数据管理系统评测基准：从传统数据库到新兴大数据

金澈清，钱卫宁，周敏奇，周傲英

（华东师范大学软件学院 数据科学与工程研究院 上海 200062）

摘 要 大数据时代的到来意味着新技术、新系统和新产品的出现。如何客观地比较和评价不同系统之间的优劣自然成为一个热门研究课题，这种情形与三十多年前数据库系统蓬勃发展时甚为相似。众所周知，在数据库系统取得辉煌成就的发展道路上，基准评测研究一直扮演着重要角色，极大推进了数据库技术和系统的长足发展。数据管理系统评测基准是指一套可用于评测、比较不同数据库系统性能的规范，以客观、全面反映具有类似功能的数据库系统之间的性能差距，从而推动技术进步、引导行业健康发展。数据管理系统评测基准与应用息息相关：应用发展产生新的数据管理需求，继而引发数据管理技术革新，再催生多个数据管理系统/平台，进而产生新的数据管理系统评测基准。数据管理系统评测基准种类多样，不仅包括面向关系型数据的基准评测，还包括面向半结构化数据、面向对象数据、流数据、空间数据等非关系型数据的评测基准。在当今新的数据系统发展中，面向大数据管理系统的评测基准的研究热潮也如期而至。大数据评测基准研究与应用密切相关。总体而言，尽管已有的数据管理系统评测基准未能充分体现大数据的特征，但是从方法学层面而言，三十多年来数据管理系统评测基准的发展经验是我们开展大数据系统研发最值得借鉴和参考的，这也是本文的主要动机。本文系统地回顾了数据管理系统评测基准的发展历程，分析了取得的成就，并展望了未来发展方向。

关键词 评测基准；大数据；数据生成器；度量；工作负载

中图法分类号 TP311.13

Benchmarking Data Management Systems: from Traditional Database to Emergent Big Data

JIN Che-Qing, QIAN Wei-Ning, ZHOU Min-Qi, ZHOU Ao-Ying

(Institute for Data Science and Engineering, Software Engineering Institute, East China Normal University, Shanghai 200062)

Abstract The arrival of big data era means the emergence of novel techniques, systems and products. How to compare and evaluate different database systems objectively becomes a hot research area, which is similar to the age when database systems were just flourishing thirty years ago. As well as we know, database benchmarking plays an important role in the development of database systems, and greatly promotes the development of database technology and systems. The database benchmark refers to a set of specifications to evaluate and compare different database systems, which is capable of reflecting the performance gap between various database systems objectively and comprehensively, so as to promote technological progress and guide the positive development of the industry. Database benchmark is closely related to the application developments: it describes new data management needs, sparks innovative data management theory, gives birth to new data

———————————————

本课题得到国家重点基础研究计划（973计划）项目（No. 2012CB316203）、国家自然科学基金项目（No. 61370101, 61321064）、上海市教委科研创新重点项目（14ZZ045）资助. 金澈清，男，1977年生，教授，博士生导师，主要研究方向为基于位置的服务、不确定数据管理、数据流管理、数据质量分析和数据管理系统评测基准, E-mail: cqjin@sei.ecnu.edu.cn. 钱卫宁，男，1976年生，教授，博士生导师，主要研究方向为为Web数据管理、社交媒体分析, E-mail: wnqian@sei.ecnu.edu.cn. 周敏奇（通讯作者），男，1980年生，副教授，主要研究方向为计算广告学、内存数据库, E-mail: mqzhou@sei.ecnu.edu.cn. 周傲英，男，1965年生，教授，博士生导师，主要从事数据管理及应用研究，研究兴趣主要包括Web数据管理、数据密集型计算、内存集群计算、大数据基准测试和性能优化, E-mail: ayzhou@sei.ecnu.edu.cn。

management systems, and ultimately needs to develop appropriate benchmarks for evaluation. There exist various kinds of database benchmarks, including that for relational databases, for non-relational databases (semi-structured data, object-oriented data, streaming data, and spatial data), and for big data most recently. Nowadays, the tide of the research on big data benchmarking is also coming. The research on big data is strongly related to application requirements. So far, existing work cannot fully reflects the distinctive characteristics of big data applications. From a technical point of view, the developments of database benchmarks in the past thirty years are of great help to develop big data benchmarks, which is the main motivation of this paper. This paper reviews the progress of database benchmarks systematically, and points out future directions.

Key words benchmark; big data; data generator; metric; workload

1 引言

四十多年来，数据库技术和系统有了长足的发展，从早期的层次与网状数据库技术，到主流的关系型数据库技术，再到各类非关系型数据管理技术，一直到新近的大数据管理技术，造就了一个高达数千亿美元的市场。究其原因，是由于数据库是个充满机遇、充分竞争的领域。对于竞争局面的形成，数据管理系统评测基准(Database Benchmark)的研究和发展功不可没。数据管理系统评测基准是指一套用于评测、比较不同数据库系统性能的规范，使用基准所生成的性能指标值能够客观、全面地评测各个数据库系统的性能差距 [1]。各公司可以根据评测报告来挑选符合自身需求的系统方案。

例如，表 1 列举了根据某个基准评测出来的四个数据库管理系统的吞吐率、售价、性价比和能耗比等指标。其中，吞吐率表示每秒处理事务数（transactions per second, tps），售价表示系统的价格，性价比描述单位吞吐率的价格成本，能耗比描述单位吞吐率的能量消耗。可以看出，这四个数据库系统的各项指标差异显著。假设某客户以降低购买成本为主要考量因素，则当其性能需求小于 1 tps 时会选择系统 A；若需求介于 1 和 10 tps 之间选择系统 B；若性能需求大于 10 tps 则选择系统 D（其性能与价格均优于系统 C）。在实际情况下，售价接近时，能耗问题又会浮出来。例如，系统 C 的售价略高于 D，但能耗比远低于 D，因而总体运营成本更低。对于性能需求介于 10 和 50tps 之间的应用来说，选购 C 也许更经济一些。

表 1 由某基准评测出来的针对四个数据库系统的性能报告

数据库系统	吞吐率（tps）	售价（万元）	性价比（万元/tps）	能耗比（瓦特/Ktps）
A	1	10	10	4
B	10	50	5	4
C	50	1000	20	1
D	100	900	9	2

鉴于数据管理系统评测基准能够有效引领市场走向、争夺市场份额，各数据库厂商均期望自家产品能够在各个基准评测榜单中占据靠前的位置，这使得数据管理系统评测基准的话语权之争非常关键，尤其是在上个世纪八十年代那段时期。在图灵奖得主 E. F. Codd 于上个世纪七十年代提出基于集合论和一阶逻辑的关系模型理论之后，多家企业和科研机构投入巨资研发关系型数据库管理系统（RDBMS）[2]。到了八十年代初期，多款 RDBMS 产品同时出现在市面上，且各厂商均宣称自家产品的性能优于其他产品。很快，这场争论就脱离技术本身，演变成为争夺市场份额的口水战，一度使得数据库行业出现混乱局面。1983 年，威斯康星大学的 Bitton、DeWitt 和 Turbyfil 等人联合制定了一个数据管理系统评测基准（也被称为威斯康星基准），设计了一组常用 SQL 语句，以在相同硬件平台上执

行全部查询的总时长来评测指定数据库性能 [3]。威斯康星基准简洁明了，但影响力很大。各数据库厂商可以通过该基准找出自家产品的性能瓶颈，并进行优化。最终，主流 RDBMS 产品的典型功能经过优化之后已经非常接近 [4]。

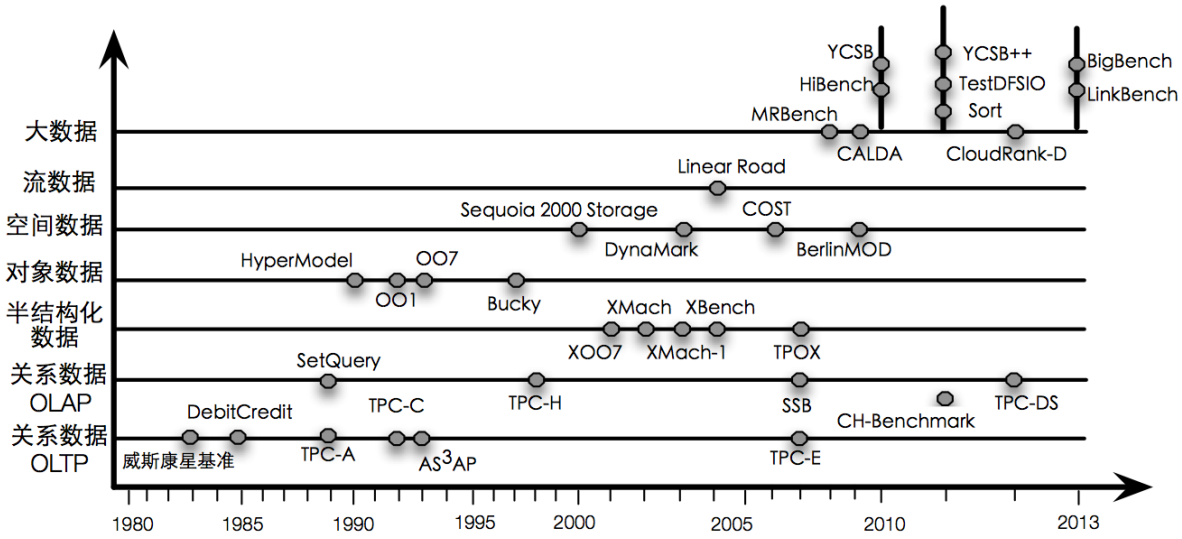


图 1　数据库系统基准发展概览

数据管理系统评测基准并非孤立发展，而是与应用发展息息相关。首先，应用是各类数据管理系统评测基准产生的根源。应用发展产生新的数据管理需求，继而引发新的数据管理理论，再而催生多款新的数据管理系统，最终需要新型数据管理系统评测基准来评测此类系统。近三十年来，应用不断深入发展，新型数据模式不断涌现，该规律一再上演。其次，应用多样性是数据管理系统评测基准多样性的基础。许多数据管理系统评测基准往往基于某个具体应用，仿真其数据源和工作负载，使其在评测相应应用时更具实际意义。例如，事务性能管理委员会（TPC）已发布一系列数据管理系统评测基准，分别针对 OLTP 应用和 OLAP 应用。针对 OLTP 应用的包括 TPC-A [1]、TPC-C [2]和 TPC-E [3]；针对 OLAP 应用的基准包括 TPC-H [4]、TPC-DS [5]等。其中，TPC-A 面向银行事务管理、TPC-C 面向仓库订单管理、TPC-E 面向证券交易和市场研究、TPC-H 针对商务采购应用、TPC-DS 针对零售产品供应商应用。

图 1 列举了代表性的数据管理系统评测基准，读者可以清晰地看到基准在三十年间的发展轨迹。在上世纪八十年代，关系型数据库管理技术大步从理论研究阶段发展到产品开发和市场应用阶段，因此在这一时期的数据管理系统评测基准主要评测关系型数据库。事实上，鉴于关系型数据库直到今日仍然在企业级应用领域占据统治地位，此类基准现在还在不断发展之中。进入九十年代以来，非关系型数据模式（例如对象数据、半结构化数据、流数据和空间数据等）广泛出现在许多应用之中，迫切需要发展非关系型数据管理技术。因此，面向非关系型数据的评测基准也在随后的十多年间不断涌现。最近五年以来，大数据管理技术成为研究热点。一般来说，大数据具有 3V 特性，即海量（Volume）、高速（Velocity）、多样（Variety） [5]。传统数据管理系统评测基准无法有效评测大数据管理系统，因此需要构建新型的数据管理系统评测基准。

数据管理系统评测基准在过去三十年间的持续发展主要因为它能在五个方面推动数据库产业的发展。首先，基准不仅能够突出数据库系统性能优势，还能够指出数据库系统的不足之处，以利于厂商不断提升系统的性能。第二，能够模拟技术进

1 TPC-A. *http://www.tpc.org/tpca/default.asp*

2 TPC-C. *http://www.tpc.org/tpcc/spec/tpcc_current.pdf*

3 TPC-E. *http://www.tpc.org/tpce/spec/v1.12.0/tpce-v1.12.0.pdf*

4 TPC-H. *http://www.tpc.org/tpch/spec/tpch2.15.0.pdf*

5 TPC-DS. *http://www.tpc.org/tpcds/spec/tpcds_1.1.0.pdf*

展，使相关技术的可行性更高。第三，数据管理系统评测基准也是一项科学方法。第四，通过比较不同数据库产品的性能，使用户可以深入了解数据库系统的发展历程，了解具体技术方面的提升过程。最后，对于相互竞争的产品而言，数据管理系统评测基准提供了一个公平、客观的依据来比较这些产品。但是，针对数据管理系统评测基准的综述性工作仍然不多见。文献[1]收录了数据库系统评测的早期工作，但这部分工作主要面向关系型数据库，而非其他数据模式。本文尝试全面回顾数据管理系统评测基准在最近三十年间的研究进展，并展望其未来的发展方向。

本文的后续内容组织如下。第 2 节描述数据管理系统评测基准的基本要素。第 3 节和第 4 节分别描述针对关系模型和非关系模型的数据管理系统评测基准。由于大数据管理成为近期热点，第 5 节介绍大数据基准的现状。第 6 节总结了海量数据生成方法。第 7 节展望数据系统基准的未来发展。最后，第 8 节总结全文。

2 数据管理系统评测基准的基本要素

一套行之有效的数据管理系统评测基准包含度量选取、模拟数据生成器、工作负载设定、审计等要素。Jim Gray 认为，领域相关的数据管理系统评测基准需要具备可迁移性、可扩展性、可理解性和关联性等性质 [1]。可迁移性描述是否可在不同数据库系统和架构上实现指定的评测基准；可扩展性描述该评测基准是否适用于不同规模的计算机系统，例如并行系统等；可理解性衡量该评测基准是否易于为用户理解，不易为用户理解的基准的可信程度也较低；相关性指在该问题领域中执行典型操作时必须记录峰值性能指标和性价比。

2.1 度量选取

数据管理系统评测基准通过一组度量参数来评测目标数据库系统的性能。度量的种类繁多，常用的度量包括表 1 中提到的每秒处理事务数、价格、性价比和能耗比等。值得注意的是，计算机系统与数据库系统所使用的度量并非完全一致。例如，尽管“每秒百万指令数”（MIPS）在高性能计算领域广泛使用，但鉴于不同的编译系统会将数据库系统编译成不同的可执行程序，该度量并不适合用于评测数据库系统 [1]。此外，可核实性和公正性也非常重要。可核实性表示多次测量能够获得相同度量值；公正性表示能够公平地对待所有目标数据库系统。

为了强调评测结果的全面性，一些基准会报告多项度量指标来描述目标数据库系统的性能呢。但是过多的指标项有时并不易于非常清晰地对目标数据库系统群进行排序。因此，有些数据管理系统评测基准索性就采用单一度量来描述目标数据库的性能。这个单一指标可以是综合多项度量值之后所得出来。例如，威斯康星基准以总执行时间描述基准的优劣；AS^3AP 基准以 Qph 来衡量系统的性能[6]。单一指标易于为大众所理解，而多度量方式则更加全面。

2.2 工作负载

工作负载是数据管理系统评测基准的核心内容。数据库系统服务于具体应用，工作负载设计既需要考虑数据库系统自身特点，也需要联系实际应用需求。从与真实应用关联性的角度来看，现有数据管理系统评测基准大致可以分为两类。第一类偏重于评测数据库系统的某些具体特性，因此所构造的工作负载并不与某个具体应用挂钩。例如，威斯康星基准的工作负载包括 32 条 SQL 语句（基于一个含 3 张表的微型数据库模式），以测试 RDBMS 的典型操作；YCSB 基准构造五类负载（频繁更新、频繁读、只读、读最新和小范围）以评测分布式数据管理系统的性能 [7]。第二类基准则尝试从真实应用中抽象出数据库模式和工作负载。如前所述，TPC-C 面向仓库订单应用，TPC-H 面向商务采购应用，BigBench 基准从 TPC-DS 扩展而来。此类基准更贴近真实应用场景，也更具实际意义 [8]。

2.3 模拟数据生成器

模拟数据生成器是数据管理系统评测基准的重要组成部分。为了仿真真实应用场景，所产生的模拟数据与真实数据高度相似，包括数据规模、数据类型、数据分布、相关性等。有些数据管理系统评测基准会使用标度因子（Scalable factor, SF）来决定模拟数据的规模。SF 值越大，数据规模也越大；反之，则数据规模越小。数据类型是典型的待考虑因素，常见的数据类型包括字符串、数字和时间等。还需要数据分布因素。数据分布可以有多种形式，包括均匀分布的数据和偏斜数据（skewed data）。在偏斜数据中，不同元素的频数相差悬殊。数据相关性是一个重要却较难仿真的因素。在关系型数据库中，相关性表现为函数依赖、外键依赖、主键依赖

等；在图数据中，相关性表示为相邻节点间的关联性。模拟数据生成器还需考虑并行生成方法，以提高效率。例如，文献[9]考虑如何针对大型、复杂的关系型数据库并行地生成模拟数据。

2.4 审计

第三方机构的审计结果可以保证评测结果的客观性与公正性。在数据管理系统评测基准发布之后，各数据库厂商均可依据该基准进行评测，公示自家产品的评测结果。但是，此类评测报告不具备权威性——经过各个数据库厂商独自“解读”之后，基准的内涵未必一致，从而难以确保评测结果的客观性与公正性。因此，必须由独立的审计机构发布评测结果。这些审计机构与各数据库厂商之间互不隶属，以保证客观性与公平性。

TPC 已在这方面做了有益的尝试，专门指定两家公司进行审计，审计员与数据库厂商之间独立。整个审计步骤共分为 4 个阶段。（1）审计机构验收数据库厂商递交的材料（例如：软件程序、硬件配置、购置和维护价格等）；（2）审计机构计算所提及的评测方法的置信级别，以评判所产生的文档结果的合规性；（3）通过检查执行过程中所产生的结果来验证各个基准执行的合规性。（4）依据技术指导委员会（TAB，Technical Advisory Board）和总理事会规范来给出评测结果的合规性。评测结果发布之后，TPC 也允许成员组织在规定时间内质询评测结果，以维护 TPC 评测基准的严肃性和权威性 [6]。

3 关系型数据管理系统评测基准

关系型数据库管理系统（RDBMS）是主流的商用数据库系统。针对 RDBMS 基准的研究工作起步早、范围广。一些主流的 IT 厂商还共同组建了非盈利组织——事务处理委员会（TPC）——来共同评测 RDBMS [10-11]。根据应用领域不同，现有基准大致可以划分为三类：OLTP、OLAP 和 OLAP+OLTP。第一类基准包括威斯康星基准、DebitCredit [12]、AS^{3}AP、TPC-C、TPC-E 和 OLTP-Bench [13]等；第二类基准包括 SetQuery [14]、TPC-H、TPC-DS 和 SSB [15]等。能同时应对 OLAP 与 OLTP 的产品比较少见，传统的处理方案一般会构造两个独立模块，分别处理 OLAP 和 OLTP 需求。但是，近期有些数据库产品通过将海量数据预先装载在内存之中，使得同时执行 OLAP 和 OLTP 成为可能。有鉴于此，出现了新的基准来应对此类场景，例如 CH-benchmark [16]。此外，内存数据库与传统关系型数据库的差异比较明显，也出现了针对内存数据库的评测基准 [17]。

3.1 针对 OLTP 的基准

3.1.1 威斯康星基准 [3-4]

威斯康星基准由威斯康星大学的 Bitton、DeWitt 和 Turbyfil 等人共同完成。该基准的数据库模式仅含 3 张表：ONEKTUP、TENKTUP1 和 TENKTUP2。第一张表含 1000 个元组，其余两张表各包含 10,000 个元组。每张表各包含 13 个整数属性和 3 个字符串属性；各个元组的总长为 208 字节；数据均匀分布。其工作负载共包括 32 条 SQL 语句，涵盖了常用的基本关系操作，包括：（1）不同选择率情况下的选择操作；（2）不同重复率情况下的投影操作；（3）连接操作；（4）简单聚集操作和聚集函数；和（5）插入、删除、更新等操作。该基准将执行全部工作负载的总时长作为唯一度量。

3.1.2 AS^{3}AP [6]

ANSI **S**ql **S**tandard **S**calable **a**nd **P**ortable benchmark（AS^{3}AP 基准）由 Turbyfil、Orji 和 Bitton 等人提出。Bitton 和 Turbyfil 是威斯康星基准的主要设计者，非常了解该基准的局限性：仅针对单用户平台、缺乏批量更新、数据类型比较少、缺乏对并发控制等。因此，AS^{3}AP 基准在多个方面做了改进。（1）数据库表的数目由 3 增加到 5；（2）支持的数据类型从 2 增加到 11；（3）支持的索引类型从 1 种增加到 3 种；（4）支持的数据分布除了均匀分布外，还包括正态分布、指数分布和 Zipfian 分布等；（5）支持最多可达 400GB 的数据规模；（6）支持单用户和多用户模式。AS^{3}AP 基准的工作负载显著增大。以单用户模式为例，包括数据载入、索引构建、访问方法评测和查询优化等，共有 60 条 SQL 语句。AS^{3}AP 基准的一个典型特点是其数据库的规模可以根据需求从 4MB 扩展到 400GB，可较好地符合当时的应用需求。AS^{3}AP 基准采用等价数据库规模（equivalent database size）作为度量，描述单个或者多个用户可在 12 小时内完成的最大测试数据库规模。

---

6 TPC Policies: Version 6.0. *http://www.tpc.org/information/about/documentation/spec/tpc_policies_v6.0.pdf*

3.1.3 DebitCredit [12]

DebitCredit 是由 Jim Gray 带领 Tandem 公司的团队完成，该基准仿真银行的借贷应用，其数据库模式包含 4 张表：银行分行表（branch）、取款机表（teller）、用户账号表（account）、和取款记录表（history）。此外，基于该数据模式设计一个名为 DebitCredit 的事务，如下：

```
DebitCredit:
  BEGIN-TRANSACTION
    READ MESSAGE FROM TERMINAL (100 bytes)
    REWRITE ACCOUNT (random)
    WRITE HISTORY (sequential)
    REWRITE TELLER (random)
    REWRITE BRANCH (random)
    WRITE MESSAGE TO TERMINAL (200 bytes)
  COMMIT-TRANSACTION
```

DebitCredit 事务先从终端界面读取信息（100 字节），接着重写 account 表，并往 history 表以顺序方式写数据；再分别重写 Teller 和 branch 表；最后，将信息输出到终端。DebitCredit 基准的优势在于仿真真实应用场景，因此受到大家青睐。在八十年代末期，该基准被扩展为 TPC-A 基准。

3.1.4 TPC-C

TPC-C 是由 TPC 组织提出并维护的基准，模拟仓库订单管理应用。1992 年 8 月 13 日提出 TPC-C 1.0 版本，之后不断被修改，最新版本是 2010 年 2 月 11 日发布的 5.11 版。该基准所采用的数据库模式比前述 3 个基准更加复杂，共包含有 9 张表，各表所含的记录条数具有比例关系。例如，仓库（warehouse）、销售区域（district）和顾客（customer）是其中的三张表。假设该公司有 W 个仓库，则共有 $10W$ 个销售区域和 $30{,}000W$ 位顾客。在工作负载方面，TPC-C 设计了 5 种事务，包括：创建新订单（new-order）、支付（payment）、订单状态查询（order-status）、发货（deliver）和库存状态查询（stock-level）等。这些事务比较全面地涵盖了仓库订单管理的主要业务。TPC-C 基准主要采用 tpmC 作为度量，描述每分钟处理的事务数；鉴于能耗越来越受到重视，也引入瓦特/tpmC（即每个 tpm 的能量消耗），能量消耗由 TPC-Energy 规范所描述 [7]。TPC-C 目前仍在使用。

3.1.5 TPC-E

随着 B2B、B2C 等新型应用的发展，依托于仓储管理应用的 TPC-C 基准逐渐无法跟上时代需求，因此 TPC 组织又于 2007 年 2 月推出了以证券交易应用为核心的 TPC-E 基准（1.0.0 版本），目前最新版本是 2010 年 6 月发布的 1.12.0 版。该基准模拟证券经纪公司的典型行为，包括管理客户账号、执行客户交易订单、为客户与金融市场之间的交互行为负责等。TPC-E 远比 TPC-C 复杂，共含有 33 个表，可分为四类：与客户（customer）相关的 9 张表，与经纪公司（broker）相关的 9 张表，与市场（market）相关的 11 张表，与维度（dimension）相关的 4 张表。工作负载共有 12 个事务。TPC-E 的主要评测指标仍然是吞吐率：每秒处理的事务数（tpsE，transactions per second E）。

OLTP-Bench 是一个由 Difallah 等人所提出的最新的基准。Difallah 等人意识到尽管现在已经存在多款面向 OLTP 应用的基准，但由于这些基准的特点各不相同，单一基准无法全面衡量系统的性能。因此，尝试集成现有的 15 个基准，从而可以根据评测性能目标自由选择工作负载进行评测，以获得比较全面的评测结果 [13]。

3.2 针对 OLAP 的基准

3.2.1 SetQuery [14]

OLAP 应用需要产生针对大量数据的聚集信息。SetQuery 基准从多个典型应用场景中提炼出典型任务，并且以$PRICE/QPS 作为唯一的衡量标准，即获得每秒运行查询数的价格支出（以美元为单位）。这个基准的数据库模式非常简单，只有一张名为 bench 的表，该表含 13 个字段。在工作负载方面，该基准考虑了 6 种包含 count 和 sum 等聚集函数的查询，作用于单表或者多表（实际上是针对 bench 的自连接）之上，并具有多种选择条件。由于 SetQuery 基准的提出者 O’Neil 教授同时也是位图索引（bitmap index）的提出者，因此 SetQuery 基准也评测位图索引对相关查询任务的性能影响。

3.2.2 TPC-H

SetQuery 在数据库模式和工作负载设计上都较小，而 TPC-H 则相对来说规模更大。TPC-H 基准模拟商务采购应用，其数据库模式包含 8 张表，分别代表参与商业领域中采购和订购的对象或行为。

[7] TPC-Energy 是 TPC 组织关于能耗方面的规范。tpmC 中的字母 C 表示对应 TPC-C 基准。后面提到的 tpsE 表示对应 TPC-E 基准。

性能测试基准定义了 22 个复杂查询（SELECT）语句和 2 个更新数据语句（包括 INSERT 和 DELETE 操作）。数据库的规模由标度因子（Scale Factor）决定，总的数据规模可以从 1GB 到 100TB 不等。TPC-H 基准以每小时内执行的查询数（QphH@size）做为度量标准。

3.2.3 SSB 基准 [15]

SSB(Star Schema Benchmark)基准是一个面向数据仓库应用的评测标准。该基准在 TPC-H 的数据库模式基础上做了修改，以符合多维模型；新的数据库模式包括 1 张事实表（LINEORDER）和 4 张维度表（CUSTOMER, DATE, SUPPLIER, PART）。在负载设计上兼顾了几个典型 OLAP 操作，包括上取、下钻等。

3.2.4 TPC-DS

TPC-DS 也是由 TPC 组织提出来的、面向决策支持应用的评测基准。尽管这个基准在多年之前就被提及，但是直到 2012 年才正式发布 1.0.0 版本[18]。TPC-H 基准的数据库模式遵循第三范式，但许多真实应用需要星型、雪花型等多维数据模式。与 SSB 相比，TPC-DS 更加全面、功能更加丰富；与 TPC-H 相比，TPC-DS 在以下四个方面进行改进。首先，数据库模式使用共享的多雪花模式，包含 24 张表，平均每张表含有 18 列。其次，其工作负载包含 99 个随机可替换的 SQL 查询，具有更强的代表性。最后，还包括数据抽取、转换与加载（ETL）功能。TPC-DS 基准定义了三个主要度量和四个辅助度量。主要度量包括（1）每小时内执行完毕的查询数 QphDS@SF（SF 是数据库标度因子），以描述查询吞吐率；（2）每小时执行的查询数的性价比 $/QphDS@SF；（3）系统生效日期，即系统中所有在测组件全部生效的日期。

3.3 针对 OLAP+OLTP

由于 OLAP 应用与 OLTP 应用的差异比较明显，因此一般都是分别搭建各个系统。当需要执行数据分析任务时，则首先从日常运行事务数据库中将数据导入到 OLAP 系统之中，再做分析。但是，随着硬件技术的发展，部分数据库系统支持同时执行 OLAP 和 OLTP 任务。因此，有必要构建数据管理系统评测基准来评判此类数据库架构。

CH-Benchmark 是针对此种架构的数据管理系统评测基准 [16]。该基准有效融合了 TPC-C 和 TPC-H 两种基准。尽管 TPC-C 和 TPC-H 分别面向 OLTP 和 OLAP 领域，但二者的应用领域比较类似，都是商品销售领域。因此，可以整合两种数据模式，再选取典型的 OLAP 和 OLTP 操作，以创建一个新的基准。

3.4 针对内存数据库的基准：InMemBench [17]

内存技术的发展使得在一个计算机系统中配置几百 GB 甚至 TB 级内存容量变得可行，这也促进了内存数据库（In-memory database）的发展：预先将数据加载到内存之中，以避免在查询执行过程中产生过多的 I/O 开销。

InMemBench 基准可用以评测内存数据库[17]。该基准以产品销售应用为背景，使用了一个包含 8 张表的数据库模式，同时使用了 5 个针对内存数据库的度量标准，包括启动时间、数据压缩率、每小时执行的查询数、最小内存空间和列扩展能力。工作负载可分为两类，第一类负载主要包括读操作，一共包括三个查询集，每个查询集有 2 到 3 个查询，第二类负载主要包括插入和删除等操作。

4. 非关系型数据管理系统评测基准

非关系型数据管理系统广泛应用在诸多领域之中，包括半结构化数据、空间和移动数据、面向对象数据、流数据等。与此同时，也出现相应的基准来评测这些系统。

4.1 面向半结构化数据的基准

现有面向半结构化数据的基准大致可分为两类：功能型基准和应用型基准。功能型基准不与具体应用结合，旨在评测数据库系统的某项特定功能，例如密歇根基准（Michigan Benchmark）[19]。它采用单一的合成文档，工作负载包括：属性值匹配、按名称选择元素的准确度、依据祖先后代的谓词进行节点的选择、聚集函数的计算、以及处理更新操作等。应用型基准与某个应用紧密相关，以评测数据库的整体性能，典型代表包括 XBench [20]、XMach-1 [21]、XMark [22]、XOO7 [23]和 TPOX [24]等。以 TPOX 为例，它仿真多用户的金融应用，构建一个基于 Web 的电子商务系统。其中，实体包括用户、账户等 5 个；关系并未事先指定，而是封装在 41 个外部 XSD 文件中。这样，在测试过程中可以从 XSD 文件中灵活地选择搭配，来组合出符合测试者关注点的测试场景。

4.2 面向空间与移动数据的基准

随着 GPS 和其它定位设备的普及，移动对象数据库发展迅猛，需要构建评测此类数据的基准，包括 Sequoia 2000 Storage [25]、DynaMark [26]、COST [27]和 BerlinMOD [28]等。Sequoia 2000 Storage 主要针对空间数据，度量标准为产生测试数据和处理复杂查询的响应时间；工作负载涵盖多项复杂查询，包括空间的连接、递归查询、点查询和范围查询等。该基准的局限性在于并未处理移动对象数据。DynaMark 是为 LBS 提供性能测试度量的一个基准，其度量指标包括位置更新、空间查询和空间索引的建立与维护等。COST 旨在评估时空数据库中的索引，如 TPR-tree [29]、TPR*-tree [30]和 B^x-tree [31]等。BerlinMOD 用于评测时空数据管理系统，其数据集合仿真在德国首都柏林的路网图上行驶的车辆的移动信息。

4.3 面向对象数据的基准

随着对象数据库的发展，一些相应的数据库评测基准也应运而生。OO1 基准是较早的评测基准，它包含 3 个服务器构架：对象服务器、页面服务器和文件服务器，再在这三个架构上分别执行相关对象的操作，最后对比分析 [32]。OO7 基准 [33]是在 OO1 的基础之上进行构建，并只使用有关面向对象数据库的评测部分，此外还加入一些关于复杂对象和关于对象复杂操作的工作负载。其他面向对象数据的基准还包括 HyperModel [34]和 Bucky [35]等。

4.4 面向流数据的基准

流数据是指高速到达的数据序列。Linear Road 基准 [36]通过仿真某城市的高速公路收费系统来评测流数据管理系统的性能。该基准主要包括三方面内容：交通场景模拟程序、测试的驱动程序和结果验证程序。每辆车都会发出三种查询，包括账户余额（占 50%）、每日缴费额（占 10%）和预计使用时间（占 40%）。测试流程的主要步骤是：（1）选定交通模拟程序要模拟的道路条数；（2）运行模拟程序以产生数据和查询，并输出到文本文件中；（3）读取模拟数据和查询，发送给被测试程序；（4）被测试程序接收数据和查询，输出结果到文本文件；（5）用验证程序比较被测试程序输出和标准结果，得到测试程序的性能评价。

5 大数据基准评测

5.1 大数据时代亟需大数据基准

大数据管理技术业已成为当前和未来一段时间内计算机领域的重要研究课题之一 [37]。随着应用的发展，大数据在系统、应用、数据等三个层面均体现出与传统数据模式显著不同的特性。而现有基准无法涵盖这些特性，需要开发更具针对性的基准以有效应对。

- **数据**：大数据同时具备“3V”特性，即海量、多样、实时 [5]。而传统数据管理系统评测基准并未全面考虑这些特征。现有基准大多重视数据库的可扩展性因素，即处理“海量”数据的能力，只是在不同时代所需要处理的数据规模并不相同。例如，威斯康星基准发布于上个世纪八十年代，数据规模是 4GB；之后出现的多款数据管理系统评测基准则自带可扩展性参数（例如 TPC-H 中的 SF 因子），变换该参数的值可以改变数据库的规模。但是现有数据管理系统评测基准未能充分处理另外两个特性。首先，现有基准大多仅考虑单一数据模式，而不同时考虑多种数据模式；其次，现有基准较少考虑实时性。除了数据流基准外，现有基准要求预先生成模拟数据集合，保存在静态数据库之中，再执行工作负载。
- **应用**：数据管理系统评测基准发展的源生动力是应用发展，应用决定了基准评测中数据的特征、负载的类型，以及度量的定义和测定方法。典型的大数据包括 Web 数据、商务决策数据和科学实验数据等。新颖的数据环境、负载和服务方式使得传统数据管理系统评测基准无法有效工作。例如，大数据应用负载往往包含大量在线查询处理和分析任务，且数据源可能分布于多个物理站点。因此，传统的基于集合语义的数据库查询技术由于无法满足实时性要求或者不能提供遵循（集合）语义的结果（但在统计语义下是近似正确的或误差有界的）而无法被度量。大数据应用还具有鲜明的本地化特征。例如，中文 Web 和社交网络的数据分布、查询类型和负载分布都和西文 Web 环境显著不同；中国企业和组织内部的数据库系统在地理分布、网络环境、查询需求等方面也独具特色。针对这些本土应用设计相应的数据管理系统评测基准可帮助国内大数据应用决策机构挑选合适的数据管理系统。
- **系统**：同关系数据库管理系统诞生之初一样，

当前一些管理大数据的系统的访问接口并不相同，甚至可能不在同一层次上，例如 Hadoop [38]、HBase [8]、Cassandra [9]等。此外，这些系统接口也与现有基准评测所依赖的 SQL 语言和其它描述型查询语言不兼容 [39]。除了接口多样性之外，这些系统在设计之初往往面向某个企业或组织的特定应用，其设计目标与负载（workload）也不尽相同。设计针对这些系统的基准评测需要深刻理解各系统的特色 [40]。传统 DBMS 秉承的“one-size-fits-all”的理念（即：一体适用理念）并不适用纷繁复杂的现实应用。现存多种大数据管理架构，每类典型应用都需要相应的数据管理系统，每一类数据管理需求都应有对应的基准测试。

综上所述，大数据应用的特点决定了现有基准测试无法生成高度仿真的数据，不能反映应用的实际需求，因而难以公平、有效地评测现有系统。因此，在基准评测的数据生成、负载生成、基准评测架构、度量定义等多个方面都需要开展科研探索，以符合海量异构数据的并行实时分析处理需求。

随着大数据管理技术的发展，大数据基准的研究工作也发展迅速。这些工作大致可以划分为三类。第一类工作主要针对 MapReduce 框架 [41]，目的是评测运行 MapReduce 框架的集群的性能；第二类工作设计特定工作负载来评测不同大数据管理平台的性能。这两类基准主要从功能/组件的角度进行评测，并不涉及全面、综合的现实应用场景。第三类工作则依托于某个具体的大数据应用，以衡量系统的综合性能。下面依次介绍。

5.2 MapReduce 功能评测

5.2.1 面向特定功能的基准

此类基准的目的性非常聚焦，从某个特定功能着手进行评测，典型代表包括 MRBench [42]、TestDFSIO [38]、Sort [38]和 PigMix 10等。

MRBench 仿真 TPC-H 基准。尽管 MapReduce 架构不直接支持关系型数据库，但是关系代数操作均可通过 MapReduce 的作业解释执行。换言之，这些 SQL 语句均可在 MapReduce 系统中运行。MRBench 将 TPC-H 中涉及到的所有 SQL 语句转化成相应的 MapReduce 作业。[42]文的作者还设计一系列实验来验证 MRBench，以评测在不同参数设置之下集群的性能，例如数据集合大小、计算节点数量、Map 任务数等。更高性能的集群将会在更短时间内完成所有作业。

TestDFSIO 可评测 HDFS（Apache Hadoop 的一种文件系统格式）的 I/O 性能。当评测读性能时，首先创建若干 map 任务来读取文件系统中的文件，并由 reduce 任务汇总统计信息，例如总执行时间、吞吐量（mb/sec）等。当评测写性能时，也可以创建若干 map 任务向文件系统中写文件，再由 reduce 任务进行汇总。每个 map 任务仅处理一个文件。

排序功能在 MapReduce 架构中被广泛用到。Apache Hadoop 自带的 Sort 基准可以评测排序功能。该基准共有三个步骤：随机数生成、执行排序和验证结果。在随机数生成阶段，每个节点运行 10 个 map 任务，且每个任务会产生约 1GB 大小的随机数。在第二阶段，再对这些随机数进行排序。在第三阶段，还可以验证排序结果是否正确。用户可以显示总时间，也可以通过 Web 界面得知排序的处理进程。

PigMix 定义了一组查询来测试和跟踪各个版本的 Pig 的数据管理性能。

5.2.2 混合多种功能的基准

有些基准则包含多种功能，以更全面地评测 MapReduce 系统的性能。

GridMix 用于评测运行 Hadoop 集群的性能 [11]。Apache Hadoop 自带三个版本的 GridMix，其中，GridMix1 和 GridMix2 均放在 src/benchmarks 目录之中，而 GridMix3 则放在 src/contrib 目录之中。其总体思想是采用一组混合负载来测试集群的性能。与 MRBench 不同的是，这些负载与关系型任务差异较大，主要涉及排序、过滤、多阶段 Map/Reduce 操作等。

HiBench 也是一个混合功能的基准测试，其内容涵盖了四个类别共有 8 个工作负载 [43]。四个类别分别对应微型基准、Web 搜索、机器学习和面向

8 HBase. *http://hbase.apache.org/*

9 Cassandra. *http://cassandra.apache.org/*

10 Apache PigMix. *https://cwiki.apache.org/confluence/display/PIG/PigMix*

11 Apache GridMix. *http://hadoop.apache.org/mapreduce/docs/current/gridmix.html*

HDFS 的评测。因此，HiBench 能够更加全面地评测 MapReduce 平台的性能。其中，微型基准包括 Sort（排序）、WordCount（单词计数）、TeraSort（排序）等三项负载；Web 搜索包括 Nutch Indexing、PageRank 两项工作负载；机器学习包括贝叶斯分类和 k-means 聚类；HDFS 则是对应升级版本的 TestDFSIO。

因此，与面向特定功能的基准相比，混合多种功能的基准表现得更加全面。

5.3 多平台功能评测

5.3.1 CALDA [51]

CALDA 基准尝试比较不同架构在数据管理方面的性能 [12]。MapReduce 架构与并行数据库的相似之处在于二者均可利用多台机器执行整个任务。CALDA 通过设计多项数据分析任务来构造工作负载，包括类 Grep 的选择操作、分组聚集操作、范围查询、带聚集操作的二路连接、带 UDF 的聚集操作等。在实验部分，论文比较了 Hadoop、传统的并行 DBMS 系统、以及 Vertica（一款支持列存储的数据库）[13]等的性能。典型度量包括查询执行时间、RDBMS 加载时间和索引构建时间等。

5.3.2 YCSB [7]和 YCSB++ [45]

表 2 YCSB 核心包的工作负载

工作负载	操作	记录选择	应用示例
频繁更新	读：50% 更新：50%	Zipfian 分布	在用户会话中，
频繁读	读：95% 更新：5%	Zipfian 分布	为相片添加标注
仅读	读：100%	Zipfian 分布	用户画像的缓存
读最新	读：95% 插入：5%	最新	用户状态更新
小范围操作	扫描：95% 插入：5%	Zipfian/均匀分布	

YCSB(Yahoo! Cloud Serving Benchmark) 由雅虎研究院设计，从性能和可扩展性等两个方面来评测云服务系统。在性能方面，主要考虑查询回复的延时问题；在可扩展性方面，主要考虑纵向扩展（scaleup）和弹性加速比（elastic speedup）两个度量。其中，纵向扩展衡量当节点数量与工作负荷同步增加时的表现；理想情况下，节点数量与工作负荷同步增加时，总执行时间保持不变。弹性加速比衡量当节点数量不断增加时系统的运行表现；理想情况下，随着节点数目增加，执行时间会缩减。YCSB 考虑了多达五种工作负载，包括：频繁更新、频繁读、只读、读最新和小范围，并在这些工作负载上进行评测。表 2 详细介绍了上述五种工作负载。该文作者在 Cassandra、HBase、PNUTS [46]和 MySQL 等多款产品之上做了评测。

隔年，Patil 等人又扩展了 YCSB，提出了 YCSB++基准。YCSB 测试云服务系统中云计算的特点，而 YCSB++测试可扩展表存储的特点，包括并行性测试、弱一致性测试、块上传测试、表的预先分裂、服务器端过滤和访问权限等。同时，在实验阶段比较了 HBase 和 Accumulo 的数据存储性能。

5.3.3 Floratou 和 Rabl 等学者的工作

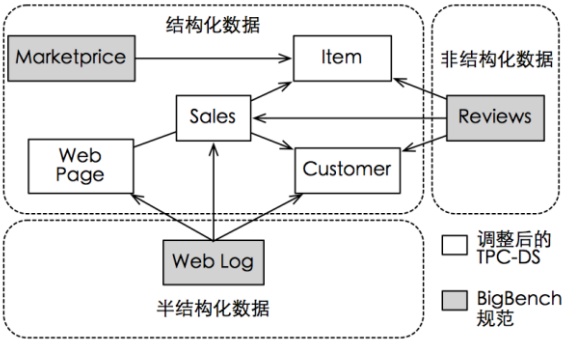


图 2 BigBench 的数据库模式概况 [8]

随着 NoSQL 技术的兴起，有两种发展趋势引起人们的关注，使得人们对传统的 RDBMS 解决方案产生了疑虑。一种是基于文档存储的 NoSQL 技术，例如 MongoDB，它尝试从 Web 2.0 应用进行移植；另一种是决策支持系统，类似基于 Hadoop 的 Hive。这些技术弥补了传统 RDBMS 解决方案的不足之处。在 VLDB 2012 国际会议上，Floratou 等人尝试评测了以上两种系统以及部分微软数据库产品。首先，使用 CALDA 基准评测了 Hive 和微软的并行数据仓库之间的性能；其次，使用 YCSB 基准比较了 MongoDB 和共享的 MS SQL Server 数据库之间的

12 基准的命名源于[44]论文的标题的各单词首字母

13 Vertica. *http://www.vertica.com/*

性能 [47]。根据评测结果，Floratou 等人认为关系数据库的性能并不逊色于 NoSQL 系统，而 NoSQL 系统在另外一些方面也有领先之处，例如 NoSQL 的数据模型的可伸缩性更强、支持自动负载均衡、以及不同的一致性模型等。同样在该次大会上，Rabl 等人比较了六种开源数据存储技术，包括 Cassandra、Voldemort、Redis、HBase、VoltDB 和 MySQL 在不同负载下面的性能 [48]。

5.3.4 ICTBench

最近，中科院的詹剑锋团队提出了 ICTBench 基准，包含 DCBench、BigDataBench 和 CloudRank 等三个部分 [14]。其中，BigDataBench 包含了 6 个真实世界的数据集合和 19 个大数据工作负载，覆盖了 6 个应用场景：微基准、云平台上的 OLTP、关系查询、搜索引擎、社交媒体和电子商务等[49-50]。DCBench 是一个针对数据仓库工作负载的基准，它包括 19 个代表性的数据中心系统的负载；该基准还提供了多种工作负载（包括在线和离线），并使用不同的编程模式（MPI、MapReduce 等）和编程语言[51-52]。CloudRank 基准针对云计算系统，它从不同研究领域中抽取出 13 个代表性应用，其数据集合/工作负载具有很好的可扩展性，用户可以进行调整以满足不同集群的需求 [53]。

5.4 面向应用的大数据基准评测

5.4.1 BigBench [8]

BigBench 是一款面向商　　品零售业的基准，它扩展了 TPC-DS。这个基准考虑到大数据所应具备的 3V 特性，综合考虑多种数据模态，并在 Teradata Aster 数据库上开发实现。

图 2 显示了 BigBench 的数据模型。其中，在左上方的圆角矩形内描述了 TPC-DS 的数据模式。由于 TPC-DS 较为复杂，该基准主要保留了 TPC-DS 数据库模式中关于商铺和在线销售两个部分。同时，还添加一张新表来描述零售商给出的价格。此外，还添加了半结构化数据和非结构化数据。半结构化数据是客户或者一般用户访问零售商网站时的点击数据（右部）；另外一些针对商品、商铺、客户的评论数据则是非结构化的（左下方）。为了反映数据的“海量性”，设定一个标度因子（SF）来生成较大规模数据集合。为了描述数据的“高速性”，可以通过周期性的数据刷新过程来实现。这个基准的数据生成器通过扩展 PDGF 实现。

工作负载方面主要面向零售业务分析，涵盖了数据源、描述性过程型查询、以及机器学习算法等。在度量方面与传统基准的差别并不大，主要是总执行时间。

5.4.2 LinkBench

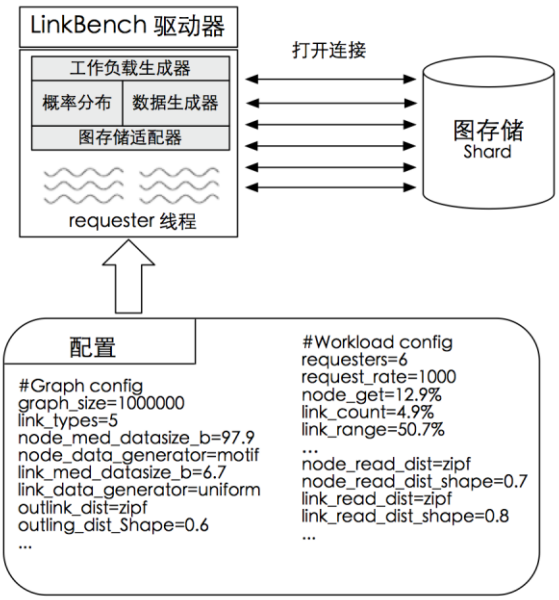


图 3　LinkedBench 的架构 [54]

LinkBench 是一个基于真实社交网络应用的大规模图数据评测基准 [54]。Facebook 公司拥有海量活跃注册用户，且用户之间具有相关性。LinkBench 力图仿真 Facebook 公司的图数据管理应用，包括数据特性、工作负载以及度量等。

如图 3 所示，LinkBench 的架构采用客户机/服务器（C/S）模式，其中服务器用于存储图数据，而客户机则是一个以 Java 语言编写的驱动器（driver）。在[54] 中，图数据存放在 MySQL 中；但经过细微调整之后图数据也可存储在其它数据库产品之中。客户机驱动以两阶段方式进行工作。在第一阶段，首先生成模拟数据；在第二阶段，执行工作负载进行评测，并最终采集统计信息。在这两个阶段中均需要设置一些参数，参见图 3 下方的 Configuration 表格。

LinkBench 采用一系列度量，不仅包括操作延时和吞吐率等关键度量，也包括性价比、CPU 利用

14 ICTBench. *http://prof.ict.ac.cn/ICTBench/*

率、I/O 性能、内存开销、磁盘开销等。

5.4.3 BSMA

BSMA (Benchmark for Social Media Analytical query processing）是一款面向社交媒体应用的基准 [55]。它根据新浪微博数据，抽象出微博时间线（timeline）、微博内容、微博转发、关注网络、用户信息等信息，由关系模型表示。在此基础上定义了 19 类查询，涵盖时间线查询、社交网络查询、热点查询等典型的社交媒体分析任务，并以吞吐量、延迟，以及可伸缩性作为性能度量。BSMA 包含一个基于 YCSB 的性能测试工具，可评测不同实现方法的性能。BSMA 提供一个真实的新浪微博数据集，包含经过匿名化处理并且去除微博内容之后的 160 多万用户的 2 年的微博时间线和转发网络，以及这些用户的关注网络。BSMA 还提供一个数据生成器来产生不同规模、分布的社交媒体数据。相关信息和工具详见：https://github.com/c3bd/BSMA。

此外，人民大学还提出了 CloudBM 基准，基于电信业务应用来评测不同云平台的性能 [56]。

5.5 现有大数据基准的对比分析

现有的大数据基准很多，但是这些基准的评测能力各有差异。表 3 比较了它们的异同。总体来说，针对 MapReduce 框架的评测基准已经相对成熟，后续发展空间受限；对于多平台功能评测来说，由于新的大数据管理架构不断出现，仍然会有较大发展潜力；基于应用的大数据评测基准历来具有较强的表达能力，然而现在尚无广为学界、工业界所能接受的相关基准，因此也具有很大发展空间。

表 3 大数据基准发展小结

分类	特性描述	现状分析	前景展望
MapReduce 功能评测（第 5.2 节）	MapReduce 架构的应用范围最为广泛，本类基准从多角度评测 MapReduce 架构	相关工作已经比较多，且成熟。现在一些评测基准已经能够集成多款评测软件，既可统一使用，又可拆开来使用，比较符合需求。	鉴于现有评测基准已经包含了 MapReduce 框架的主流特性，此类基准的未来发展前景主要是添加一些针对不太主流的特性的评测。
多平台功能评测（第 5.3 节）	MapReduce 并非唯一大数据管理平台，从功能性、可扩展性等角度评测各种不同的大数据管理平台。	现有工作已评测 MySql, Cassandra、HBase、PNUTS、Voldemort、Redis、HBase、VoltDB、Vertica、Hive 等多款大数据管理产品	大数据管理技术不断推陈出新，远未达到成熟期。因此，公平、合理地评测各类新型管理技术与现有管理技术的性能在未来仍然很重要。
面向应用的基准（第 5.4 节）	基于特定领域应用来设计数据库模式、模拟数据集合和工作负载，从而评测针对这些领域应用的管理技术的性能。	目前已经出现多款面向领域应用的基准，所涉及的领域包括商品零售业和社交媒体等。	从 TPC 组织的成功经验来看，优秀的基准均与应用紧密相关。现有面向领域应用的大数据基准仍起步不久，尚无广泛接受的基准。因此未来仍有很多工作可做。

6. 仿真数据生成器

仿真数据生成器是数据库系统基准的重要研究内容，也广泛用于其他数据分析领域之中。现有的仿真数据生成工作可大致划分为两类，即数据驱动的数据生成方式和查询驱动的数据生成方式。前者通过给定一个种子数据集合或一组参数值来创建出一个数据集合 [57]。后者则是在给定一组查询的前提下，创建出符合查询结果特性的数据集合。以下分别详细描述 [58]。

数据驱动的数据生成方式又可细分为以下三个子类。第一类方法利用一个数据描述文件记录数据分布特性，再由数据库生成工具生成数据。数据描述文档可以由 XML 或类似 C 语言的语言记录，例如 SDDL 语言。当数据之间并无依赖性时，通过划分数据描述文件即可实现在不同节点上并行产生数据 [59]。PDGF 进一步利用种子系统的随机数生成和排列的策略来解决依赖问题，并最终实现了

并行性[60]。第二类方法与第一类方法的最大差别在于利用有向图描述数据库模式，再以此生成数据。有向图可以更直观地表示表与表之间、表内字段之间的依赖关系。Houkjaer 等人采用深度优先原则来遍历有向图；各属性的值均从真实数据中提取而来；在缺省情况下各属性的数据呈正态分布；尽管易于使用，但却无法并行化 [61]。第三类方法则是直接根据一个数据集合来生成另外一个数据集合，而无需任务其他信息。换言之，该方法需要预先从给定数据集合中抽取出数据分布信息。例如，MUDD 是第一个能从实际数据中抽取信息的数据生成器，但仅限于姓名和地址信息。该生成器能够依据抽取的信息并结合用户指定的权重生成数据，但无法生成除姓名和地址之外的数据 [62]。

查询驱动的数据生成方法基于一组查询的结果来生成数据。Arasu 等人利用基于马尔可夫网络和最大熵的方法来生成多表和多属性 [58]。QAGen [63]和 MyBenchmark [64]基于符号查询处理创建数据，该过程结合了传统查询处理和符号执行两类方法。尽管执行开销稍大，但这两个工具仍可较好地解决数据分布和依赖问题。Linear Road 着眼于路网中的车辆，通过仿真函数生成车辆在路网系统中移动的数据 [36]。

海量图数据也是一种重要的数据模式。最早的随机图生成方法由 Erdos 和 Renyi 于 1960 年提出[65]。近年的研究工作发现该方法无法模拟节点度数遵循重尾分布（heavy-tailed distribution）的真实网络。Preferential attachment 模型 [66-67]可以产生具有重尾分布的随机图，但该模型所生成的图的半径不会像真实网络那样随着节点数的增加而减小。Copying 模型[68]所生成的图在满足节点度数的幂律分布的同时还能满足节点的社区聚集特性。其它 Preferential attachment 模型的变种还包括 Kumar 模型[69]和森林火灾模型[70]。Leskovec 和 Faloutsos 提出了 Kronecker Graph 方法[71]，可以生成满足真实网络多种不同属性的随机图。这些属性包括静态图模式、节点入度和出度满足重尾分布、特征值和特征向量分布、小世界假设、图半径随节点个数增加而收缩等。

7. 未来展望

7.1 近期力推数据管理系统评测基准发展的几股力量

伴随着应用的发展，数据管理系统评测基准受到各方面的大力关注。前面的章节已经简要介绍了最近几年所出现的代表性基准，它们不仅仅来自于学术界，也来自于工业界。但不可否认的是，单个学者或者科研小组的科研工作所辐射的影响面还是相对较窄，很难受到学术界和工业界的广泛肯定。因此，一些较大规模的机构/组织也在集聚力量，努力推动数据管理系统评测基准向前发展。

TPC 组织是最知名的数据管理系统评测基准标准化组织。在过去二十多年间，该机构发布了多款数据库评测基准，影响深远；其中一部分基准业已成为工业化标准。TPC 组织每年都组织技术会议（TPCTC），讨论在数据库评测领域的研究进展，这些内容并不局限于关系型数据库 [15]。例如，在 TPCTC 2012 年会上，Michael Carey 就探讨了面向大数据管理系统性能评测的若干实践、瑕疵和未来发展可能性，呼吁重视大数据基准 [40]。因此，尽管目前没有发布大数据基准，但不排除未来 TPC 组织会发布相关基准。

欧共体第 7 框架程序（FP7）资助成立了链接数据基准委员会（Linked Data Benchmark Council，LDBC），旨在设计针对非关系型数据的评测基准，特别是图数据和 RDF 数据 [16]。荷兰计算机科学与数学研究中心（CWI）的 Peter Boncz 教授是该项目的科学主任。目前已经有近十家公司/学术机构加入到 LDBC 计划之中。LDBC 的远景目标是成为类似 TPC 的标准化组织。LDBC 正在筹划多个基准，但到目前为止还未在官网上发布出来 [17]。

美国圣地亚哥超级计算中心（SDSC）的大规模数据系统研究中心（CLDS）发起创立大数据 Top100 计划（Big data top100），通过学术界和工业界之间的合作来制定和发布大数据基准 [18]。同时，在 NSF 的资助下，该机构还创办了大数据基准研讨会（WBDB），专门研究大数据基准的各方面的工作 。2013 年 7 月份，第 3 届研讨会在西安举行 [19]。目前，该组织正在积极考虑将两个基准草案做进一步的细化，一个是前面提到的 BigBench [8]，另外

15 TPCTC. *http://www.tpc.org/tpctc/*

16 LDBC. *http://www.ldbc.eu/*

17 LDBC. *http://ldbc.eu/benchmarks*

18 Bigdata Top100. *http://www.bigdatatop100.org/*

19 WBDB. *http://clds.sdsc.edu/wbdb2013.cn*

一个是 DAP（Data Analytics Pipeline） [72]。

可以看出，数据管理系统评测基准的研究工作（特别是大数据基准）正走在发展的快车道上。

7.2 数据管理系统评测基准未来发展的依据

学术界与工业界一致看好大数据基准会在未来具有巨大发展潜力，这是事出有因的。大数据基准评测基础研究以及领域应用的基准制定是大数据研究的重要组成部分，符合国家发展战略 [73]。大数据基准评测是大数据研究的重要组成部分，其成功实施有助于引领整个大数据产业的良性发展。大数据基准评测还在基础理论方面存在巨大挑战。大数据与现有数据模型显著不同，因此现有数据基准无法有效评测大数据库系统的性能。数据库系统的体系结构也在发展。近十年来，在应用和硬件两方面的发展使得数据库体系结构不断变迁。内存价格不断下跌，使得布置一个拥有海量内存的计算机系统成为可能。多核的出现，使得数据库系统需要考虑基于多核框架的并行架构，以提高性能；应用的发展，使得传统的关系型数据管理系统未必能够处理海量数据，迫切需要搭建分布式计算环境，以管理 NoSQL 类型的应用 [74]。

从历史经验来看，大数据基准制定将是一个漫长的过程。第一波针对 RDBMS 的基准评测从 1983 年开始，直到 TPC 发布三个重要的基准 TPC-C（1991 年）、TPC-H（1998 年）和 TPC-E（2006 年），前后历时 23 年，且目前仍在不断完善过程中。其它面向非关系型数据的基准也在不断发展过程之中。随着应用的发展，大数据应用不再只考虑一种数据模式，而将是多种模式的混合。尽管目前大数据基准的研究比较火热，但仍然在不断发展过程之中。从影响力较大的早期大数据基准 CALDA（2009 年提出）算起 [51]，迄今不足 5 年，也尚未出现可称为工业化标准的大数据基准。

在未来，评测数据库系统的基准必须面对以下几个挑战。

7.3 未来的挑战

待测系统的公平性保障：基准评测的目标是客观、公正地评判各个大数据系统的性能。但是，鉴于大数据理论仍在发展过程中，大数据系统的差异性显著，要做到“公平性”并非易事。首先，需要确保各个系统的表达能力一致。大数据系统的工作语言和应用接口可能不一致，一些系统以类 SQL 语言作为工作语言，但表达能力并不相同。其次，需要确保各个系统的运行状态一致。大数据系统往往会保留一组缺省参数配置以确保系统易于启用，但使用缺省配置无法获得最佳性能，需要合理调整参数才可达到最佳性能。大数据系统的某些优化举措具有局限性，需要不过分彰显这些优化举措。

模拟数据生成：模拟数据生成是数据管理系统评测基准的重要研究内容。模拟数据应该能够反映出真实应用的特征。模拟数据的仿真性是基准评测优劣的先决条件，所生成的模拟数据应符合真实应用场景下的数据分布、约束条件等，如何在分布式环境下设计并行算法以高效地生成模拟数据集合是一个挑战。测试数据生成技术可分为应用无关的生成技术和应用相关的生成技术两类。前者并不指定应用背景，而后者与真实应用场景紧密相联，力图仿真真实应用场景。传统的数据管理系统评测基准所用的数据规模较小，可在单机上生成。但在大数据应用中数据量大，数据的并行生成与分布式存储就显得尤为关键。模拟数据生成还需考虑约束条件和分布特性。典型的约束条件包括唯一性约束、空值约束、参照完整性约束、（条件）函数依赖等。当已知数据分布式类型时，创建测试数据集较为容易；但是当无法用简单公式来描述数据集合特征时，测试数据生成显得比较困难。

工作负载设定：负载设定要仿真真实应用运行情况，以较为全面地衡量数据库系统的性能。多用户评测的重要性在于几乎所有大数据平台均不会仅仅运行单一任务（即单用户模式），而是会同时运行多个任务。面向单用户模式的基准仅具备参考价值，所获得的度量值可能与多用户模式下的度量值相距甚远。多负载评测检测大数据系统在多套不同负载条件下的性能表现。工作负载设定需要兼顾以下几点。首先，鉴于数据共享机制优劣显著影响并发系统的性能，可考虑添加评测共享机制的单元。其次，鉴于峰值负载远超常规负载，且优秀的系统需避免系统崩溃或无法提供服务，可以考虑添加峰值负载评测单元。再次，鉴于多负载评测从多个角度评判系统性能，需要评估这些负载的全面性。最后，鉴于真实应用中数据到达速率并不稳定，需要考虑负载输入的时变性。

度量选择：性能度量的选取与构造一直是数据管理系统评测基准的重要内容。单一度量和多重度量是两种流行的表述方式。单一比较直观，但无法

多角度反映系统性能；多重度量则恰恰相反。性能度量会随时代进步而不断演化。早期度量主要关注时间效率，新近的度量则同时还关注能量开销、总经济开销等。如何构造符合大数据库系统的性能度量是一大挑战。

8 小结

数据管理系统评测基准用于公平、客观地评测不同数据库产品/平台的性能。随着数据库管理系统的不断发展，数据管理系统评测基准也需要随之而不断发展，从而引领数据库行业的发展。本文详细回顾了数据管理系统评测基准近三十年来的发展脉络，并将重点放在最近几年间针对大数据管理系统的数据管理系统评测基准。我们可以观察到两种现象。首先，学术界和工业界正在紧密合作，投入大量资源到大数据基准评测中来；其次，大数据基准评测仍然面临着诸多挑战，并非一蹴而就。

参 考 文 献

[1] Gray J. Benchmark handbook for database and transaction system. 2nd edition. Morgan Kaufmann Publishers, San Francisco, CA, 1993

[2] Codd E F. A relational model of data for large shared data banks. Communications of the ACM, 1970, 13(6): 377-387

[3] Bitton D, DeWitt D, and Turbyfil C. Benchmarking database systems: a systematic approach // Proceedings of the 9th international conference on Very large data bases. San Francisco, CA, USA, 1983:8–19

[4] DeWitt D. The Wisconsin benchmark: past, present, and future. Chapter 5, Benchmark Handbook for database and transaction system. 2nd edition. 1993

[5] Big data: Science in the petabyte era. Nature, 2008, 455: 1-136

[6] Turbyfill C, Orji C, Bitton D. AS^{3}AP - An ANSI SQL standard scalable and portable benchmark for relational database systems. Chapter 5, Benchmark Handbook for database and transaction system. 2nd edition. 1993

[7] Cooper B, Silberstein A, Tam E, Ramakrishnan R, and Sears R. Beanchmarking cloud serving systems with YCSB // Proceedings of the 1st ACM symposium on Cloud computing. Indianapolis, Indiana, USA, 2010: 143-154

[8] Ghazal A, Rabl T, Hu M, Raab F, Poess M, Crolotte A and Jacobsen H. BigBench: towards an industry standard benchmark for big data analytics // Proceedings of the 2013 ACM SIGMOD international conference on management of data. New York, USA, 2013: 1197-1208

[9] Rabl T and Poess M. Parallel data generation for performance analysis of large, complex RDBMS // Proceedings of the 4th International Workshop on Testing Database Systems. Athens, Greece, 2011: 5

[10] Nambiar R, Poess M, Masland A, Taheri HR, Bond A, Carman F, MajdalanyM. TPC State of the Council 2013. // Proceedings of the 5th TPC Technology conference on Performance Characterization and Benchmarking. Trento, Italy, 2013: 1-15

[11] Nambiar R, Wakou N, Masland A, Thawley P, Lanken M, Carman F and Majdalany M. Shaping the landscape of industry standard benchmarks: contributions of the transaction processing performance council (TPC) // Proceedings of the 3rd TPC Technology conference on Topics in Performance Evaluation, Measurement and Characterization. Westin, Seattle, 2011: 1-9

[12] Anon et al. A measure of transaction processing power. Datamation. 1985, 31(7):112-118

[13] Difallah DE, Pavlo A, Curino C, and Cudre-Mauroux P. OLTPBench: an extensible testbed for benchmarking relational databases. Proceedings of the VLDB Endowment, 2013, 7(4):277-288

[14] O'Neil P E. Revisiting DBMS benchmarks. Datamation, September 15, 1989, pp 47-52

[15] O'Neil P E, O'Neil E J, Chen X. The star schema benchmark (SSB). Pat, 2007

[16] Cole R, Funke F, Giakoumakis L, Guy W, Kemper A, Krompass S, Kuno H, Nambiar R, Neumann T, Poess M, Sattler KU, Seibold M, Simon E and Waas F. The mixed workload CH-Benchmark // Proceedings of the 4th International Workshop on Testing Database Systems. Athens, Greece, 2011: 8

[17] Kang Qiangqiang, Jin Cheqing, Zhou Aoying, Wang Hualin. InMemBench: A Novel Benchmark for In-memory Database. Technical report. 2013

[18] Nambiar R and Poess M. The Making of TPC-DS // Proceedings of the 32nd international conference on Very large data bases. Seoul, Korea, 2006:1049-1058

[19] Runapongsa K, Patel J, Jagadish HV, Chen Y and Al-Khalifa S. The Michigan benchmark: towards XML query performance diagnostics. Information Systems, 2006, 31(2): 73–97

[20] Yao B, Ozsu M and Khandelwal N. XBench benchmark and performance testing of XML DBMSs // Proceedings of the 20th International Conference on Data Engineering. Boston, MA, USA, 2004: 621-632

[21] Böhme T and Rahm E. Multi-user evaluation of XML data management systems with XMach-1. Efficiency and effectiveness of XML tools and techniques and data integration over the Web, Springer, 2003: 148-159

[22] Schmidt A, Waas F, Kersten M, Carey M, Manolescu I and Busse R. XMark: A benchmark for XML data management // Proceedings of the 28th international conference on Very Large Data Bases. Hongkong, China, 2002: 974–985

[23] Li Y, Bressan S, Dobbie G, Lacroix Z, Lee M, Nambiar U, Wadhwa B. XOO7: applying OO7 benchmark to XML query processing tools // Proceedings of the 10th international conference on Information and knowledge management, Atlanta, Georgia, USA, 2001:167-174

[24] Nicola M, Kogan I and Schiefer B. An XML transaction processing benchmark // Proceedings of the 2007 ACM SIGMOD international conference on Management of data. Beijing, China, 2007: 937–948

[25] Werstein P. A performance benchmark for spatiotemporal databases // Proceedings of 10th Annual Colloquium of the Spatial Information Research Centre. Dunedin, New Zealand. 1998: 1365–1374

[26] Myllymaki J and Kaufman J. DynaMark: A benchmark for dynamic spatial indexing // Proceedings of the 4th International Conference on Mobile Data Management. Melbourne, Australia, 2003: 92–105.

[27] Jensen C, Tiešyt D and Tradišauskas N. The COST benchmark-comparison and evaluation of spatio-temporal indexes // Proceedings of the 11th international conference on Database Systems for Advanced Applications. Singapore, 2006: 125–140

[28] Düntgen C, Behr T and Güting R. BerlinMOD: a benchmark for moving object databases. The International Journal on Very Large Data Bases, 2009, 18(6): 1335–1368

[29] Saltenis S, Jensen C, Leutenegger S and Lopez M. Indexing the positions of continuously moving objects // Proceedings of the 2000 ACM SIGMOD international conference on management of data, Dallas, Texas, USA, 2000: 331-342

[30] Tao Y, Papadias D and Sun J. The TPR*-tree: an optimized spatio-temporal access method for predictive queries // Proceedings of the 29th international conference on Very large data bases. Berlin, Germany, 2003:790-801

[31] Jensen C, Lin D and Ooi BC. Query and update efficient B+-tree based indexing of moving objects // Proceedings of the 30th international conference on Very large data bases. Toronto, Canada, 2004: 768-779

[32] Cattell RG and Skeen J. Object operations benchmark. ACM Transactions on Database Systems, 1992, 17(1): 1-31

[33] Carey MJ, DeWitt DJ and Naughton JF. The OO7 benchmark // Proceedings of the 1993 ACM SIGMOD international conference on Management of data. Washington, D.C., USA, 1993:12-21

[34] Anderson TL, Berre AJ, Mallison M, Porter HH and Schneider B. The HyperModel benchmark // Proceedings of the 2nd international conference on extending database technology: Advances in Database Technology. Venice, Italy, 1990: 317–331

[35] Carey MJ, DeWitt DJ, Naughton JF, Asgarian M, Brown P, Gehrke JE and Shah DN. The BUCKY object-relational benchmark // Proceedings of the 1997 ACM SIGMOD international conference on Management of data, Tucson, Arizona, USA, 1997:135–146

[36] A. Arasu, M. Cherniack, E. Galvez, D. Maier, A. S. Maskey, E. Ryvkina, M. Stonebraker and R. Tibbetts. Linear road: a stream data management benchmark // Proceedings of the 30th international conference on Very large data bases. Toronto, Canada, 2004:480-491

[37] Gong Xue-Qing, Jin Che-Qing, Wang Xiao-Ling, Zhang Rong, Zhou Ao-Ying. Data intensive science and engineering: requirements and challenges. Chinese Journal of Computers, 2012, 35(8): 1563-1578 (in Chinese)
（宫学庆，金澈清，王晓玲，张蓉，周傲英. 数据密集型科学与工程：需求和挑战. 计算机学报， 2012, 35(8): 1563-1578）

[38] White Tom. Translated by Zhou Min-Qi, Wang Xiao-Ling, Jin Che-Qing, Qian Wei-Ning. Hadoop: the Definitive Guide. 2nd Edition. Beijing: Tsinghua University Press, 2011 (in Chinese)
（White Tom著，周敏奇，王晓玲，金澈清，钱卫宁（译）. Hadoop 权威指南（第二版）. 北京：清华出版社，2011）

[39] Cattell R. Scalable SQL and NoSQL data stores. ACM SIGMOD Record, 2010, 39(4): 12-27

[40] Carey MJ. BDMS performance evaluation: practices, pitfalls, and possibilities. TPCTC 2012, LNCS 7755, 2013: 108-123

[41] Dean J and Ghemawat S. MapReduce: simplified data processing on large clusters. Communications of the ACM, 2008, 51(1):107-113

[42] Kim K, Jeon K, Han H, Kim SG, Jung H and Yeom HY. MRBench: a benchmark for MapReduce framework // Proceedings of the 14th IEEE International Conference on Parallel and Distributed Systems. Melbourne, Australia, 2008: 11-18

[43] Huang SS, Huang J, Dai JQ, Xie T, and Huang B. The HiBench benchmark suite: characterization of the MapReduce-based data analysis // ICDE Workshops on Information & Software as Services. Long Beach, California, USA, 2010: 41-51

[44] Pavlo A, Paulson E, Rasin A, Abadi DJ, DeWitt DJ, Madden S and Stonebraker M. A comparison of approaches to large-scale data analysis // Proceedings of the 2009 ACM SIGMOD International Conference on Management of data. Providence, Rhode Island, USA, 2009:165-178

[45] Patil S, Polte M, Ren K, Tantisiriroj W, Xiao L, López J, Gibson G, Fuchs A and Rinaldi B. YCSB++: benchmarking and performance debugging advanced features in scalable table stores // Proceedings of the 2nd ACM Symposium on Cloud Computing. Cascais, Portugal, 2011:9

[46] Cooper BF, Ramakrishnan R, Srivastava U, Silberstein A, Bohannon P, Jacobsen H, Puz N, Weaver D and Yerneni R. PNUTS: Yahoo!'s hosted data serving platform. Proceedings of the VLDB Endowment. 2008, 1(2):1277-1288

[47] Floratou A, Teletia N, DeWitt DJ, Patel JM and Zhang D. Can the elephants handle the NoSQL onslaught? Proceedings of the VLDB Endowment. 2012, 5(12): 1712-1723

[48] Rabl T, Gómez-Villamor S, Sadoghi M, Muntés-Mulero V, Jacobsen H, Mankovskii S. Solving big data challenges for enterprise application performance management. Proceedings of the VLDB Endowment. 2012, 5(12): 1724-1735

[49] Lei Wang, Jianfeng Zhan, Chunjie Luo, Yuqing Zhu, Qiang Yang, Yongqiang He, Wanling Gao, Zhen Jia, Yingjie Shi, Shujie Zhang, Chen Zheng, Gang Lu, Kent Zhan, Xiaona Li, Bizhu Qiu. BigDataBench: a big data benchmark suite from Internet services. CoRR abs/1401.1406, 2014

[50] Zhu Yuqing, Zhan Jianfeng. BigOP: generating comprehensive big data workloads as a benchmarking framework // Proceedings of the 19th international conference on Database Systems for Advanced

Applications. Bali, Indonesia, 2014: 483-492

[51] Xi Huafeng, Zhan Jianfeng, Jia Zhen, Hong Xuehai, Wang Lei, Zhang Lixin, Sun Ninghui, and Lu Gang. Characterization of real workloads of Web search engines // Proceedings of 2011 IEEE International Symposium on Workload Characterization. Austin, TX, USA, 2011: 15-25

[52] Jia Zhen, Wang Lei, Zhan Jianfeng, Zhang Lixin, Luo Chunjie. Characterizing data analysis workloads in data centers // Proceedings of 2013 IEEE International Symposium on Workload Characterization, Portland, OR, USA, 2013: 66-76

[53] Luo C, Zhan J, Jia Z, Wang L, Lu G, Zhang LX, Xu C, and Sun N. CloudRank-D: benchmarking and ranking cloud computing systems for data processing applications. Frontier of Computer Science. 2012, 6(4): 347-362

[54] Armstrong TG, Ponnekanti V, Borthakur D and Callaghan M. LinkBench: a database benchmark based on the Facebook social graph // Proceedings of the 2013 ACM SIGMOD international conference on Management of data. New York, USA, 2013: 1185-1196

[55] Ma Haixin, Wei Jinxian, Qian Weining, Yu Chengcheng, Xia Fang and Zhou Aoying. On benchmarking online social media analytical queries // Proceedings of First International Workshop on Graph Data Management Experiences and Systems, New York, USA, 2013: 10

[56] Liu Bingbing, Meng Xiaofeng, and Shi Yingjie. CloudBM: a benchmark for cloud data management systems. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology. 6(6):504-512, 2012 (in Chinese)
（刘兵兵，孟小峰，史英杰. CloudBM：云数据管理系统测试基准. 计算机科学与探索, 6(6):504-512, 2012）

[57] Gray J, Sundaresan P, Englert S, Baclawski K, and Weinberger PJ. Quickly generating billion-record synthetic databases // Proceedings of the 1994 ACM SIGMOD international conference on Management of data, Minneapolis, Minnesota, USA, 1994: 243-252

[58] Arasu A, Kaushik R, and Li J. Data generation using declarative constraints // Proceedings of the 2011 ACM SIGMOD International Conference on Management of data, Athens, Greece, 2011: 685－696

[59] Hoag JE and Thompson CW. A parallel general-purpose synthetic data generator. SIGMOD Record, 2007, 36(1):19－24

[60] Frank M, Poess M, and Rabl T. Efficient update data generation for dbms benchmarks // Proceedings of the 3rd ACM/SPEC International Conference on Performance Engineering, Boston, USA, 2012: 169－180

[61] Houkjar K, Torp K, and Wind R. Simple and realistic data generation. // Proceedings of the 32nd international conference on Very large data bases , Seoul, Korea, 2006: 1243－1246

[62] Stephens JM and Poess M. Mudd: a multi-dimensional data generator. // Proceedings of the 4th international workshop on Software and performance, Redwood Shores, California, USA, 2004: 104－109

[63] Binnig C, Kossmann D, Lo E, and Ozsu MT. Qagen: generating query-aware test databases // Proceedings of the 2013 ACM SIGMOD International conference on management of data, Beijing China, 2007: 341－352

[64] Lo E, Cheng N, and Hon WK. Generating databases for query workloads. Proceedings of the VLDB Endowment, 3(1):848－859, 2010.

[65] Erdős P and Rényi A. On the evolution of random graphs. Publication of the mathematical institute of the Hungarian academy of sciences, 1960. 17-61

[66] Barabasi AL and Albert R. Emergence of scaling in random networks. Science, 1999, 286:509-512

[67] Albert R and Barabasi AL. Statistical mechanics of complex networks. Reviews of modern physics, 2002, 74:47–97

[68] Kleinberg JM, Kumar R, Raghavan P, Rajagopalan S, and Tomkins A. The web as a graph: measurements, models, and methods // Proceedings of International Conference on Combinatorics and Computing, 1999: 1－17

[69] Kumar R, Raghavan P, Rajagopalan S, and Tomkins A. Extracting large-scale knowledge bases from the web // Proceedings of 25th International Conference on Very Large Data Bases, Edinburgh, Scotland, UK, 1999: 639－650

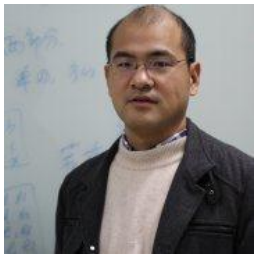
[70] Leskovec J, Kleinberg JM, and Faloutsos C. Graphs over time: densification laws, shrinking diameters and possible explanations // Proceedings of the 11th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery in data mining, 2005: 177－187

[71] Leskovec J and Faloutsos C. Scalable modeling of real graphs using kronecker multiplication // Proceedings of the 24th international conference on Machine learning, Corvallis, OR, USA, 2007: 497－504

[72] Baru C, Bhandarkar M, Nambiar R, Poess M and Rabl T. Benchmarking big data systems and the BigData top100 list. Big Data. 2013, 1(1): 60-64

[73] Meng Xiao-Feng, Ci Xiang. Big data management: concepts, techniques and challenges. Journal of Computer Research and Development, 2013, 50(1):146-169 (in Chinese)
（孟小峰，慈祥. 大数据管理：概念、技术与挑战. 计算机研究与发展, 2013, 50(1):146-169）

[74] Li Jian-Zhong, Jin Che-Qing. The Challenges of Data Management System's Architecture. 10000 selected problems in Sciences (Information Sciences), Beijing: Science Press, 2011:580-582 (in Chinese)
（李建中，金澈清. 数据库管理体系结构面临的挑战. 10000 个科学难题（信息科学卷）. 北京：科学出版社, 2011:580-582）



JIN Che-Qing, born in 1977. Ph.D., professor. His research interests include data stream management, uncertain data management.

QIAN Wei-Ning, born in 1976, professor, Ph. D. Supervisor. His research interests include Web data management and social analysis and mining.

ZHOU Min-Qi, born in 1980, Ph.D., associate professor. His research interests include computational advertisement and in-memory database.

ZHOU Ao-Ying, born in 1965, professor, Ph. D. supervisor. His research interests focus on data management and applications, inclusive of Web data management, data intensive computing, in-memory cluster computing, big data benchmarking and performance optimization..

Background

This paper surveys recent research work on database benchmarking that belongs to the database category. The significant achievements of database technologies and systems during the past forty years create a several hundred billion dollar market, since database is full of opportunities and competitions. Database benchmark that refers to a set of specifications to evaluate and compare different database systems plays an important role in the development of database. The benchmarking result can reflect the performance gap between various database systems objectively and comprehensively, promote technological progress, and guide the healthy development of database. The development of database benchmarks is highly related to the development of applications. When applications upgrade, new data management needs occur, which gives rise to new data management theory. Subsequently, new data management systems come into being, and ultimately it is necessary to create new database benchmarks to evaluate such systems.

Although database benchmarks have been studied for several decades, traditional benchmarks such as TPC series cannot work well in the big-data era. Big data is actually quite different from the existing data models due to three major characteristics: volume, velocity, and variety. Some new benchmarks are proposed to evaluate the performance of big data management systems. Such new benchmarks differ a lot from the others in all aspects, including data generation, workload, metrics, and so on. Consequently, it is critical to devise new benchmarks in the new big-data era.

This paper reviews research progress of database benchmarks, particularly the benchmarks for big data in recent years, and prospects for the future study.