具有四个基本特征：数据体量巨大；价值密度低；来源广泛，特征多样；增速速度快。业界称为 4V 特征，取自 volume, value, variety 和 velocity 四个英文单词的首字母。由此可见，大数据的核心问题是如何在种类繁多、数量庞大的数据中快速获取有价值的信息。一方面，这种信息获取能力离不开优化的复杂大规

模数据处理技术。另一方面是模式提取的程序、标准和规范。比如随着社交网络、语义 Web、云计算、生物信息网络、物联网等新兴应用的快速增长，在经济学、生物学和商务等众多领域中出现了成组数据、面板数据、空间数据、高维数据、多响应变量数据以及网络层次数据等结构复杂的数据形态，迫切需要强大的数据处理能力以实现批量信息的生产。而这种能力的一个关键问题是：对亿万个顶点级别的大规模数据进行高效分析的模型是什么？大数据不仅数据类型复杂，更重要的是数据中模式结构复杂，信噪比较低。优质数据与劣质信息的鉴别、操作便捷与垃圾信息有效过滤的平衡设计，信用危机的识别要素、稀有信息的发现、精准需求定位等问题更加突出。在数据泛滥的情况下，有价值的信息被淹没在巨大的数据海洋之中，有价值的见解和知识很难发现。而数据分析逻辑和规范的缺失必然导致垃圾信息和乱象丛生的信息环境。大数据认知在社会分析、科学发现和商业决策中的作用越来越重要。揭示数据背后的客观规律，识别信息的价值，评估信息之间的影响是合理开发数据资源和改善人类活动的重要组成部分。大数据技术已经成为科技大国的重要发展战略。数据与能源、货币一样，已成为一个国家的公共资源，金融市场上有“劣币驱逐良币”，能源开发中“并非缺乏能源，而是缺乏清洁能源”，数据的管理和再利用技术不能取代科学，在数据的结构与功能越来越复杂的客观现实面前，需要更多角度的模式探测和更可靠的模型构建，无论是运用模型生成规则还是运用结果都需要更规范的设计与分析。

系统分析方法是传统数据建模方法，在大数据分析建模设计中大有作为，然而大数据建模更为复杂，有两个鲜明的特色，首先模型不是主观设定的或普适性的，而是具体的，从数据的内部逻辑和外部关联中根据问题的需要梳理出来的。在这个过程中，基于无形数据的有形模式的探索、比较、估计、识别、确认、解释不可或缺。这在高性能计算领域的算法研究和开发中尤其迫切。在这些研究中，模型常常并非现成的，数据与模型的简单组合拼装并不总是能够切中要害。复杂问题的数据获取，大规模数据的组织、处理，模型与算法、理性决策、数据的展现方式等，都会影响到最终输出模式和结果的可用性。第二，强调建模过程中模式的变化和复杂的关系，因为数据的脉络和联系正是通过建模过程的模式发展而一一剖析出来的。数据的分布、数据的特征、数据的结构、数据的功能、数据的运动、数据在时空中的变化轨迹、数据的影响层次、不同数据变化层次之间的关系是统计科学的核心内容。总之，数据建模既不是统计理论的简单照搬，也不等同于数据的自动加工，建模的意义是更好地理解数据，增加洞见。于是，数据建模与算法技术联合，成为大数据深度认知的关键。

### 1.1.2 数据、信息与认知

大数据分析里的第一个问题是要明确分析的对象——即数据的概念。什么是数据呢？数据有哪些功能呢？从表象来看，数据可以理解是人类对所感兴趣的对象特性的记录，数据是用于描述事实的，它具有时间和空间属性。数据的一项重要功能是对所立目标形成深刻理解，提供未成形概念存在的依据。其中这个未知的概念既存在于数据之中，又与数据本身有所区别，这就是新的知识。1994年日本学者 Nonaka<sup>[17]</sup>等从人类理解与学习认知的角度给出知识的定义：知识是概念的诠释和表达，数据是揭示知识存在的模式与关系的重要素材。单一的数据记录一般并不独立形成概念，为了产生有价值的、可靠的新认知，需要将不同记录的数据进行有效的关联和组织，通过数据分析，把握体现数据共性和差异的

关键线索，从而对在数据中的信息进行有序解读，实现对稳藏于数据中的知识的线索和联系的归纳与推理。没有数据则无法形成可靠的认识。

从知识形成过程的复杂性来看，知识可以分为显性知识（explicit knowledge）和隐性知识（tacit knowledge）。与显性知识相对应的是显数据，显数据是指按照某种规律或理论通过测量能够得到的数据，用以描述观察到的现象和对概念做出量化描述。比如植物叶子的颜色、疾病的血相特征、贫困的地理分布、事件的时间发展、网民参与社交媒体的程度等。在这类问题中，显知识常用参数表示，显数据是对参数的个体、部分或整体的观测。再比如：某一课题采用中国 51 个城市的居民微观调查数据，以与政府管制相关的企业娱乐和旅游花费来度量各城市的腐败水平，定量评估腐败对中国居民幸福感的影响。这类问题中使用哪些数据和哪些测量指标形成知识是预先确定的，数据的作用是客观真实地估计出整体的影响强度。除此之外，许多知识是不可直接量化获得的，其中又分为一部分可直接测量，另一部分无法直接测量，也有完全不能直接测量的问题。对于无法直接测量的知识，则需要通过模型辅助推断。用于未知概念推理建模的数据称为隐性数据，隐性数据的主要作用是揭示隐性知识成立的可靠依据。比如：区分两类植物的关键要素、用于疾病诊断的基本症候、贫困的成因、两个异性成年人经过交往是否能够组建家庭等问题。这类问题的特点是概念构成因素多样化、内外影响机制不确定等，常常涉及不同因素或群体之间的相互影响作用关系的发现和关系变化规律的揭示。例如，北京市北三环西向东每日早晚高峰期间桥面拥堵状况的智能预测就是一个典型的难于直接测得的问题，这个问题的关键是交通状态自动识别模型，用于建立模型的数据可以有几种选择，比如固定交通监视器的速度数据和车载 GPS 传递的车速数据，这些数据可以帮助建立速度预测模型。更进一步还需要考虑偶发拥堵和常规拥堵的区别，这两类又分别与相关路段的故障车辆数、周边教育机构的分布及天气情况有关系，这显然是一个复杂的建模问题，涉及很多变量和复杂的数据类型。再比如，新近的一项科学研究指出，科学家成功研究发现“贪食基因”，该基因的存在能够导致人即使在饱腹状态下也能吃更多的食物。科学家指出，通过抑制该基因可以有效地治疗人体肥胖现象，支持这个结论的理想数据是一组参加试验的肥胖人群食物摄入数据，以及服用抑制“贪食基因”药物前后体重变化的动态跟踪试验数据，这个实验设计比较复杂，成功的关键是如何实现双盲（double blind）设计，通过尝试有效的分销管理却有可能获得支持研究且质量不错的观察数据。再比如消费行为研究中指出：消费水平较高的人主要关注投资，消费水平较低的人关注储蓄，消费水平对于存款的影响构成了公允投资定价的法则，而这一理论到底在多大范围适用，还需要数据进一步验证，有人通过网上银行直接关联两部分数据，总结出理论成立的人群特征。在社会学研究中，观察指出人们预期在有往来的两个人之间建立恒定的友谊关系，而不会在一人对另一人的单向关系中存在友谊，这个理论在实际中如何求证？这个用于形成社会组织方向关系的认知如何衡量？

总而言之，许多问题的回答需要在显性数据的基础上形成稳定的隐性数据。今天许多存储于数据库中的大数据主要实现了事实的描述性功能，但其分析潜力没有得到深度开发。复杂的问题中，无论是已知概念的统计描述还是未知概念的统计推断常常同时被需要，显性数据和隐性数据都是不可或缺的。值得注意的是，以上侧重于从知识形成的复杂性上将数据分成显性数据和隐性数据，是一种逻辑上的区分而不必事先截然分开。比如年龄是贫困人口的重要特征表示，也可以是贫困成因分析中的一个重要变量。另一方面，降雨量在

形成地区气候概念中是一个重要的数据,但对决定某篮球俱乐部是否盈利则作用微乎其微,不能用作显性数据。显性数据由于测量上的问题,常常需要增加辅助数据进行模型推断,隐性数据所构建的概念往往也需要描述性数据给予必要的解释。有的数据兼具两种知识发现功能,不仅可以反映概念特性,而且也蕴含着不同群体的特征规律。例如,心脏病患者的饮酒习惯是患者的行为变量,既是心脏病患者例行体检的特征指标,也可作为某类人群心脏病潜在风险的一个识别变量。大量待分析的规律隐藏于数据之下,必须经过科学的辨识和分析方能得以提炼,成为有别于原始数据可用于分类和预测的可靠依据。

数据不仅在认知过程中的功能不同,在对认知的理解上也有不同,这就需要对知识进行解释的数据,一般将其称为数据的语义。语义是对数据符号的解释,数据的含义就是语义。对于信息集成领域来说,数据往往是通过模式来组织,数据的访问也是通过作用于模式来获得的,这时语义就是指模式元素的含义,例如类、属性、约束等。与语义相近的另外一个概念是语法,语法是模式元素的结构,定义符号之间的组织规则和结构关系。对数据进行统一的比较和分析可以产生新的语义实体,认知同样也依赖于表示数据涵义的语义。例如在学生档案中存在着这样一条数据(王丽,女,22,1990,四川绵阳,统计学院,2008),对于这条学生记录,结合其数据含义,可以产生如下信息:王丽是位四川籍大学生,1990年出生,2008年考入统计学院。这就是这组数据的语义。在信息社会里,信息被使用就产生了价值,信息的价值随着所分析的目的不同而有所不同。比如统计了与王丽入学时间和原籍都是一样的30名学生,那么这个数据如果对应于地震灾区重建所需的委托培养人才库,其信息的价值就不可低估。地震灾区重建人才需求特征与其他地区的人才特征的区别则是语法分析中的核心内容。一般而言,单个信息的价值是不高的,多个信息组织在一起进行比较分析研究,可以提升信息的价值。

数据与其语义共同构成了具有时空效应、特定含义,有逻辑的数据,这就是信息。数据是客观事物及其量的记录,信息是以有意义的形式对数据加以排列和处理,以便于信息的传播。例如,政府通过个人贷款购买住房的数据来统计某区域当年居民贷款购买力,数据经格式化后,其中的购买面积、贷款年限等可以反映市场供应及其变化情况,这就构成了城市房地产消费市场的基础信息。从数据的组织方式看,信息是结构化的数据,数据则不必是结构化的。数据和信息既有联系又有区别,数据是信息的素材,又反过来表达信息,数据是信息的内容。知识的四个基本元素是系统、环境、步骤和主题。大数据分析关注以知识为导向的数据结构重组和整体分析,数据与信息共同参与有效知识的形成。数据本身并不自动生成认知,需要进行数据背景、模式和架构的系统分析,其中背景也称为语境(context),意指数据片段的上下关联。数据与其语境具有共生关系,分析数据不能离开数据产生的背景和相关语境。从知识加工的角度来看,数据的语境大致可分为情境关联和数据结构关联。比如Pubmed中基因注释信息提供了丰富的数据语义,属于情境关联数据。结构关联如推荐系统中的用户和物品之间的评分关系等。一般而言,单一个案观测信息价值往往比较单一,而发展一个有语义张力的知识体系则需要大量数据和语境条件下进行包括同一性、相似性和差异性的分析。在我国台湾用“资料”表示数据,以示其作为知识加工素材的基础作用。大数据分析提供从复杂数据中产生认知的原则、方法和过程。

由于信息与通过结构化数据所定义的有意义的主题紧密相连,随着这些主题的时间效用失效后,信息本身的价值往往也会随之衰减,只有人们通过对信息按照新的主旨进行重

整、归纳，比较和演绎，使其有价值的部分沉淀下来，并与已存在的人类知识体系相结合，这部分有价值的信息才会经历重生，实现价值的飞跃。例如，某地，某年6月30日，最高气温为37摄氏度。当年12月5日最高气温为3摄氏度。这些信息一般会在时效性消失后，失去被直接使用的价值。但当人们收集几年甚至几百年的气温变化信息进行归纳和对比时，就会发现此地每年7月气温会比较高，12月气温比较低，于是总结出全年的气温变化规律。虽然季节概念形成的时间已无从考证，但新的知识以数据的形式再次被记录。在这个例子中，作为短期预报的信息具有直接价值，其间接价值是可以辅助人们做长期的规律分析。例如，50年内强地震前后气温的变化规律与正常相比是怎样的，显然研究这一课题需要气温数据和对数据的相应的分析和新的处理。再比如：大学生本科成绩信息的直接价值是可作为评估学生专业水平的依据，但不容易对学生本科毕业后的就业情况做出预测。学生如果不能正常就业，从学生的学业成绩中追查出一些原因也是有可能的，因为成绩和学生就业中的专业要求存在一定的关联，这也体现了数据的间接价值。

计算机普及以前，人们关注的信息问题是客观事物的特征记录，数据特征的采集、创建、检测、简约、合成、编码、存储、发布、检索、提取、重建、概念、判断、问题解决和服务等，当时通过特征观察形成认知的过程主要是人脑的主观思维和手动完成的。信息时代，计算机采集、检测、提取、更新等技术的发展扩展了数据的传播范围，其中一项突出的贡献是丰富了数据的存储格式，其结果是数据具有了多种表现形式。常见的如文件、报告、资料、数字、音频、语言、图形、视频、Web页面等。形式多样的大规模的数据不仅激发了人们开展富有创造性的数据分析实践活动，而且推动了从数据中发现新价值规律这一科学认知过程的设计和实现。这些活动包括对数据收集、分类、概括、组织、分析和解释的工具、算法和建模的研究。

今天，数据的另一个挑战是能够被结构化的数据是非常有限的，传统的关系数据库管理的结构化数据仅占数据信息总量的15%。有统计显示，全世界结构化数据增长率每年大概是32%，而非结构化数据增长则是63%。截至2012年，非结构化数据将占互联网整个数据量的85%以上，难以直接通过数据库进行有效的管理。用于形成智能的大数据，往往是非结构化数据，应用范围从企业信息化、媒体出版到垂直搜索、数字图书馆、电子商务等各个领域。未来的数据分析技术将向来源的异构化、应用标准化、建模的流程化、表达的精炼化方向发展，并在面向对象、跨媒体数据、并行计算、分布式文件系统、异构数据的结合等领域展开更为深入的研究。

### 1.1.3 数据管理与数据库

从有文字记载开始，人类对自然和社会认识的进程就开始加快。认识提速的关键一步是对数据实施管理，即科学地组织和存储数据。20世纪30年代，随着大工业生产和数据计算的需要，数据管理逐渐发展起来成为按照需要加工数据的一种技术。数据管理的核心问题是对数据实现分类、组织、编码、存储、检索和维护等任务。利用信息技术管理数据是近半个世纪以来的新鲜事物，数据管理技术经历了人工管理、文件管理和数据管理三个阶段：

20世纪50年代以前称为早期的数据管理技术阶段，计算机的主要作用是科学计算。当时存储数据的工具只有纸带、卡片、磁带，没有磁盘等直接存储器，对数据的管理方式是人工管理，人工管理阶段的主要数据处理特点是：数据没有保存、应用程序独立、数据不

共享和数据处理不独立等特点。很多业务管理是传统的纸质文件管理方式，这些文件不会长期保存，当有课题时将数据输入，用完就撤走。每一个不同的业务问题有相应的数据格式、应用程序、逻辑关系和存取方法。由于不同的文件具有独立的语义和逻辑，所以无法相互利用和互相参照。因此程序和程序之间，数据和数据之间都存有大量的冗余。

20世纪50年代至60年代，数据存储技术取得巨大进步，硬件方面有磁盘和磁鼓等直接存储设备，软件方面出现了文件系统作为统一的数据管理系统，实现了对数据的系统性联机实时处理。用操作系统管理数据具有数据可以长期储存、数据的文件系统统一管理、数据共享性差、数据冗余等特点。这个时期虽然有了统一的文件管理系统负责管理数据，由于文件是面向应用的，于是即便两个相同的文件针对不同的应用，也需要重复存储，各自管理，这造成了很大的数据冗余，不利于数据的一致性，数据版本更新和维护困难。这个时期文件管理的数据管理技术不对数据和信息的意义进行新的创造。

20世纪70年代以后，随着计算机参与社会管理的进程加快，为编制和维护系统软件 and 应用程序，所需要的成本相对增加，在处理方式上出现了对更多联机实时处理的需要和分布式管理的需要。于是专门负责数据管理的系统逐渐从文件系统中独立出来，形成数据库管理系统。数据库管理系统管理的数据具有高度的结构化、数据独立性高、冗余度低、数据由数据库管理系统统一管理和控制等特点，这些特点对于提高生产速度、增强准确性和降低成本方面起到了关键作用，有效地提高了生产力。数据库管理系统开始成为改善服务、共享信息和提高质量的支持平台，20世纪90年代，对数据库系统的要求已不再局限于快速、准确、低成本地处理数据，而是希望其在缩短空间和时间，增强系统的记忆性，联系组织、客户、供应商，促进业务流程优化等四方面有所作为，这四方面的要求是传统的数据库和联机事务性处理所不能企及的。为满足企业包括资源计划（ERP）、客户关系管理（CRM）、门户网站（EWP）和信息门户平台（EIP）以及内部网（intranet）在内的应用系统的一致性，底层的统一物理存储独立出来，其作用就是对企业数据实施统一调配和管理。传统的基于业务的系统虽然在了解业务流程中取得极大成功，但在辅助决策时却产生了极大的困难。传统的数据库管理与辅助决策不相适应性主要体现在以下四个方面：

### 1. 数据处理效率和质量

传统的数据库系统多用于事务性处理问题，如 MIS（Management Information System）和 OLTP（Online Transaction Processing），主要的特点是支持大量、简单、可重复使用的例行短事务处理，如插入、查询、修改和更新记录等服务，这些操作频率高，处理时间短，分时使用系统资源。在分析处理中，用户对系统和数据库的要求有新的需要，分析的特点是按主题编制、访问大量数据和处理复杂查询的长事务为主，遍历数据造成大量系统资源被消耗。

### 2. 数据访问和数据集成

在商业层面进行决策分析时，需要全面集成的数据，这些数据不仅包含企业内部各个部门的相关数据，而且也包含企业外部的甚至企业之间的情报数据。决策者所需的数据也不再局限于本部门、本企业，而是分布异构的多渠道数据源，如商业领域竞争对手的 Web 数据库、文件系统、HTML 等非数据库系统等。现实中很多数据真实的存在状态是分散而非集成的，缺乏面向新主题的统一编码，数据的格式不统一。如果将这些集成问题交给决策

系统程序解决，将极大地增加决策分析系统的负担，造成系统执行时间过长，极大降低系统的性能。为实现不同来源、格式、特性的数据在逻辑和物理上有机地集成，已经有一些成熟的集成模型。例如，联邦数据库系统、中间件模式和数据仓库模型，其技术核心是解决数据源语义的统一管理，以实现高效的统一访问。

### 3. 数据操作和数据分析

对数据库的操作方式上，业务处理系统的关键问题是确保数据一致性和功能稳定性，于是其主要支持多事务并行处理，加锁和日志并行控制和恢复机制，而在数据访问操作方面提供开放的权限是有限的，而数据挖掘人员则往往需要运用各种工具对数据的整体进行多种形式的统一操作，并希望将数据结果以商务智能的方式表达出来。于是，数据仓库与业务数据库分离是目前数据挖掘设计中的通常做法。联机分析处理强调与决策者的交互、快速响应以及多维可视化界面。但其分析是浅层的，传统所提供的标准化的报表方式业务处理提炼信息的内涵，在形式上和内容上很难满足决策管理的需要。

### 4. 数据的时限

一般情况下，数据库中只存储短期数据，不同数据的保存期限很不一样，即使一些历史数据被保存下来，但也经常被束之高阁，未能得到充分利用。而对于决策而言，决策环境是动态的，历史数据非常重要，许多分析结果有赖于大量宝贵的历史数据，存储历史数据，对历史数据进行有效说明的元数据都是决策数据所需要的基本条件。

#### 1.1.4 数据仓库

今天大部分的数据库都是围绕着单一业务功能而展开的，综合分析能力较弱。基于复杂数据的知识发现，常常需要一个有结构的体系。其中至少包括四个基本的结构：系统、环境、步骤和主题。知识需要面向主题表示，支持主题表示的新的数据结构就是数据仓库，美国著名信息工程专家 William H. Inmon 于 20 世纪 90 年代初在其著作《Building the Data Warehouse》提出了数据仓库概念的一个表述，认为数据仓库是一个面向主题的、集成的、相对稳定的、反映历史变化的数据集合，用于决策支持的知识管理。比如淘宝的商业数据库主要围绕着支付业务展开，但每一笔交易带来的对库存和分销的管理则需要借助数据仓库的周密计算进行规划和安排。数据仓库系统汇聚了淘宝几乎所有的商业数据，这些记录包括用户的访问路径、交易过程的海量数据。通过数据仓库的清洗、整理、过滤、排序等技术手段，这些海量数据能够产生具有商业价值的业务信息，并生成反映最新市场现状的统计分析数据报表。淘宝数据仓库将用户行为模式与最新的交易结合，为用户提供精准的个性化服务。用户使用数据仓库进行决策时所关心的重点内容构成了一些分析主题，如收入、客户、销售渠道等；数据仓库内的信息不是像业务支撑系统那样是按照业务功能进行组织的，而是根据分析主题进行组织的，称为面向主题的数据库。数据仓库中的集成性指信息不是从各个业务系统中简单抽取出来的，而是经过一系列加工、整理和汇总的过程，因此数据仓库中的信息是关于整个企业一致的全局信息。随时间变化体现在数据仓库内的信息并不只是反映一个组织当前的状态，而是记录了从过去某一时点到当前各个阶段的信息。通过这些信息，可以对企业的发展历程和未来趋势做出定量分析和预测。

在 William H. Inmon 的书中，数据仓库由数据仓库的数据库、数据抽取工具、元数据、访问工具和数据集市 5 方面构成。

### 1. 数据仓库的数据库

数据仓库的数据库是整个数据仓库环境的核心，是用于存放数据和提供对数据检索和交付的支持。一般数据仓库的设计采用的是与业务数据库相分离的数据库，它的作用是支持分析问题的解决，相对于操作型数据库来说其突出的特点是对海量数据分析的支持，具有强大的元数据管理和实现快速有效的检索。

### 2. 数据抽取工具

数据抽取工具将数据从各种各样的存储方式中提取出来，进行必要的转化、整理，再存放到数据仓库内。对各种不同数据存储方式的访问能力是数据抽取工具的关键，对抽取工具常见的一些要求，例如，应能生成 COBOL 程序、MVS 作业控制语言（JCL）、UNIX 脚本和 SQL 语句等，以访问不同的数据。数据转换工具一般包括：连接和合并数据，删除对分析应用无意义的数段；对数据排序，转换到统一的数据名称和定义；汇总统计和产生衍生数据；将缺值数据赋给缺省值；把不同的数据定义方式统一，数据类型的转换等。

### 3. 元数据

元数据是描述数据仓库内数据的结构和建立方法的数据。一般按用途不同分为两类，技术元数据和主题元数据。技术元数据是数据仓库的设计和管理人员用于开发和日常管理数据仓库的数据。包括：数据源信息，即结构化数据和非结构化数据的来源信息，如数据源的位置及数据源的属性；确定从源数据到目标数据的对应规则，如数据字典；数据仓库内对象和数据结构的定义；数据清理相关的业务规则，如数据转换流程中的各种日志；源数据到目的数据的映射，建模和分析中工具或文档记录信息等；用户访问权限，数据备份历史记录，数据导入历史记录，信息发布历史记录等。主题元数据从功能的角度描述了数据仓库中的数据。包括：主题的描述，包含的数据、查询、报表；元数据为访问数据仓库提供了一个信息目录，该目录全面描述数据仓库中都有什么数据、这些数据怎么得到的和怎么访问这些数据。目录是数据仓库运行和维护的中心，数据仓库服务器利用目录存储和更新数据，用户通过目录了解和访问数据。许多数据挖掘分析中，需要误差分析、不确定性分析以及准确性评价方面的研究。元数据中的数据质量直接决定着能否正确地识别数据格局并将其与决策过程相联系的能力及有效性。

### 4. 访问工具

为用户访问数据仓库提供手段。有数据查询和报表工具；应用开发工具；经理信息系统（EIS）工具；联机分析处理（OLAP）工具；数据挖掘工具。

### 5. 数据集市

为了特定的应用目的或应用范围，而从数据仓库中独立出来的一部分数据，也可称为部门数据或主题数据（subject area）。在数据仓库的实施过程中往往可以从一个部门的数据

集市 (data marts) 着手, 以后再用几个数据集市组成一个完整的数据仓库。需要注意的就是在实施不同的数据集市时, 同一含义的字段定义要满足相容性, 这样在以后实施数据仓库时才不会造成大麻烦。除此之外, 对数据集市的管理应满足数据仓库管理的基本规范, 主要内容包括: 安全和特权管理; 跟踪数据的更新; 数据质量检查; 管理和更新元数据; 审计和报告数据仓库的使用和状态; 删除数据; 复制、分割和分发数据; 备份和恢复; 存储管理。

数据仓库与数据库的联系是: 数据仓库是数据库的一个分支。目前, 大部分数据仓库还是用关系数据库管理系统来管理的。二者的区别体现在以下几点:

- (1) 出发点不同: 数据库是面向事务的设计; 数据仓库是面向主题设计的。
- (2) 存储的数据不同: 数据库一般存储在线交易数据; 数据仓库存储的一般是历史数据。
- (3) 设计原则不同: 数据库设计是尽量避免冗余, 一般采用符合范式的规则来设计; 数据仓库在设计原则是有意引入冗余, 采用反范式的方式来设计。
- (4) 提供的功能不同: 数据库是为捕获数据而设计, 数据仓库是为分析数据而设计。
- (5) 基本元素不同: 数据库的基本元素是事实表, 数据仓库的基本元素是维度表。
- (6) 容量不同: 数据库在基本容量上要比数据仓库小的多。
- (7) 服务对象不同: 数据库是为了高效的事务处理而设计的, 服务对象为业务处理方面的工作人员; 数据仓库是为了分析数据进行决策而设计的, 服务对象为高层决策人员。

Gartner 2011 年在有关数据仓库市场的发展报告中指出数据仓库作为一个综合信息平台的数据服务支持深度是未来的发展方向, 其中支持基于面向服务架构的数据交付与混合负载管理会成为数据仓库的首要需求。

### 1.1.5 数据挖掘的内涵和基本特征

一般认为, 数据挖掘 (data mining) 概念最早是由 1995 年 Fayyad<sup>[18]</sup>在知识发现会议上所提出来的, 他认为数据挖掘是一个自动或半自动化地从大量数据中发现有效的、有意义的、潜在有用的、易于理解的数据模式的复杂过程。

该定义强调了数据挖掘的工程特征, 明确了数据挖掘是一种用于发现数据中存在的有价值的知识模式的学习机制。关于模式和规律的认识存在两种观点, 第一种观点认为模式和规律是数据特征的一种客观存在的基本形式, 数据挖掘研究者的工作是试图在缺少模型的情况下, 设计一个满足暂时需求目的的程序, 比如社区群提取、关联分组等问题, 数据挖掘提供的是一种提炼特征的工具。第二种认识是将模式作为一种非均衡系统导致的相对运动的结果, 在这类问题中, 建模将固有关系通过大量数据估计并提炼出来, 数据挖掘工作者不仅要发现这种存在, 而且要对模式的产生机制进行分析和解释, 成为复杂决策中可被利用的有效证据。比如潜在高价值用户的预测问题。

从技术的角度来看, 数据挖掘是后网络时代必然的技术热点。互联网商业行为是数据挖掘概念产生的重要推手。以电子商务网站为例, 消费者需求分析成为一项重要的分析主题源于用户一个点击鼠标的细微动作就决定了这个潜在用户从一家供货商转到另一家供货商名下。为了较早地预警到忠诚度的转变, 分析的线索自然可以从信息库中跟踪并记录下的订货信息开始, 继而扩展到大量访问过不同商品的个人信息。于是, 将数以百万计前台访问网络文件、电话记录、销售订单和与业务代表的访谈记录转化成可用于预测和识别其未来行为变化的客户管理信息, 再利用其后台数据库强大的分析功能使这一隐藏在数据背

后的概念得以明示，而实现这一过程的技术和方法成为电子商务的核心竞争力，这个技术就是数据挖掘。数据挖掘是要解决以问题为出发点的数据分析过程，包括目标和进程。有价值的模式和规律是由问题驱动的，由问题选择合适的数据和数据组织方式，由问题和数据决定选择怎样的模型集，由数据对结果的适用性来评判和筛选模型。事实上，一个完整的模式建立进程中，模式的探测与诠释、模式之间的关系和模式的影响都是模式发现中必不可少的重要分析环节。而其中数据的探索又是较为基础的，大部分的问题需要对数据按照问题解决的逻辑进行加工、整理和分析后提炼出数据中的基本概念和特点。这些概念和特点是帮助认识问题和形成判断的基本依据，是延伸思考和形成可靠决策的依据，另一部分数据则用于分析模式的构成与模式的影响。

数据挖掘是不能完全依靠手动完成的，它是一个自动化或半自动化的非平凡的数据流程管理。过去，有人强调数据挖掘是一种自动化的工具。如果没有自动化的手段，就不可能挖掘和处理海量的数据；但是如果过于强调自动化的技术，也不一定就能够产生有价值的信息，因为从数据到结论的过程是一个非常复杂的人机互动比较和选择的过程，其复杂性取决于三个方面：一是对问题的开放性解决方案的选择；二是适用于具体数据的技术和方法的选择；三是对结果稳定性的检验。不能指望机器自动解决很多问题，机器能够辅助人们探索和分析数据中一些有启发性的结构，在很多情况下这些知识对思考和分析很有帮助，数据挖掘是一种工具，更是一项研究，需要练习和学习来积累经验。

在通过大量数据解决实际问题的过程中，复杂问题的解决并不是一两个模型的简单套用就能够完成的，常常需要很多步骤综合构成一个系统性的解决方案，因此一个精度高且效率高的系统常常需要几个模型协作完成，特别是结构复杂的海量数据，选择模型常常比应用模型更需要首先得到关注，比如，牺牲部分精度要求选择效率高的模型进行数据规律和模式探索与高精度高信噪比模型组合建模。数据挖掘不仅是对数据的概括和归纳，更是稳健关系的发现过程。

综上所述，数据挖掘是一项以发现数据中有价值的模式和规律为基本目标的独立的数据组织和协作的建模历程。数据挖掘是商务智能和决策支持的核心部分。自动化或半自动化程序是构成数据挖掘的核心技术。数据挖掘是为发现大规模数据中所隐藏的有意义的模式和规律而进行的探索、实验和分析。数据挖掘是一门需要结合各行业领域知识的交叉学科。

## 1.2 数据挖掘的产生与功能

### 1.2.1 数据挖掘的历史

通过一段时间对事物的观察，总结出事物发展变化的规律，生成行之有效的方法，这是我们人类适应社会的本能和智慧。数据挖掘则试图让数据处理器模仿人的观察、思考和判断的本能，从大量的数据中总结出规律，辅助对问题做出判断。从这种意义上来看，数据挖掘是通过计算机积累经验，一个数据挖掘的过程就是一个机器学习和判断决策水平提高的过程。

回顾信息利用技术的历史有助于理解数据挖掘的产生根源，因为从生产的角度来看：由于人工费用提升，产品和服务成本降低，管理和服务过程信息化是必然的。以企业问题