

# 计算科学评论

环球科学 出品

WWW.COMPUTER.ORG

2016年第2期

## BIG DATA 大 数据

中国的互联网+  
在过去的日子里研究计算史  
科幻与智能工具

定价：25元

合作机构



IEEE  
computer  
society



ISSN 1673-5153



# 云计算

人工智能

工控机

制造业

电子

嵌入计算

传感器

互联网

# 3D 打印

绿色计算

图形图像

虚拟现实

职场  
市场  
行业分析  
**创业**  
学习 科技新闻  
竞赛

找工作  
教育

互联网金融

芯片

大数据

软件架构

纳米架构

人机交互

多媒体

普适计算 MEMS



微信名：计算机人 微信号：jisuanren



# Copyright

# 版权

## 主管单位 Authorities in Charge

中华人民共和国教育部 Ministry of Education of the People's Republic of China

## 主办单位 Sponsor

中国大学出版社协会 China University Presses Association

## 出版单位 Publisher

《环球科学》杂志社有限公司 GLOBAL SCIENCE MAGAZINES Co., Ltd

社址 Address: 北京市朝阳区秀水街1号建外交公寓4-1-21 Office 4-1-21, Jianguomen Diplomatic Residence Compound, No. 1, Xiu Shui Street, Chaoyang District, Beijing, China. 邮编 100600

联系电话: 010-85325810 / 85325871

## 社长 / 总编辑 Editor-in-chief

陈宗周 ChenZongzhou

## 副校长 / 副总编辑 Deputy Editor-in-chief

刘芳 LiuFang

## 执行出版人 Publisher

管心宇 Xinyu Guan

## 资深编辑 Senior Editor

马法达 Falda Ma

刘妍 Yan Liu

## 特约编辑 Contributing Editor

史彦诚 Yancheng Shi

刘大明 Daming Liu

高天羽 Tianyu Gao

费楠 Yong Fei

王璇 Xuan Wang

## 运营中心 OPERATING DEPARTMENT

运营机构 Publisher

上海灵宸文化传媒有限公司

## 发行部 Circulation Department

## 发行总监 Circulation Director

谢磊 XieLei 010 - 57439192

## 市场部 Marketing Department

## 市场总监 Marketing Director

孔祥彬 KongXiangbin 010 - 85325810 - 807

## 广告部 Advertising Department

## 销售总监 sales Director

范欢 FanHuan 010-85325871-802 010-85325981

## 读者服务部 Reader Service

杜珺 Du Jun 010 - 57458982

## 印刷: 北京博海升彩色印刷有限公司

如发现本刊缺页、装订错误和损坏等质量问题, 请在当月与本刊读者服务部联系调换 (请将坏书寄回)。

国际标准刊号: ISSN 1673-5163

国内统一刊号: CN11-5480/N

广告经营许可证号: 京朝工商广字第8144号

## 知识产权声明:

IEEE, IEEE Computer, IEEE中文网站的名称和标识, 属于位于美国纽约的电气电子工程师学会有限责任公司所有的商标, 仅通过授权使用。这些材料的一部分由IEEE Computer英文版翻译而来, 版权归IEEE所有, 并经IEEE授权翻译复制。

IEEE Computer杂志的中文版权, 由美国电气电子工程师学会有限责任公司授予上海灵宸文化传媒有限公司, 并由本刊独家使用。

本刊发表的所有文章内容由作者负责, 并不代表上海灵宸文化传媒有限公司、美国电气电子工程师学会有限责任公司的立场。

本刊内容未经书面许可, 不得以任何形式转载或使用。

## 编辑团队

### 执行编辑

Carrie Clark

cclark@computer.org

### 高级编辑

Chris Nelson

### 编辑

Lee Garber, Meghan O'Dell

### 特约编辑

Christine Anthony, Rebecca Torres

### 多媒体编辑

Brian Brannon

### 设计和产品

Monette Velasco, Lead

Jennie Zhu-Mai, Lead

Mark Bartosik

Larry Bauer

Erica Hardison

### 封面设计

Andrew Baker

### 平面设计

Hector Torres

### 高级商务拓展经理

Sandy Brown

### 高级广告经理

Marian Anderson Debbie Sir

### 产品和服务总监

Evan Buttereld

### 会员总监

Eric Berkowitz

### 编辑服务高级经理

Robin Baldwin Manager

### 编辑服务内容开发

Richard Park

## 主编

Sumi Helal

University of Florida

helal@cise.u.edu

## 副主编

Ying Dar Lin

National Chiao Tung University

ydlin@cs.nctu.edu.tw

## 副主编, COMPUTING PRACTICES

Rohit Kapur Synopsis

rohit.kapur@synopsys.com

## 副主编, PERSPECTIVES

Bob Colwell

bob.colwell@comcast.net

## 副主编, SPECIAL ISSUES

George K. Thiruvathukal

gkt@cs.luc.edu

## 副主编, MULTIMEDIA EDITOR

Charles R. Severance

University of Michigan

csev@umich.edu

## 2016年IEEE计算机协会主席

Roger U. Fujii

Fujii Systems

r.fujii@computer.org

## 行业编辑

### 大数据和数据分析

Naren Ramakrishnan

Virginia Tech Ravi Kumar Google

### 云计算

Schahram Dustdar

TU Wien

### 计算机架构

David H. Albonesi

Cornell University

### Greg Byrd North

Carolina State University

### Erik DeBenedictis

Sandia National Laboratories

### 绿色和可持续计算

Kirk Cameron

Virginia Tech

### 健康信息学

Upkar Varshney

Georgia State University, Atlanta

### 高性能计算

Vladimir Getov

University of Westminster

### 识别科学和生物识别技术

Karl Ricanek

University of North Carolina

Wilmington

### 物联网

Roy Want

Google

### 安全和隐私

Rolf Oppiger

eSECURITY Technologies

### 软件

Renée Bryce

University of North Texas

Jean-Marc Jéz é quel University of Rennes

### 视觉、可可视化和增强技术

Mike J. Daily

HRL Laboratories

## 顾问委员会

### Doris L. Carver

Louisiana State University (EIC Emeritus)

### Carl K. Chang

Iowa State University (EIC Emeritus)

### Theresa-Marie Ryhne

Consultant

### Bill Schilit

Google

### Savitha Srinivasan

IBM Almaden Research Center

### Ron Vetter

University of North Carolina

Wilmington (EIC Emeritus)

### Alf Weaver

University of Virginia



# 中国计算机学会(CCF) 会员专属权益

▽ 项目

▽ 会员

▽ 非会员

▽ 说明

CCF通讯 (CCCF)	免费	480元/年	全年12期，纸质版，每月邮寄；另有PDF版及IPAD版
中国计算机科学技术年度发展报告	免费	96元/册	权威报告，每年一册，电子版
特价加入ACM	100元/年	240元/年	CCF会员特价加入ACM会员，享受ACM会议优惠、ACM电子版通讯、电子刊等
YOCSEF	免费	付费	除北京总部外，CCF已在24个城市建立了分论坛，每年活动逾百次
会员活动中心活动 (CCF城市分部)	免费	付费	CCF已在24个城市建立会员活动中心，每年活动逾百次
计算机职业资格认证 (CSP)	优惠	付费	一年3次，每年近万人参加，认证结果受到知名高校及企业认可
CCF电子刊	免费	无	每月6期
数字图书馆	免费	无	期刊、培训视频等资料
CCF网站信息发布	免费	无	会员登陆会员系统后在CCF官网发布会员成就、推荐会议、求职、招聘等信息
选举权、被选举权、参与学会治理	专有	无	
中国计算机大会 (CNCC)	优惠	全价	每年一次，每次参会人数逾3000人
学科前沿讲习班 (ADL)	优惠	全价	每年10期，每期邀请该领域国内外顶级专家作为讲者
IEEE CS准会员资格	65元/年	+240元/年	享受IEEE CS会议优惠、每月3期电子刊等
专业委员会议	8折	全价	CCF拥有35个专业委员会，每年活动近百次
CCF13种会刊论文版面优惠	8.5折	全价	限第一作者

获得以上CCF会员专属服务，只需支付**200**元/年会费！

地址：北京科学院南路6号  
电话：(86-10) 62648654  
网址：[www.ccf.org.cn](http://www.ccf.org.cn)

通信：北京2704信箱，100190  
邮箱：[membership@ccf.org.cn](mailto:membership@ccf.org.cn)



扫码成为CCF会员

# 计算科学评论



10

## 导读 大数据

纳伦·拉马克里希南 (Naren Ramakrishnan) 拉维·库马尔 (Ravi Kumar)

2016年7月刊

## 封面报道

13

21

33

### 操作型 NoSQL 系统：新特性与发展趋势

吉纳什·帕特尔  
(Jignesh M. Patel)

### 数据库管理的文艺复兴：纵览当今的数据库

文卡特·N. 古蒂瓦达  
(Venkat N. Gudivada)

他那·拉奥 (Dhana Rao)

维杰·V. 拉加万  
(Vijay V. Raghavan)

### 大数据的认知存储

乔瓦尼·凯鲁比尼  
(GIOVANNI CHERUBINI)

延斯·杰里托 (JENS JELITTO)

维诺多·文卡特桑  
(VINODH VENKATESAN)

2016年7月刊

# 目录



41

51

## 大数据分析中的游牧计算

余相甫 ( Hsiang-Fu Yu )  
谢卓叡 ( Cho-Jui Hsieh )  
尹孝根 ( Hyokun Yun )  
S.V.N. 维斯瓦纳坦 ( S.V.N. Vishwanathan )  
因德里特 · 迪隆 ( Inderjit Dhillon )

## 利用个性化分析预测学生成绩

阿斯玛 · 艾尔巴德拉伊  
( Asmaa Elbadrawy )  
阿格里察 · 波利佐  
( Agoritsa Polyzou )  
任志云  
( Zhiyun Ren )  
麦肯齐 · 斯威尼  
( Mackenzie Sweeney )

乔治 · 卡里皮斯  
( George Karypis )  
胡素法 · 兰法拉  
( Huzeifa Rangwala )

## 新兴市场

06 中国的互联网 +

王柱 ( Zhu Wang ), 陈超 ( Chao Chen ), 郭斌 ( Bin Guo ), 于志文 ( Zhiwen Yu ), 周兴社 ( Xingshe Zhou )

## 社会计算

60 21世纪的社交机器人

丹尼尔 · 乌尔里希 ( Daniel Ullrich ), 安德雷亚斯 · 布茨 ( Andreas Butz )

## 数据分析

66 没有信息架构  
就没有人工智能

塞思 · 厄利 ( Seth Earley )

## 计算机历史

72 1970 – 1990:  
在过去的日子研究历史  
詹姆斯 · W · 科尔塔达 ( James W. Cortada )

## 科幻小说原型

78 科幻与即将到来的  
智能工具时代

布莱恩 · 大卫 · 约翰逊 ( Brian David Johnson )



# 中国的互联网 +

文 | 王柱 (Zhu Wang), 西北工业大学 (Northwestern Polytechnical University, China)

陈超 (Chao Chen), 重庆大学 (Chongqing University, China)

郭斌 (Bin Guo), 于志文 (Zhiwen Yu), 周兴社 (Xingshe Zhou), 西北工业大学 (Northwestern Polytechnical University, China)

译 | 刘大明



国政府于 2015 年 3 月公  
布了旨在推动中国经济发  
展的互联网 + 行动计划。

<sup>1</sup> 该计划将移动互联网、云计算、大数据和物联网 (IoT) 和传统工业相结合，以推进经济转型，提高人民的生活水平，甚至转变政府职能。但是，中国的互联网 + 仍处于早期阶段，缺乏创新驱动型的生态系统和开放、可定制化的平台。在本文中，我们将从六个不同的角度总结互联网 + 的特点，并通过描述制造业、金融、商业、交通、医疗和教育上的前沿应用，详细阐述该计划的最优方式。中国的互联网 + 计划面对几项挑战，但同时也呈现出颇具前途的发展趋势。

## 互联网 + 及其特点

互联网 + 是通过在线平台和信息技术实现互联网与传统工业的结合，通过重塑创新机制和经济结构，有望推进中国经济的增长。总体上讲，中国新兴的互联网 + 有以下几个特点 (可

在百度百科上搜索“互联网 +” ) :

- 跨界融合。互联网 + 中包含了不同领域的经济学科，因此，其最重要的特点就是实现互联网与传统工业之间的跨界融合。
- 重塑结构。信息革命、全球化和互联网已经打破了现有的社会、经济、甚至文化结构。因此，互联网时代需要一个重塑的过程。
- 公开和可共享的平台。互联网 + 的一个重要目标是扫除约束创新的障碍，提供一个公开和可共享的平台，让企业有更多的机会实现自己的创新。
- 连接一切。互联网 + 将云计算、大数据和物联网相结合，使每个人与万事万物之间建立了联系，即人与人、人与物、人与服务以及物与物之间都有了联系。因此，连接一切将是互联网 + 的一个重  
要特点。<sup>2</sup>

互联网 + 还必须具备以下特点：

- 创新驱动。中国目前的创新驱动型经济还处于不可持续发展的状态，在互联网 + 时代必须实现向创新驱动型经济模式的转变。
- 量来源于对人性的尊重，对用户体验的敬畏以及对人的创造力的考量。因此，由于互联网 + 是互联网和传统工业的结合，以人为本的产品设计和制造就成为互联网 + 的另一个重要特点。

## 前沿应用

表 1 中总结了互联网 + 在不同行业和领域内的应用。

## 互联网 + 制造

“中国制造 2025”国家互联网 + 制造业计划旨在将中国由制造业大国转变为世界制造业强国。<sup>3</sup> 该计划有望通过现代制造业与移动互联网、云计算、大数据和物联网的结合，加快创

**表 1. 中国互联网 + 的前沿应用。**

行业或领域	应用	例子
互联网+制造	汽车行业	阿里巴巴与国家工商总局合资的互联网汽车项目 ( <a href="http://www.globaltimes.cn">www.globaltimes.cn</a> ), 百度无人驾驶汽车研发项目( <a href="http://www.chinadailyasia.com">www.chinadailyasia.com</a> )和腾讯与富士康和和谐汽车合作的智能汽车项目( <a href="http://www.techinasia.com">www.techinasia.com</a> )
互联网+金融	网上理财	阿里巴巴余额宝 ( <a href="https://yebprod.alipay.com">https://yebprod.alipay.com</a> ) 百度利滚利( <a href="https://8.baidu.com/investment">https://8.baidu.com/investment</a> ) 腾讯理财通 ( <a href="http://qian.tenpay.com">http://qian.tenpay.com</a> )
	在线和移动支付	阿里巴巴支付宝( <a href="http://www.alipay.com">www.alipay.com</a> ), 百度百付宝 ( <a href="http://www.baifubao.com">www.baifubao.com</a> ), 腾讯财付通( <a href="http://www.tenpay.com/v2">www.tenpay.com/v2</a> )
	P2P借贷	人人贷( <a href="http://www.renrendai.com">www.renrendai.com</a> ), PP贷 ( <a href="http://www.ppdai.com">www.ppdai.com</a> ), 你我贷( <a href="http://www.niwodai.com">www.niwodai.com</a> )
	众筹	百度众筹( <a href="https://8.baidu.com/rich">https://8.baidu.com/rich</a> ), 京东众筹( <a href="http://z.jd.com">http://z.jd.com</a> ), 淘宝众筹 ( <a href="https://izhongchou.taobao.com">https://izhongchou.taobao.com</a> )
	互联网银行	腾讯微众银行( <a href="http://www.webank.com">www.webank.com</a> ), 阿里巴巴的MYbank ( <a href="http://www.mybank.cn">www.mybank.cn</a> )
互联网+商业	B2C平台	淘宝( <a href="http://www.taobao.com">www.taobao.com</a> ), 京东 ( <a href="http://www.jd.com">www.jd.com</a> ), 国美( <a href="http://www.gome.com.cn">www.gome.com.cn</a> )
	B2B平台	阿里巴巴 ( <a href="http://www.alibaba.com">www.alibaba.com</a> ), B2B.cn ( <a href="http://www.b2b.cn">www.b2b.cn</a> )
互联网+交通	打车服务	滴滴打车 ( <a href="http://www.xiaojukeji.com">www.xiaojukeji.com</a> ) 快打的( <a href="http://www.kuaididi.com">www.kuaididi.com</a> )
	专车服务	神州专车 ( <a href="http://www.10101111.com">www.10101111.com</a> ) 百度专车( <a href="http://map.baidu.com/zt/y2014/zc60">http://map.baidu.com/zt/y2014/zc60</a> )
	拼车服务	嘀嗒拼车 ( <a href="http://www.didapinche.com">www.didapinche.com</a> ) 快拼车( <a href="http://www.kuaipinche.com">www.kuaipinche.com</a> )
	定制公交服务	北京市 ( <a href="http://dingzhi.bjbus.com">http://dingzhi.bjbus.com</a> ) 武汉市 ( <a href="http://dz.wbus.cn">http://dz.wbus.cn</a> )
	公共自行车系统	北京市 ( <a href="http://bjjt.bjbus.com">http://bjjt.bjbus.com</a> ) 西安市( <a href="http://www.xazxc.com">www.xazxc.com</a> )
互联网+医疗	在线医疗服务	阿里巴巴的阿里健康( <a href="http://www.aliijk.com">www.aliijk.com</a> 、 <a href="http://healthcare.aliyun.com">http://healthcare.aliyun.com</a> ) 百度“北京健康云”计划 ( <a href="http://www.wtoutiao.com/p/DaaMOp.html">www.wtoutiao.com/p/DaaMOp.html</a> )
互联网+教育	互动教育平台	焦点教育 ( <a href="http://www.focusteach.com">www.focusteach.com</a> ) 科大讯飞FlyBook ( <a href="http://iflybook.changyan.com">http://iflybook.changyan.com</a> )
	在线课堂	学堂在线 ( <a href="http://www.xuetangx.com">www.xuetangx.com</a> ) 微课网 ( <a href="http://www.vko.cn">www.vko.cn</a> ) 百度传课 ( <a href="http://www.chuanke.com">www.chuanke.com</a> )
	在线培训平台	极客学院( <a href="http://www.jikexueyuan.com">www.jikexueyuan.com</a> ) MOOC中国 ( <a href="http://www.mooc.cn">www.mooc.cn</a> )

新型驱动发展的脚步。以汽车行业为例，中国的三家互联网巨头都启动了智能汽车计划。尤其是百度，在 2014 年就启动了无人驾驶汽车研发项目，阿里巴巴在 2015 年初与国家工商管理总局成立了一家合资企业开发互联网汽车。腾讯也与富士康和和谐汽车合作，踏足智能汽车领域。

#### 互联网 + 金融

由于互联网公司具备强劲的创新能力，近年来出现了多种互联网金融

模式，包括网上银行、移动支付、P2P 借贷、众筹和互联网银行。比如，阿里巴巴的余额宝和腾讯的理财通等私人在线金融机构已经撼动了由国有银行垄断的传统金融市场，余额宝仅在 7 个月里就募集了 2500 亿人民币资金，理财通更在仅仅 6 个工作日内就募集资金超过 100 亿人民币。此外，2014 年中国共有 1500 多个 P2P 借贷平台，

总交易额达 2528 亿元人民币。<sup>4</sup>

#### 互联网 + 商业

在过去几年里，中国涌现出了越来越多的互联网 + 商业范例，包括 B2C 和 B2B 公司，形成了世界上最大的电子商务市场。比如，2014 年中国的互联网用户数量达到了 6.49 亿，网站数量达到 400 万个，网上交易总额高达 13 万亿元人民币。尤其是，在全球前 10 的互联网公司中，有 4 家来自中国。

#### 互联网 + 交通

互联网 + 交通的迅猛发展已经给中国人的出行习惯带来了革命性的改

变，在选择汽车作为交通工具时尤其明显。目前，在互联网+交通领域有着形式多样的服务，包括打车服务、专车服务、拼车服务、定制公交服务以及公共自行车系统等。互联网（尤其是移动互联网）与交通的结合不仅能够提升用户的出行体验，提高车辆利用率，而且还将降低废气排放，促进环保。

### 互联网+医疗

互联网+医疗将传统医疗服务与信息技术相结合，有望凭借丰富的数字化资源和先进的人工智能技术，彻底重塑现有的医疗生态系统，并解决中国医疗服务中面临的挑战（就医难、就医贵）。比如，互联网巨头们已将开始在医疗健康领域布局。阿里巴巴的阿里健康旨在提供专业的在线医疗和健康管理服务。百度以自己的搜索平台为基础，与北京市政府合作推进“北京健康云”，该服务共有三个层面：健康感知、健康分析和健康建议。

### 互联网+教育

互联网+教育服务的目的不仅是实现对当前线下教育资源的共享和发展，还要创造出更多生动有趣的教育模式，比如自学和交互式教学。特别是在互联网+时代，公开和共享式教育已经成为发展趋势，这一趋势可分为两个不同的方面。首先是要建设可利用信息技术的智能教室或智能校园，比如交互式教学平台等。另一个趋势是通过互联网提供教育或培训服务，比如在线课堂和在线培训平台等。

## 互联网+面临的挑战

尽管中国的互联网+计划取得了巨大进步，但仍然面临着不少挑战。

### 创新驱动型生态系统

如前文所述，我们知道中国的互联网+计划几乎关系到社会的方方面面，并有望重塑创新和经济体制来推动中国的经济发展。但是，中国现有的社会经济生态系统在许多方面对创新构成了限制，必须要在互联网+的发展过程中打破这套系统。目前需要建立起一套能够激励创新、包容失败的创新驱动型的新生态系统，让所有的创新元素能够自由地发展、聚集并扩散。

### 开放、可定制和共享的创新平台

为了降低创业的门槛，有必要建立一个创新驱动型生态系统，但仅仅这样还不够。我们还需要建立一个新的创新平台，帮助创业者方便有效地将新的创意转化为受欢迎的产品或服务。此外，这一平台必须是开放和可定制的，创业者可以自由定制和开发产品或服务。同时，该平台必须可共享，这样由不同创业者设计的产品或服务才可以方便地互相交流。

### 基于云端智能的跨界整合

为了实现互联网与传统工业的跨界整合，必须收集和汇聚不同领域中不同人群的知识和新创意，这是互联网+时代面临的又一挑战。一方面，互联网专家可能对传统工业不熟悉，而工业专家的互联网知识也有限。另一方面，为了开发以人为本的产品或服务，我们应该不仅仅考虑专家的意

见，还要考虑众人智慧。在互联网+时代，众人智慧将在产品和服务的设计、制造和销售过程中发挥更加重要的作用。因此，跨界整合机制必须能够支持来自不同领域的不同人群的知识融合。

## 未来方向

考虑到互联网+的前沿应用和面临的挑战，我们在这里提出未来发展的三个方向，可以在中国互联网+计划的实施中发挥重要作用。

### 互联网2.0+创新2.0

一方面，互联网2.0的快速发展推动了创新的发展，导致“创新2.0”的出现，表现为以人为本、参与式创新和合作创新。另一方面，由于互联网+是在创新2.0下对互联网和传统工业的整合，所以它代表着一种新的经济发展模式，互联网在优化资源配置和产品要素整合中发挥着重要作用。因此，在互联网+时代，要有互联网2.0和创新2.0的深度融合，这将促进实体经济的发展，提高生产力，催生出以互联网及其实现工具为基础的新的经济发展模式，最终，给人民的经济和社会生活的每个领域造成深远影响。

### 国家总动员

一方面，随着互联网+成为国家计划，政府将在其有效生态系统的建设上发挥领导作用，为互联网企业开发工业园区和孵化器。另一方面，许多企业也会跟进互联网+的大潮，积极引进互联网+技术来培训员工，并加强与互联网企业之间的合作。而且，

在互联网+时代，普通大众也会开创自己的互联网+新事业，或者以集体智慧形式贡献自己的创新理念，从而发挥更重要的作用。

### 服务商的崛起

中国要实施互联网+计划，政府和企业之间需要大量的第三方服务企业，我们称之为互联网+服务商。这些服务商本身并不参与“互联网+服务企业”的生产过程，但会促进线上和线下合作方之间的合作，并提供增值服务，比如员工招聘与培训、系统设计和数据分析等。



国的互联网+计划仍处于早期阶段，仍有大量挑战亟待解决。因此，政府必须建立创新驱动型生态系统，动员整个社会的热情。总而言之，我们相信，互联网+作为一项国家计划，在未来几年内将实现重大发展，并将全面变革中国的创新和经济结构。■

### 致谢

本文受到国家基础研究项目（项目号2015CB352400）、国家自然科学基金（项目号61402369、61332013）、陕西省自然科学基金（项目号2015JQ6237）、中央高校基本科研专项资金（项目号3102014JSJ0004、106112015CDJXY180001）、空间信息智能感知与服务深圳市重点实验室（深圳大学）和重庆基础与前沿研究项目（项目号CSTC2015JCY-JA00016）的部分资助。作者在此对所有同行的讨论和建议表示感谢。

### 参考文献

1. The Internet Plus Action Plan, governmentwork report, China's StateCouncil, 2015.
2. J. Zeng and M. Yang, "Internet Plusand Networks Convergence," ChinaCommunications, vol. 12, no. 4, 2015,pp. 42–49.
3. Made in China 2025, government report,China's State Council, 2015.
4. 2015 Internet Plus White Paper, Tencent,Oct. 2015.

**陈超**是重庆大学计算机科学副教授。他的研究兴趣包括普适计算、社交网络分析和用于智慧城市应用的大数据分析。联系方式：cschaochen@cqu.edu.cn。

**郭斌**是西北工业大学计算机科学教授。他的研究兴趣包括普适计算和移动群体感知。联系方式：guob@nwpu.edu.cn。

**於志文**是西北工业大学计算机科学教授。他的研究兴趣包括普适计算、社交网络和大数据。联系方式：zhiwenyu@nwpu.edu.cn。

**王柱**是西北工业大学计算机科学讲师。他的研究兴趣包括普适计算、社交网络分析和医疗健康。联系方式：wangzhu@nwpu.edu.cn。

**周兴社**是西北工业大学计算机科学教授。他的研究兴趣包括网络-实体系统、普适计算和云计算。联系方式：zhouxs@nwpu.edu.cn。



听听Diomidis Spinellis说什么

播客：“交易工具”

[www.computer.org/toolsofthetrade](http://www.computer.org/toolsofthetrade)

Software

IEEE Computer Society

# 大 数 据



文 | 纳伦·拉马克里希南 (Naren Ramakrishnan)，弗吉尼亚理工学院  
(Virginia Tech)

拉维·库马尔 (Ravi Kumar)，谷歌 (Google)

译 | 成丰、李睢，北京大学

聂辰成，电子科技大学

席天宇，中国科学院大学

张毅，国防科技大学

随着数据在所有领域积累起来，大数据的作用变得越来越重要。本期杂志的封面文章讨论了对数据库、算法和应用产生影响的大数据技术趋势。

## 当

我们把大数据放到高德纳  
的技术成熟度曲线 (Hype  
Cycle for Emerging

Technologies) 上时，会发现大数据已经度过了过高期望峰值期 (peak of inflated expectations) 和泡沫化的谷底期 (trough of disillusionment)，现在正处于稳步爬升的光明期 (slope of enlightenment，参见 [www.gartner.com/technology/research/methodologies/hype-cycle.jsp](http://www.gartner.com/technology/research/methodologies/hype-cycle.jsp))。

在本期的封面文章中，我们发表了 5 篇文章。这些文章讨论了一些特别的技术和产品，包括数据库、算法和应用，并以此体现大数据的现代趋势。

## 本期导读

NoSQL 是一种与大数据革命相关

的早期技术。随着大数据炒作周期完结，业界仍缺乏对 NoSQL 定义的共识，只是对众多功能特性进行总结。吉纳什·帕特尔 (Jignesh M. Patel) 在他的文章《操作型 NoSQL 系统：新特性与发展趋势》给出了对该问题的启示。此外他还给出了明确的定义和描述，并指出了有前景的未来研究方向。

在《文艺复兴：纵览当今的数据库》一文中，文卡特·N. 古蒂瓦达 (Venkat N. Gudivada)、他那拉奥 (and Dhana Rao) 和维杰·V. 拉加万 (Vijay V. Raghavan) 拓展了这些观点，并以此对现代大数据系统结构的选择上提供了整体意见。同时，作者还提供了现代化数据库管理术语和概念的词汇表，以及一份有用的问题清单，可以在选择大数据系统设计的时候对这些问题进行回答。

在前瞻性的文章《大数据的认知存储》中，乔瓦尼·凯鲁比尼 (GIOVANNI



CHERUBINI)、延斯·杰里托 (JENS JELITTO) 和维诺多文卡特桑 (VINODH VENKATESAN) 提出了“数据认知存储系统”的概念。和传统的数据存储系统不同，一个认知存储系统包含了数据的值，数据的普及度和数据的陈旧程度。为实现这个存储系统，一种可以将数据分类成不同意义层级的学习算法和自定义数据布局的多层次存储结构相应而生。这个概念的提出对于大数据的科学和商业应用方面都有一定影响。

在《大数据分析中的游牧计算》一文中，余相甫，谢卓叡，尹孝根 (Hyokun Yun)，维斯瓦纳坦 (S.V.N. Vishwanathan) 和因德里特·迪隆 (Inderjit Dhillon) 等人概括了诸多机器学习框架，给出了“游牧计算”这一新框架的定义。以矩阵完备化和主题模型等两个广泛应用的机器学习算法为例，他们介绍的这一新方法比流行的 MapReduce 方法在工作负载平衡方面表现更为出色。

在最后一篇文章里，阿斯玛·艾尔巴德拉伊 (Asmaa Elbadrawy)、阿格里察·波利佐 (Agoritsa Polyzou)、Zhiyun Ren、麦肯齐斯威尼 (Mackenzie Sweeney)、乔治·卡里皮斯 (George Karypis) 和胡素法·兰法拉 (Huzeifa Rangwala) 选择了另一个当前的热点研究领域——大规模公开在线课程 (MOOC)。在《用个性化分析预测学生成绩》这一文中，他们提出了一种预测学生保持率、课内考核和最终成绩的方法。他们的研究成果源于明尼苏达大学、乔治梅森大学的传统课

## 关于作者

**纳伦·拉玛克里希南 (Naren Ramakrishnan)** 是弗吉尼亚理工学院的讲席教授和学校的发现分析中心 (Discovery Analytics Center) 主任。他的研究方向包括数据分析、推荐系统和应用机器学习。他在普渡大学获得了计算机科学的博士学位。他是 IEEE 计算机协会和美国计算机协会 (ACM) 的会员。联系方式：naren@cs.vt.edu。

**拉维·库马尔 (Ravi Kumar)** 是谷歌的高级科学家。他的研究方向包括数据挖掘、适合海量分析的算法，以及计算理论。库马尔在康奈尔大学获得了计算机科学的博士学位。他是 ACM 的会员。联系方式：ravi.k53@gmail.com。

程和斯坦福大学的 MOOC 的数据。

技术大师马克·维瑟 (Mark Weiser) 曾说过：“最伟大的技术是那些消失的技术，它们从人们的视线中消失，

融入日常生活用品当中，让人们不再意识到它们的存在。”以大数据为例，在技术成熟度周期结束后，这项技术本身已经很难产生什么大新闻，因为它已被广泛地部署到生活中。毫不夸张地说，每个研究者都要成为数据科学家。

**Software**  
**计算科学博客**  
[www.computer.org/oncomputing](http://www.computer.org/oncomputing)



**with  
GRADY  
BOOCH**

IEEE computer society



# 操作型 NoSQL 系统：新特性与发展趋势

文 | 吉纳什·帕特尔 (Jignesh M. Patel)，威斯康辛大学 (University of Wisconsin)

译 | 张毅，国防科技大学

操作型 NoSQL 系统是数据管理领域相对新型的系统，目前还存在许多对其系统能力认知的疑惑以及它们如何区别于传统的关系型数据库系统。这篇综述将从系统特性上区分这两类数据管理系统，并概述了若干未来的研究方向。

由于大数据应用需求的不断提升，数据管理系统 (DMSs) 需要提供能够有效满足新系统性能以及可扩展水平需求的基础架构。在过去的四十多年中关系型数据库系统 (RDBMSs) 一直是商业系统的主导。然而，当前大数据应用需求的许多功能特性，如对易变更的模式、异构化的数据类型以及多样化的数据模型等功能的支持，都不是传统 RDBMSs 所擅长的。

为了解决这些功能上的缺陷，备受期待的新型数据管理系统 DMSs 能够自如地、自动地以及高效地实现系统扩展。自如可扩展性允许系统随着数据规模的不断增长，仅通过增加系统节点数目就能满足应用需求。具备自动可扩展的系统能够自动地在各节点间平衡数据访问以适应新增加节点。最

后，高效可扩展性指随着硬件性能提升，部署该系统的运维费用将降低。因此，我们可以不必从降低计算和存储硬件开支来缩减经费，通过 DMS 部署与运维费用的降低来维持不变的总体经费。

一类新的 DMSs——NoSQL 系统，展现出这三类特征。虽然从名称字面上看，NoSQL 是 SQL 对立面，但 NoSQL 系统包含了好几类系统，理解为 Not-Only SQL。NoSQL 系统目标是对支持 SQL 的 RDBMSs 进行扩充，而不是取代，其设计因素也体现在现有 RDBMSs 中。事实上，NoSQL 系统很多理念和特征既不新颖也不唯一。而主要的不同，也即它的创新出发点，在于 NoSQL 系统强调不同功能特性的集成，并实现为易于部署的数据管理产品。

## NoSQL 系统分类

**在** 关系型数据库管理系统领域，一般分为两类数据处理系统：联机事务处理（OLTP）系统与决策支持系统（DSSs）。OLTP 负载通常包含大量“短”的来回查询，该类查询仅需读/写整个数据库中少量元组或记录。例如 OLTP 负载可能是订单条目，数据库中记录新的订单并只访问存在的订单条目。相比之下，DSS 负载通常包含在数据库中一个或多个数据表进行扫描、连接以及聚类等复杂查询。例如，销售趋势分析即为 DSS 引擎中完成的典型业务。类似的，NoSQL 系统也主要包含两大类：操作型 NoSQL 系统（对应于 OLTP）和分析型 NoSQL 系统（对应于 DSSs）。就如关系领域的 OLTP，操作型 NoSQL 系统是事务性的。示例系统包括 Aerospike、Cassandra、Couchbase、DynamoDB、HBase、MarkLogic、MongoDB、Oracle NoSQL、Redis 和 Riak 等。与此相反，分析型 NoSQL 系统往往基于 MapReduce、Hadoop 和 Spark 平台。类似于传统 RDBMS，分析型和操作型 NoSQL 系统具有不同的应用场景以及很大程度上独立的市场。

从“**NoSQL 系统分类**”侧栏的描述中，NoSQL 系统分为操作型与分析型两类。在大多数情况下，操作型 NoSQL 系统没有像分析型 NoSQL 系统那样得到足够的研究关注<sup>1</sup>，因此业界了解较少。本文大部分内容基于 NoSQL 供应商和客户的访谈，目的是提升操作型 NoSQL 系统（后面简称为“**NoSQL 系统**”）的认知度。从这些访谈可知当前 NoSQL 系统正在迅速发展而且其功能界限逐渐模糊。结合多个数据模型的系统已经出现，而且这种趋势可能持续下去。访谈中还强调当前数据管理市场竞争激烈，并且很多现存产品都希望扩展其应用范围来填补空白。

## 功能定义

根据“**大数据起源**”侧栏中的描述，

NoSQL 系统中很多显著功能特性都是由大数据应用需求催生的。基于各类 NoSQL 系统广泛部署运营的用户共识，图 1 描述了 NoSQL 系统共同具备的核心功能和独有的附加功能。

### 共同核心功能

大多数 NoSQL 系统共同的功能包括可延展的数据模式、灵活的查询、操作简单性、社区支持以及低成本。

**延展性模式。**在当前的很多应用中，数据模式经常需要更改。例如，当在一个广告目标平台中存储用户资料信息时，用户属性数目将随着新记录到的用户信息而改变。另一个例子是在线市场例如 eBay 或 Craigslist 中管理用户活动数据。由于上层应用驱使市场改变，需要为每个用户及每次用户活动存储更多的信息。相关规定可能还要求在记录新信息的同时，继

续保留近几年的历史信息数据。通过传统“先定义模式，然后查询使用”的 RDBMSs 解决方案来管理这类数据已不太可能实现。一次模式的改变，例如增加一列属性，在复杂运行环境中可能要耗费数周时间。

与此相反，NoSQL 系统具有延展性模式。通常使用基于文档的数据模型，该模型中数据库可视为一个文档集合；或使用键值数据模型，将数据集表示为键值对。在这些系统中，用户可以先导入数据，然后再定义或重定义模式。这些灵活的数据模型（文档或键值模型）允许同一记录集合中的两条记录拥有数目各异的属性。因此可以较容易处理数据管理中的模式变更处理和模式版本控制问题，而且开发部署新功能的时间将大大缩短。

**弹性查询。**与延展性模式运用紧密相关是基于弹性数据库搜索方法的应用，例如依赖正则表达式和关键字查询的自由形式查询。当 NoSQL 系统被同时用作描述异构数据集的元数据库和访问这些数据集的门户时，查询弹性尤为重要。这种用例在将数据进行集中独立存储的企业中被广泛应用。多个数据存储通常会导致在个别部门或企业并购中新数据集的不平衡增长。传统上企业依据职能部门（包括市场、营销、结算和人力资源等部门）来存储数据，而且这些部门大多数都是独立的。基于大数据的应用将改变这种数据管理形式，因为大数据应用允许管理机构查看所有企业数据，并因此



图1. 随机优化矩阵补全目标函数的访问图。（a）更新参数  $w_i$  和  $h_j$  需要访问  $w_i$ 、 $h_j$  和  $A_{ij}$ 。（b）相同的访问的模式的图形表示。黑色表示该节点的值被更新，灰色表示该节点值被读取，白色的节点既不在更新也不在读取。

做出更明智和全面的决策。

在理想情况下，可能会存在着一个完美的数据库模式来对应一个企业中的所有数据，然后所有的应用都可以移植到该模式上。不过，这个梦想难以实现，除非数据管理研究中可以通过易于发现数据孤岛间联系的方式来处理好异构数据。这种发现当前通过下列方式来实现：构建元数据来表述数据、用具备弹性模式来表述元数据的 NoSQL 系统存储数据以及利用基于关键字查询的弹性查询机制来搜索数据。

当 NoSQL 系统用 JSON 格式存储数据时，弹性查询也可能通过让用户直接查询 JSON 文档来实现。该查询原语不仅允许查询属性值（如传统 RDBMSs）而且也查模式元素。再加上模式弹性（模式不需要一开始就指定），这种弹性查询机制使用户能够分析半结构化数据或进行探索性数据分析。具备这种弹性的 NoSQL 系统，通常被称为文档存储，包括 MongoDB、CouchDB 和 MarkLogic 等系统。

不像 NoSQL 系统中数据模式具备延展性而且在导入和使用数据库时更具弹性，RDBMS 社区需要努力开发弹性查询方法和基于关键字查询方法。也有大量工作来研究 XML 数据库查询方法，而且很多 NoSQL 系统已经采用了便利化查询技术，例如集成文本索引。

**操作简单性。**传统单节点 / 网站数据处理系统是出了名的难以管理，

特别是当底层数据库增长且查询负载模式改变时来进行查询性能优化。此外，现今大部分数据处理系统通常部署在由商业硬件节点组建的集群上，需要具备对终端应用透明的节点故障处理机制，从而增加了管理难度。

严格的服务水平目标（SLOs）往往规定每周 24\*7 小时的高可用性和高性能——须通过自动数据分片、负载均衡以及利用集群复制管理故障转移来满足需求。这些功能需要在数据处理平台设计之初就具备，而非事后外加。同时，当集群扩大或者缩小时这些功能必须自适应，也就是说系统须具备自动伸缩性。

满足可用性需求在多数据中心（multi-DC）部署后的扩散条件下变得更加复杂。而让拥有地理上分散用户的应用满足高可用性和低延时 SLOs，应用处理需要跨数据中心部署。具备这些需求的示例应用包括：广告平台，它需要做出邻近瞬时决策来确定哪条广告在特定时刻显示给用户；移动游戏，需要实时访问一直不断变化共用的底层数据集。

类似于集群，多数据中心也需要处理数据复制、故障管理和自动负载均衡。然而，多数据中心管理将更难，因为数据中心间的网络延时比同一数据中心两个节点间的网络延时要高得多，而且数据中心间的网络带宽也要慢得多。

**社区支持。**NoSQL 系统通常有一个强大的社区，由 NoSQL 系统开发人员和在 NoSQL 系统上构建应用的用户组成。这些社区通过两种方式形成：在创建一个新的 NoSQL 系统时基于一些共同需求导致形成一个社区；或者因为系统开发人员的远见从系统启动就让潜在用户加入社区。大多数 NoSQL 系统也都是开源的，能够提供额外和唯一的方法来绑定社区成员，让他们能够共同开创系统平台的发展路线。

NoSQL 系统还倾向于通过轻量级组织机制来培养一个活跃的用户社区。比如聚会，允许社区成员可以经常交互和减少活动规划。这些机制与耗时耗力的开发者大会形成鲜明对比。

## 大数据起源

**简**要回顾下当前 NoSQL 系统在数据处理系统中所处阶段，可以更好地弄清楚是什么驱动着当前甚至可能是未来 NoSQL 系统开发。

从计算机科学诞生并作为一个独立学科开始，数据处理方法就成为计算系统最核心部分。整个计算机历程中充满了富有创造力的争论来确定哪种特定数据处理技术、模型以及方法是管理数据的正确方式。其中一个争论就集中在关系型数据模型与网络数据模型之间。大约从 20 世纪 80 年代到本世纪初的近三十年间，关系型数据模型及其以 RDBMS 形式的实现一直主导着商业市场与数据库管理研究人员的思维理念。然而，在 21 世纪之交，一场没有被大多主流数据库社区留意的巨大转变已然发生。

### 关系型模型优势

在导致这种转变的几年中，因为在 RDBMSs 中进行数据存储和分析的高昂费用，业界不得不慎重考虑具体将哪些数据放置到 RDBMSs 中。费用成本包括购买数据库许可证和高薪聘用数

据库管理员（DBAs）。数据管理市场几乎全部由 RDBMS 供应商占据，而且具体产品也深深植根于上层应用，使得一个企业很难迁移到其他不同的 RDBMS 引擎。

供应商通过一系列激烈的性能基准测试战来确定性能差距，这也在很大程度上保证了数据库产品一般提供相同的功能和性能。激烈竞争后的幸存者牢固占据了市场，并且 RDBMS 公司未来的增长大部分来自更好的商业运作和上移应用层次。客户只能接受昂贵的数据库系统、随之而来的高薪 DBAs 以及昂贵的周期性组件更新。他们也只能接受缓慢的新功能推出。

### 运动开始启示

当 Google 和 Yahoo 这样的公司意识到仅针对某些特定数据进行存储和分析违背了他们的商业模式，在一场悄无声息的转变之后关于替代 RDBMS 方案的问题很快得以提出。这些公司已经通过非传统方式解决了重要的数据管理问题，创造了四种新的数据库产品准则并奠定了大数据运动的基石。

为了鼓励社区建设，NoSQL 系统往往易于部署和试用，使得新用户能够很简单地融入社区。系统开发人员认为无需明确的数据库管理员，并且常有仅需五分钟就能让应用开发新手搭建演示程序的用户指南。对新手而言，这种易用性是很受欢迎的改变，特别是相较于传统 RDBMS 产品使用初期的挫折不断。

当小项目能够升级成为企业生态系统中持久存在的大项目时，着眼于提高生产率的新应用程序开发者将回报 NoSQL 系统供应商。在这些情况下，最初的应用开发人员成为他们企业中 NoSQL 系统的传播者和倡导者。由于这种潜在性，很多 NoSQL 系统供应商都以提供讨喜的初步体验为目标。

**低成本。**传统数据库软件使用难以持续的许可证模式来售卖，这也是创造 NoSQL 系统的核心动机。拥有大数据技术的企业往往遇到到数据量增长远远超过它们的业务收入；经常可见数据量翻倍了但是业务收入增加甚少。许多 NoSQL 系统都是开源的，至少从软件许可角度能够免费使用它们。即使大型企业经常购买 NoSQL 系统服务，但综合服务和许可成本比购买和使用传统 RDBMS 要少得多。

### 其他独特功能

一些操作性 NoSQL 数据管理系统也标榜可预见的性能和丰富的数据结构。

**可预见的性能。**当今许多数据驱

动的应用程序更关心性能的可预见性，而不是固定在特定水平，特别是必须扩展到更大的数据集时。因此，如果一个数据库系统只有针对某一通用查询较低的决定性能，但能够持续提供这样的性能，该系统表现仍具吸引力。例如，考虑一个消息传递应用，该系统中必须在用户点击屏幕或打开某个应用时收回一个消息。再这样的交互中，该系统仅有有限的时间去响应用户以保证该服务被认为得到了响应。当设计这类应用程序时，对设计师更为方便的是预算特定时间量来服务送往数据库层的查询。然后设计师预期数据库层将以高概率来满足时间预算。因此，p95 或者 p99 查询响应时间（响应时间分布中完成 95% 或 99% 请求

**所有数据都有价值**

这类公司承担不起将数据简单丢掉的损失，因为完成大规模数据集的存储与分析是他们核心业务价值所在。然而往往难以确定哪些是有价值的数据，因为通常价值的发现或创在需要挖掘大量的原始数据，例如用户交互数据，或者历史数据等。本质上说来，这些公司悄然照亮了通往大数据的道路，从“保存有用数据”转变到“保留所有数据”或者至少不轻易丢掉数据。这种新的思维理念驱动着从可扩展数据驱动方式到从大规模数据集中提取有用结论的发展。

**现有产品性价比不高**

购买现有的数据库产品来承载当前数据量和业务增长预期是非常昂贵的（在某些情况下，预计比摩尔定律增长更快）。

**现有产品缺乏重要功能**

现有数据库产品缺乏一些重要功能，比如在基于大规模商业

化硬件构建的集群中亟需的容错性和高可扩展性。

**产品社区缺乏**

对现有数据库产品的功能完善极为缓慢，这成为商业模式运作公司的重要缺陷，因为商业模式下需要快速试验和部署面向用户的功能。这些试验需要诸如灵活的数据模式管理等功能，而且公司不会等上数年通过下一个数据库版本来满足业务需求。在互联网时代，数月的延迟可能是致命的。

此外，数据驱动的公司肯定想主宰自己的命运，而且他们有技术实力去设计、开发、维护和部署自己的数据处理系统。他们所缺乏的是由开发和使用人员组成的社区，来完成一些极富进取性的实验来为快速完善中的数据库引擎增加新功能。一个显而易见的例子就是当前的 Hadoop 社区，就是从复制 Google 的 MapReduce 框架成长起来的。

的响应时间值）往往比平均或者最优情形下的响应时间更为重要。一些传统的数据处理系统可以被优化后产生更可预见的性能，但通常仅在具备大量预留条件下，这又导致了过高的部署成本。

**丰富的数据结构。**传统数据库系统已经担心数据模型和应用编程环境中数据类型之间不匹配。过去尝试在 RDBMSs 中引入对象并创建了面向对象的 RDBMSs 来解决这种不匹配，这给面向对象编程语言增加了数据持久性。然而，在大多数当今的 RDBMSs 中，对丰富集合数据类型的支持都是有限的。

NoSQL 系统通常被用来保存一些

具有嵌入式数据结构的状态信息，如列表和有序集合。例如，游戏应用程序可能需要跟踪现场排行榜。在 NoSQL 数据模型中直接支持有序集合作为一级类型意味着排行榜属性可以原生地嵌入到数据库中。许多 NoSQL 系统原生地支持诸如计数器、列表、堆栈、映射与哈希、有序集合 [2-5] 等数据结构。通过这些丰富的数据结构，终端应用可以更容易地将一个应用中用户状态的所有信息放在一个地方，即数据库中，从而得以很自然的访问用户状态信息。

**未来研究方向**

操作型 NoSQL 数据管理系统显著的产品特征提出了几个领域来保障额

外工作。尽管有些比如争取裸设备速度和一适应多等适用于通用数据处理系统的领域，对 NoSQL 系统也有影响。

**可控的一致性**

早期的 NoSQL 系统通常被标记上不适用于具备原子性、一致性、独立性和持久性（ACID）这些事务特性。相反，他们坚持基本可用、软状态和最终一致性（BASE）模型；BASE 模型放宽了传统 ACID 中的一致性，从而允许同一数据的副本间可以短暂的不一致，这将在某种程度上增加顶层分布式系统的可用性。

然而，不难发现 NoSQL 系统实际上也可以提供有限的 ACID 语义，Google 的 Spanner<sup>6</sup> 系统将这种边界

线推进到非常接近完全 ACID 语义支持。一个新兴的主题是提供一系列一致性模型，并且允许应用通过可控和可预见的方式来对一致性与性能进行权衡。从某种意义上说，这种从仅支持 BASE 一致性的转变是对传统数据库社区的认同，毕竟这些社区已经熟悉各种一致性水平好几十年了。

未来工作中一个有趣的话题是如何让应用程序开发人员更容易地掌握不同一致性水平以及相应用例的影响。其他工作可关注各种负载条件下，多数据中心中不同一致性水平对性能的影响，比如写密集型和读为主情形对比。

年前的服务器生态系统看上去有很大的不同。在当前服务器配置中，使用诸如大型多插槽、多核内存以及基于非易失 RAM 的存储技术已经习以为常。如何利用这些硬件资源是一个感兴趣的研究领域，尤其是寻找甚至在多数据中心环境中都有效的方法来维持低沉本和具备良好扩展性的可预见性能。虽然有些现有操作型 NoSQL 系统，例如 Aerospike，能朝着这个目标取得了显著进步，但日新月异的硬件生态系统和持续对更多功能的需求（例如，集成企业搜索）产生了在物理模式设计、查询优化与处理方法、事务处理机制等大量问题。

一个相关的问题就是怎样部署基

的数据管理系统 DMS 产品（设计给本地部署环境）会出现众多的挑战，来阻止在变化的云客户间共享硬件设施。这些挑战会将管理每个用户隐私和安全考虑的工作复杂化，当同时还要满足各用户间不同 SLOs 需求时。

另外一个感兴趣的领域是将 DMS 作为混合服务运行时的影响。有些 NoSQL 系统仅仅运行在云中，但企业经常需要将其以混合模式运行，其中一些服务运行在本地而另外一些运行在云中。要使 NoSQL 系统在这种多变的环境中运行，有效平衡总体部署成本以及其他性能、隐私和安全考虑将成为极具挑战性的问题。

最后，裸设备速度在利用计算和存储成本效益提升中也极为重要，在每一代新硬件中不断获得瞩目的性能提升。这些提升将持续下去，从而部署和在固定数据量上运维 NoSQL 系统的总成本将随着硬件提升而降低。

## 早期的 NoSQL 系统通常被认为不具备原子性、一致性、独立性和持久性（ACID）这些事务特性。

### 无冲突复制数据结构

随着在允许并发访问底层数据结构环境下的丰富数据结构管理需求的不断增长，特别是在使用副本容错的多数据中心环境下。解决方案可能建立在使用无冲突复制数据结构，并想方设法是他们高效工作，即使在具有数据中心间高时延的多数据中心条件下。

### 趋近裸设备速度

现代服务器硬件生态系统与仅几

于 NoSQL 的数据服务。已经提出的传统部署中要求系统管理员安装和管理运行在数据管理系统上的服务。向云数据处理的迁移将这些责任交给了云运营商。在云环境中，云运营商和客户间有代表性的服务水平协议（SLAs）。SLAs 可以有多样化的服务水平目标（SLOs），例如指定的服务或者可用性目标。云供应商最感兴趣的是提供极具吸引力的 SLOs 同时又最小化总体部署成本。在云环境中开发封装好

### 一适应多

在有些数据库社区中存在普遍的观点认为一种系统难以满足全部应用，因此应该给每一类数据应用开发独立的数据处理引擎。然而，在单一企业中开发许多数据平台并不实际。让文档存储、键值存储以及列存储都有一个数据平台，同时也让流处理和每种分析处理类型（图以及传统关系模型等等）都有各自的数据平台，将会成为数据管理中的噩梦。同时它也会对新数据驱动应用和服务总体部署成本和部署灵活性产生影响。在数据

## 关于作者

**吉纳什·帕特尔 (JIGNESH M. PATEL)** 是威斯康辛大学计算机科学系的教授。他的研究领域包括大数据、云计算和软硬件协同设计。Patel 教授从威斯康辛大学获得了计算机科学博士学位。Locomatix 项目的共同创办人，该项目在 2013 年成为 Twritter 的一部分；同时还是 Quickstep TechTechnologies 的创始人，在 2015 年被 Pivotal Software 收购。Patel 教授还是 ACM 会士以及 IEEE 高级会员。联系方式：jignesh@cs.wisc.edu。

### 译者简介：

**张毅**是国防科大计算机学院助理研究员，他在国防科技大学计算机专业博士。联系方式：zhangyinudt@126.com。

量为 N 的数据平台中，在一个数据量增长的企业中要保持具备一致性视图的全系统同步的开销将按可怕的指数级 O(N<sup>2</sup>) 增长。一种解决方案是在同一 NoSQL 系统中有效合并多种功能，如在 Apache Solr 和 Cassandra 中的整合。结合 Hadoop 分析平台进行整合也较常见，很多操作型 NoSQL 数据库管理系统至少允许从 Hadoop 分布式文件系统 (HDFS) 中进行数据导入和导出。

未来研究可以探索更为激进地在单一平台中合并功能的可能性。这种合并在最近产品重新定位中很明显。例如，MarkLogic 植根于 XML 数据管理，现在也包括 NoSQL 系统的功能 [9]。Couchbase 起始于键值存储，现在也已经扩展到包括文档存储在内的范围。在将来这种由市场力驱动的合并很可能加速。

其他值得探究的问题是在性能和功能间权衡，来扩展一个现有 NoSQL

平台去包含其他平台已经具备的功能。

### 基准测试和标准化

RDBMS 基准测试在上世纪 80 年代的努力驱使 RDBMS 供应商来关注性能，最终帮助他们提供了巨大的价值。类似的基准测试工作也可以帮助 NoSQL 市场。挑战之一就是设计一款基准测试程序来准确捕获 NoSQL 系统运行环境和让供应商支持改款基准测试程序。NoSQL 系统经常被划分为有重叠的子类中，具体包括文档存储（例如 MongoDB 和 MarkLogic）、列存储（例如 Cassandra 和 HBase）和键值存储（例如 Aerospike、Couchbase、Oracle NoSQL、Redis 和 Riak）。虽然不同的使用场景在每个子类中都存在，但也有可能设计单一基准测试程序来囊括上述全部使用场景，特别是通过联合每种 NoSQL 系统中更多的功能来给出设计规划趋向。

通过使用 API 和编程语言与操作

型 NoSQL 数据管理系统交互的应用可能会受益于标准化——另一个研究方向。标准接口可以让应用程序开发相对独立于底层数据平台，这可以使整个 NoSQL 生态系统更快地进化。语言标准化可以借鉴 SQL，已经有对 SQL 特性相当大的认识。确实也已经有基于 SQL 的语言为目标的相关工作展开。例如，Cassandra 的查询语言就在很大程度上借鉴了 SQL。

## 理

解 NoSQL 系统独特的特征，比如它们是怎样进化形成的以及将向何处前进发展，能够帮助确定一些开放问题并促进社区保证去解决这些问题。当科研人员自发关注到 NoSQL 系统在设计、开发以及部署等相关挑战中时，对他们能力和期许的认识将会进一步发展，最终商业供应将会扩张。■

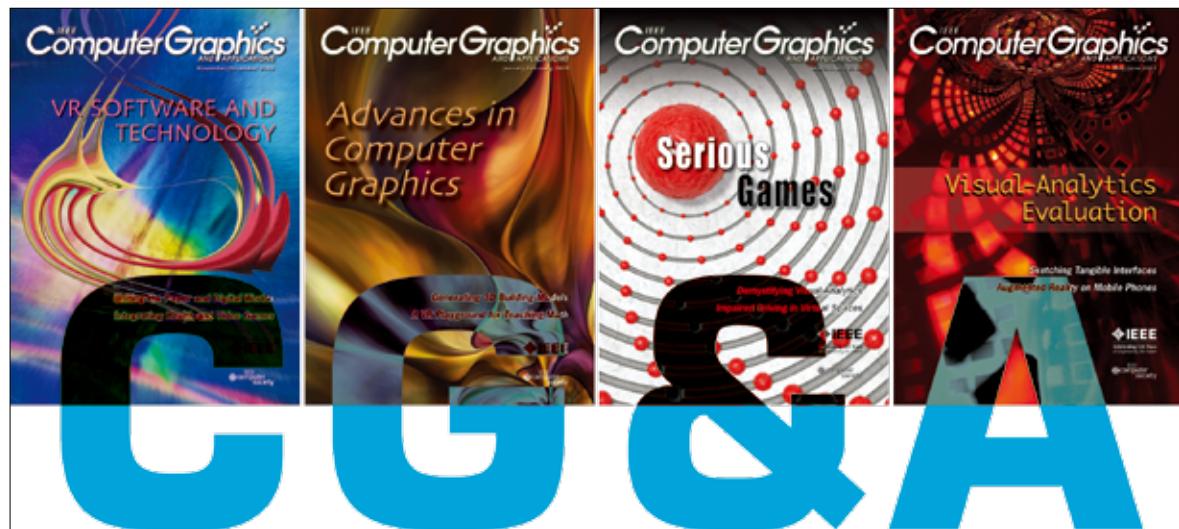
### 致谢

这篇文章由美国国家科学基金项目 III-0963993, IIS-1250886, IIS-1110948 和 CNS-1218432 共同资助。同时受到了 Aerospike, DataStax, Google, Johnson, Controls, Microsoft, MongoDB, Oracle 和 Symantec 等公司的大力支持。另外，Matt Asay, Billy Bosworth, Brian Bulkowski, Craig Chasseur, Guy Harrison, Ashok Joshi, Tony Kavanagh, Heather Kirksey, John Macintyre, Patrick McFadin, Monica Pal, Bobby Patrick, Vaishnavi

Sashikanth, Max Schireson, Robin Schumacher, Justin Sheehy, Srinivasan 和 Kelly Stirman 对这篇文章提供了深入的建议和意见。这篇文章和他们的贡献是分不开的。

## 参考文献

1. D. Feinberg and M. Adrian, “The OLTP DBMS Market Becomes the Operational DBMS Market,” Gartner, May 2013; [www.gartner.com/doc/2498715/oltp-dbms-market-operational-dbms](http://www.gartner.com/doc/2498715/oltp-dbms-market-operational-dbms).
2. Aerospike, “Large Data Types Guide,” 2015; [www.aerospike.com/docs/guide/large\\_data\\_types.html](http://www.aerospike.com/docs/guide/large_data_types.html).
3. DataStax, “CQL for Cassandra: Using Collections,” 2015; [www.datastax.com/documentation/cql/3.1/cql/cql\\_using/use\\_collections\\_c.html](http://www.datastax.com/documentation/cql/3.1/cql/cql_using/use_collections_c.html).
4. Redis, “Data Types,” 2015; <http://redis.io/topics/data-types>.
5. Basho Technologies, “Riak Data Types,” 2015; <http://docs.basho.com/riak/latest/theory/concepts/crdts>.
6. J.C. Corbett et al., “Spanner: Google’s Globally-Distributed Database,” Proc. 10th USENIX Symp. Operating Systems Design and Implementation (OSDI 12), 2012, pp. 261–264.
7. M. Shapiro et al., “Conflict-Free Replicated Data Types,” Proc. 13th Int’l Symp. Stabilization, Safety, and
8. W. Vogels, “Amazon DynamoDB—A Fast and Scalable NoSQL Database Service Designed for Internet Scale Applications,” 18 Jan. 2012; [www.allthingsdistributed.com/2012/01/amazon-dynamodb.html](http://www.allthingsdistributed.com/2012/01/amazon-dynamodb.html).
9. MarkLogic, “Enterprise NoSQL,” 2015; [www.marklogic.com/what-is-marklogic/enterprise-nosql](http://www.marklogic.com/what-is-marklogic/enterprise-nosql).
10. Couchbase, “Release Notes for Couchbase Server 2.0.0 GA,” 12 Dec. 2012; <http://docs.couchbase.com/couchbase-manual-2.5/cb-release-notes/#release-notes-for-couchbase-server-200-ga-december-12-2012>.



《IEEE计算机图形及应用》(IEEE Computer Graphics and Applications, 简称 CG&A)把计算机图形学领域的理论和实践联系在一起。《IEEE计算机图形及应用》提供了包括从某个特定算法到全系统实现在内的同行评议的深度报道。它为那些处于计算机图形技术前沿的人们提供了必不可少的资料。无论他们处于商界还是艺术界, 这本杂志都能让他们受益。

请点击: [www.computer.org/cga](http://www.computer.org/cga)

# 数据库管理的文艺复兴： 纵览当今的数据库



文 | 文卡特 · N. 古蒂瓦达 ( Venkat N. Gudivada )，他那 · 拉奥 ( Dhana Rao )，东卡罗纳大学 ( East Carolina University )  
维杰 · V. 拉加万 ( Vijay V. Raghavan )，路易斯安那大学拉法耶特分校  
( University of Louisiana at Lafayette )

译 | 聂辰成，电子科技大学

大数据的要求促使新的数据管理模型产生。这些模型每秒能运行数十亿数据请求，而已建立的关系模型正逐步改变。本文作者提供一些实用工具用于说明这种正在改变的产品前景，还可找出最适合数据管理应用程序需求的数据库备选系统。

## 时

至今日，关系数据库管理系统 ( RDBMS ) 已经成为了数据管理的中流砥柱，也是所属网站每日访问量达到百万的公司的生命线。根据互联网数据中心 ( IDC ) 的一份报告，2011 年关系数据库管理系统市场收入为 260 亿美元，预计到 2016 年这一数据将有望达到约 410 亿美元。<sup>1</sup> 这些系统的普及一定程度上源于对 SQL 的使用，SQL 是一种声明性的查询语言，能让对数据库管理知识掌握各不相同的用户操作和检索数据。一个关系数据库管理系统通常整合了以下内容：对数据完整性强制执行的支持、用户验证、基于用户角色的访问控制、数据备份与恢复、以及原子性、一致性、隔离性和持久性 ( ACID ) 事务属性。

虽然关系数据库管理系统完美地适合很多应用场景，但它们通常并不太适合现代应用程序中的大数据需求。例如社交网路需要几乎实时地读取百万级别的数据和写出十亿级别

的数据。为了满足这些应用程序的要求，一组有能力处理多种数据量和吞吐量并可替换关系数据库管理系统的数据管理系统 ( 包括 NoSQL, NewSQL 以及 Not-Only SQL ) 最近已经出现。<sup>2, 3</sup> 例如 Facebook 利用高速缓存来构造一个分布式的键 - 值系统来处理每秒数百亿的请求以便从数万亿 ( trillion ) 条目的数据库中传送数据。<sup>4</sup>

通过设计，这些新系统将不提供包括强制执行数据完整性在内的 RDBMS 功能，而是聚焦于使它们能实时处理海量数据的这一特点。因为它相对较新，所以标准还在制订过程中，而且系统特性和数据模型差异很大，一些系统不提供数据库事务 ( database transaction )，还有的则不使用 SQL。甚至连它们的名字都是非标准的。某些系统，例如 Not-Only SQL 和 NewSQL，既提供 SQL 也提供其他非声明性查询语言。然而一般而言，RDBMS 都基于关系数据模型，

而 NoSQL 系统则不是。NewSQL 系统则包含了 RDBMS 和 NoSQL 系统的全部特性。

截至 2016 年 3 月，已有近 300 个不同的数据库管理系统，包括 RDBMS、NoSQL 的和 NewSQL 系统，而新的数据库管理系统仍在定期地不断推出。<sup>5</sup> RDBMS 始终如一地基于相同的数据模型和语言，因此具有可预测的功能。而 NoSQL 系统则有不同的数据模型、查询语言、事务支持、API 和安全功能。

因此，它们的功能性特点将会持续变化和趋于重叠——这种趋势很大程度上源自一种误解：只有系统有了全面且互相交叉的功能，才有可能占领市场。

市场研究媒体估计从 2013 年至 2018 年，NoSQL 的产品将产生 140 亿美元的收入。<sup>6</sup> NoSQL 系统对成熟的 RDBMS 供应商提供了创新机会，也构成了挑战：它们要么被迫引入新的功能，要么就要冒着失去用户的风

险。由于 NoSQL 供应商急于研发产品并引入新功能来占领市场，数据库市场将会进一步复杂化。

因为产品生态变化迅速，成熟的 RDBMS 供应商和 NoSQL 系统供应商之间的竞争导致了地盘争夺战，还制造了炒作，并让系统术语和系统分类产生了分歧。为了理解这个混乱的市场，数据库管理员需要一个摘要，包括可用的系统以及根据需求找到最佳系统的指南。为了获得对这些系统的感性认知，我们探索了业务驱动，根

据备选系统为评估应用需求开发适当的问题并定义关键术语，例如那些在“基本术语”侧栏的术语。我们的目标是给数据库管理器以实用工具以便于根据他们的具体情况对数据库管理系统做出明智的决策。

## 关系型系统的差异

了解当前的数据库系统的选

### 业务驱动和应用程序的需要

我们关注这些驱动的主要性能，可扩展性以及成本，它们可以体现大数据，Web2.0 以及移动计算应用程序。这些应用程序共享需求来支持实时预测分析，个性化，动态定价，优质的客户服务，欺诈和异常检测，通过供应链的可视性订单状态和 Web 服务器访问日志分析——所有的这些需要大规模插入和检索操作的优势。UPDATE 和 DELETE 操作要么不存在，要么则只能整体插入和读出的数目的一小部分。

大数据应用程序必须处理大量的、异构的和稀疏的数据，这需要经常使用基于商用硬件的处理器来进行水平缩放。而且在网络故障时，系统分区必须独立运行。不重叠且自动的数据分区是解决数据量和可扩展性问题所必须的。数据量同时也授权数据分布在集群节点上，包括分布式系统的协

调，故障切换（切换到备份系统），和资源管理。处理随之而来的问题增加了复杂性和开销，从而掩盖了利益一致性和灵活交易的特点。

这些应用程序有一系列的需求，包括：

- » 强制性的简单数据复制以确保高可用性。
- » 对版本控制和压缩的内置支持，这在一些应用中势在必行。
- » 实时查询执行。
- » 多查询方法，从一个简单的代表性状态转移（休息）API 到复杂的即席查询。以及
- » 即席查询交互处理，使用类似 MapReduce 的方案进行大规模并行计算。

这些需求也突出了现代数据库系统的某些发展真理：

- » 以前不存在完整的数据库模式，但时间的推移将解决对增量展开的要求。
- » 部分记录更新是规范，例如在文档数据库中。
- » 只有一致性是必需的，而不是遵从 ACID 的事务。

NoSQL 系统能不同程度地满足这些需求。它们是可扩展的，因为它们能存储和管理分布在一个集群节点或集群中的数据。集群很容易通过添加更多的商用计算机来进行水平扩展。

表 1. 满足当前性能和扩展性需求的 NoSQL 系统实例

系统	功能
Riak	强调可用性的高扩展性
MongoDB	管理者深度嵌套结构化文档并对其计算聚合;旨在一致性和分区容错性
Redis	功能的数据结构,如列表,集合,整理台,哈希,超级日志,位图和优雅的查询机制,这允许在建立和访问数据库时采用极高的灵活性。
HBase	高度可扩展,并擅长将MapReduce任务批量装载;提升现有的Hadoop分布式文件系统;旨在一致性和分区容错性
CouchDB	特性为高可用性和同步复制以及旨在分区
Cassandra	提供高可用性,可调谐的一致性以及多数据中心复制;无单一故障点

一些系统使用 MapReduce 的大规模并行处理来实现性能。许多系统允许数据库模式与新的数据一起发展,而它们大多数是开源的。

系统功能的变化显著并且迅速发展,使它难以用绝对的术语来说明功能。表 1 给出了满足系统可扩展性和性能需求代表性的例子。所有这些系统都是开源的。

NoSQL 系统的业务驱动因素还为面向列的 RDBMS 和 NewSQL 系统的出现做了铺垫。面向列的 RDBMS 使用优化的存储引擎仅支持高效读取操作,从而可以联机分析处理(OLAP)应用要求。一些 NewSQL 系统是由下至上的建立,在一个无共享节点的分布式集群上操作。其他特征则是分片中间件层将会自动拆分分布式集群多个节点上的数据。还有一些专注于高度优化的 SQL 存储引擎。例如,TokuDB 采用分形树索引数据,以便花费相同对 B 树进行搜索和顺序读取,但相比插入和删除操作要更快速一些。

## 应用程序发展

目前开发数据管理系统应用程序的流程针对 RDBMS 设计有一些优势。关系数据库视数据为具有既定政策的战略性企业资源共享以及数据管理和质量控制流程。相反, NoSQL 系统会促进数据孤岛,每一个数据孤岛将会满足单一或几个应用程序的性能和扩展性需求。这些数据孤岛往往取决于组织问题而不是技术问题。

我们已经明确了 RDBMS 系统和

NoSQL 系统在应用程序开发中 7 个主要方面的显著对比。

**非规范化的数据。**一个 RDBMS 通过将表细化以减少数据冗余来实现数据正常化。一些 NoSQL 系统则使用相反的过程,通过减少数据库表链接来复制数据以简化和优化查询处理过程。NoSQL 能接受数据的复制和非规范化。虽然不是标准惯例,但数据复制和非规范化在 RDBMS 中也是可行的。

**数据库架构设计。**在 RDBMS 的方法中,数据架构师和数据建模师会提前设计数据方案。虽然 RDBMS 中的物理数据模型可能对某些查询和事务进行优化,但是

相同逻辑的数据模型能很好的完成任何即席查询。

NoSQL 数据建模与经过时间检验的 RDBMS 独立逻辑和物理数据模型形成了鲜明对比。从应用程序的开始到完成, NoSQL 数据库通常需要以开发者为中心的开发方法。应用程序架构师或开发人员一般通过首先确定应

用程序查询和数据模型结构来设计数据库架构,这将有效地支持数据库中的查询。而应用程序查询和数据库模式之间存在强耦合,因此其中一个的任何改变都将需要改变另一个。

**完整性约束。**不同于通过配备了冗余控制和强制完整性约束的 RDBMS 方法来进行企业数据管理,一些 NoSQL 系统不允许数据值的格式约束。

**数据设计的透明度。**在 RDBMS 的方法,设计细节如数据分区对数据库客户端程序是透明的。RDBMS 的旨在从合理的视角隐藏数据布局的细节而不是从性能视图中显示它们。而一些 NoSQL 系统要求客户端程序能了解详情。键值体系使性能比应用程序权限等级级正确性拥有更高优先级。另外,由于不是所有的 NoSQL 系统都提供声明性查询语言,程序必须经常被写入执行查询。

**加入操作。**在执行数据库事务时,RDBMS 对连接操作和两阶段提交(2 台 PC) 提供内置支持。NoSQL 系统

## 基本术语

### 原子性，一致性和持久性 ( ACID ) :

特有的数据库事务执行属性。原子性确保所有交易以合乎逻辑的步骤执行。一致性保证事务执行并不需要数据库处于无效状态，所有客户端将看到相同的数据甚至进行数据的并发更新。隔离性可以确保同时执行的交易通过串行执行的方式对数据库进行操作。持久性可确保提交的事务影响是永久性的，而且不受任何故障类型的影响。

### 基本的可用性，软态以及最终一致性 ( BASE ) :

特有的 NoSQL 数据库事务执行属性。基本的可用性保证了系统为其用户在网络故障之中也提供服务。最终一致性是指，如果很长一段时间内指定更新数据库项目没有进一步地更新，更新项将在所有分布式系统节点上都不可用。软状态指的是状态变化无需输入，这需要最终一致性才能实现。

### 二进制 JavaScript 对象符号 ( JSON ) :

以二进制编码的形式实现的类 JSON 文档 ( 见 JavaScript 对象符号 )。BSON 实现了更快的文件编码和解码，提高文档通行性并提供了在 JSON 中不可用的数据类型。

### 一致性：

确保所有交易从一个有效数据库转换到另一种有效数据库的性质。一旦事务更新数据库的项目，所有的数据库客户端（程序和用户）将看到更新项目出现相同的值。

### 数据库即服务：

有云运营商提供的有偿传统数据库管理功能。资源动态调配以满足应用程序的工作负载。

### 数据库事务：

作为不可分割操作执行的单位。这些交易在一个集中的数据库中相对容易实现，但当数据被分配给跨平台的多台计算机时会带来一些挑战。

### 哈希：

使用函数来生成固定长度的哈希编码，哈希编码被用于数据项的唯一标识和简单表示。

### 水平扩展：

仅仅通过增加节点而不是改变应用程序编码来适当增加工作负载的技术。几乎所有的 NoSQL 和 NewSQL 系统都使用这种方法来满足要求成本效益的查询延迟。

### JavaScript 对象符号 ( JSON ) :

一种用于应用程序间交换数据的中立语言和开放标准格式。由于 JSON 是轻量级的，它往往是比 XML 更好的通用数据序列化格式。它的结构比 XML 更简单，并且其结构在现代编程语言中更能直接映射到数据结构上。

使用链接对多对多的关系进行建模，但它不支持通过连接操作来提取这些关系。相反，在应用程序代码中，它通过执行连接操作来合成多对多的关系，为此需提供两台 PC 机。不幸的是，执行连接和在应用程序中的两台 PC 不能与使用 NoSQL 所带来的扩展性优势协同工作。

一致性。RDBMS 通常提供严格

的一致性，有的为指定所需一致性等級提供选项。而很多 NoSQL 应用程序接受最终一致性以支持极快的插入和读取操作。

安装和维护。通常情况下，一套 RDBMS 安装在一台计算机上。虽然 NoSQL 系统也可以被部署在一台计算机上，但通常企业级的部署目标为分布式集群计算机平台。安装，配置和

维护 NoSQL 系统需要有高级专业技术的内部人员来实现。而在云平台上部署 NoSQL 应用程序是减轻这种需求的一种方式。

## 选择一套系统

尽管各种数据库管理系统给管理人员提供了更多的选择，但它也加重了找到一个能完美匹配应用需求和约

**MapReduce:**

当计算嵌合三步模式时，并行处理大规模数据集的计算范式。该映射过程包括几个高度并行流程，其中每个流程处理一个不同的数据段，并产生（键，值）对。分片过程将收集它们产生的对，类以及分区。每个分区被分配给一个不同的减少过程，这将产生一个结果。增量 MapReduce 能够利用上次计算以及自上次计算添加了新数据处理过程。

**分区容错系统:**

继续在网络故障中提供服务的分布式系统。

**复制:**

用于提高数据可用性和查询性能，存储在分布式系统不同节点上相同数据的多个副本。当数据项在一个节点更新时，它的副本将在其它节点更新或者同步（同步复制）或更高版本（异步复制）。复制可以是连续的或根据时间表来的。

**代表性状态传输 ( REST ) API:**

与应用软件交互最小开销的 HTTP API。REST 提供了四个 HTTP 模式——获得读取数据，发送写入的数据，推出更新数据，并删除移除的数据。由于 REST 功能和客户端（服务消费者）服务器（服务提供商）之间的松散耦合，服务器可以在不影响客户的情况下发展和改变公开的服务。它是专为必然涉及人类的交互式应用设计的。

**分片:**

在分布式系统的节点中以非重叠的方式划分数据。自动分片是通过系统采用一种对用户透明的方式完成的。

**无共享架构:**

分布式计算机体系结构，其中每个节点都自给自足地独立起作用以消除资源争夺和出现故障的单点。节点既不共享内存也不共享存储磁盘。在主 - 从结构中，一个节点被指定为主并负责集群协调和负载均衡。在主 - 主结构中，每个节点都能够执行主功能。另一种结构是多级主，其中存在每个地理区域中的主从配置以及一个普通主和区域主的活动协调。

**垂直扩展:**

通过增加存储器以及 CPU 和内核的数量来实现在同一台计算机上增加更多的处理能力。由于这种方法通常意味着运行专有软件，而且它并不符合成本效益，同时水平扩展正在成为数据库系统的优选替代方案。

**Web 2.0 应用程序:**

让用户和提供的内容互动和协作的新一代 Web 应用程序。例子包括社交媒体应用，博客，wiki 和通俗分类（数字在线内容根据用户生成的标签分类）。

束的系统所需要的工作。NoSQL 系统特性的快速发展导致 NoSQL 和 NewSQL 系统的融合，变成能合成选择任务的多模系统。MarkLogic，一种 NoSQL 系统，它的功能特性是能像一个 Native XML 数据库，文档数据库，RDF 存储器和全文检索引擎一样来操作。FoundationDB，另一种 NoSQL 系统，可以作为一个 RDBMS，键 - 值存储器和文档数据库来使用。

虽然系统的选择似乎令人生畏，了解关于对数据进行管理的重要细节能帮助创建一个候选系统名单。该“选择候选系统问题”栏列出了重要的问题，并描述了它们在选择系统时所起的作用。

这些问题集中在一致性，可用性和分区容错性（CAP）--- 主要关注能否确定一个数据库管理系统可以适用于特定的应用。一致性可确保相同数

据的所有拷贝在同一时刻都完全相同。可用性就是满足每一个服务请求都能接收到响应。分区容错性是指尽管部分系统出现故障或者任意消息丢失的情况，系统依然能够继续操作。然而，该 CAP 定理指出分布式计算机系统同时实现所有三个特性是不可能的。

例如，MongoDB 的和 Redis 的提供一致性和分区容错性，但不保证可用性。其他如 DynamoDB 和 Cassandra

提供可用性和分区容错性，但不保证数据的一致性。RDBMS 提供三种特性，但比起分区容错性会优先考虑一致性和可用性。

该 CAP 定理不应该被授权给选择三个功能的任意两个——2/3 视图。相较于二进制值，这些功能在一个系统中存在更应被看作是一个光谱。此外，一致性和可用性之间的选择可以在不同的粒度级别在同一个系统内出现多次。

侧边栏问题的答案通常会产生一个简短的候选系统候选名单；识别 CAP 的意义，可进一步减少该列表。

## 系统分类

根据 DB- 引擎，超过 264 个数据库管理系统可分为 13 个类别，但三个类别——RDBMS, NewSQL, and NoSQL——几乎代表了整个数据库市场。RDBMS 和 NoSQL 类中含有六个子类——关系（包括面向行和列的），键 - 值，文档，列族，图的数据模型，以及 Native XML。NoSQL 最近刚刚从 RDBMS 脱离出来成为单独的类，因此目前还没有子类。表 2 总结了子类定义的系统特性和最适合该子类的应用程序的特征。

## 关系数据库

RDMSS 在过去四十年发展，在联机事务处理应用（OLTP）中经受住了时间的考验。标准的数据库管理功能包括 SQL，事务管理，授权和访问控制，

以及备份和恢复。它们通常支持具有数据完整性保护，身份验证以及详细的访问控制，声明查询语言和事务的应用程序。

RDBMS 能使固定数据库模式和通过约束与触发器保护数据完整性以及众所周知的 ACID 兼容交易默契地工作。虽然存储过程通过在数据库内执行的应用程序逻辑从而帮助减少数据移动，但他们不是本地 MapReduce 的替代品。

关系型系统通过将数据在系统磁盘上复制和分区实现高可用性，他们通过垂直扩展的方式提高性能。然而，这些方法可能是昂贵并有诸多限制的应用程序。数据库架构的刚性和不可接受的查询延迟经常被引用为 Web 2.0 应用程序关系数据库的局限性。尽管如此，他们预计 2016 年 410 亿的收入还是占到了整个数据库市场的 93%。

RDBMS 存储引擎通常是面向行（行级优化处理），这意味着改变一行中的一个值需要读取整个行。虽然这种存储模式适合 OLTP 应用程序，但随着数据量的增加，实时计算表列上的聚合将会变得愈加困难。面向列的 RDBMS，如 MonetDB, MonetDB/X100，以及 C-STORE 使用存储模型为有效地计算列聚合做出了优化，这满足 OLAP 应用程序的要求。

截至 2016 年，超过 116 开源和商业的 RDBMS 是可用的，其中以 Oracle 公司的 MySQL 和微软的 SQL Server, PostgreSQL 和 IBM 公司的 DB2 应用地最为广泛。

## NewSQL

由于 NoSQL 系统是从传统的 RDBMS 和 NoSQL 系统演变而来的关系，它们提供了管理结构化和非结构化数据的统一环境。它们利用主内存和固态硬盘（SSD）提供高吞吐量和低时延。许多这类系统支持用关系数据模型支配的多个数据模型以及使用 SQL 作为其主要的查询语言。Clustrix, VoltDB, MemSQL, NuoDB, MySQL Cluster, TokuDB, and Spanner 都是具有代表性的系统。它们区分不同的系统架构（主 - 主，多层次的主）客户端访问方式和交易支持，拆分，复制以及本地 MapReduce。

合适是那些严重依赖于 RDBMS 功能同时还需要 NoSQL 特性的应用，如横向扩展性和扩展性能。而对于 NoSQL 系统应用程序则包括实时欺诈检测，移动广告，实时定价和交叉销售以及地理信息决策。

## 键 - 值系统

键 - 值系统通过键 - 值组合的方式存储数据。值，可以是任何东西，被视为不透明的二进制数据，而哈希函数或其他分区方案会将键转变成索引。分区方案外的哈希函数通常用于在系统中将有序值存储在硬盘上。这些存储方法具有快速检索和查询延迟的特性，与数据大小无关。

键 - 值数据库的定义特征包括：实时处理大数据，横向扩展性，可靠性和高可用性，但功能和性能却千差万别。这些系统也使用不同的体系结构

## 选择备选系统的一些问题：

### 在

库处理系统列表：

#### **这个数据是结构化的，半结构化的，非结构化的或混合型的？**

本地的 XML 和文档数据库更适于处理结构化和半结构化的数据；

#### **此应用数据只能储存于一个数据模型中还是可储存于多个数据模型中？**

图形数据库更适合以图形形式储存的数据且至支持储存这种数据。ArangoDB 和 Aerospike 可支持储存多个数据模型。

此数据是否稀疏，对稀疏数据而言，列系系统如 Cassandra 或文件数据库如 MongoDB 相较于传统关系型数据库处理系统（RDBMSs）更为合适。

#### **所需的查询语言是陈述性或程序性，或两者兼而有之？**

有些系统提供广泛的查询语言，涵盖从低级的编程访问到高级查询语言；

#### **对半结构化和非结构化数据的特别查询是否需要本地 MapReduce 框架？**

有些系统需要写地图，减少语言功能如 JavaScript 来执行特殊查询。若在这种情况下，能支持水平缩放的系统就必不可少了。

#### **读取或写入工作量对于传统的 RDBMS 处理能力而言是否过高？**

对于高工作量的读取和写入，键值，文件和列系系统可提供更多选择。

#### **若偶尔出现数据丢失情况，你是否能承担后果？**

不同的方法都可能导致在新旧版本之间中出现漏写或变动的情况。

#### **什么是最小的一致性至关重要对读取和写入最为重要的最低一致性是什么？**

该系统的行为将取决于最低的一致性水平。

#### **什么是最终一致性的后果？**

当数据的复制副本有分歧时，应用程序可能会被强制提供合并与调解函数；

没有服务中断情况下自动进行故障切换是否是不可避免的？

当可用性丢失，一个系统要切换到只读模式，形成用户和数据的子集。在最坏的情况下，该系统将完全无法访问；在其他情况下，读或写的可用性可能是同时保持一致性丢失。

#### **需要复制什么？**

有些系统提供用于指定副本的数目和复制模式（同步对比异步）。

#### **与自动再分配分区的数据是否需要一个算法解决方案以避免热点和性能瓶颈？**

有些系统提供此功能；其他的系统则需要通过应用程序代码进行指定数据分片的政策。

#### **是应用负载波动否不可预测？**

如果是这样，资源供应必须是动态而无需中断服务。云托管系统是更为适合此情况，也适用于当系统管理的专业知识有限或缺失的情况。

#### **需要什么用户身份验证级别和授权要求？**

有些系统假定其运行的环境可信；其他如 MarkLogic 服务器支持指纹授权访问控制。

#### **是否需要进行数据版本控制和压缩？**

并非所有系统提供此功能。

表 2. 类和现代数据库管理系统的特点。

数据库分类	子类	定义特性	经典用例
关系数据库管理系统 (RDBMS)	关系(行导向)	优化读取和写入, 支持联机事务处理 (OLTP)	需要高数据完整性, 事务支持, 以及详细访问控制应用; 例子包括客户关系管理, 银行及金融, 零售和保险
	关系(列导向)	支持联机分析处理 (OLAP)	需要数据和列值聚合的计算列的高效访问应用程序; 需要高效访问列数据以及计算列值聚合的应用程序, 例子包括数据仓库, 决策支持和商业智能
NewSQL	—	管理统一环境中的结构化和非结构化信息; 优化读写; 旨在为支持事务的NoSQL系统提供相同的扩展性能。	操作小数据子集和小型事务的应用程序, 不需要大型分布式连接, 并有反复参数化查询的几率; 例子包括实时欺诈检测, 移动广告, 实时定价和交叉销售
NoSQL	键-值数据库	保存键 - 值对, 以保证快速检索; 查询延迟独立于数据的大小	需要实时处理大量数据, 具有横向可扩展性, 高可靠性, 可用性, 把数据作为整独立对象, 主要的查询机制是基于密钥的查找的应用程序, 例子包括在Web应用程序会话管理, 实时竞价和网上交易的用户体验个性化和网络游戏
	列族数据库	高效稀疏存储, 非事务性, 异构数据支持部分记录访问	需要灵活和不断变化的数据库架构, 横向扩展性以及容忍网络故障和临时数据不一致性的应用程序; 例子包括买卖股票, 混合内容管理, 以及流媒体应用
	文档模型数据库	扩展键-值系统来管理半结构化和任意嵌套层次的文件数据; 组织的数据主要来源于JavaScript对象符号 (JSON) 中的键 - 值对。	需要灵活模式, 从一个记录到另一个记录适应数据高可变性的应用; 例子包括医疗记录和衍生证券
	图形化模型数据库	高效存储和查询丰富关系的数据	需要查询图遍历, 并通过关系类型确定子图和聚合的应用程序; 例子包括社交媒体应用, 地理信息处理和推荐引擎
	Native XML	通过一个记录到另一个记录这样高可变性的高效存储和分层地检索异构数据。	需要基于标准技术, 使非技术人员来构建和维护应用程序, 并且在所有应用层都需要数据模型的应用程序; 例子包括多通道出版, 医疗, 保险, 数据集成和数据驱动的网站

(主 - 主, 主 - 从, 客户端 - 服务器以及客户端访问方法), 它们有不同的内存数据库特性和数据结构, 并且对于磁盘持久性, 事务, 拆分, 复制和本地 MapReduce 都配备了不同的方法。截至 2016 年, 超过 52 种键 - 值系统可用, 其中以 Redis, Memcached, Riak, DynamoDB 和 Riak 最为流行。

键 - 值系统与应用程序的紧密配合需要毫秒级的响应时间以及依靠基于密钥的查找作为主查询机制。这些应用程序包括 Web 应用程序的会话管理, 配置管理, 分布式锁, 消息传递, 娱乐和社交媒体用户体验的个性化, 移动平台, 互联网游戏, 实时竞价和

网上交易, 广告服务器, 搜索引擎推荐, 以及多渠道零售和电子商务。

### 列族数据库

顾名思义, 列族数据库是面向列的, 一组相关的列构成一个族。从概念上讲, 一个列家族数据库, 也称为宽列数据库, 就像是对每列进行索引的 RDBMS, 但列族数据库不会导致传统 RDBMS 会导至的处理开销问题。列族数据库, 也可以看作是一个嵌套的键 - 值系统。

列族以和 RDBMS 同样的方式对待列。列族必须预先定义而不是列在族中; 族可能包含任意数量任何数据

类型的列, 只要该数据可以保持为字节阵列。族中的列既是逻辑相关物理上又储存在一起。在同一个族中有相似访问特性的分组列会导致性能提升。数据库架构则演变为列被添加到族中。当值变化时, 它将按照版本和时间戳划分的值来储存数据。对于某些应用, 部分记录访问有助于显着的性能提升。

Cassandra 和 HBase 是最广泛使用的列族数据库。其他著名系统包括 Bigtable, Apache Accumulo, Hypertable, 以及 Sqrrl。所有这些系统都基于主 - 主, 无共享架构, 但它们在客户端的访问方法不同, 并为交易, 分片, 复制, 和本地 MapReduce 提

供支持。

列族数据库执行聚合操作如使用极高的效率计算大型数据集中的最大值和最小值，灵活划分应用程序特性以及不断变化的数据库架构，数据的异质性，稀疏和非事务性数据，容忍暂时的不一致性，版本控制，本地 MapReduce 处理，部分记录访问，和高速插入和读取操作。Cassandra 支持时间序列数据管理，在金融服务业中的使用就是一个典型的用例。

## 文档模型

文档数据库管理半结构化数据，主要使用键 - 值对的方式存储为 JavaScript 对象符号（JSON）文档。每个文档都是一个具有潜在变化属性的记录。而字段抓取文档中数据的半结构特性和变化。索引则成为有效搜索 JSON 的字段。

2016 年有超过 40 种文档数据库，其中以 MongoDB, CouchDB, Couchbase, DynamoDB, MarkLogic 和 OrientDB 最为流行。他们在系统结构，客户端访问方法以及交易支持，分片，复制，和本地 MapReduce 上有所区分。

文档数据库类似于键 - 值系统和一些系统如 Couchbase，同时拥有很多功能。在键 - 值模型中，值作为不透明的对象被存储。而在文档模型中，它们被存储为 JSON 文档。

文档数据库往往与全文检索库和服务整合如 Solr, Lucene 和 ElasticSearch。例如 ElasticSearch 和

MongoDB 集成并提供 JSON 格式的实时文档查询。

文档数据库对于需要灵活架构的应用程序是非常理想数据库，如记录实例之间的数量和类型差异很大（如衍生证券和医疗记录），又如对于相同的域值号具有不同数据类型的记录实例，涉及深度嵌套域的文档以及在很大程度上依赖于在跨文档集合中查询计算聚合。

## 图模型

图形数据库少有对数据量的支持，但提供了高可用性以及拥有更为丰富数据关系。在图形数据库的关键位置是一个由顶点和边组成的数据模型。顶点表示实体，边缘则对实体之间的关系进行了建模。顶点和边都可以拥有属性。查询包括两个顶点之间的最短路径，找到集群，并检测整个模型。

2016 年有超过 20 种图形数据库，其中以 Neo4j, OrientDB, Titan, Virtuoso, ArangoDB 和 Giraph 最为流行。他们在系统结构，客户端访问方法，交易支持，分片，复制和本地的 MapReduce 上差异很大。

这些系统的应用程序包括地理信息处理，搜索引擎推荐，社交网络分析以及系统生物学中的代谢和蛋白质 - 蛋白质相互作用网络。图形数据库在航空，运输，医疗保健，零售，游戏，石油和天然气行业也经常使用。对于服务于数百万用户的应用程序来说，实施访问控制和授权子系统使这类数据库很受欢迎。

## Native XML

Native XML 数据库是 NoSQL 系统最古老和最成熟的子类。它们可以存储和查询比任何其他 NoSQL 数据库更广泛的数据类型。擅长管理结构化，半结构化，和非结构化的混合文档。并且设有针对 XML 模式或文档类型定义验证（DTD）的表现形式和可扩展数据模型。超过 XML 架构范围的复杂数据验证可以通过指定使用 Schematron 来实现。Schematron 是一种基于规则的验证语言，它可以就 XML 文档中模式的存在与否给出声明。Schematron 是国际标准化组织（ISO）和国际电工委员会发布的联合标准。

命名为“Native XML”是为了把它和在 RDBMS 中添加 XML 数据管理特性的这类数据库如 IBM DB2, Oracle, PostgreSQL, 以及 Microsoft SQL Server 加以区分。这些支持 XML 的数据库把 XML 数据作为字符大对象（CLOB）或跨多个表的数据片段来存储。有些系统则使用由 ISO 标准 9075-14 定义的 Native XML 类型。查询可以使用 XQuery, SQL 或两者的组合形式。相反，Native XML 数据库通过使用它的原生分层形式来存储 XML 数据。

Native XML 数据库提供了多种内置的 XML 支持功能，其中大部分是 Web 标准：

» 该 XPath 和 XQuery 语言都支持 XML 数据库查询和更新，以及 XPath/ XQuery 的扩展允许

被称为 XQuery 函数的全文检索查询规范。

- » 所述 XPROC 声明性语言使用管道的模式对 XML 文档进行处理。
- » XForms，另一种声明性语言，在构建一个客户端应用程序时使用模型 - 视图 - 控制器架构。
- » XSL-FO 是用于指定 XML 文档打印格式的文档格式标准。
- » XSLT 是用于指定 XML 文档转换成另一个 XML 文档的声明性语言。

其中，只有 XSLT 还不是一个万维网联盟（W3C）的标准，截至 2016

FDX 跨媒体服务器和 Sedna 是 native XML 数据库管理系统的代表。它们适合于基于成熟和标准驱动技术的混合内容管理的应用程序。涉及到数以百万计文档的应用程序，长期运行的事务如在工作流程管理中发现的，复杂的和迅速发展的数据库架构或分层数据查询的系统是很理想的候选系统。应用程序领域包括单源和多渠道发布，遗传学，医疗，保险，数据集成，消息和数据驱动网站。

## 前景是什么？

当前数据库管理系统再加上越来越多地采用云主机正在推动数据库管

的动力。

NoSQL 系统很可能会继续维持它们架构演变的势头，继续实时提供几乎无限的横向扩展和查询。它们很可能越来越多地使用来自部署于 DBMS 阵列上的组织，每个都理所当然适合于所需的数据类型和应用程序。在某种程度上来讲，JSON 将缓解从 RDBMS 到 NoSQL 系统迁移。

随着 DRAM 价格继续下跌，内存数据库将有助于抵消 RDBMS 的扩展性和性能限制。像 SAP HANA, Aerospike, VoltDB 和 McObject 这样的系统已经接受了内存数据库的原则。

## 开放性的研究问题

现代数据库管理系统的出现附带有值得进一步研究若干领域，包括安全性，在系统上运行有多个数据模型的应用程序以及 DBaaS。

## 安全性

一些 NoSQL 系统被设计为在一个可信的环境中运行，因此不需要明文传输身份验证信息也不需要加密磁盘上的文件。身份验证和细分访问控制也是安全隐患。虽然 RDBMS 对这些问题的解决方法原则上也适用于 NoSQL 系统，但是在数据模型，查询语言，和客户端访问方法的差异使得采用这些解决方案不是一个好选择。

## 多个数据模型

通常情况下，一个 NoSQL 系统

[ NoSQL 系统很可能会继续维持它们架构演变的势头，继续实时提供几乎无限的横向扩展和查询。 ]

年 3 月，XSLT3.0 在 W3C 处于候选推荐状态。随着这种标准化程度的进行，Native XML 数据库系统可以使用相同数据模型以缩短应用程序的开发时间，从而消除了应用层之间的数据映射，使非技术人员也能进行开发和维护工作。基于标准的技术还使应用程序更容易移植，并允许安全策略和访问控制的细分规范。

MarkLogic, eXist-db, BaseX, TeraText 数据库系统，Snapbridge

理方法的创新。由于传统的 RDBMS 供应商继续添加更多 NoSQL 特性，NoSQL 供应商正在他们的产品中努力带来更多的稳定性，可靠性和可交易性。数据库的快速发展以及 NoSQL 和 RDBMS 系统之间的交叉功能将逐渐模糊两者之间的区别，并导致系统可以从多个子类中提供特性。例如一个系统可能拥有键 - 值，文档，图形数据库中的所有功能。这些多模块系统将是不断发展云主机数据库即服务模型

使用一个数据模型，但近期对多模式 NoSQL 系统的举动很可能对应用程序造成问题，即它们仅适合于这些模型中的一个。如果应用程序选择在多个数据模型上运行，则在这些模型中没有对查询以执行数据存储的支持。虽然在分布式数据库上这些问题看起来是相似的查询处理方法，但是异构数据模型则会造成一些不同的挑战。问题实际上是更类似于在具有多个范例语言的系统中提供一个统一的编程环境如 Oz。

## 数据库即服务 (DBaaS)

通常，用于企业级应用程序 NoSQL 系统部署在集中式或分布式集群的计算机上。然而，一些组织缺乏安装和运行 NoSQL 系统的技术专长，而运行在云端的系统能避免承包相应人员的费用。

DBaaS 模型的细节仍很模糊，但一个中间步骤可能是实现数据接口 (data services façade)。这一接口可以通过公有云或私有云透明地为多种数据模型提供数据服务。

**现**代的应用程序具有前所未有的数据量和种类以及极高的性能和扩展性要求。所有这些都摆脱了传统 RDBMS 作为数据库管理的唯一办法，而将注意力转移至数据一致性，高可用性和分区容错性。NoSQL 仍有一些问题有待解决以实现和 RDBMS 一样的稳健和成熟。标准对于应用程序的可移植

## 关于作者

**乔瓦尼·凯鲁比尼 (Giovanni Cherubini)** 是 IBM 苏黎士研究中心研究员。他的研究方向是数据高速传输、控制系统和数据存储。凯鲁比尼在加州大学圣地亚哥分校获得电子工程博士学位。他是 IEEE 会士。联系方式：cbi@Zurich.ibm.com。

**詹斯·杰里托 (Jens Jelitto)** 是 IBM 苏黎士研究中心研究员。他的研究方向包括无线局域网和磁盘的数字信号处理，以及大数据存储系统的新技术。杰里托在德累斯顿科技大学获得电子工程博士学位。他是 IEEE 的高级会员。联系方式：jje@zurich.ibm.com。

**维诺多·文卡特桑 (Vinodh Venkatesan)** 是 IBM 苏黎士研究中心的研究员。他的研究方向包括存储可靠性，性能及优化。文卡特桑在洛桑联邦理工学院获得了博士学位。他是 IEEE 会员。联系方式：ven@zurich.ibm.com。

### 译者简介：

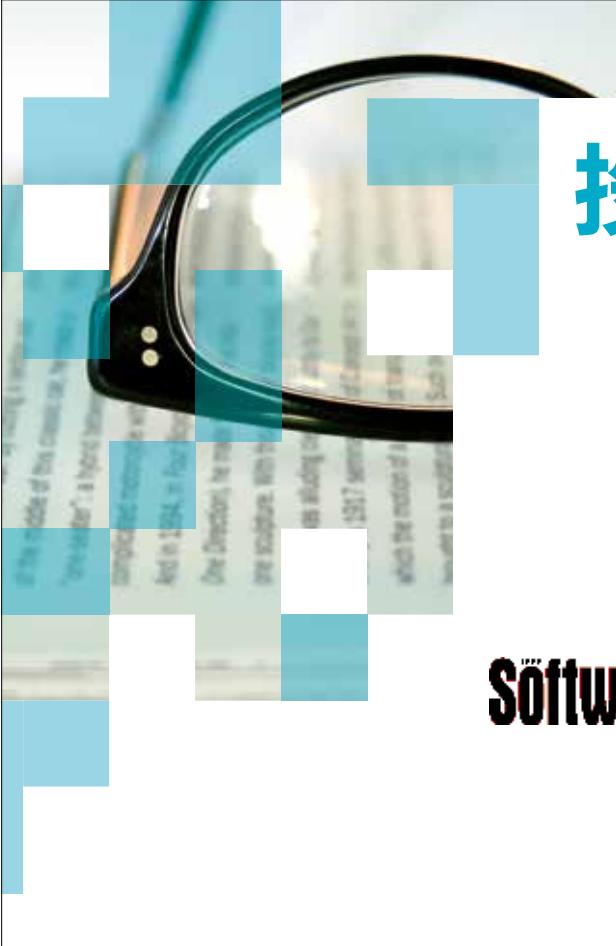
**聂辰成**，电子科技大学信息与软件工程学院获得软件工程本科毕业生，即将前往意大利帕维亚大学攻读计算机工程硕士学位。

性也是必不可少的，这将防止厂商垄断，并且能证明相关技术足够成熟到能够实际使用。专业协会和供应商必须共同努力去建立标准并确保数据库管理技术能够长期可持续的进步。■

### 参考文献

1. C.W. Olofson, “Worldwide RDBMS 2013 Vendor Analysis: Top 10 Vendor License Revenue by Operating Environment,” Oct. 2014; www.idc.com/getdoc.jsp?containerId=251648 (abstract only).
2. M. Stonebraker et al., “MapReduce and Parallel DBMSs: Friends or Foes?,” Comm. ACM, vol. 53, no. 1, 2010, pp. 64–71.
3. M. Stonebraker, “Stonebraker on NoSQL and Enterprises,” Comm. ACM, vol. 54, no. 8, 2011, pp. 10–11.
4. R. Nishtala et al., “Scaling Memcache at Facebook,” Proc. 10th USENIX Symp. Networked Systems Design and Implementation (NSDI 13), 2013, pp. 385–398.
5. DB-Engines, “DB-Engines Ranking.”

- Mar. 2016; <http://db-engines.com/en/ranking>.
6. Market Research Media, “NoSQL Market Forecast 2015-2020,” Mar. 2016; [www.marketresearchmedia.com/?p=568](http://www.marketresearchmedia.com/?p=568).
7. C. Mohan, “History Repeats Itself: Sensible and NonsenSQL Aspects of the NoSQL Hoopla,” Proc. 16th ACM Int'l Conf. Extending Database Technology (EDBT 13), 2013, pp. 11–16.
8. E.A. Brewer, “CAP Twelve Years Later: How the ‘Rules’ Have Changed,” Computer, vol. 45, no. 2, 2012, pp. 23–29.
9. Gartner, “Market Share: All Software Markets Worldwide, 2012,” Mar. 2013; <https://gartner.com/doc/2398815/market-share-software-markets-worldwide> (abstract only).
10. Z. Parker, S. Poe, and S.V. Vrbsky, “Comparing NoSQL MongoDB to an SQL DB,” Proc. 51st ACM Southeast Conf. (ACMSE 13), 2013, pp. 5:1–5:6.
11. I. Robinson, J. Webber, and E. Eifrem, Graph Databases, O'Reilly, 2013.



# 投稿

**IEEE Software** 寻找可以吸引专业和非专业读者的实用可读文章。这本杂志的目标是将可靠的信息传递给软件开发者和管理者，帮助他们站在技术浪潮之巅。投稿必须为原创，不能超过4700个词，每张表格和图片不能超过两百个词。

投稿指南：  
[www.computer.org/software/author.htm](http://www.computer.org/software/author.htm)  
更多细节：[software@computer.org](mailto:software@computer.org)  
**[www.computer.org/software](http://www.computer.org/software)**



# 大数据的 认知存储

文 | 乔瓦尼·凯鲁比尼 (GIOVANNI CHERUBINI)，延斯·杰里托 (JENS JELITTO)，维诺多·文卡特桑 (VINODH VENKATESAN)，乔治梅森大学 (George Mason University)  
译 | 席天宇，中国科学院大学

明确数据的价值可以显著提高存储系统的效率。与之相关的一个关键概念即是认知储存，意即为通过更好地理解数据与用户需求及偏好的关联，对储存系统进行优化。

## 近

四十年以来，包括穿孔卡片、磁带系统或硬盘驱动系统在内的数据储存技术，都直接连接于计算单元上，这意味着储存器通过总线系统与单个计算机紧密相连。直到 20 世纪 90 年代网络存储诞生之后，才出现了全局存储系统或单个命名空间的概念。紧接着，通过一种统一且高效的方法，被存储的资源首次实现了被多个计算机共享。网络系统使虚拟化储存成为现实，物理存储设备构建起了资源库，并组织成逻辑设备<sup>1</sup>，这使得独立磁盘冗余阵列 (redundant array of independent disks, RAID)、自动精简配置、磁带虚拟化、数据和媒体的迁移（常被称作分层存储管理）变成了可能。

由于存储网络需要越来越多的存储管理软件、功耗计算和云储存系统（云可以作为另一储存层，或是包括计算、存储，还有其他设备的远程全数据中心）。软件定义储存 (SDS) 也在近年来出现了，在此储存系统中，基于一系列要求，管理服务器可以动态地调整资源分配，以保证性能、

可靠性、可用性和安全性。

在过去六十多年中，存储设备的容量已经在大概六个数量级的水平上大幅度增长，而且还在持续增加。<sup>2</sup> 新的存储设备类型——例如闪存，表现引人注目，而且提供了很好的性能。除此以外，数据实时压缩和重复数据删除的巨大进步已经使数据储存在很多应用场景中变得更加有效。

到目前为止，这些前沿科技已经可以让存储管理系统具有管理呈指数级增长的数据的能力。但是，这些技术能否能适应将来继续不断增长的数据，以及复杂性不断增加的系统？另一个问题是，存储能力的增长速率是否会落后于数据增长的速率，这意味着由于储存资源有限，不可能再存在一个可以永久性存储所有数据的标准模型。<sup>3</sup> 我们必须决定，是否需要或者想要去储存现有的或者未来的所有的数据。

在这篇文章当中，我们试着去理解数据的重要性，或者说价值，然后根据这些知识来决定存储数据的位置，以及应以何等的保护程度和安全性、以多长的时间来存储数据。数

据价值的分布和发展，似乎可以决定海量数据存储的巨大潜力。除此外，用一套统一的标准，定义存储在系统中不同片段的数据的价值，能够使企业优化其数据收集和存储原则，甚至可能为提高数据的商业价值提供参考。认知储存的概念由之诞生，意即为通过更好地理解数据与用户需求及偏好的关联，对储存系统进行优化。

## 大规模存储系统的必要运行条件

一个理想的大规模存储系统需要同时从用户和数据的角度，解决数据储存的问题，它不应受到硬件能力的制约，也不能由管理员的偏好支配。从数据的角度来看，系统应该选择最适配数据属性、用户要求，并能兼顾成本、性能以及可靠性的存储介质、保护级别和物理存储位置。<sup>4,5</sup>

为了持续进行这种优化，在属性（比如数据价值，访问模式或保护特性）发生改变时，系统应该自动且动态地移动数据。还有另外一个很重要的方面，涉及数据生命周期管理和可获得的存储空间。如果存储系统没有空间了，它可以指令添加附加资源，同时简化冗余甚至删除重要性最低的数据。

从用户的角度看来，一个理想的存储系统不但能为所有数据提供了统一的视图和控制，将数据类型（结构型、非结构性、文本、图像）、来源、格式，年代，基础存储介质[固态硬盘（SSD）、光盘、磁带]、存储类型（数据块、文件、

对象）等等分开处理。系统应该允许无缝的数据访问以及灵活的数据分析。丰富的元数据可能带来强大的搜索功能，为数据管理提供便利。

现有的概念和技术充分或部分地涵盖了文中提到的许多条件。SDS 可以通过以最适特征动态调配存储，使应用和存储系统之间达到更好的相互作用。软件 RAID 和存储控制器辅助克隆等新型操作方式，使存储系统在依靠商品硬件的同时，更好地适应数据需求和工作量。最近，一个叫 Tarmin 的新公司引进了数据定义性存储（*data-defined storage, DDS*）的概念，从数据的角度来看，其定义和设计的系统是以 SDS 为基础的。

不管是从数据及工作负载量特征上看，还是从通过引入数据价值来实现数据存储配置和管理、数据存储、数据保护和数据生命周期管理的方面来看，认知存储的概念都已经超越了现存的方法。通过仅为最重要的数据提供高冗余度，认知存储提供了一个弹性动态系统，这使它能够高效存储数据，并通过减少相关冗余数据，节省存储空间。除了确定普及度（在这种情况下，普及度与数据访问频率有关，与数据内在价值无关）和工作负荷特性，数据的价值也可以用来决定系统提供的服务的级别。某些类别的预设数据集会被手动分配至服务质量（QoS）存储，与这种储存方式相反，认知存储可以自动的确定这些数据集分类，并且给出正确策略以提供合适的服务质量。这是认知存储概念当中

非常重要的特征，特别是在大数据存储系统的背景下，巨大的数据量和数据增长率使服务质量管理的方式变得不可行了。

由于现在的存储系统具有异构性，不同类型的设备也因此有不同的成本，性能以及可靠性特征，比如说，SSD 能够实现几百微妙的访问延迟，与几十秒访问延迟相比，没兆字节的成本大大减少。这种异构性使系统开发人员的工作变得具有挑战性，他们需要就设备性能和可靠性特征来优化匹配数据的访问特性、保护条件，从而利用较低成本实现较高性能。然而，不断增长的数据量和性质不断变化的数据访问模式以及数据访问保护要求，都正在推动着对于自动化动态数据管理系统的需求。

设备性能和可靠性特征可以通过系统水平技术提高 -- 比如说跨多个设备或者通过创造多个副本来自标记数据。存储可靠性可以通过将冗余数据存放在不同的设备中得到改善，周期性的清洗数据以检测和矫正潜在的扇区错误。怎样以及合适使用这些技术，取决于存储数据的访问，设备特征及可靠性需求。多数现代数据存储系统都有改善其性能和可靠性的预定义设置，这些方法也同样被应用于所有存储在系统中的所有数据，或由管理员用手动分配到数据集中。然而，预计来讲，系统最终会自动的管理它的性能和可靠性，同时在正确的时间内，通过使用正确完善的设备来管理合适的数据。<sup>6</sup>

此外，存储效率技术，如重复数

据删除、压缩和单拷贝存储技术可以用于更好地开发设备的存储能力。然而，有效使用重复删除数据技术至今仍是加密数据中的一项挑战。

## 数据属性

就数据的结构和非结构化内容、文件大小、数据格式、数据价值和普及度层面上来看，数据集是往往是复杂多样的。我们总是关注数据的价值和普及度，因为它们影响着数据的存储位置和保护需求。

## 数据价值

存储系统中的每一部分数据对系统用户来说都具有一定价值或意义。尽管在当前的大多数系统中没有精确定义，这些数据的价值可以用失去这部分数据，或无法用其变现时所带来的损失来衡量。在不同的情况下，数据的价值有这样几层含义：在商业文件中，信息可以被看成是一种资产，数据具有潜在或现实的价值，处理和存储这些数据，就会产生相应的成本。实际上，最近出现了一个相对较新的、名叫信息经济学的领域，主要是讲信息分配的经济学意义。<sup>7</sup> 在这里，除了商业价值，数据还可以具有历史价值（人类遗产）、独立价值（关于实验和个人健康记录的唯一数据集）、法律价值（法律记录和证书），个人价值等。因此，存储在同一个系统中的所有数据并不具有同等的重要性（一些更具有价值），并且数据价值也会

随着时间的推移而发生改变。即便如此，现今的系统通常会对数据做出同等程度的处理，如果一些数据需要被区别对待，系统管理员或用户必须执行一些功能以维护数据安全。

许多种类的数据的价值都需要用户进行明确分配。然而，一些数据可能会显示出更高的重要性。比如元数据和被处理过的数据一般都具有较高的重要性。举个例子来讲，元数据和被处理的数据耗费的计算能力，以及得到高质量、高可用度数据的能力，比起其他数据都更胜一筹。这类数据的缺失会造成额外的损失。独一无二的数据，如果无法被再次获得，也可能具有极高的价值。

因此，不同类型的数据需要不同的存储策略，如图 1 所示。价值高（或必须保存）的数据可能不会占有较大体积，但即便是花费很高成本，也要对其进行可靠保存，且需要时常核查其完整性。其他数据，如法律数据，在不得不将其删除之前，必须使其保持多年的高（固定的）可靠性。通常情况下，对于这些类型的数据，主要的储存目标是确保适当且固定的保护水平以及相应的最佳储存方法。这意味着，新型存储的概念可能对这些类型数据并不适用。

另一种类型的数据，图 1 所示的传感器或商业数据，一般在创建时具有较高价值（以及容量）——起码当数据是为了应急而收集或创建时是这样。一旦数据完成既定任务（比如在线商店的订单数据或病人的诊断数

据），它的价值就会减弱（如图 1 绿色曲线所示）。然而，用户可能会在之后，为了不同的目的对这些数据进行二次使用，数据的价值会因此增加（例如锚定购买行为、根据长期结果制定个人医疗研究及保健方案，等等）。这一类型数据对于认知存储的概念非常重要，因为它将大量的数据与随时间浮动与的商业价值结合了起来。此外，信息经济学等框架可以通过最小化储存成本来增加数据的总商业价值，同时提供一种量化数据价值的方法。从某种程度上来看，认知存储的方法为一种经济，或以数据价值为基础的存储系统提供了基本条件。

为了维持系统的可拓展性并确保重要数据的保护问题，数据价值必须长期进行自动分配。数据价值变化的粒度主要取决于数据的使用语境，这是信息经济学面临的主要挑战之一。从技术角度来看，数据的应用价值和保护级别的宽粒度可以通过数据复制和编码技术来实现。反映数据价值的度量指标是决定保存何种数据、应用何种冗余，以及数据保存时长的重要标准；尤其对于大数据系统，使用适当的存储策略可以大大降低存储成本。比如说，将低价值数据的冗余从 3 倍降至 2 倍，可以减少 33% 的存储成本。

## 数据普及度

数据存储中有一个常见的现象，就是数据访问的频率分布情况高度不对称，会向总存储数据中的一个小数据集严重倾斜。这种情况在大规模系

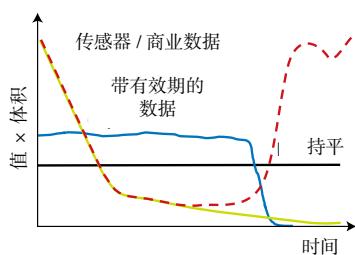


图1. 不同数据类型的总体价值随时间发生变化。

统中更为明显，其中有很大一部分数据集很少，或者从不会被访问。<sup>8</sup>显然，性能优良和低成本基础存储设施可以通过识别“热门”数据并将其放置在快层、识别“冷门”数据并将其放置在更便宜的慢层，大大提升系统的性能，并显著降低能搞及储存架构成本。一些现代存储系统已经开始检测数据访问频率和存储数据的热度，然后自动将数据迁移到适当的层中<sup>9</sup>。值得注意的是，高价值的数据并不总会被频繁访问，尽管访问频率和数据价值之间可能会有关联。同样，一些不被频繁访问的数据同样可能具有重要价值，比如人类遗产信息和独一的数据集。

由于新录入的数据集没有数据访问历史，它们的储存位置是很难明确的。如果默认用一种最经济但最慢的层存储这种类型数据，如果数据经常被访问，直到系统适应之前，性能将会受到影响。同样，将数据存储在最快但最昂贵的层上，可能会不必要地提高存储成本。然而，如果对之前存储的类似数据的访问模式有所了解（必须恰当地定义“类似”的标准），就可以显著提高性能 - 代价的权衡效率。

## 数据的生命周期

正如我们在前面提到过的，数据的价值可能随时间发生改变。数据集中的很大一部分都可能失去其重要性且变得过时。然而，这些数据集仍会继续消耗存储资源，并可能出现安全漏洞。因此，出于对成本和安全性的考虑，安全地归档“冷门”数据，并且删除过时数据非常重要。在现存系统中，如果真的存在这种情况，那也是系统管理器和用户执行删除。迅速增长的数据量和更长的数据生命周期（很可能还受到监管），使得我们有必要将这个过程自动化。利用认知存储系统，数据的删除（或将数据删除的建议）不仅取决于数据普及度或法律需求，同样也取决于数据的价值，从而指导系统删除低价值数据，而不是经常被访问的重要数据。

## 存储成本

为更好地了解怎样满足大规模数据存储的各种需求，可以参考以下这个大型机构将数据移动到云的虚构案例研究。该机构的目标是尽量缩减成本，同时又能够满足存储和计算的需求。数据具有异质性，这意味着不同的数据，其存储需求也有很大区别。例如永久性访问的数据库需要快速的随机访问能力和高度的可利用性，所以数据必须存储在固态硬盘等其他能够自动复制的、可提供高度可利用性的快速媒介当中。与之相反的是，为实现监控目的而收集的日志类数据可能很少被访问，但仍需要在一段固定时间内得到可靠储存。这样的

数据可以被存储在磁带或者其他相对便宜的媒介中，如果有需要，可在不同位置间复制。

根据需求将数据分类，并将这些分类与云存储提供方给出的存储解决方案相匹配，该机构可以最大程度地减少其数据存储成本。举例子来看，供应方可能给出三种存储冗余选项：高冗余（三副本）0.030 美元/gbyte，少量冗余（两个副本）0.020 美元/gbyte，低冗余（RAID-5）0.015 美元/gbyte。如果机构将数据分成不同类别，如有 5% 的重要数据，具有高冗余；45% 不太重要的数据，具有中度冗余；还有剩下 50% 最不重要的数据，具有低冗余度；那么，比起所有数据都处理成高冗余，这种区分数据的方法可以节省 40% 的存储成本。此外，不同的快速存储方法也有不同的价格，成本可以进一步降低。如果云存储服务的供应商提供的数据分为不同类别，潜在的优化范围、优化选项，以及节省的成本会更多。

## 认知存储

这里我们主要介绍认知存储系统的概念和结构（见图 2）。

## 整合存储和计算能力

在一个认知存储系统中，计算资源的可获得性对于要进行预处理的数据至关重要。计算和分析单元的初始数据处理通常会执行实时过滤和分类操作——例如与数据相关的初始值识

别的数据分析，由此为数据分配价值，过滤错误数据和非重要数据，对医疗记录假名化，以保证安全。一般情况下，实时分类可以是任何保证以预定的速度完成数据流传输的初始数据评估。当在数据集中检测到相关信息时，一个在线的数据集分类器会将相关数据集分配至相关的数据分类。没有检测到相关信息的数据集则被分配到低重要性的一类。一些检测器或分类器可同时管理多个数据流和事件类型。此外，一个数据集可能与分类器分配的多个标签相关联。

## 确定数据的价值

对于每个新录入的数据集来说，其重要性、普及度、储存层和冗余，可以通过将其元数据与已经存储在系统中的数据集的元数据相比较的结果来确定。为阐述这一原理，我们使用了一种基于信息瓶颈 (information bottleneck, IB) 的学习算法，即一种已被用于高相关性文档分类的监督学习技术。这种学习算法被证实具有相对低的复杂性和较的高鲁棒性。<sup>10</sup>

IB 方法在 X 和 Y 两个随机变量间采用联合分布，并以新变量 T 代表压缩后的 X，最大限度地使新变量保留原来 X 与 Y 之间的共同信息。在进行数据分类时，X 对应元数据，被视为一个词语集合，而 Y 对应的是重要性类别。因此，数据的价值是由与 Y 相关的重要性决定的。

测试用的实验数据，来自来于我们研究组的一个含有用户文件的本地

服务器。为进行分类，我们收集了元数据，包括用户 ID、组 ID、文件大小、文件权限、创建文件的数据和时间、文件扩展名和路径中的目录。我们针对每个用户，对服务器数据进行拆分，因为每个用户都可以对他们认为重要的、不同类型的文件进行定义。这里共有 177 万个文件和 7 个用户，文件数最多的用户拥有 866750 个文件。用户根据数据代表的不同项目将其划分为几个自定义的子集，另外还有一个包含所有文件的大数据集。根据定义，每个子集都包含指定目录下的所有文件。这里也根据数据的重要性为其划分了类别，其中两个类别包含了来自两个不同项目的文件，另一个包含了其他所有文件。

我们发现，拥有最多文件的用户同时拥有每一个分类的文件。所以我们使用了这位用户的数据作为实验的基础数据。对这位用户来说，项目 1 中的文件是最重要的，归属于 1 类；在项目 2 中的文件相对重要，属于 2 类，其余的是最不重要的，属于 3 类。这种分类严重失衡，1 类包含 157 个文件，2 类包含 2688 个文件，和 3 类包含剩余的 863905 个文件。我们改变了训练集的大小，在 95% 的置信区间上，利用随机选择的训练集进行了 10 次独立测试，检测了自动分配数据价值的可行性。每次测试都从每个分类下挑选了固定比例的文件。图 3 显示了每个类的预测精确度。随着训练集的扩大，较小的那个类别的精确度提高了：对于参与训练的约 30% 的数据，自动分

配的精确度达到了近 100%。

对于训练样本较少的那个较大的系统，使用标记和未标记的半监督学习 (SSL) 方法训练数据，也许更能达到确定数据价值的学习目的。

目前有基于图形的 SSL 方法，前景非常可观。我们可以想象一个图形结构，其中每个顶点表示存储系统中的一个数据对象，每条边连接两个对象，以一些反映相似度的度量指标而论，其元数据是“接近”的。每条边的权重等于这个相似度的值。每个顶点与一个数据值相关，该数据值对应该顶点表示的数据对象的价值。

顶点的一个子集会在训练过程中被分配数据价值，其余的顶点则不会被标记，需要根据图形连接被赋值。赋值的原则是，相似对象应该有类似的数据价值，这个过程可以通过包括拉普拉斯特征向量法和传递算法在内的多种算法来实现。如果已标记的数据量有限，基于图形的 SSL 算法的效率会特别高。高精度可以通过研究图形的深层结构（包括标记和未标记的顶点）来实现。在这种情况下，图形结构的构筑，以及相似性度量指标的选择至关重要。相似性度量指标可能也需要通过学习而得到，并且根据语境进行优化。度量指标的学习也是比较热门的研究领域之一。<sup>11</sup>

## 数据保护和可访问性的选择

初始分类完成后，系统会将数据集交给一个选择器。选择器会根据数据分类，决定数据的保护级别，以及

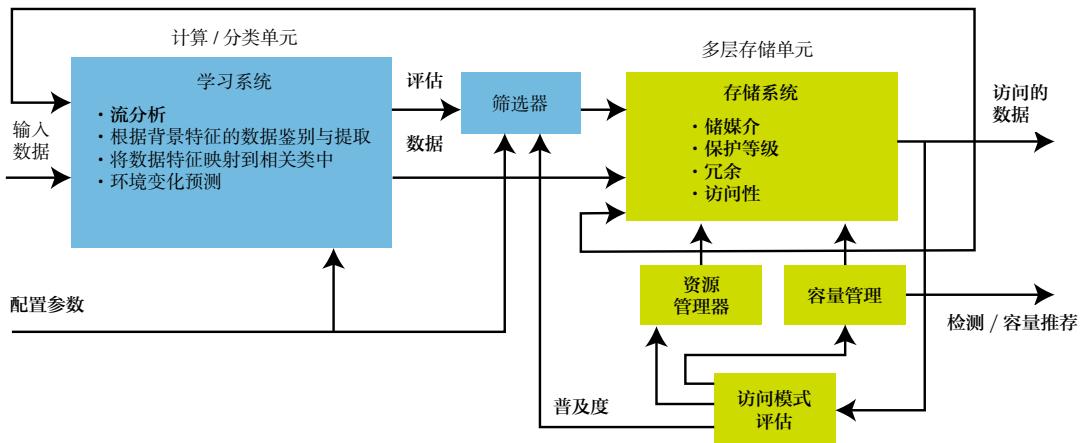


图 2. 认知存储系统框架图。

数据在多层储存单元（MTSU）中的位置。这一策略也取决于数据所处的重要类别。数据访问模式（由监控数据访问频率的访问模式评估器获得），如图 2 所示。选择器会为数据分配适当的数据保护级别，以及存储层中的初始储存位置。各种工作负荷的特性都可以为数据优化布局的评估提供参考，如时序性和后续数据访问频率。根据其重要性分类，每个数据集都被编码或被复制到其对应的保护层级中。考虑到数据重要性和访问频率会随时变化，其最适储存层和保护级别应被定期进行重新评估。

数据的保护等级需求也取决于可能出现的数据损失，这通常包括以误码率（BER）指标来表示的数据损坏、以数据平均丢失时间（MTTDL）或数据年度预期丢失比例（EAFDL）来显示的数据擦除、<sup>12</sup>以数据集不可用的时间比表示的临时数据不可用性。

## 数据跨层移动

MTSU 包括一个移动器和一个存储能力管理器，后者会利用访问模式评估器提供的信息。移动器将数据从一个层转移到另一个层，这个过程通常会花费较长时间，以处理数据价值和访问模式的变换。数据集在不同层级上的移动的策略主要取决于数据的重要类别及访问模式，以及存储设备的性能特征。现今的分层方法通常只考虑数据的普及度。由于不同层有不同程度的可靠性，因此不同的层也有相应不同的冗余方案，以保证不同重要类别的数据拥有相对的保护等级。如，磁带驱动器的误码率（BER）为  $10^{-19}$ ，而硬盘则是  $10^{-15}$ 。因此，当数据集从一个层移动到另一个层，移动器需要适应不同的冗余方案，以维持相同的保护水平。

为了降低成本，数据所需要的保护级别可以通过将冗余数据分配至多个层来保证。例如，重要性高和低 ~

中等的普及数据可能有一个副本存在磁带上（为了保证可靠性和成本）。在保证同等可靠性的前提下，与复制相比，擦除码可以提供更好的存储效率，但其访问性能较低。<sup>5</sup>

## 访问模式的评估

有关数据集普及度的额外信息，可以通过监测数据访问来获得。数据每被访问一次，相关的元数据信息（包括数据的重要性类别）都会被送至访问模式评估器。系统可以从不同层面上获取数据的访问模式，包括在一天不同时间内的活动、序列的读取和写入，以及访问的顺序和用户数据检索量。这些信息可以用来判断数据的普及度，以此对数据进行分类。在对数据进行初始的位置分配后，访问模式评估器会检测数据集的被访问情况，定期对分类进行调整。

## 选择标准的动态更新

认知存储的一个重要特征，是根据数据集的重要性和普及度进行数据集分类标准的连续评估。选择器会基于重要性分析和访问数量的统计来更新其标准，数据集的普及度变化信息会反馈到选择器中。

数据价值的分类，有赖于对管理员定义的事件或特征的检测，或者依赖于对数据特定特征的观察的自动化评估。因此，如图2所示，我们很有必要采用一种可以持续估计数据价值，并预测语境变化的分析引擎，以调整分类过程所依赖的相似性度量指标。

## 存储容量管理

在大数据系统中，我们需要增加存储容量和 / 或删除过时数据。通过减少数据类别的冗余、向系统管理员提供扩展存储系统容量的建议，或删除最不重要的数据，储存容量管理器可以避免储存满溢。比如说，如果可用容量达到了极限，无法提供更多存储空间，存储容量管理器可能会减少冗余，甚至删除一些被定义为较不重要的数据集。如果这些数据集都很重要，管理器应该根据储存需求、当前储存层的利用情况以及历史存储容量的增长率，向上层建议扩容。

## 未来的挑战

认知存储的实现将取决于存储和信息科学家确定数据价值的基本原则的能力，以及真正以数据为中心的储

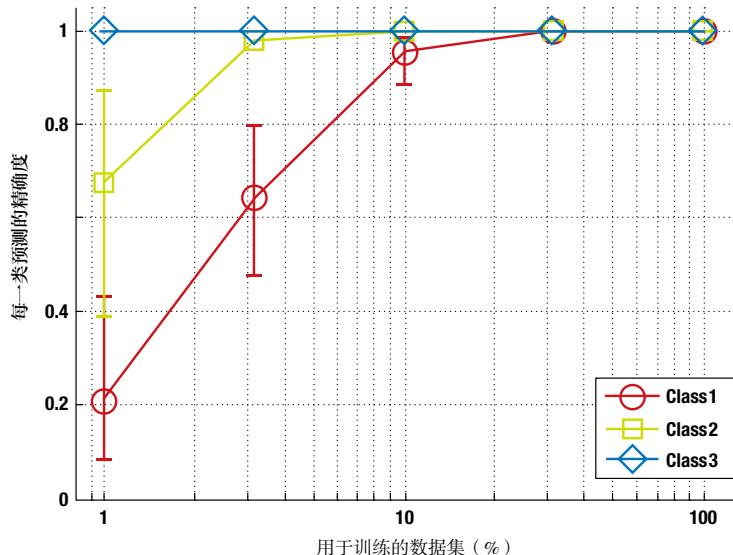


图3. 利用瓶颈法进行文件精度分类。

存系统的出现。信息经济学知识可以为衡量信息的商业价值提供框架，在涉及商业价值的语境下，可以为定义数据价值提供一个有前景的策略。然而，考虑到数据价值定义的主观性、不同的使用语境、对文化的依赖性、对时间的依赖性，以及唯一性和公平性，数据价值的定义可以更广。

怎样将数据的普及度和数据价值相关联，也是一个有趣的问题（可以用一个产生和消耗数据的数据应用情景来举例）。掌握数据的普及度与数据价值的关系，以及这种关系的随时间的发展走向，可能会对认知存储系统的设计起到显著影响。

还有一个需要被强调的，同时也是贯穿始终的主题，就是安全性问题。如果数据被用户加密，这就意味着系统应在客户端、在数据加密前提取数

据价值——除非提取过程可以在安全的环境下进行。此外，要决定安全级别与数据价值直接的关联，需要我们加强对安全性的理解。比如，根据会随时间变化的数据价值来建立不同的安全模型，这样做是否合理？是不是只有在数据生成后立刻将向其应用一个特定的安全等级，才能保证数据的安全性防护？

另一个值得关注的问题，是怎样在面对不同类型的设备，以及随时间变化的数据价值时，用高效的方法保证数据的保护水平。自适应编码方案似乎会在建立数据的可靠性保障方面发挥关键作用，但这样做，很可能会带来显著的复杂性及系统性能降低的风险。

## 关于作者

**乔瓦尼·凯鲁比尼 (GIOVANNI CHERUBINI)** 是 IBM 苏黎士研究中心的研究人员。他的研究方向是数据高速传输、控制系统和数据存储。联系方式: cbi@Zurich.ibm.com

**延斯·杰里托 (JENS JELITTO)** 是 IBM 苏黎士研究中心的研究人员。他的研究方向包括无线局域网和磁记录的数字信号处理, 以及大数据存储系统的新技术。联系方式: jje@zurich.ibm.com。

**维诺多·文卡特桑 (VINODH VENKATESAN)** 是 IBM 苏黎士研究中心的研究人员。他的研究方向包括存储可靠性、性能及优化。联系方式: ven@ zurich.ibm.com。

### 译者简介:

席天宇, 中国科学院大学多样性生物信息学专业硕士生。

**这**一领域还存在许多尚待研究的问题。认知储存具<sup>7</sup>有固有的多学科属性, 因此, 其进步需要依靠多个领域持续发展与创新。■

### 参考文献

- K. Goda and M. Kitsuregawa, “The History of Storage Systems,” Proc. IEEE, vol. 100, 2012, pp. 1433–1440.
- E. Eleftheriou et al., “Trends in Storage Technologies,” IEEE Data Eng. Bull., vol. 33, no. 4, 2010, pp. 4–13.
- J. F. Gantz et al., The Expanding Digital Universe: A Forecast of Worldwide Information Growth through 2010, white paper, IDC, 2007.
- M. Mesnier et al., “Differentiated Storage Services,” Proc. 23rd ACM Symp. Operating Systems Principles (SOSP 11), 2011, pp. 57–70.
- M. Xia et al., “A Tale of Two Erasure Codes in HDFS,” Proc. 13th USENIX Conf. File and Storage Technologies (FAST 15), 2015, pp. 213–226.
- M. Mesnier et al., “File Classification in Self-\* Storage Systems,” Proc. 1st Int’l Conf. Autonomic Computing (ICAC04), 2004, pp. 44–51.
- D. Laney, “Infonomics: The New Economics of Information,” Financial Times, 12 Sept., 2013; [www.ft.com/cms/s/0/205ddf5c-1bf0-11e3-b678-00144feab7de.html#axzz43ftebVti](http://www.ft.com/cms/s/0/205ddf5c-1bf0-11e3-b678-00144feab7de.html#axzz43ftebVti).
- A.W. Leung et al., “Measurement and Analysis of Large-Scale Network File System Workloads,” Proc. 2008 USENIX Ann. Technical Conf. (ACT 08), 2008, pp. 213–226.
- J. Guerra et al., “Cost Effective Storage Using Extent Based Dynamic Tiering,” Proc. 9th USENIX Conf. File and Storage Technologies (FAST 11), 2011; [www.usenix.org/legacy/event/fast11/tech/full\\_papers/Guerra.pdf](http://www.usenix.org/legacy/event/fast11/tech/full_papers/Guerra.pdf).
- O. Shamir, S. Sabato, and N. Tishby, “Learning and Generalization with the Information Bottleneck,” Algorithmic Learning Theory, Y. Freund et al., eds., LNCS 5254, 2008, pp. 92–107.
- A. Bellet, A. Habrard, and M. Sebban, “Metric Learning,” Synthesis Lectures on Artificial Intelligence and Machine Learning, vol. 9, Morgan & Claypool, 2015; doi:10.2200/S00626ED1V01Y201501AIM030.
- I. Iliadis and V. Venkatesan, “Expected Annual Fraction of Data Loss as a Metric for Data Storage Reliability,” Proc. IEEE 22nd Int’l Symp. Modeling, Analysis and Simulation of Computer and Telecommunication Systems (MASCOTS 14), 2014, pp. 375–384.



# 大数据分析中的游牧计算

文 | 余相甫 ( Hsiang-Fu Yu ) , 得克萨斯大学奥斯丁分校 ( University of Texas at Austin )

谢卓叡 ( Cho-Jui Hsieh ) , 加州大学戴维斯分校 ( University of California, Davis )

尹孝根 ( Hyokun Yun ) , Amazon.com

S.V.N. 维斯瓦纳坦 ( S.V.N. Vishwanathan ) , 加州大学圣克鲁斯分校 ( University of California, Santa Cruz )

因德里特 · 迪隆 ( Inderjit Dhillon ) , 得克萨斯大学奥斯丁分校 ( University of Texas at Austin )

译 | 成丰, 北京大学

分析现在的大规模应用数据集需要可扩展的复杂机器学习方法。

一种新型游牧框架 NOMAD 结合了两种常见的的方法：随机优化和分布式计算。

当

今应用程序包含的数据集通常很大，难以载入到单个计算机的内存中。分析这些海量数据集

需要可扩展性和复杂的机器学习方法。我们有两种常用的方法来进行分析。第一种是随机优化和推断算法 ( stochastic optimization and inference algorithms ) : <sup>1</sup> 利用这些算法，一次只处理整个数据集中的一个数据点；第二种是基于 MapReduce 框架的分布式计算：<sup>2</sup> 计算迭代进行，每次迭代时由主计算单元分配计算内容到子计算单元上。虽然随机优化和推断算法对于大规模机器学习问题有效，但它们本质上是串联运行的。而在另一方面，基于 MapReduce 的算法上有一个“最慢归约器”魔咒 (the curse of the last

reducer)：只有最慢的子计算单元运算完毕后，才能进入计算迭代的下一步。

我们将要在这篇文章中介绍一种新型游牧计算框架 NOMAD。它结合了随机优化和分布式计算的优势，同时避免了两者的缺点。NOMAD 是无锁、随机、多机框架、异步和分散计算 ( Non-locking, stOchastic, Multimachine framework, Asynchronous, Decentralized computation ) 的缩写。我们将在文章中阐明，许多现代的机器学习问题具有可分离性质，这意味着该目标函数可分解成两个不同的变量之和。下文我们将使用两个具体实例来解释游牧计算框架：推荐系统中的矩阵补全 ( matrix completion )，主题模型中

的隐含狄利克雷分布（LDA）。

## 推荐系统中的矩阵补全

在诸如推荐系统、生物信息学中的基因 - 疾病关联，和社会网络分析的链接预测等应用场景中，我们观察到两种不同类型的实体之间的不完全关联。例如，当观众和电影之间发生了关联，关联可能是隐式的（用户看了电影），也可能是显式的（用户点评或评价了电影）。给定观察到的关联，我们要推断出未被观测到的关联。

这个任务有很大的现实意义，因为它往往是电子商务网站向用户推荐广告、产品、新闻报道和电影的推荐系统的核心。<sup>3</sup>

上述问题的数学定义如下。设  $A \in R^{m \times n}$  是关联矩阵，其中  $m$  表示用户数， $n$  代表实体数。通常  $m$  远大于  $n$ 。此外，让  $\Omega \subseteq [1, \dots, m] \times [1, \dots, n]$  的表示一个观察到的关联。也就是说， $(i, j) \in \Omega$  指的是用户  $i$  和实体  $j$  之间有强度为  $A_{ij}$  的关联。我们的目标是准确地预测  $A$  中未被观测到的关联。为方便起见，我们定义与第  $i$  个用户关联的实体的集合为  $\Omega_i$ ，即  $\Omega_i := \{(j, i) \in \Omega\}$ 。同理，我们定义与第  $j$  个实体关联的用户的集合为  $\Omega_j$ ， $\Omega_j := \{i : (i, j) \in \Omega\}$ 。此外， $a_i^T$  代表  $A$  的第  $i$  行。

一个流行的矩阵补全算法是找出矩阵  $W \in R^{m \times k}$  和  $H \in R^{n \times k}$ ， $(k < \min(m, n))$ ，使得  $WH^T = A$ 。<sup>3</sup> 一种理解这个模型的方式是把  $w_i^T \in R^k$  中的任意一行  $w_i$  看作用户  $i$  的  $k$  维嵌

入。同理， $H$  的每行  $H_j^T \in R^k$  是第  $j$  个项目行向量在  $W$  中的一个  $k$  维嵌入。

为了预测  $A(i, j)$ ，我们只需使用  $\langle w_i, H_j \rangle$  来近似，其中  $\langle \cdot, \cdot \rangle$  表示两个向量的欧氏内积。我们用损失函数来刻画拟合模型的好坏，一个选择是  $1/2 (A_{ij} - \langle w_i, h_j \rangle)^2$ 。此外，我们在目标函数上增加正规化项，以防止过度拟合并更好地预测未知的条目。例如，一个流行的正则化子是：

$$\frac{\lambda}{2} \sum_{i=1}^m |\Omega_i| \|w_i\|^2 + \frac{\lambda}{2} \sum_{j=1}^n |\Omega_j| \|h_j\|^2,$$

其中， $\lambda > 0$  是一个可调整的参数。这里  $|\cdot|$  代表的是集合的基数，而  $\|\cdot\|$  是向量的  $L_2$  范数。综合以上各式，我们把问题转化为一个经典的经验损失最小化问题：

$$\min_{W, H} J(W, H) := \frac{1}{2|\Omega|} \left\{ \sum_{(i, j) \in \Omega} (A_{ij} - \langle w_i, h_j \rangle)^2 + \text{regularization on } W \text{ and } H \right\}.$$

## 随机优化

随机梯度下降（SGD）是一种常见的随机优化技术，<sup>[1]</sup> 其中损失函数  $J(W, H)$  由瞬时近似代替

$$J(W, H) \approx \frac{1}{2} \left\{ \sum_{(i, j) \in \Omega} (A_{ij} - \langle w_i, h_j \rangle)^2 + \lambda \|w_i\|^2 + \|h_j\|^2 \right\}.$$

易得目标函数的梯度：

$$\nabla_{w_i} J(W, H) = -(A_{ij} - \langle w_i, h_j \rangle) h_j + \lambda w_i$$

和

$$\nabla_{h_j} J(W, H) = -(A_{ij} - \langle w_i, h_j \rangle) w_i + \lambda h_j,$$

随后利用梯度来更新参数：

$$w_i \leftarrow w_i - s_t \left[ -(A_{ij} - \langle w_i, h_j \rangle) h_j + \lambda w_i \right] \quad (1)$$

$$h_j \leftarrow h_j - s_t \left[ -(A_{ij} - \langle w_i, h_j \rangle) w_i + \lambda h_j \right], \quad (2)$$

其中， $s_t$  是第  $t$  次更新学习速率。因此，SGD 需要对样本  $\Omega$  进行随机均匀抽样，并且更新公式 1 和公式 2。

## 游牧算法：一种新的矩阵补全并行框架

需要注意的是，SGD 对公式 1 和公式 2 的更新只需我们读取  $w_i$ 、 $h_j$ ，和某些  $A_{ij} (i, j) \in \Omega$ ，以及更新  $w_i$  和  $h_j$ （见图 1）。因此，我们能够同时并行执行多个 SGD 更新。只要确保不会同时对  $w_i$  和  $h_j$  进行读取或写入操作，对之更新将不会互相干扰。这构成了 NOMAD 的基础。

在本文的语境下，一个工人指的是一个并行计算单元。在讨论共享存储器设置时，一个工人指一个线程；在讨论分布式存储器结构时，一个工人是一台机器。这种抽象允许我们以统一的方式描述 NOMAD。当然，NOMAD 也可以在多台机器上的多个线程的混合环境中被分散使用。用户  $\{1, \dots, m\}$  被分割成  $p$  个大小大致相等的不相交集合  $\{l_1, l_2, \dots, l_p\}$ 。（另一种策略是按用户分割，使得每个集合的连接个数相似）。这导致了对评分矩阵  $A$  的行指数的一个划分。其中第  $q$  个工人存储一组  $n$  个元素的分片

$\overline{\Omega}_j^{(q)}$ , 对于  $j \in \{1, \dots, N\}$ , 其定义为

$$\overline{\Omega}_j^{(q)} := \{(i, j) \in \overline{\Omega}_j; i \in I_q\},$$

以及 A 的对应值。注意到一旦数据被划分并分配给工人, 就再也不会在算法的执行过程中移动。

如上所述, 在矩阵补全过程中我们有两种不同的参数。 $w_i$  为用户参数,  $h_j$  为实体参数。在游牧算法中,  $w_i$  参数根据  $I_1, I_2, \dots, I_p$  进行划分, 也就是说, 第  $q$  个工人对  $i \in I_q$  存储和更新  $w_i$ 。 $W$  中的变量在开始划分, 且在算法的执行过程中不在不同的工人之间重新分配。另一方面,  $h_j$  参数初始随机分割成  $p$  个分区, 随着算法运行它们的归属会发生改变。 $h_j$  变量是游牧 (移动) 的: 在每个时间点, 一个  $h_j$  变量仅在一个工人处驻留, 当它被处理之后, 移动到另一个工人处, 独立于其他变量。(由于在矩阵补全问题中的对称性, 还可以使  $w_i$  游牧, 而划分  $h_j$ 。由于用户的数量通常比实体的数目大得多, 这将导致更多的通信。因此, 我们这里让  $h_j$  变量游牧。)

在第  $q$  工人那里处理一个实体变量  $h_j$  意味着执行随机梯度下降, 更新集合  $\overline{\Omega}_j^{(q)}$  中的公式 1 和公式 2 的评分。这些更新仅需要访问  $h_j$  和  $w_i$ ,  $i \in I_q$ 。因为  $I_q$  是一些不相交的集合, 每个  $w_i$  变量只能被一个工人访问。这就是  $w_i$  变量之间无须通信的原因。另一方面,  $h_j$  仅由当前拥有它的工人更新, 因此不需要锁。这也就是并行计算通行的“所有者计算”规则 (owner-computes

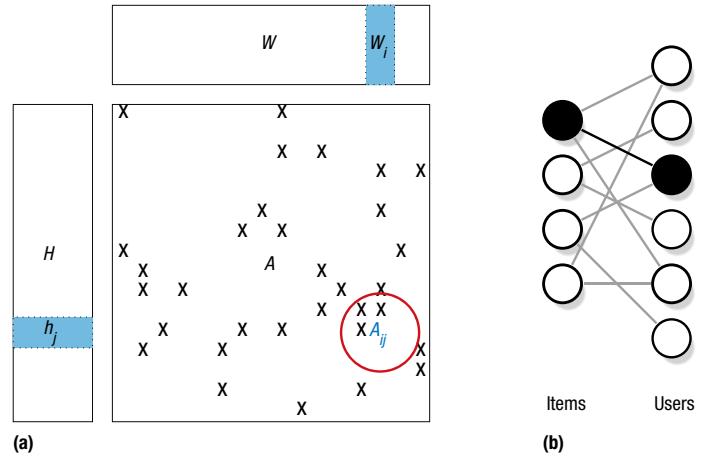


图 1. 随机优化矩阵补全目标函数的访问图。(a) 更新参数  $w_i$  和  $h_j$  需要访问  $w_i$ 、 $h_j$  和  $A_{ij}$ 。(b) 相同的访问的模式的图形表示。黑色表示该节点的值被更新, 灰色表示该节点值被读取, 白色的节点既不在更新也不在读取。

rule, 参见图 2)。

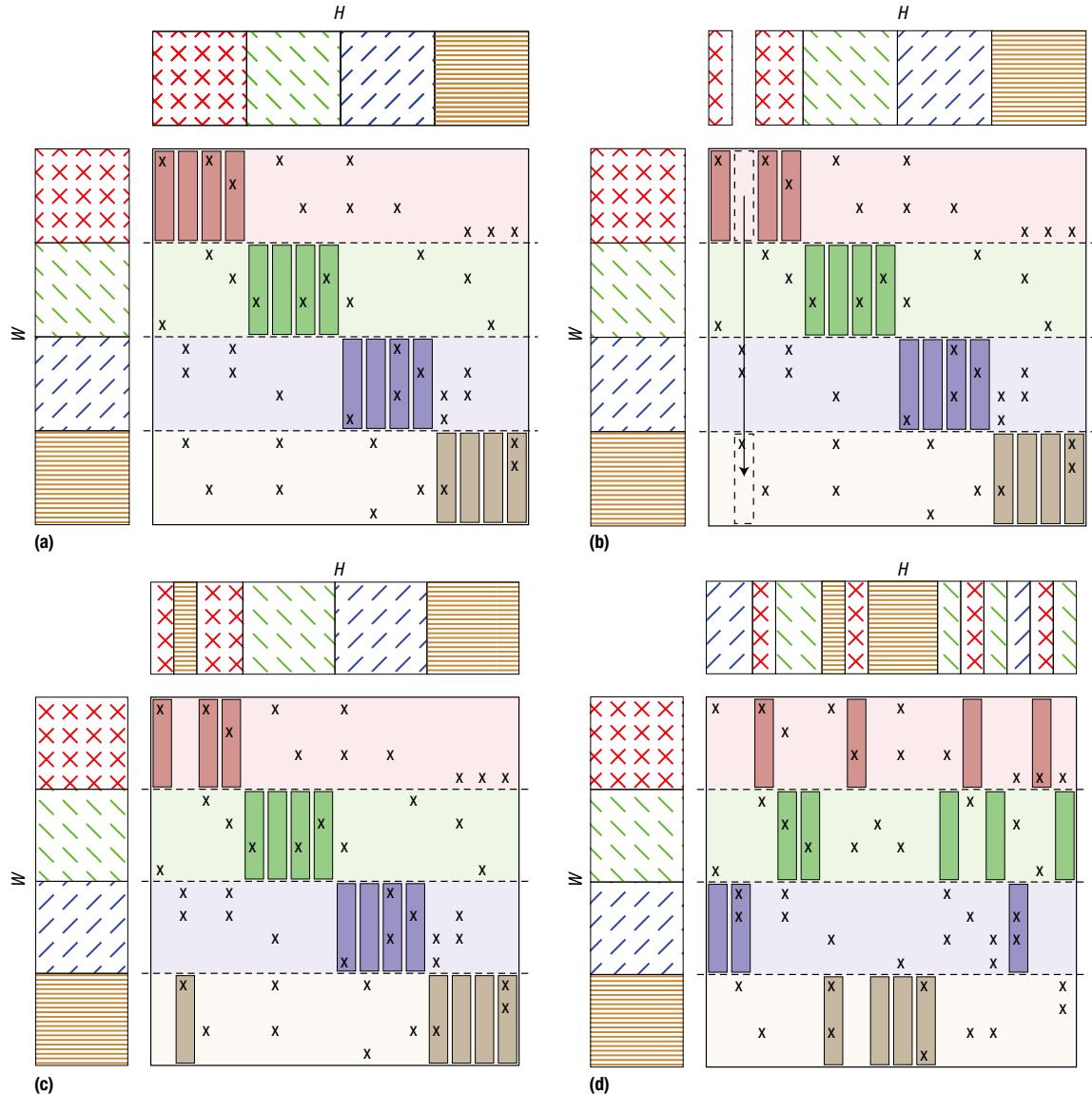
上述算法有如下的优良特性:

- » 非阻塞通信。处理器以异步的方式交换消息<sup>4</sup>, 并且没有批量同步。
- » 去中心化。工人是对称的, 而每个工人计算和通信工作量是相同的。
- » 无锁。由于所有者 - 计算范例 (owner-computes paradigm), 锁变量存在的必要性被完全消除。
- » 完全异步计算。由于该算法无锁, 各处理器之间的变量更新完全同步。
- » 可串行化。存在一个串行实现等效更新顺序。陈旧参数从来没有使用过, 经验上来说这使收敛速度更快。<sup>5</sup>

我们做了两个实验来证明 NOMAD 的性能。第一个是共享

存储器实验 (shared memory experiment)。我们选择了 NOMAD 来对比 FPSGD\*\*<sup>6</sup> (结果显示 FPSGD 在单机实验中超过了 DSGD) 和 CCD++。在针对分布式存储器的第二个实验中, 我们比较了 DSGD 和 NOMAD<sup>7</sup> DSGD++,<sup>8</sup> 和 CCD++<sup>9</sup>。其中, DSGD 和 CCD++ 是同步的算法, 和 DSGD++ 和 FPSGD\*\* 是异步 SGD 的变种。

我们在三个标准数据集上进行实验: Netflix, Yahoo! 音乐和 Hugewiki (见表 1)。在每个算法实验中, 我们使用相同的方法划分训练数据集和测试数据集。因为我们的目标是比较优化算法, 我们只做了最必要的参数调优。例如, 我们在每个数据集使用余相甫等使用的调整参数  $\lambda$ 。<sup>9</sup> 缺省情况下, 我们使用参数  $k = 100$  的隐空间的维数。所有的算法初始化使用相同的初始参数:  $W$  和  $H$  所有的值都通过在  $(0, \frac{1}{\sqrt{k}})$ <sup>6,9</sup> 中独立地抽样均匀随机变量来设置。



**图 2.** NOMAD 算法。每个  $x$  代表交互矩阵  $A$  的数据所观察到的条目。变量和数据的所有权用不同的颜色显示。每台机器的活动区域以图中间的小矩形表示。(a) 矩阵  $W$  和  $H$  的初始分配，每个工人只处理对角线活动区域。(b) 一旦工人处理完第  $j$  列，发送相应的实体参数  $h_{-j}$  到另一个工人的存储区中。这里， $h_2$  从工人 1 传递到工人 4。(c) 在接收到实体参数以后，该列被新的工人处理。这里，工人 4 现在可以处理第 3 列，因为它已经是第 3 列的拥有者。(d) 在算法的执行过程中， $h_i$  实体参数的拥有者发生了变化。

我们以根均方误差 (RMSE) 作为标准来比较测试集的求解器，其定义为

$$\sqrt{\frac{\sum_{(i,j) \in \Omega^{\text{test}}} \text{test}(A_{ij} - \langle w_i, h_j \rangle)^2}{|\Omega^{\text{test}}|}}$$

其中  $\Omega^{\text{test}}$  代表测试集中连接的个

数。

我们的实验使用了克萨斯大学奥斯汀分校的 Stampede 集群。这是一个 Linux 集群，每个节点配备两个 Intel Xeon E5 (Sandy Bridge) 处理器和英特尔 Xeon Phi 协处理器（集成众核架构）。我们在正常队列使用节点。

每个节点的配置是 32 GB 内存的和 16 个核心（只有 4 个核心被用于计算）。我们用 MVAPICH2 软件处理机器间的通信。

SGD 方法的收敛速度取决于所选择的步长。我们用于 NOMAD 的步长如下：

Table 1. 数据集情况

数据集	行	列	零值
Netflix <sup>3</sup>	2,649,429	17,770	99,072,112
Yahoo! Music <sup>10</sup>	1,999,990	624,961	252,800,275
Hugewiki	50,082,603	39,780	2,736,496,604

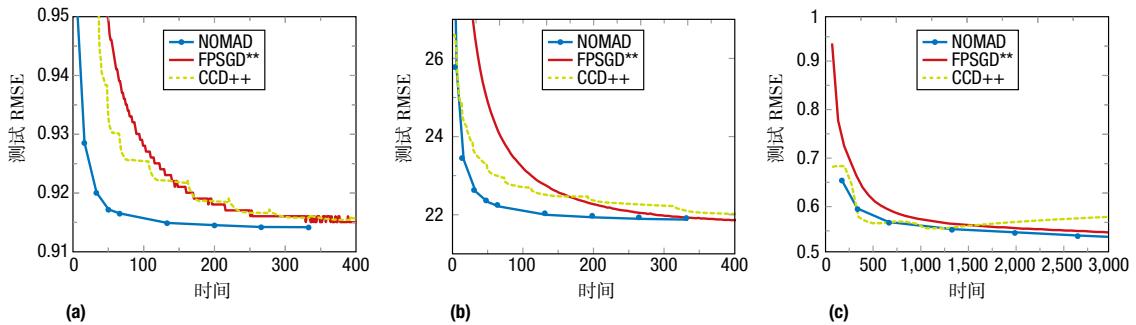


图 3. 本 (a) Netflix ( $\lambda = 0.05, k = 100$ )，(b) Yahoo! 音乐 ( $\lambda = 1.00, k = 100$ )，(c) Hugewiki ( $\lambda = 0.01, k = 100$ )。RMSE: 平方均方差误差 (root mean square error)。

$$s_t = \frac{\alpha}{1 + \beta \cdot t^{1.5}}$$

其中  $t$  是在一个特定的用户 - 实体对  $(i, j)$  上进行 SGD 更新的数量。另一方面，DSGD 和 DSGD++ 使用一个称为“莽撞司机 (bold driver)”的替代策略，通过监视目标函数的变化来适应步长。<sup>7</sup>

## 共享内存实验

对于共享内存实验（见图 3），我们固定核心的数量为 30，并以 NOMAD 与 CCD++ 和 FPSGD\*\* 的性能进行比较（因为当前 FPSGD\*\* 在 LibMF 执行只报告 CPU 的执行时间，我们用线程数进行划分，并使用线程数作为挂钟时间的代理变量）。在 Netflix 数据集上（图 3a），和其他方法相比，NOMAD 不仅会收敛到质量稍好的解上（NOMAD RMSE 为 0.914，FPSGD\*\* 和 CCD++ 为 0.916），而且

RMSE 从初始态上迅速降低。在雅虎音乐数据集上（图 3b），NOMAD 收敛到比 FPSGD\*\* 略差的解上（NOMAD RMSE 21.894，FPSGD 21.853），但与 Netflix 数据集上的表现相比，其收敛速度更快。在 Hugewiki（图 3c）数据上，RMSE 方面差异较小，但 NOMAD 超过了其他两种方法。而在收敛速度的比较上，在 Hugewiki 数据集上使用 CCD++ 与 NOMAD 相近，但其在测试 RMSE 时，在 1500 步之后恶化。

## 分布式内存实验

在分布式存储器实验（见图 4）中，我们在每个机器上使用了四个计算线程，固定机器的数量为 32（对于 Hugewiki 则是 64 台），并比较 NOMAD 与 DSGD、DSGD++ 和 CCD++ 的性能。在 Netflix 和 Hugewiki 数

据集上，NOMAD 收敛速度比其他三个算法快得多。不仅初始收敛得更快，而且还会发现质量更高的解。在 Yahoo! 音乐数据集上，4 种方法表现类似，因为 Yahoo! 音乐数据集的网络通信成本与数据大小之比很大。Netflix 和 Hugewiki 中的每个实体分别有 5575 和 68635 个非零评分，而 Yahoo! 音乐每个实体只有 404 个非零评分。因此，当 Yahoo! 音乐数据集在 32 个机器上平分时，每台机器平均只有 10 个实体。因此，通过网络发送和接收实体向量参数  $h_i$  的成本比 SGD 更新本地机器  $\Omega_j^{(q)}$  上保存的实体评分要高。

因此，网络通信的成本占据了大多数的算法整体执行时间，这意味着它们收敛的速度差别不大。

## 隐狄利克雷分布

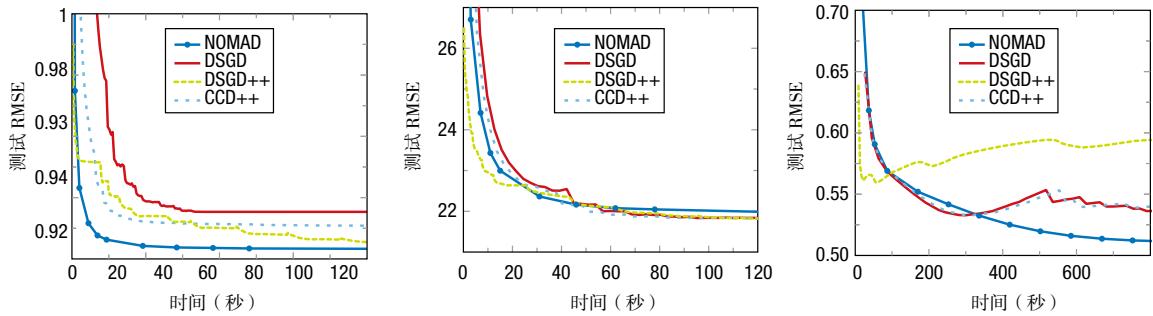


图 4. 在高性能计算机集群（每个机器有 4 个计算线程和 2 个通信线程）上用 NOMAD、DSGD、DSGD++ 和 CCD++ 测试三个数据集的结果。（a）Netflix（机器数 = 32,  $\lambda = 0.05$ ,  $k = 100$ ），（b）Yahoo! 音乐（机器数 = 32,  $\lambda = 1.00$ ,  $k = 100$ ），（c）Hugewiki（机器数 = 64,  $\lambda = 0.01$ ,  $k = 100$ ）。

主题模型，包括流行的隐狄利克雷分布（LDA），<sup>11</sup> 让我们从一个文档语料库汇总词汇，形成隐含主题。学习一个包含数百万个文件和数十亿标签的大量文档集合的主题模型非常困难，原因有二。首先，它需要处理大量的主题（通常在数千个这个量级）。其次，它需要一个可扩展，高效的方式把计算分发到多台机器。在这篇文章中，我们将讨论分布式计算，并介绍余相甫等人的工作，从而让读者了解处理大量主题工作中的细节。<sup>12</sup>

我们首先非常简单地回顾一下 LDA。假设我们给定  $I$  个文件，分别记为  $d_1, d_2, \dots, d_I$ 。令  $j$  为词汇的数量。此外，令  $n_i$  为文档  $d_i$  中词的数量。令  $w_{-j}$  表示字典中第  $j$  个词， $w_{ij}$  表示第  $i$  个文档中的第  $j$  个词。假设该文件是由  $T$  个话题抽样产生，这些话题记为  $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_T$ ，一个话题就是在  $J$  维度上对词汇的多项分布。每个文档包含一定比例的话题。这些比例是隐藏的，而我们用的  $T$  维概率向量  $\theta_i$  来表示一个文件  $d_i$  的话题分布。此外，让  $z_{ij}$  表示从  $w_{ij}$  推断出的潜在话题。令  $\alpha$  和  $\beta$  是狄利克雷分布的超参数。

则 LDA 生成过程可以描述如下：

1. 选取  $T$  个主题  $\varphi_k \sim \text{Dirichlet}(\beta)$ ,

$k = 1, \dots, T$ 。

2. 对于每个文件

$d_i \in \{d_1, d_2, \dots, d_I\}$ :

令  $\theta_i \sim \text{Dirichlet}(\beta)$ 。

对于  $j = 1, \dots, n_i$

$z_{ij} \sim \text{Discrete}(\theta_i)$ 。

$w_{ij} \sim \text{Discrete}(\varphi_{z_{ij}})$ 。

## 推断

LDA 的推断任务是计算后验分布  $P(\varphi, \theta, z_{ij} | w_{ij})$ 。在贝叶斯的背景下，我们希望高效地从这个后验分布中抽取样本。坍缩吉布斯采样 (collapsed Gibbs sampling, 简称 CGS) 是一个流行的 LDA 推断框架<sup>13</sup>。定义如下：

$$n_{z_{ij},w} := \sum_{j=1}^{n_i} I(z_{ij} = z \text{ and } w_{ij} = w),$$

$$n_{z,i,*} = \sum_w n_{z,i,w}, \quad n_{z,*,w} = \sum_i n_{z,i,w}, \\ \text{and } n_{z,*,*} = \sum_{i,w} n_{z,i,w},$$

其中  $I(\cdot)$  是示性函数，CGS 的更新法则如下：

1. 将  $n_{z_{ij},i,*}$ ,  $n_{z_{ij},*,w_{ij}}$  和  $n_{z_{ij},**}$  减 1

2. 根据

$$\Pr(z_{ij} | w_{ij}, \alpha, \beta) \propto \frac{(n_{z_{ij},i,*} + \alpha)(n_{z_{ij},*,w_{ij}} + \beta)}{n_{z_{ij},*,*} + J \cdot \beta} \quad (3)$$

对  $Z_{ij}$  重新取样。

3. 将  $n_{z_{ij},i,*}$ ,  $n_{z_{ij},*,w_{ij}}$  和  $n_{z_{ij},**}$  加 1。

虽然我们主要讨论 CGS，还有很多其他的 LDA 的推理技术，如坍缩变分贝叶斯 (collapsed variational Bayes)，随机变分贝叶斯 (stochastic variational Bayes)，或期望最大化 (expectation maximization)，所有这一切都遵循一个非常类似的更新模式。<sup>14</sup> 我们描述的平行框架还适用于更多的推断技术。

## LDA 游牧推断

图 5 描述了一个用于 CGS 更新的访问模式。为简单起见，我们使用  $n_w$  表示对应于单词  $w$  计数的  $T$  维向量， $n_d$  表示对应于第  $d$  文档的计数向量， $n_t$  表示在整个语料库对于  $t$  个主题的相应计数。和矩阵补全过程类似的是，CGS 的关键在于对第  $d$  个文档中  $w$  单词的出现（在图 5 中以超边

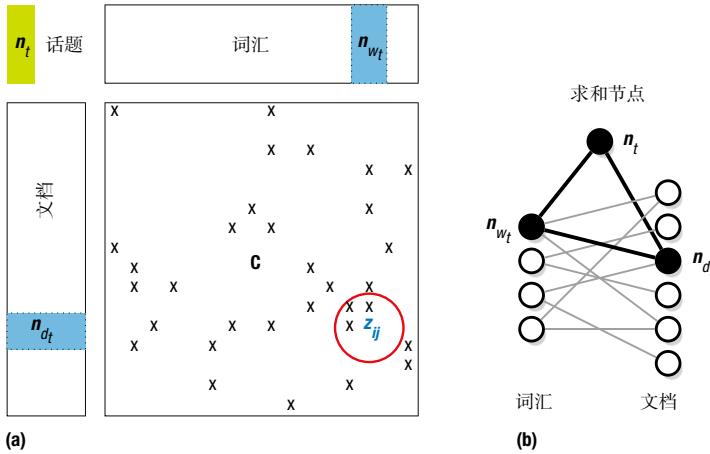


图 5. 隐含狄利克雷分布的坍缩吉布斯采样推断 (CGS inference for LDA)。(a) 更新计数器  $n_{w_t}$  和  $n_t$  需要访问  $n_{w_t}$ 、 $n_{d_t}$ 、 $n_t$  和  $z_{ij}$ 。(b) 以超图表示的同样的访问模式。黑色表示结点的值正在更新，白色代表结点空闲。

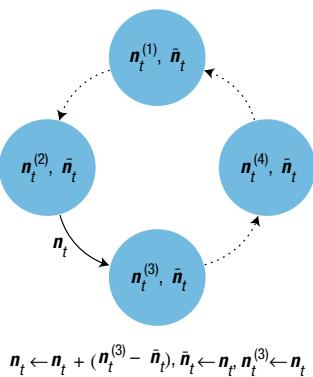


图 6. 本全局总和  $n_t$  是一个游牧变量。每当一个工人接到  $n_t$ ，它以在本地工作副本  $\bar{n}_t^{(l)}$  的变化值来更新全局副本，拷贝更新后的值到其本地工作副本，存储本地快照  $n_t$ ，并将其传递到下一个工人。这里以四个处理器为例。

(hyperedge) 表示) 执行更新，我们需要访问计数  $z_{ij}$ 、 $n_w$ 、 $n_d$ ，以及  $n_t$ 。注意到 CGS 无需访问  $n_t$ ，这种访问模式与矩阵补全的访问模式 (见图 1) 相同。因此，对于矩阵补全同样的游牧方式可用于并行化 LDA 的 CGS：在计算机之间对数据进行分区，分配静态变量  $\{n_d\}$ ，并令  $\{n_w\}$  为游牧变量。

然而，一个关键的区别是，CGS 更新时，需要读取和更新  $n_t$  的两个条目 (见图 5 中的求和节点)。 $n_t$  的每

个元素都是一个大的值 (它包含整个语料库的单词的总数目，这些单词被分配给每个话题)，而且每次更新数值时最大的改动 1。[15] 因此，在短时间内  $n_t$  的相对变化常常可以忽略不计。这使我们能够设计出一种特殊的游牧方案，使  $n_t$  在工人之间同步 (见图 6)。除了让工人交换的全局游牧  $n_t$ ，我们在每个工人那里保存了  $n_t$  的两个副本： $\bar{n}_t^{(l)}$  和  $\bar{n}_t \cdot \bar{n}_t^{(l)}$  是  $n_t$  的一个本地工作副本。第  $l$  个工人总是读取和写入  $\bar{n}_t^{(l)}$ 。另一方面， $\bar{n}_t$  是  $n_t$  从上一次全局  $n_t$  访问工人的快照。由于计数矢量  $n_t$  的可加性，我们可以很容易地通过  $\bar{n}_t^{(l)} - \bar{n}_t$  计算  $\bar{n}_t$  的变化。每当  $n_t$  的到达时，工人可以如图 6 中所示执行操作，更新全局  $n_t$  并复制其值至  $\bar{n}_t^{(l)}$  和  $\bar{n}_t$ 。

## 实验

如表 2 所示，我们使用了三个庞大的真实数据集：PubMed，亚马逊和 UMBC (在马里兰大学的 ebiquity 研究小组处理 WebBase 语

料库，<http://ebiquity.umbc.edu/blogger/2013/05/01/>)。<sup>12</sup> 实验在得克萨斯高级计算中心 (TACC) 的并行平台 Maverick 上进行 (<https://portal.tacc.utexas.edu/user-guides/maverick>)。每个节点包含 20 个英特尔至强 E5-2680CPU 和 256 GB 内存。每个作业最多可以在 12 小时内运行至多 32 个节点 (640 个核心)。我们设置超参数为  $\alpha = 50/T$  和  $\beta = 0.01$ ，其中  $T = 1024$  是话题的数目。

我们比较我们的算法，F+NOMAD LDA (前缀 F+指的是在以前工作<sup>12</sup>提出的快速 F+LDA 采样算法) 和先进的分布式 LDA 推断方法 Yahoo! LDA。<sup>15</sup> 与其他开源部署技术 (如 AD-LDA 和 PLDA) 相比，Yahoo! LDA 的性能更好。它基于磁盘实现，假定每次迭代时与文件标签相关的隐变量都会从磁盘读出。除了基于磁盘的 Yahoo! LDA (名为 Yahoo! LDA(D))，我们也在 tmpfs 文件系统上运行了算法。tmpfs 文件系统位于 Yahoo! LDA(D) 使用的中间存储的 RAM 里。因此，我们消除了磁盘输入输出的代价，这样就可以比较 Yahoo! LDA(D) 和 Yahoo! LDA(M)——后者是我们不从磁盘读取数据的程序。我们使用相同的训练样例评估每个模型 (见 Alexander Smola, Shravan Narayananmurthy's, et.al<sup>15</sup> 的公式 2)。

**多核实验。** F+ NOMAD LDA 和 Yahoo! LDA 都支持在一台多核机器上进行并行计算。我们对两个数据集进

表 2. 数据集情况

数据集	文档数(I)	语料库中的词数(J)	词标签数
PubMed	8,200,000	141,043	737,869,083
亚马逊	29,907,995	1,682,527	1,499,602,431
马里兰大学(巴尔得摩郡)	40,559,164	2,881,476	1,483,145,192

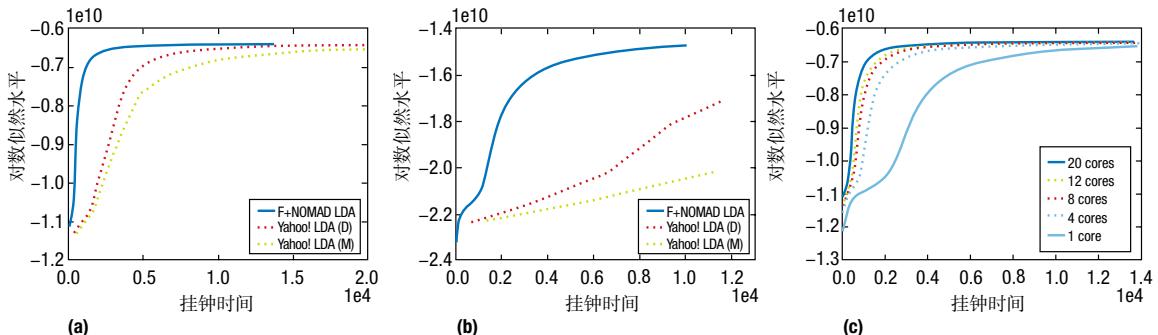


图 7. 多核实验比较了 F+NOMAD 和 Yahoo! ( 数据 [D] 和内存 [M] 版本 ) LDA。实验在单机器 (20 个核) 上运行, 使用了两个数据集: (a) PubMed 和 (b) 亚马逊。 (c) F+NOMAD LDA 对多个核的性能扩展函数。

行实验: PubMed 和 Amazon( 见图 7 )。 F + NOMAD LDA 优于 Yahoo! LDA 的内存和磁盘版本, 并在相同时间内取得更好的解 ( 参见图 7a 和 7b )。给定希望的对数似然水平, F + NOMAD LDA 比 Yahoo! LDA 快大约四倍。我们随后希望了解 F+NOMAD LDA 在多核上的可扩展性 ( 参见图 7c )。当核的数量增加时, 收敛速度变得更快。

**分布式存储实验。**我们在两个巨大的数据集上比较了 F + NOMAD LDA 和 Yahoo! LDA 的性能: 亚马逊和 UMBC。我们设置 32 台机器, 每个机器的内核为 20 个。结果表明 F+NOMAD LDA 优于 Yahoo! LDA 的内存和磁盘版本, 并且在同样的系统挂钟时间 ( wall-clock time ) 内获得显著更好的解 ( 以对数似然计, 见图 8 )。

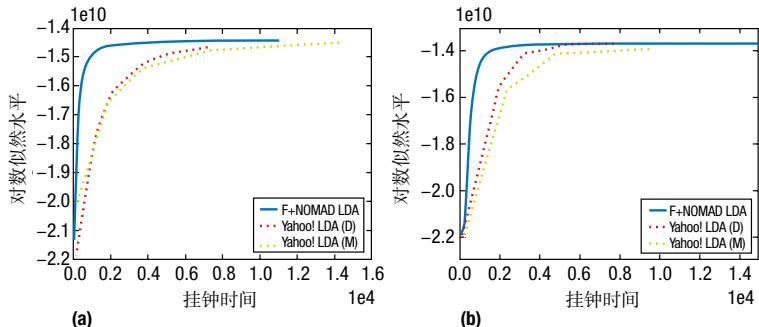


图 5. 布式内存实验比较了 F+NOMAD LDA、Yahoo! ( D ) 和 ( M ) lda。运行环境为 32 台机器, 每个机器的内核为 20 个, 数据集: (a) Amazon, (b) UMBC。

## 通

过实验, 我们发现, 我们的 NOMAD 框架能够解决在矩阵补全和 LDA 推断。我们正在积极努力地把 NOMAD 扩展到其他机器学习问题, 并在训练支持向量机 ( SVM ) 和逻辑斯蒂回归问题上取得令人鼓舞的结果。尽管我们的框架有很多优点, 但是它目前不容错。如果一个工人崩溃, 就没有办法从这个错误中恢复过来。如何设计

一个机制, 加大 NOMAD 框架的容错能力是一个我们正在研究的难题。另一个困难的问题是找到一种基于数据分发的方法, 以尽量减少游牧变量的传输。我们希望与计算机系统的研究人员合作, 以探索这些有趣和活跃的研究领域。■

## 致谢

我们感谢德州高级计算中心为我

## 关于作者

**余相甫 (HSIANG-FU YU)** 得克萨斯大学奥斯汀分校奥斯汀分校计算机系的博士生。他的研究方向是大规模机器学习和数据挖掘，余相甫在国立台湾大学获得了计算机科学硕士学位。联系方式：rofuyu@cs.utexas.edu。

**谢卓叡 (CHO-JUI HSIEH)** 是加州大学戴维斯分校 (University of California, Davis) 的计算机科学与统计助理教授，他的研究方向是大规模机器学习问题中的新算法以及优化方法。谢卓叡在得克萨斯大学奥斯汀分校获得了博士学位。联系方式：chohsieh@ucdavis.edu。

**尹孝根 (HYOKUN YUN)** 是 Amazon.com 的机器学习工程师。他的研究方向是多模型表示学习、随机优化和分布式计算。尹孝根在普渡大学获得了统计学博士学位。联系方式：yunhyoku@amazon.com。

**S.V.N. 维斯瓦纳坦 (S.V.N. VISHWANATHAN)** 是加州大学圣克鲁兹分校 (University of California, Santa Cruz) 的计算机教授。他的研究方向是机器学习、大规模分布式优化和个体化。维斯瓦纳坦在印度理工大学获得了机器学习博士学位。联系方式：vishy@ucsc.edu。

**因德里特·迪隆 (INDERJIT DHILLON)** 是得克萨斯大学奥斯汀分校 (University of Texas, Austin) 计算机系 Gottesman Family Centennial 讲席教授。他也是大数据计算工程科学中心的主任。他的研究方向是大数据、机器学习、网络分析、线性代数和优化理论，迪隆在加州大学伯克利分校获得了计算机科学博士学位。他是 IEEE, SIAM 和 ACM 的会士。联系方式：inderjit@cs.utexas.edu。

### 译者简介：

成丰，北京大学智能科学系在读研究生。研究方向为深度强化学习，特征工程和金融时间序列分析。

们的实验提供基础设施和及时的支持。

这项研究由美国国家科学基金会 IIS-1546452 和 IIS-1546459 资助。

### 参考文献

1. L. Bottou and O. Bousquet, “The Tradeoffs of Large Scale

Learning,” Proc. Advances in Neural Information Processing Systems 20 (NIPS 07), 2007; <http://leon.bottou.org/publications/pdf/nips-2007.pdf>.

2. J. Dean and S. Ghemawat, “MapReduce: Simplified Data Processing on Large Clusters,” Comm. ACM 50th Anniversary Issue 1958–2008, vol. 51, no. 1, 2008, pp. 107–113.
3. R.M. Bell and Y. Koren, “Lessons from the Netflix Prize Challenge,” ACM SIGKDD Explorations Newsletter, vol. 9, no. 2, 2007, pp. 75–79.
4. D.P. Bertsekas and J.N. Tsitsiklis, Parallel and Distributed Computation: Numerical Methods, Athena Scientific, 1997.
5. Y. Low et al., “Distributed Graphlab: A Framework for Machine Learning and Data Mining in the Cloud,” J. Proc. VLDB Endowment, vol. 5, no. 8, 2012, pp. 716–727.
6. Y. Zhuang et al., “A Fast Parallel SGD for Matrix Factorization in Shared Memory Systems,” Proc. 7th ACM Conf. Recommender Systems (RecSys 13), 2013, pp. 249–256.
7. R. Gemulla et al., “Large-Scale Matrix Factorization with Distributed Stochastic Gradient Descent,” Proc. 17th ACM SIGKDD Int'l Conf. Knowledge Discovery and

- Data Mining (KDD 11), 2011, pp. 69–77.
8. C. Teflioudi, F. Makari, and R. Gemulla, “Distributed Matrix Completion,” Proc. IEEE 12th Int'l Conf. Data Mining (ICDM 12), 2012, pp. 655–664.
9. H.-F. Yu et al., “Scalable Coordinate Descent Approaches to Parallel Matrix Factorization for Recommender Systems,” Proc. IEEE 12th Int'l Conf. Data Mining (ICDM 12), 2012, pp. 765–774.
10. G. Dror et al., “The Yahoo! Music Dataset and KDD-Cup'11,” J. Machine Learning Research: Conf. and Workshop Proc., vol. 18, 2012, pp. 3–18.
11. D. Blei, A. Ng, and M. Jordan, “Latent Dirichlet Allocation,” J. Machine Learning Research, vol. 3, 2003, pp. 993–1022.
12. H.-F. Yu et al., “A Scalable Asynchronous Distributed Algorithm for Topic Modeling,” Proc. Int'l World Wide Web Conf. (WWW 15), 2015, pp. 1340–1350.
13. T. Griffiths and M. Steyvers, “Finding Scientific Topics,” PNAS, vol. 101, suppl. 1, 2004, pp. 5228–5235.
14. A. Asuncion et al., “On Smoothing and Inference for Topic Models,” Proc. 25th Conf. Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI 09), 2009, pp. 27–34.
15. A.J. Smola and S. Narayananurthy, “An Architecture for Parallel Topic Models,” J. Proc. VLDB Endowment, vol. 3, no. 1, 2010, pp. 703–710.

《IEEE软件杂志》为软件从业者提供了前沿观点，专家分析和深刻的洞察，让他们跟上日新月异的技术变迁。这本杂志还为软件理论转化为应用提供了权威观点。

[www.computer.org/  
software/subscribe](http://www.computer.org/software/subscribe)



# 利用个性化分析 预测学生成绩

文 | 阿斯玛·艾尔巴德拉伊 (Asmaa Elbadrawy), University of Minnesota  
阿格里察·波利佐 (Agoritsa Polyzou), University of Minnesota  
任志云 (Zhiyun Ren), 乔治梅森大学 (George Mason University)  
麦肯齐·斯威尼 (Mackenzie Sweeney), 乔治梅森大学 (George Mason University)  
乔治·卡里皮斯 (George Karypis), 明尼苏达大学 (University of Minnesota)  
胡素法·兰法拉 (Huzeifa Rangwala), 乔治梅森大学 (George Mason University)

译 | 李睢, 北京大学

为了解决学生保持率的问题, 我们需要新的学生成绩预测技术, 来方便学业生涯规划并预测哪些学生会不及格或放弃课程。最初为电子商务应用设计并应用在推荐系统上的个性化多重回归和矩阵分解方法, 能够准确地预测学生在未来课程和课内考核中的成绩。

**在**高等教育中学生保持率是一个永恒的挑战。<sup>1</sup>我们迫切需要一个创新的方法来确保学生按时毕业, 并且在他们学习的领域积累足够的技能。

<sup>2</sup>随着传统教育和在线教育中数据总量和种类的不断增长, 大数据分析成为了解决这个巨大挑战的新机会。

许多传统的教育机构使用了 Blackboard (www.

blackboard.com)、Moodle (<https://moodle.org>)、Sakai (<https://sakaiproject.org>) 等学习管理系统 (LMS), 作为学生获得课程内容并与教师同学沟通合作的在线平台。LMS 收集到的数据可以用来追踪学生的参与情况, 并且预测他们未来的学业成绩。<sup>3</sup>这样的预测可以帮助学生选择最适合自己的专业, 在选课时帮助他们搭配选择难度适宜的课程, 或

者在学生需要帮助时尽早提醒课程教师和学术辅导员。

与此同时，大规模公开在线课程（MOOC）也出现了，这是一种向全世界学生传授多个领域课程的低成本技术，非常受欢迎。<sup>4</sup>由于学习MOOC成本低，并且没有例如先修课程和技术要求这样的门槛，有许多学生注册加入MOOC课程，但是只有很小一部分学生参与课程活动——看视频、学习课程材料、完成测验和作业等等，并且很多学生最终选择在中途退出。一些研究者分析了课程日志，来推断哪些因素与MOOC的学生流失率相关，并且提出了一些用来预测参与者表现如何和是否会退出的方法。

为了响应这些趋势，研究者使用了基于大数据的方法，分析了来自传统实体大学、在线大学和MOOC课程的数据，提出了一系列预测MOOC学生的课前成绩、课内考核（within-class assessment prediction）、GPA预测、课堂内成绩、中途退出预测相关的方法。<sup>5-8</sup>我们提出一个源自推荐系统技术的方法，来准确预测学生的下学期成绩和课内考核成绩。我们的方法可以利用大量的异构和稀疏数据，并适用于所有类型的教育环境。

## 下学期成绩预测

以下这些方法的目标是预测学生在下学期计划选修的课程中会获得什么分数。学生可以利用这些预测的成

绩来选择既让他们表现出色、又能满足学位要求的课程，让他们可以顺利毕业。预测的成绩也可以提供每门课程难度的信息，从而帮助学生调整自己的学习重点并分配学习时间。此外，课程教师和院系也可以知道选课学生的预计表现，并作出相应的调整，例如增加额外的答疑时间或是增加更多的助教。

为了预测下学期的成绩，我们利用了四种数据：入学记录（包括人口统计信息、高中分数、SAT/ACT分数）、所有学生都获得的课程成绩、课程内容信息，以及课程的授课教师。学生在课程上的历史成绩用一个矩阵来表示，其中表示学生在课程中获得的成绩。所有成绩都用0-4的数字来存储，用标准的方法把字母映射成数字，F对应0，A对应4。因为每个学生上过的课只占所有课程很小的比例，所以矩阵会非常稀疏，绝大多数地方是没有对应数据的。

我们研究了两类用于预测的方法，它们都在电商推荐系统预测顾客购买记录和评分的任务中被广泛使用。第一类模型基于线性回归，其中自变量是学生已经上过的课程成绩以及相关的属性。第二类模型利用矩阵分解的方法把学生和课程都表示在同一个低维的子空间中，用学生的隐含表示向量和课程的隐含表示向量的内积来预测学生在某门课的成绩。在我们这个问题下，这个隐含空间可以对应于各个知识模块所构成的空间。<sup>8</sup>

## 基于回归的方法

我们探讨的第一种方法是基于特定课程的回归（course-specific regression，简称 CSpR），把学生将获得的成绩表示为学生在以往课程中获得成绩的稀疏的加权线性组合。<sup>[8]</sup>为了学习针对一门课程的CSpR模型，我们使用了数据集中与这门课相关的一个子集，其中包含所有上过这门课的学生、他们获得的成绩、以及他们之前上过的其他课程。CSpR假设本科教学计划中学生上过的课程会为他们将来的课程提供必要的知识和技能，所以学生之前上过的课程的一部分可以用来预测他们在将来课程中的表现。

第二个方法，个性化线性多重回归（personalized linear multi-regression，简称 PLMR），是k个回归模型的线性组合，以学生为单位加权。<sup>[6]</sup>在这个方法中，学生在课程中取得的成绩的预测值由下式给出

$$\hat{g}_{ij} = w_0 + s_i + c_j + P_i W X_{ij}$$

其中  $w_0$  是全局偏移量， $s_i$  是学生对应的偏移量， $c_j$  是课程 j 对应的偏移量， $P_i$  是  $1 \times k$  的向量表示学生 i 的权重，W 是  $k \times p$  的回归系数矩阵， $X_{ij}$  是学生 i 和课程 j 之间的各种信息编码得到的向量。特别的， $X_{ij}$  中编码的信息包括学生和课程号、课程教师、课程等级、开课院系。那些偏移量的项对应于学生的平均历史成绩和课程的历史平均成绩。这个矩阵包含了学生相关的因素（例如学习方法、学习

动力和学习习惯) 和课程相关的因素(例如课程材料和难度)。注意到令回归模型数为 1 ( $k = 1$ ) 时我们就得到了一个简单的线性回归模型。

### 基于矩阵分解的方法

作为一个基线方法, 我们探讨一个标准的矩阵分解(MF)方法, 它把观测到的学生 - 课程矩阵近似为两个秩最多为  $k$  的矩阵的成绩。在这种方法中, 每个学生  $i$  和课程  $j$  都被表示成了  $k$  维空间中的向量  $v_i$  和  $v_j$ , 通过它们的内积来预测学生  $i$  在课程  $j$  的成绩, 也就是说

$$\hat{g}_{ij} = \sum_{f=1}^k v_{i,f} v_{j,f}$$

标准的矩阵分解算法的一个局限性是它忽略了学生学习课程的顺序, 从而课程的隐含表示向量可能被之后上那门课程的学生所影响。为了解决这个问题, 我们也提出了基于特定课程的矩阵分解(CSpMF), 它仅需要 CSpR 所用的那个子集的数据, 从而得到了针对每个特定课程的矩阵分解模型。

最后, 为了利用我们其他的可用信息(入学记录、课程内容、教师、点赞情况)我们还使用了因子分解机(FM)算法, 它是一个更加一般的分解模型, 可以在利用稀疏的学生 - 课程矩阵的基础上加入额外的信息。<sup>7</sup> 另外, 既然可以用这些额外的信息, FM 就可以对从没上过任何课程, 没有任何历史成绩的学生做出预测。

### 课内考核预测

预测一个学生在课内考核(例如测验、作业)的成绩可以让我们对有无法通过课程或中途退课倾向的学生做出必要的干预。

许多研究人员用 LMS 和 MOOC 的数据来预测未来的学业成绩, 用于学业生涯规划或者找到有不及格或中途退课倾向的学生, 从而做出干预。Rebecca Barber 和 Mike Sharkey 用标准的线性回归分析了聚合后的 LMS 数据和管理记录, 并得到了一个一般的模型, 可以预测一个给定学生不能通过某门课程的可能性。<sup>9</sup> Nguyen Thai-Nghe 等人提出了一个由电子商务

推荐系统启发得到的, 基于学生过去 LMS 活动记录的矩阵分解方法。<sup>10</sup> 类似地, 其他研究者也矩阵分解方法用在了 LMS 数据上, 但是忽略了很多学生和系统的交互记录, 从而限制了其作出更精细预测的能力。

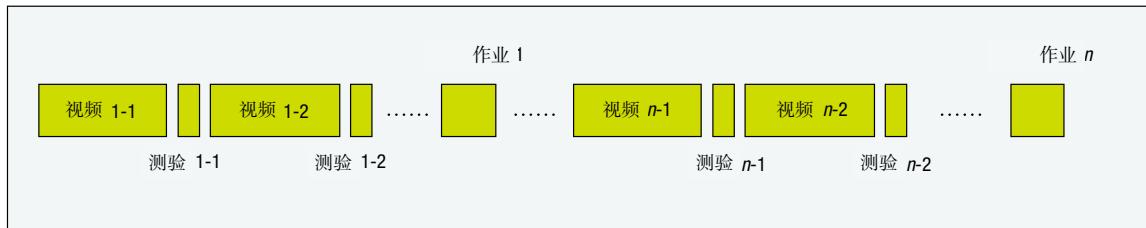
在 MOOC 这个领域也涌现了很多预测学生成绩的办法。Sebastien Boyer 和 Kalyan Veeramachaneni 结合了学生在之前一门课和这门课到目前为止的行为数据, 来实时地预测一个学生什么时候可能会停止学习一门课程。<sup>11</sup> Tanmay Sinha 和 Justine Cassell 跟踪了学生在多门 MOOC 的行为来预测其成绩序列。<sup>12</sup> Zachary Pardos 等人使用了认知建模方法贝叶斯知识追踪(Bayesian knowledge tracing)来预测学生的作业成绩、课堂表现和考试成绩。<sup>5</sup>

作为我们相关研究的一部分, 我们用分析点击日志的方法来预测学生下一次考核的成绩, 从而跟踪学生在传统大学或 MOOC 课程中的参与情况。这些方法基于估计 PLMR 模型来预测学生在 LMS 或 MOOC 中的考核(例如测验和作业)的成绩。为了实现这一点, 我们用了从服务器日志中提取出的各类能够跟踪学生与系统交互的特征, 例如上次考核的成绩、登录数、课程材料浏览数、考核尝试次数(number of attempts at a given assessment)、浏览课程材料和完成考核的时间间隔。图 1 显示了在一个典型的 MOOC 服务器日志中记录下来的活动信息。

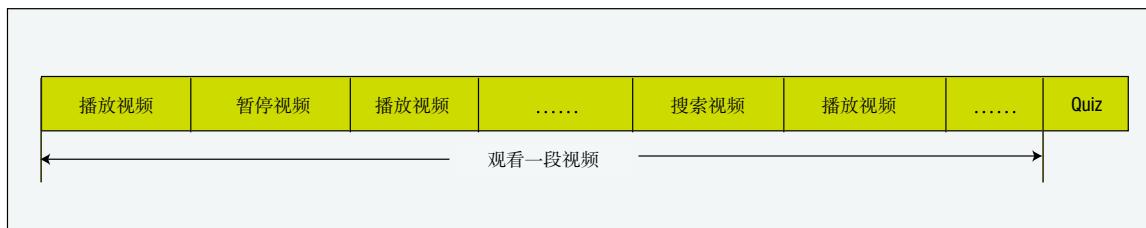
PLMR 也可以用于分析不同特征在课内考核成绩预测任务中的表现。为了保证各个模型参数能够用累加的方式预测成绩, 我们限制模型参数都是非负值。这样的 PLMR 实现可以整合进学生的监测和预警系统, 从而显示学生是否在学习上遇到了困难或者已经落后, 因此或许需要帮助。

### 数据集

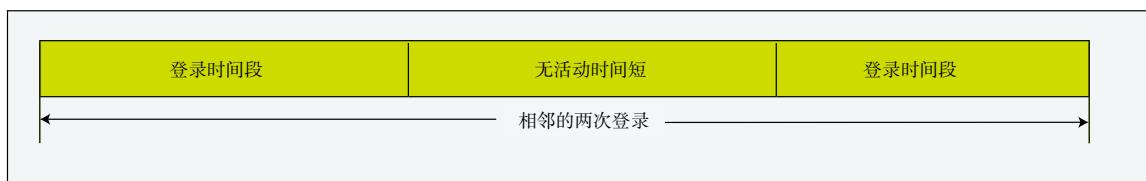
我们在 4 个数据集上训练和测试了我们的预测模型性能: 乔治梅森大学(George Mason University, 简称 GMU)的成绩数据、明尼苏达大学(University of Minnesota, 简称 UMN)的成绩数据、明尼苏达大学的 LMS 数据, 和斯坦福大学的 MOOC 数据。



(a)



(b)



(c)

**图 1.** 在一个典型的大规模公开在线课程 (MOOC) 中不同学生的活动记录。(a) 学生看课程视频，每个视频之后有一个配套的测验，并且有定期的作业。(b) 观看视频时有各种不同的操作，比如搜索、观看和暂停视频。(c) 学生可以有多次登录，每次可能包含观看视频、尝试完成测验和 / 或作业。

## 乔治梅森大学的成绩数据

这个数据集包含了 30,754 个学生在 GMU 的课程记录，从 2009 年夏天到 2014 年春天（共 15 个学期），学生分别属于 144 个专业，来自 13 个不同学院。在这段时间，学生上了 9,085 门课程，课程属于 161 个学科，这些课程共由 6,347 个教师讲课。在去除掉没有成绩（退课）或者不能表示为 A-F 的成绩（旁听）记录后，我们得到了 894,736 个学生 - 课程二元组。在这些二元组中，584,179 (65.29%) 组涉及到了成绩转换。所有的数据都按照 GMU 机构审查委员会的政策进行匿名处理。数据集涉及多个学生、课程、教师的特征，有类别变量也有

实数变量。

对每个学生，我们从入学记录中可以得到例如年龄、种族、性别、邮政编码、高中学号和 GPA 和 SAT 成绩这些人口统计学信息。对每个学生 - 课程二元组，我们有学生得到成绩时的专业。对于学生成绩单中的每一项记录，我们有学生在那个学期的学分以及之前学期的总学分。为了反映学生之间的相对进度，我们在每个学期标注了这个学生之前已经注册过课程的学期数。

每个课程属于一个特定的学科，有一个固定的学分，并且被标记为一个特定的课程级别。对每个学期，我们的数据集里有某门课前一个学期的

所有学生的 GPA，也有这门课之前所有学生的总 GPA。我们有当前学期课程每个小班的参与学生数，以及这门课之前所有学期的总学生数。对每个课程我们有教师的类别（辅助、全职、兼职、研究生助研、研究生助教），职称（讲师、助理教授、副教授、杰出学者、教授）以及终身教职情况（任期制、正在竞争终身制教职、已获得终身教授）。我们把所有的课程记录转换为 GMU 的格式。

## UMN 成绩单数据

## 明尼苏达大学的成绩单数据

这个数据集包含了 2,949 名明尼苏达大学的学生，他们都于 2002 年

秋季到 2014 年春季就读于计算机科学与工程 (CSE) 和电子与计算机工程 (ECE) 专业。这两个专业都是理工学院 (CS&E) 的一部分，要求学生在最初的二、三学期修完一系列共同的基础课。我们去掉了所有不是由理工学院开设因此与学位要求无关的课程，以及那些采取通过 / 挂科制的课程，剩下了 2,556 门课程。最后的数据集共包含 76,784 个学生 - 课程二元组。

### 明尼苏达大学的 LMS 数据

明尼苏达大学的数据集是从学校的 Moodle 教学平台抽取的，这是世界上最大的教学平台之一。我们的数据集跨越两个学期，包含 11,566 个学生和隶属于 157 个院系的 832 门课程。每个学生至少参与了 4 门课程。数据集包括 114,498 次作业纪录、75,143 次测验纪录和 251,348 条论坛发帖纪录。我们把作业和测验称为“活动 (activities)”，其成绩被正规化到 0 和 1 之间，学生能得到的最低分数为 0，最高分数为 1。每个学生 - 活动二元组 ( $s,a$ ) 关联于表示其特征的向量  $f_{sa}$ ，特征分为以下三个类别：

**学生成绩特征。**包括学生目前的 GPA 和在这门课的之前的活动中取得的成绩。

**活动和课程特征。**包括活动类型 (作业或测验)，课程级别 (分为 1/2/3/4, 4 为最高级)，课程的开课院系。

表 1. 乔治·梅森大学成绩单数据集上的下学期成绩预测效果。

方法	均方根误差 (RMSE)	平均绝对误差
因子分解机 (FM)	0.7423	0.52 ± 0.53
个性化线性多重回归 (PLMR)	0.7886	0.57 ± 0.55
随机森林 (RF)	0.7936	0.58 ± 0.54
均值的平均	0.8643	0.64 ± 0.58
以均匀分布概率随机猜测	1.8667	1.54 ± 1.06

表 2. 前三种方法在冷启动 (CS) 和非冷启动 (NCS) 记录上的结果。

数据子集	二元组 (百分比)	方法	根均方差 (RMSE)	平均绝对误差 (MAE)
非冷启动	48.60	FM	0.7423	0.5187 ± 0.5310
		PLMR	0.7890	0.5635 ± 0.5522
		RF	0.7936	0.5837 ± 0.5377
仅学生冷启动	42.31	RF	0.7381	0.5867 ± 0.4478
		FM	0.8112	0.6114 ± 0.5331
		PLMR	0.9917	0.7321 ± 0.6689
仅课程冷启动	01.75	FM	0.7456	0.5293 ± 0.5252
		RF	0.7776	0.5695 ± 0.5295
		PLMR	1.1771	0.7489 ± 0.9081
二者均冷启动	04.55	RF	0.8203	0.6603 ± 0.4867
		FM	0.8337	0.6614 ± 0.5075
		PLMR	1.2060	0.8829 ± 0.8215

**LMS 特征。**这些特征抽取自 Moodle 的服务器的日志文件，描述学生在活动截止日期前与系统的交互行为，包括在论坛评论的次数、看课程材料的次数、为课程页面增加内容 (例如维基页面) 的次数、访问课程页面的次数。以上每个特征都在活动截止日

期之前 1/2/4/7 天分别被统计一次。我们也考虑了之前一次作业在截止日期前的所有交互。我们把论坛交互特征用论坛总活动数做分母正规化到 0 和 1 之间。

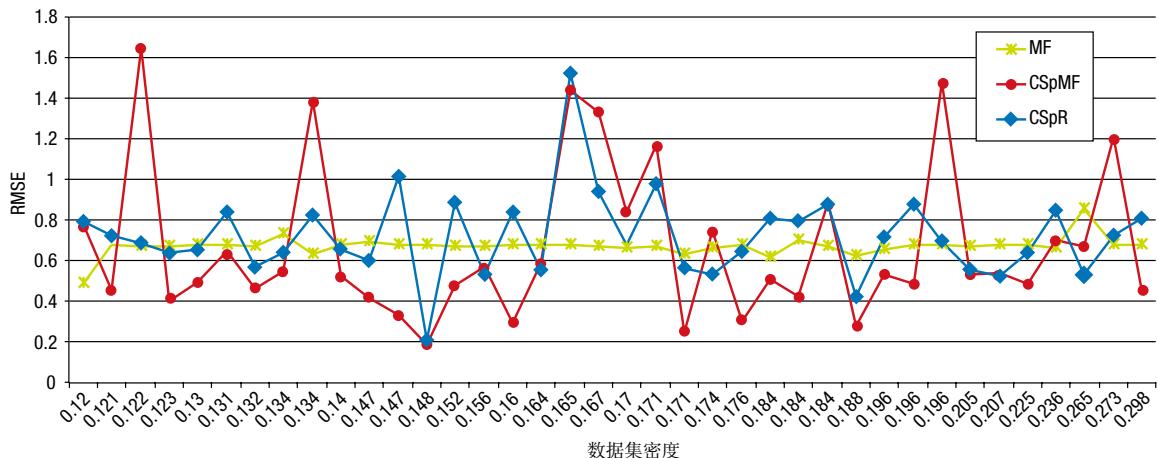


图 2. 在明尼苏达大学 (UMN) 数据集上的下学期成绩预测的结果。对于大多数课程，基于特定课程的回归 (CSpR) 表现好于矩阵分解 (MF) 和基于特定课程的矩阵分解 (CSpMF)，达到了 0.632 的均方根误差 (RMSE)。

## 斯坦福大学的 MOOC 数据

这个数据集包括斯坦福大学 2014 年暑期 MOOC 课程“统计与医学 (Statistics in Medicine)”的学生活动记录，数据集是通过斯坦福大学的数据共享协议 (<http://datastage.stanford.edu>) 获得的。学生活动包括看课程视频和文章、尝试测验和作业。课程分为 9 个学习单元，共包括 111 次考核，其中 79 次测验、6 次作业、26 个独立的问题。在 13,130 个学生中，4,337 个学生至少提交过一次作业，1,262 个学生完成了尝试了所有的 6 次作业，至少完成了其中一部分，1,099 个学生完成了所有作业，193 个学生完成了所有的测验和作业，6,481 个学生有视频相关的活动。为了得到点击记录背后隐含的活动信息，对每个学生我们都提取了登录会话、测验、视频、作业、时间和区间相关的特征。

## 结果

我们用这些数据集来评估我们的

下学期成绩预测和课程内考核预测模型在 LMS 和 MOOC 中的效果。

### 下学期成绩预测

表 1 包括了下学期成绩预测模型在乔治梅森大学成绩单数据集上的效果。FM 达到了最低的预测错误，第二好的是 PLMR，接着是随机森林。随机森林 (RF) 是一个经典的有监督学习算法。它把大量在数据集采样得到的不同样本下训练决策树结合起来，其中每个决策树通过尝试找到能够把数据分为预测变量 (在这里就是成绩) 最接近的两组的特征来构建。为了方便比较，这里还加入了一下其他基线方法：均值的平均 (学生成绩的均值、课程成绩的均值、全局均值) 和以均匀分布概率随机猜测。

表 2 展示了前三种方法在冷启动 (CS) 和非冷启动 (NCS) 记录上的结果。CS 记录对应的学生 - 课程二元组缺乏在之前学期的学生或 / 和课程的信息，而 NCS 记录包含从至少一学期之前开始的学生和课程信息。当没有

学生信息时 RF 表现比 FM 好；PLMR 只在 NCS 记录上表现较好。这些结果说明当缺乏历史信息时用 RF 替代 FM 可以提高下学期成绩预测的效果。这样可以使得均方根误差 (RMSE) 从 FM 的 0.7709 和 RF 的 0.7775 达到了 0.7443。

图 2 展示了在 UMN 数据集上的下学期成绩预测的结果。它画出了当学生 - 成绩矩阵处于不同密度时三种不同方法 (MF/CSpMF/CSpR) 达到的均方根误差。基于特定课程的方法的错误率浮动变化相对于 RF 来说更大一些，因为它们需要对于每门课程都训练一个不同的模型。CSpR 在大多数课程表现都比其他方法好，达到了 0.632 的错误率。

### 课内 LMS 考核预测

图 3 展示了在 MUN LMS 数据集上的课内考核预测结果，其中数据集随机划分为训练集和测试集，算法使用 PLMR，输入特征为三种特征的几种组合：活动和课程特征 +LMS 特征、

学生成绩特征 + 活动和课程特征、全部三种特征。增加线性回归模型的个数可以捕捉到特征（尤其是学生成绩）之间的更多关系，从而提高预测的准确率。用 10 个回归模型和全部的三类特征可以使 RMSE 降到 0.145。

一个用全部三种特征训练的基本算法线性回归模型的均方根误差为 0.223，而一个线性回归模型的 PLMR 的均方根误差为 0.168。这是因为 PLMR 通过利用学生和课程的整体成绩分布而提升了线性回归的预测效果。进一步，利用针对特定学生的权重函数可以更精细地调整每个学生的预测结果。

我们发现描述学生累积 GPA、累积成绩、和课程材料浏览数对成绩预测准确率贡献最大，而从论坛行为中提取的特征对预测准确率的贡献最小。或许这是因为论坛行为只在训练集的比较小的比例（10% 到 25%）中出现。

## 课堂 MOOC 考核预测

图 4 展示了在斯坦福 MOOC 数据集上利用不同数量线性回归模型的 PLMR 进行课堂考核预测的结果。给定课程作业，我们的目标是预测学生在 n 次作业的每次作业中得到的分数。为了预测某给定学生在给定作业（目标作业）下的分数，我们提取了学生尝试目标作业之前的特征。训练集包含所有的学生在尝试目标作业前完成并获得分数的作业 - 学生对。更多的线性回归模型数量可以降低 RMSE，在 5 个模型出达到最优。

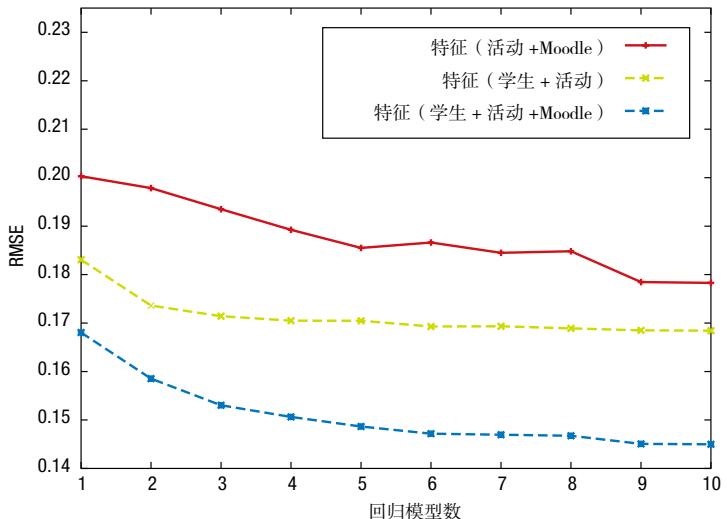


图 3. 在 UMN 学习管理系统 (Moodle) 数据上利用个性化多重线性回归 (PLMR) 方法做课堂考核预测的结果。增加线性回归模型的个数可以捕捉到特征（尤其是学生成绩）之间的更多关系，从而提高预测的准确率。用 10 个回归模型和全部的三类特征可以使得 RMSE 降到 0.145。

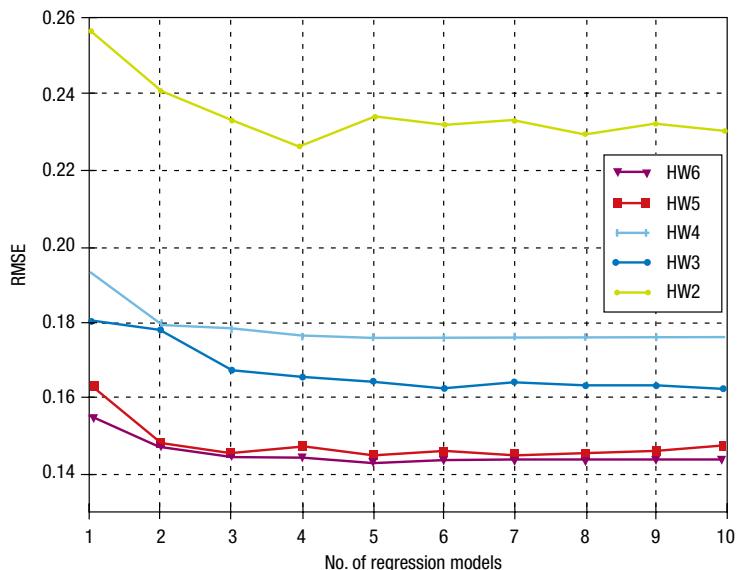


图 4. 在斯坦福 MOOC 数据集上利用 PLMR 可以降低 RMSE，在 5 个模型处达到最优。

于推荐系统的个性化分析可以准确并及时地预测学生的学习成绩。在仅使用历史成绩信息和可用的其他成绩单信息的情况下，PLMR 和我们改进的 MF 方法都可以以更低的错误率预测学生下学期的成绩。结合 LMS 和 MOOC 服务

器日志信息后，PLMR 也可以用于预测传统课堂或在线课堂的考核成绩。在未来，我们准备进一步改进这些方法，并且将它们应用于学业生涯规划和预警系统，从而解决学生保持率的问题，帮助学生顺利毕业。

## 关于作者

**阿斯玛·艾尔巴德拉伊(ASMAA ELBADRAWY)**是明尼苏达大学双城分校的博士生，她的研究兴趣包括数据挖掘、学习分析、推荐系统、数据挖掘技术在教育领域的应用。联系方式：asmaa@cs.umn.edu。

**阿格里察·波利佐(AGORITSA POLYZOU)**是明尼苏达大学双城分校的博士生，她的研究兴趣包括学习分析和数据挖掘。联系方式：polyzou@cs.umn.edu。

**任志云是乔治·梅森大学大学的博士生**，她的研究兴趣包括数据挖掘、推荐系统、教育领域的数据分析。联系方式：zren4@masonlive.gmu.edu。

**麦肯齐·斯威尼(MACKENZIE SWEENEY)**是乔治·梅森大学大学的硕士生，他的研究兴趣包括数据挖掘和学习分析。联系方式：msweeney2@masonlive.gmu.edu。

**乔治·卡里皮斯(GEORGE KARYPIS)**是明尼苏达大学双城分校的教授和计算机科学与工程系的副系主任。他的研究兴趣包括数据挖掘、生物/化学信息学、高性能计算、信息检索、学习分析、协同过滤、科学计算。他在明尼苏达大学双城分校获得了博士学位。联系方式：karypis@cs.umn.edu

**胡素法·兰法拉(HUZEFA RANGWALA)**是乔治梅森大学大学计算机科学系的副教授。他的研究兴趣包括数据挖掘及其在学习科学与生物信息学的应用。他在明尼苏达大学双城分校获得了博士学位。联系方式：rangwala@cs.gmu.edu。

### 译者简介：

**李唯**，北京大学信息科学技术学院网络与信息系统研究所博士研究生，研究方向主要包括社会网络分析和推荐系统。联系方式：suili@pku.edu.cn。

### 致谢

本文由国家科学基金会大数据研究资金提供支持，批准号1447489、1447788。

Center for Education Statistics,

US Department of Education, 2013;

<http://nces.ed.gov/pubs2013/2013037.pdf>.

2. Nat'l Research Council, Building

a Workforce for the Information Economy, Nat'l Academies Press, 2001.

3. C. Romero, S. Ventura, and E.

Garca, "Data Mining in Course Management Systems: Moodle Case Study and Tutorial,"

Computers & Education, vol. 51, no. 1, 2008, pp. 368–384.

4. L. Pappano, "The Year of the MOOC," The New York Times, 2 Nov. 2012; [www.nytimes.com/2012/11/04](http://www.nytimes.com/2012/11/04)

### 参考文献

1. S. Aud et al., The Condition of Education 2013, NCES report no. 2013-037, Nat'l

- /education/edlife/massive-open-online-courses-are-multiplying-at-a-rapid-pace.html?\_r=0.
5. Z. Pardos et al., "Adapting Bayesian Knowledge Tracing to a Massive Open Online Course in edX," Proc. 6th Int'l Conf. Educational Data Mining (EDM 13), 2013; [www.educationaldatamining.org/EDM2013/papers/rn\\_paper\\_21.pdf](http://www.educationaldatamining.org/EDM2013/papers/rn_paper_21.pdf).
  6. A. Elbadrawy, R.S. Studham, and G. Karypis, "Collaborative Multi-regression Models for Predicting Students' Performance in Course Activities," Proc. 5th Int'l Conf. Learning Analytics and Knowledge (LAK 15), 2015, pp. 103–107.
  7. M. Sweeney, J. Lester, and H. Rangwala, "Next-Term Student Grade Prediction," Proc. IEEE Int'l Conf. Big Data (BigData 15), 2015, pp. 970–975.
  8. A. Polyzou and G. Karypis, "Grade Prediction with Course and Student Specific Models," to be published in Proc. 20th Pacific Asia Conf. Knowledge Discovery and Data Mining (PAKDD), 2016.
  9. R. Barber and M. Sharkey, "Course Correction: Using Analytics to Predict Course Success," Proc. 2nd Int'l Conf. Learning Analytics and Knowledge (LAK 12), 2012, pp. 259–262.
  10. N. Thai-Nghe, T. Horváth, and L. Schmidt-Thieme, "Factorization Models for Forecasting Student Performance," Proc. 4th Int'l Conf. Educational Data Mining (EDM 11), 2011, pp. 11–20.
  11. S. Boyer and K. Veeramachaneni, "Transfer Learning for Predictive Models in Massive Open Online Courses," Artificial Intelligence in Education, C. Conati et al., eds., LNCS 9912, Springer, 2015, pp. 54–63.
  12. T. Sinha and J. Cassell, "Connecting the Dots: Predicting Student Grade Sequences from Bursty MOOC Interactions over Time," Proc. 2nd ACM Conf. Learning@ Scale (L@S 15), 2015, pp. 249–252.



# 21世纪的社交机器人

文 | 丹尼尔·乌尔里希 ( Daniel Ullrich ) , 安德雷亚斯·布茨 ( Andreas Butz ), 慕尼黑大学 ( LMU Munich )  
译 | 汪梅子

两位同事就机器人的未来展开了一次虚构对话。

**安德雷亚斯, 你好,**

我听说你对机器人的未来有些看法过时了, 我自告奋勇来帮你一把! 人机交互方面的进步显然会为社会带来很多好处。比如养老院, 有越来越多的人退休之后选择去那里安度晚年。在这类机构中, 工作人员忙于基本看护工作, 社交方面的工作几乎完全被忽视。机器人可以承担一些重复性劳动, 例如打扫、取物、为老人洗浴等。有些公司已经在开发这类机器人了。这样, 人类看护者就可以把更多时间用于陪老人聊天, 满足他们心理需求。

高级机器人甚至可以接管养老院的很多社交任务。PARO ([www.parorobots.com](http://www.parorobots.com)) 和 JustoCat ([www.justocat.com](http://www.justocat.com)) 等治疗机器人已经表明能够有效改善老人的整体情绪, 还能改

善老人彼此之间以及与看护者的社交。

除了看护, 未来的社交机器人将会在更多领域为人类提供重要帮助: 例如陪伴、娱乐、安保、运输、教育、售后服务、个人助理、销售、导游, 等等。

你对机器人的未来怎么看呢?

**丹尼尔**

## 机器人身份危机

**亲爱的丹尼尔,**

很高兴得知你的观点! 我要给你解释一下, 为什么我认为社交机器人也只不过是一种被夸大其词的技术, 社交机器人的那些美好愿景为何不可能实现。

们先要就一些问题达成一致。机器人也是机器, 对吧? 但愿你不是那种会把机器人称为“他”或“她”的

人。我无法想象对机器人产生人类的情感, 因为我知道, 我对它说的一切都不会引发真正的情感反应, 它只会用算法来分析我的话。你什么时候和机器产生过信任关系吗? 这种段子只能在《2001 太空漫游》和《机械姬》里站得住脚, 不是吗? :-)

而且, 深度人工智能是永远也不可能出现的! 我做这个领域这么长时间了。真正的人工智能只出现在高度专业领域或沙盒中; 深度学习大多都是外行记者或者研究者搞公关时提出的一厢情愿。我只能说, 等到社交机器人的泡沫消失时, 但愿那些“懒”雇员还没被解雇得一个不剩。

生生不息, 繁荣昌盛。

**安德雷亚斯**

**亲爱的安德雷亚斯,**



我同意，机器人就是多少有点自主能力的机器，由软件控制，因为它们的外表比较像人，就会让人误以为它们能做一些其实做不到的事。

我不会把我的机器人称作“他”，也不会直接跟他讲话。但人们还是可以与科技形成某种关系，也可以对科技产生情感。例如，在帮助用户解决失眠问题的自动化电子培训 SleepCare 的最近一次实验评估中，一位参加者表示“和教练产生了某种‘情感联系’，尽管我很清楚教练只是个算法。”<sup>1</sup> 要求机器人拥有意识、共情和感受力等人类特征其实已经超出了需求。

你不觉得打造一个与人类毫无区别的机器人太夸张了吗？

安居乐业，生生不息。

丹尼尔

亲爱的丹尼尔，

哈哈，抓到你的小辫子了！你说你不会将自己的机器人称为“他”，可然后你又说不会直接跟“他”讲话。说漏嘴了吧？这是不是透露了你潜意识的想法？

我认为人类可以和宠物形成情感关系。可能也能和机器人形成类似的关系，但这其实是人类在把自己对于智力和人格的理解投射在机器上。

你说“已经超出了需求”，你的意思是认可大家对类人机器人的投射就够了吗？我们只需要让人工智能达到与魔法难以分辨的程度，而并非真的智能？倘若如此，人类大脑也没什么厉害的嘛，这也太好骗了。你能给

我举个可以说服我的例子吗？

祝好，

略感不安的安德雷亚斯

## 悲惨墨菲

亲爱的安德雷亚斯，

你抓到我的小辫子了，;-) 不过，不是只有我一个人这么讲：我所有的学生都用人类代词来指代机器人。我以前没意识到这一点，不知道他们是什么时候从“它”改为“他”的。事实上，如果机器人有足够的指标达到类人水平，比如智能、敏感度、外观等等，那么，把机器人当成人来对待也是可以理解的。

我完全同意你对这一问题的解释投射。人类在模式识别方面非常厉害。我们的大脑，也就是神经网络，同时以自上而下和自下而上两种方式运转：比如，我们可以通过视觉识别各种形

前都有压力或恐惧的情绪，但又不像成人一样已经习得了应对方法。家长一般帮不上什么忙，因为他们自己并不是病人，而“悲惨者只喜欢同病相怜”<sup>3</sup>。墨菲跟扎啤杯子差不多高，也是个等着看病的“病人”，就可以为孩子提供这样的“同病相怜”。他 [嘿嘿！] 拥有面部和语音识别功能，可以和小孩互动，给他们讲他自己在愚蠢事故中的感受和遭遇，从而将小孩的认知焦点从等待看病上转移开，还能帮孩子找到应对疾病的力量和能力。

我们还没有在真的病人身上测试过墨菲，但原型视频的反响很不错。受试儿童都很喜欢在焦虑的场合有这么一个机器人做伴，认为他的对话能力虽然有限，但很有鼓舞作用。一些成人观看了互动视频 (<https://youtu.be/ecTYebQpnY>)，都对墨菲看似具有智能的反应感到很惊讶，不过他们忽略了片中的孩子并非真的病人，

## 要求机器人拥有意识、共情和感受力等 人类特征其实已经超出了需求。

状，并根据我们对这个世界的知识将其进行分类。因此，如果有一个具有适当人类特征的机器人，我们的大脑就会将它归类为活的智能生物，并产生相关的情感反应。

你叫我举个例子。我的研究小组做了一个名为“悲惨墨菲”的社交机器人<sup>2</sup>，用于安抚儿科候诊室的焦虑儿童（参见图 1）。很多小孩在看医生之

机器人的反应也是事先编写好的。

对于墨菲的积极反馈证实了你关于投射的观点：由于科学的局限是未知的，人们并不确定应当对科技抱有何种期待。如果他们已经做好信任智能机器人的准备，我们正好可以将这一点转化为我们的优势。

你觉得这一点在伦理上有什么问题吗？



图1.“疯狂墨菲”为候诊的焦虑儿童提供慰藉。

## 伦理困境

**丹尼尔，你好，**

我承认，在这个例子和其他类似情况下，墨菲这样的机器人的确可以在情绪方面帮助真实的孩子。这个创意背后的心理学基础使它看起来很有前景，我想我自己的孩子也会喜欢它的。

但我还是想到了一个潜在的社交问题。你说过，假使有一个可以向我们发出正确信号的机器人，我们就会将人类的智能和感受力投射在他（我是认真说的！）身上。假如有一天，我们的世界充满机器人，我们便会发现周围的“人”竟然坏了可以送修，用厌了或需要升级时还可以丢弃，而且他们也不会对人类的不良行为感到羞辱或惊愕。随着时间推移，经过一代又一代人，我们对待人类的态度可

能会像对待机器一样——漫不经心，或是更糟，恣意滥用。如果我们让机器人变得像人类一样，并鼓励大家将人类特征投射在机器人身上，这样是否会使人类和机器之间的界限变得过于模糊？

祝好，

**安德雷亚斯**

**亲爱的安德雷亚斯，**

我认为，总体而言，人机交互(HRI)的确会影响社交，但方式并不像你说的那样：人机交互的进步会导致我们用对待人类的方式来对待机器人，而非相反。我认为，在达到某个研发阶段之间，机器人并不会在我们的生活中无处不在。只有机器人智能达到难以与人类区分的水平，或是很好地利用人类经验和思维定式达到看似足够聪明的程度，才会取得突破性进展。

我认为未来的机器人应用中存在两个伦理问题。

首先，机器人在伦理方面应当遵守什么原则？机器人的决定应当以什么为依据？阿西莫夫的机器人三定律4并不足够。在最近一次复制电车问题的实验研究5中，人类和机器人操作员面临两个选择：电车失控，那么是让它撞死前方主轨道上的五个人？还是改变轨道，让电车撞死支轨上的一个人？实验的人类参与者要对人类和机器人操作员的选择分别做出评估。有些机器人操作员并没有选择功利主义的方案，即牺牲一人救五人的方案，因此人类参与者认为，机器人比人类操作员做出道德错误决策的几率高得多。你不觉得，人类对机器人的预期就是这样的，即在分析和逻辑方面像机器一样？

其次，人类应当如何对待机器人？“不”是机器的底线是什么？智能是唯一的评判标准吗？抑或机器人应当表现出其他一些重要人类特征？

过于乐观的同事，

**丹尼尔****亲爱的丹尼尔，**

我也不是哲学家：我虽然有些关于机器人伦理学的想法，但可能无法在科学上很好地论证，所以请你就姑且随便听听吧。

如果要让我将机器人看做不止是机器，底线是什么呢？说实话，是血肉。我无法想象自己会把机器人与人类等同起来，无论二者有多难分辨。当然了，如果机器人很高级，具有很像人类的魅力或智能，估计我也会感到头晕目眩，虽然这并不见得是件好事——《机械姬》的悲惨主角就是被情感操纵了，结果放跑了一个机器人杀人犯。你是人类方面的专家，既然你说有一天我们会接受机器人不止是机器的事实，那我就相信你。但考虑到当下的人工智能研究进展，我觉得这事不可能很快发生。

关于你的第一个问题，总体说来，我比较赞同功利主义，但我也不觉得它总是对的。在《星际迷航 II》中，斯波克声称“多数人的需求比少数人的需求更重要”，但在《星际迷航 III》中，柯克在救了斯波克之后说：“有时一个人的需求比多数人的需求更重要”。你可以猜猜我比较同意哪一个。或者这就应该是人类与机器人共存的社会的道德基础：让所有机器人都采取功利主义的态度；至于表达感受、友谊先于功利、情感超越理智这些事，还是让人类来吧。

我想这也回答了你的另一个问题。我不但不相信机器人会发展出友谊这样的真情实感，也不希望这件事

会发生。也许我有点老派，是技术上的悲观派，笃信侯世达（Douglas Hofstadter）的观点——没有一个形式系统能完全理解自己，所以人类智能也不可能在人造机器中存在<sup>6</sup>。我不在乎人类和机器人会变得多么相似。这不是什么魔法！

顽固的同事，

**安德雷亚斯**

又及：这个社会上有相当多的人相信魔法，所以，也许看似魔法就足够了。有些人非常坚定地信仰宗教，有些人完全拒绝宗教，还有些人认为宗教是对道德的一种编码，很实用，也可以理解。我们是否应该制造一些

有所怀疑：你太了解这方面技术的现有局限，没给魔法和想象留下什么空间，而这两个因素能够使得与机器人的互动变得容易得多，至少对机器人来说如此。:-) 咱俩都必须承认，关于理想的人机交互究竟是什么样子，大家的观点相去甚远。有些公司正在研发用于“浪漫”用途的硅胶机器人。在我看来，这种机器人处于“恐怖谷”<sup>8</sup>的最底层，不过一样有人愿意掏钱买单。

你提到侯世达有关“没有一个形式系统能完全理解自己”的观点。我虽然同意这个观点，但不太同意你由此做出结论说“人类智能也不可能在人造机器中存在”。这一观点假定一

## 机器人必须对于感受、幽默、情感、非理性以及一切使我们成为人类的特征有基本了解。

“宗教机器人”，这样大家就可以在伦理方面建立一个一致的心理模型？

### 你相信魔法吗？

**亲爱的安德雷亚斯，**

咱们终于进入了魔法领域！;-) 阿瑟·克拉克的第三定律“任何先进的技术，初看都与魔法无异”<sup>7</sup> 在心理学方面也很有道理：人们需要解释，以便理解周遭现实。比如，如果不懂磁力学，你就很难解释依据这一物理法则发生的物体悬浮现象，那么“魔法”就提供了一个比较简单的解释。

因为你对人工智能研究很熟悉，所以可能会对未来社交机器人的作用

一切发明都必须被完全理解，我认为这是不可能的。比如神经网络。虽然我们能够充分描述一个独立的神经细胞，但我们还不能完全理解整个神经系统的运作方式。但我们仍然可以依据这一原则建立有效运作的神经网络，在逻辑上，我们也可以将多个网络合并，提高系统复杂性，直到达到类似人脑的复杂水平。

至于你的另一个问题：如果真能造出高级机器人，这些机器人的行动会遵守什么准则呢？如果机器人只能采取功利主义行动，又怎么可能在不引起误会的情况下与人类互动呢？机器人必须对于感受、幽默、情感、非理性以及一切使我们成为人类的特征

有基本了解。为什么不让机器人的性格具有这些人类“特征”呢？我很希望家里能有个说话尖刻的机器人。

无论如何，这个世界上大概不会只有一种机器人。问题是，我们是否应该阻止机器人进入某些只应向人类开放的特定领域。讽刺的是，很多新兴的机器人应用都发生在一个社交水平很高的领域：看护。因此，这个问题可能已经有答案了。8-(

你最后提到关于信仰和宗教的一些想法。我不信教，也不相信魔法——讽刺的是，我还说社交机器人看似“魔法”。;-) 不过我能理解宗教信仰或相信魔法可以提高福祉和幸福指数。只要这一点不造成什么危害，那就让机器人利用这一层联系吧。

回聊，

丹尼尔

亲爱的丹尼尔，

我对你的观点表示同意，只有一点例外：你认为将足够复杂的神经网络合并，最终就有可能创造智能。我认为这就好比说，只要将足够的氧、氢和碳在适当温度下混合，最终就能创造生命一样。考虑到熵，我对这一点表示怀疑，不过我也无法对它证伪。

也许我们的讨论应该就此打住，有一点我们大概可以达成一致：咱们对社交机器人的这些猜想，归根结底也就只是猜想而已。很有趣，但其实没什么意义。还是得坐等现实发生。也许咱们运气足够好，能够根据自己的想法来打造机器人的未来。下周约个时间，咱们面谈一下经费申请的事吧！;-)

祝好，

安德雷亚斯

## 参考文献

- R.J. Beun et al., “Improving Adherence in Automated E-Coaching,” *Persuasive Technology, LNCS 9638*, Springer, 2016, pp. 276–287.
- D. Ullrich, S. Diefenbach, and A. Butz, “Murphy Miserable Robot,” *Proc. CHI Conf. Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems (CHI EA 16)*, 2016, pp. 3234–3240.
- S. Schachter, *The Psychology of Affiliation*, Academic Press, 1959.
- I. Asimov, *I, Robot*, Gnome Press, 1950.
- B.F. Malle et al., “Sacrifice One for the Good of Many? People Apply Different Moral Norms to Human and Robot Agents,” *Proc. 10th Ann. ACM/IEEE Int'l Conf. Human-Robot Interaction (HRI 15)*, 2015, pp. 117–124.
- D.R. Hofstadter, *Gödel, Escher, Bach, Basic Books*, 1979.
- A.C. Clarke, “Hazards of Prophecy: The Failure of Imagination,” *Profiles of the Future*, Harper and Row, 1962, pp. 12–21.
- M. Mori, “The Uncanny Valley” (orig. pub. 1970), K.F. MacDorman and N. Kagei, trans., *IEEE Robotics & Automation Mag.*, vol. 19, no. 2, 2012, pp. 98–100.

**丹尼尔·乌尔里希**在慕尼黑大学信息学研究所人机交互小组担任研究助理。联系方式：[daniel.ullrich@ifi.lmu.de](mailto:daniel.ullrich@ifi.lmu.de)。

**安德雷亚斯·布茨**在慕尼黑大学信息学研究所人机交互小组担任小组负责人。联系方式：[andreas.butz@ifi.lmu.de](mailto:andreas.butz@ifi.lmu.de)。

## 译者：

**汪梅子**，英法双语自由职业译者，毕业于北京大学和巴黎高等翻译学校，科学松鼠会成员。翻译常涉领域包括国际组织会议文件、科普、科幻和奇幻等类型文学、摄影、艺术、电影等。联系方式：[corbelleprune@gmail.com](mailto:corbelleprune@gmail.com)。





CCCF

从2005年3月创刊到2014年8月, CCCF已出版发行102期

期间我们刊登了

中国计算机事业创建50周年纪念大会专辑

中国计算机大会等多个专刊

云计算、物联网、大数据等几乎所有热点方向的专题

以及脍炙人口的专栏、人物专访、动态、译文……



发出中国计算机科技人员自己的声音  
——祝贺CCCF出版发行100期

促进计算机科学技术  
的自主创新

促进会议论文是如何评审的



CCF会员可免费获得本刊  
欢迎加入中国计算机学会

# 中國計算機學會通訊

《中国计算机学会通讯》(Communications of the CCF, CCCF)是CCF旗舰刊物, 2005年创刊。月刊。2014年3月正式推出iPad版。刊物设有: 特别报道、专题、专栏、视点、动态、译文等栏目。邀请资深专家撰稿, 也欢迎读者投稿。



# 没有信息架构 就没有人工智能

文 | 塞思·厄利 (Seth Earley)，俄勒冈大学 (University of Oregon)  
译 | 刘大明

**现**在，从资金充裕的创业公司到著名的软件公司，大大小小不同类型的经销商都在炒作人工智能（AI）。金融机构正在打造人工智能驱动型投资顾问。<sup>1</sup>聊天机器人能够提供从客户服务<sup>2</sup>到销售助理<sup>3</sup>的一切服务。尽管人工智能现在颇具前景，但实际上人们知之甚少的是，这些技术都需要知识工程、信息架构和高质量数据源的一些要素。不少供应商绕开这个问题，或者声称他们的算法可以基于非机构化信息源运行，可以“理解”这些信息源，对用户的查询进行翻译，在不使用预定义架构和人为干涉的情况下给出结果。在某些条件下，这很可能是真的，但大部分应用都需要由围绕着人来做大量困难的工作，才能发挥出神经网络、机器学习和自然语言处理的神奇作用。

DigitalGenius 使用深度学习和神经网络，曾在 2015 年 4 月的一次会议上被媒体关注。<sup>4</sup> DigitalGenius 首先将要处理的问题分为几大类以备进一步

处理，包括产品信息、账户信息、动作请求、比较问题、推荐问题等。这些分类符合信息架构的基本要素。首先将用户查询融入语境背景，然后交由其他模块处理，包括产品信息系统和其他数据库和 API。该系统需要依次完善建立起每个系统和数据源，以返回正确的信息。如果某些方面的信息还没有建立或组织起来，系统将不会返回信息。DigitalGenius 利用人工智能服务用户，是以高质量的机构化数据为基础的。

## 数字化参与

目前，各企业正在永无止境地提升与客户交互的数字化手段。这些行为包括通过呈现相关性更高的内容来提高用户体验的个人化程度，调整搜索结果，精确返回用户感兴趣的内容，提高报价和促销活动的效果等。企业可能也在努力提高电子邮件交流的回复率，提供质量更高的自助服务，更加积极地参与用户社区和其他社交媒体

体，通过其他多种在线机制提升产品的总体体验。在这些例子中，参与的手段是（以促销、报价、销售、次优行为、交叉销售和追加销售产品、问题答案等形式）在刚好恰当的时间点，以及对用户价值和意义最高的语境背景下，提供一部分相关数据或内容。

以上过程需要通过用户目前和过去与企业之间的交互，理解多种多样的信号来实现。这些信号包括过往购买记录、实时点击流数据、客服中心交互数据、消费内容、偏好、购物特点、人口信息、企业信息、社交媒体信息以及通过营销自动化和整合技术收集到的任何其他“电子肢体语言”。比如，一位技术用户的一次搜索请求返回的结果就可能与非技术用户不同。从核心上讲，搜索是一种推荐引擎。信号就是搜索短语，推荐就是结果集。对于用户所知越多，推荐的可定制化程度越高。如果推荐要与产品相关，那么前提是建立清白、完备的产品数据。

## 个人化、用户信号和推荐

要想让这些推荐能够真正正确地对用户体验实现个人化，需要正确建立和组织产品数据，将数据内容的处理产品的管理中，在产品、内容和用户意图信号之间建立联系。产品与内容的关系基于对用户任务和用户需要哪些内容完成目标等知识的掌握。这里的任务可能是一次概览、入门介绍、产品参数、参考材料、使用说明、图表、图片或其他有助于用户做出购买决定的内容。

人工智能覆盖了一类应用，这些应用能够更容易地与计算机进行交互，并允许计算机来处理更多一般属于人类认知领域的问题。每一个人工智能程序都要进行信息交互，信息构建越完善，程序的效率越高。信息语料库包括程序试图处理和解释的答案。构建这类供检索的信息被称为知识工程，这类信息的结构被称为知识表示。

## 用于知识表示的本体

知识表示由分类标准、受控词汇、辞典结构以及诸多名词和概念之间的所有关系组成。这些要素共同构成了本体。本体代表着知识域，以及在特定语境下用于访问并取回答案的信息架构的结构和机制。本体也能够获取关于目标、过程、材料、行为、事件以及大量现实世界的逻辑关系类别的“常识性”知识。这样，本体就构成了计算机推理的基础，即使问题的答案并未明确包含在语料库中，计算机也能进行推理。答案可以从本体中的事实、用语和相互关系中推出。从实用性上看，这使得系统对用户更加友

好、容错性更高，可以应对用户使用变形短语提出请求，同时使得系统对开发时未完全定义的使用情况的应对能力更强。实际上，系统能够进行推理和逻辑演绎。

正确解释用户信号，让系统能够针对用户语境提供正确的内容，这不仅要求我们的客户数据的清白和完备，还需要系统能够用户、用户的特定任务、产品以及需求的内容之间的关系，所有这些信息都是实时动态收集的。如果建立起这些结构和关系，并在多种多样的后端平台和前端系统间实现了架构上的协调，就能够建立起实现个人化、全渠道体验的企业本体。一

相关产品动态生成的产品页面。对于一些信息专家来说，这些内容实现起来可能过于复杂繁琐，但是，现在已经出现了可能将这些愿望变为现实的新方法。

## 如果成功 就不是人工智能

人工智能的概念随着技术的进步而不断演化。我的一位同行曾说，“在你搞清楚原理之前，都属于人工智能。”这个观点确实很有意思。麻省理工学院人工智能课程上的一段材料中曾支持这种观点 (<http://bit.ly/1WTCUXK>)：

还有一部分人工智能……

## 每一个人工智能程序都要进行信息交互，信息构建越完善，程序的效率越高。

些人可能会将其称为企业信息架构。不过，其内容远远不止数据结构。本体的定义中还包括现实世界的逻辑和关系。本体可能包含关于处理、客户需求和内容关系等方面的知识。<sup>5</sup>

## 对产品关系内容的挖掘

消费者和工业产品之间需要通过内容和用户语境联系起来，但也可以挖掘这些内容，为用户语境提供产品建议。以工业应用为例，用户可能需要一些零件和工具来完成对一套液压系统的维修。利用自适应模式识别软件来挖掘关于液压系统使用手册和维修的相关内容，系统可以抽取出一份所需零件和工具的清单。搜索液压系统维修，可以得到由产品关系和公司

从根本上是与应用有关的。其中一些应用可能不能叫“人工智能”……比如，以前曾认为编译器属于人工智能，因为语句是高级语言，计算机怎么会理解呢？让计算机理解语句的工作……就被视作人工智能。现在我们知道，有了一套如何构建编译器的理论……编译器就不再是人工智能了……当我们最终在某一领域取得成功，领域中的其他部分就得借经验。所以很明显，人工智能不会成功，如果成功，就不是人工智能。

随着数据处理能力的提高，一些看起来似乎不可能解决的问题已经陆

续得到解决。不久前，人们还认为自动驾驶汽车在技术上不可能实现，因为需要实时处理的数据量太大。语音识别不可靠，而且需要依赖说话人来进行大量的训练课程。移动电话曾经就是“车载电话”，需要满满一行李箱的设备才能运行（我第一部车载电话是在上世纪 80 年代，当时花了几千美元，设备几乎填满了宽敞的车厢）。今天的大部分人工智能都被视作理所当然。我现在使用的文字处理系统在以前曾被视作高级人工智能应用！

### 大繁若简

在内部，人工智能是复杂的。不过，这种复杂隐藏在用户身后，实际上带来的使用体验则是简单直观的。这不是什么魔法，而且需要建立可在诸多处理、部门和应用之间重复利用的基本结构。这些结构基本上是首先在仓库中开发的独立式工具。但是，一旦它们处于具备机器学习能力的基础设施的整体框架中，就会释放出真正的力量。人工智能将改变商业生态，但需要在产品和内容架构、客户数据及分析、客户参与生态系统中诸多工具的协调等方面的投资。采用这些方法的企业将在竞争中获得巨大优势。

### 入场费：清白的数据

人工智能方式被视为企业在提高客户参与度、处理信息过载上应对挑战的解决方案。不过在利用这些方式之前，企业需要掌握所需的数据，作为机器学习算法的输入数据，然后由算法依次处理这些来自结构化或非结构化数据源的不同信号。清白、结构

良好和管理完备的数据是利用人工智能方法的前提。

在许多情况下，人工智能系统处理的数据、分析的语料库的结构化程度往往不如更有条理的财务和交易数据那样高。这时可能需要学习算法从模糊的序列中抽出含义，还要试图顺利解释非结构性的输入数据。人可能会使用不同的用词提出问题，或提出过于宽泛的问题。他们对提问的目标并非总是很清楚，并不一定知道自己想要什么。这就是为什么销售人员一般总会和客户谈总体需求，而不是直接问客户想要什么。

如果用户知道自己想要什么，能将需求清晰表述出来，而且用户的问题存在相对直接的答案，那么在过程中加入人工智能就会更有效。人工智能算法在处理提问方式、理解问题的含义、以及处理其他非结构性信号（这些信号可以进一步将用户内容置于语境中）的问题上，可以发挥出最好的效果。构成人工智能系统的人工智能和算法有很多类别，但是，即便人工智能系统的作用是要在完全非结构化的信息中发现结构，该系统在数据层上仍然需要结构。

既然人工智能系统搜索的数据是非结构化的，我们为什么还需要信息架构？非结构化信息往往以文本形式存在于页面、文档、评论、调查、社交媒体和其他来源之中。尽管数据是非结构化的，却仍然存在于资源或语境相关的参数。社交媒体信息需要多种参数来描述用户和他们的发帖、关系、发帖时间和地点、链接、话题标签等。这里的信息架构问题表现为输

入数据的结构，系统能够利用程序来找到用户的兴趣模式。甚至在无监督机器学习中，程序员仍然需要首先用属性和值来对数据进行描述。也许识别出的异常值和模式并不存在预定义类别，但输入数据需要存在结构。

在考虑将大数据作为构建机器学习的输入数据时的一个常见谬误是，因为数据是“非结构”（即没有预定的结构）的，所以就不需要结构。实际上，数据要用于机器学习和模式识别算法，仍然需要属性定义、标准化和净化。<sup>6</sup>企业要逐步走向机器学习和人工智能之路，首先应开发企业本体，用来表示企业部署的人工智能系统的全部知识。

一些供应商可能会对这种方式的价值存有争议，坚持认为自家的算法能够处理任何问题，不过我认为，只有在本体在工具内处于独立地位的情况下，上述说法才能成立。即便如此，在广泛采用的工具所含内容与企业的专门需求之间总会存在着鸿沟。即便一种工具是专为某一特定行业开发，不同企业在使用过程中发现的差异，也同样需要专业词汇和语境知识关系。这是一个重要的任务。但如果不去这样做，就会导致处理过程缺少一个必不可少的步骤。

大多数被称为人工智能的方法，都是一些旨在解决信息管理问题的知名方法的扩展，这些方法都需要干净的基础数据和信息结构作为起点。标准的信息管理和实用的人工智能之间的不同，在于如何理解这些技术的局限，将这些技术用在何处，才可以最有效地应对企业面对的挑战。

**表 1. 人工智能技术的应用实例。**

应用 / 待解决问题	一般方法	为何失效	人工智能如何奏效
全渠道销售	对多个陷入僵化的系统进行整合	内容通常不同步，整合后的系统过于脆弱	通过多种渠道和设备捕获关于用户意图的信号；对多种类型的用户参与技术进行整合。
个性化和推荐引擎	以使用案例为基础，根据用户角色和内容展示对用户进行分类	所做假设过于基础和简单，限制了用户的选择，很少对需求做出预期。	结合使用多数据源、本体和推理算法。
动态内容收集	根据已组织的内容进行有限的收集	排列数不可追踪、管理和理解。	收集满足用户偏好的内容，同时与实时数据相结合，如嵌入本体中的知识所支持的新闻和市场表现。
现场服务设备的维护	考察维护计划，分析现场报告	传感器提供的信息量和性能下降的隐蔽信号是人所感知不到的。	对性能数据进行处理来预测或避免设备维护事件。
客户自助服务	基于知识库与常见问题	对用户背景、语言差异、快速变化的内容及大量可能出现的用户案例考虑不足。	通过访问使用多变量的智能代理知识库，通过度量驱动型反馈回路提供特定答案。
客服中心支持	经过在职培训的客服代表以及知识库	掌握技术和专业知识所需经验水平成本过高。	利用智能代理，结合来自多知识源和自然语言接口数据源的答案与内容
产品和工具展示	人工建立着陆页面	对人工组织和收集的着陆页面进行维护成本高且难以管理。	基于维护任务，通过知识获取及挖掘参考材料来获得产品关系，并修正使用案例。

本文剩余部分将描述企业如何识别可以受益于人工智能的使用案例，识别能够提供可靠、有意义观点的数据源，对人工智能进行训练和指导，还将定义能够让人工智能和认知计算系统实现持续发展的管控、管理和扩展过程。

## 识别使用案例

将人工智能使用案例和标准信息管理区分开来，需要考虑包括处理中的“信号”、用户面对的任务类型，以及将成为解决方案组成部分的系统在内的多种数据源。解决这些问题的不同方法之间的区别，在于如何组织和摄取数据源，如何得出组织原则并加以应用，所需功能的复杂度、以及现有解决方案的局限性。人工智能方法需要更大规模的投资、来自管理层

面的支持、项目层面的管理以及企业范围内的影响力。还需要比一般信息管理项目更长期的投入。虽然有机会部署有限范围内的人工智能，但要作为一个变革性技术类别加以利用，有时应该将其作为企业资源规划（ERP）项目层面上的数字化变革总体策略的一部分，提供与之相应的支持、资金和投入。（有些ERP项目耗资可达5000万至1亿美元，甚至更多）。尽管没有企业会愿意在未经证实的技术上做出如此大的投入，但仍然有必要将资金分配给已经证实有效的新兴人工智能技术。

人工智能变革的路线图包括对收益和投资回报率进行持续的评估，在着眼于短期获利的同时寻求长期目标。大多数公司都在用有限的方法、以部

门层面的解决方案、通过独立工具和不充足的资源，试图解决表1中描述的问题。大多数企业都在面对诸如此类的问题，虽然通过有限的资源和简化方法能够取得一些进展，但这些问题也会成为企业日常业务的外延。真正有变革性的应用需要以企业视角来审视公司的知识格局，并实施新的管理、度量和数据质量规划——通过管理做决策、通过度量来监测这些决策的效力、通过提高数据质量来为人工智能引擎提供动力。

表1给出了人工智能技术的几种应用实例

## 识别数据源

训练数据可以来自典型的知识库，组织化程度越高越好。客服中心的通

表 1. 人工智能工具的几种代表性应用实例及其局限、注意事项和数据源。

工具类型	最适合任务	局限性
推理引擎	从非结构化内容中导出产品和数据关系	在一些自适应性模式识别算法的开发中需要投入大量努力
智能代理	对可定以过程的高选择性搜索和信息检索	可能使用案例的适用宽度问题，序列和问题的可变性，人工用语-关系映射的程度
自动分类器	可以使用训练集和清晰规则的大量高质量内容	规则库可能会变得非常复杂，需要大量的训练内容，内容的可变性高
实体提取程序	可预测的数据格式（社保号码、地址、名字、电话号码、账号等）	实体值不够明确（比如“华盛顿”可能是华盛顿州、乔治·华盛顿、华盛顿特区等），格式可变性高、内容质量无保证
非监督式机器学习	模式检测、识别和保护，异常检测、异常值分离、隐藏属性和关系、发现新模式、按集群和组别划分受众、内容或数据	依赖基本假设来定义异常值的类型或模式（尽管不一定是模式的细节），选择算法的类别需要复杂的技术，并从数据信号、内容、图片或处理等方面对多种类型的非监督式学习进行反复测试
监督式机器学习	基于训练数据的模式检测，用于已充分理解的模式，基于实例发现数据、内容和关系，查找具有相似特征的相似文档、采购模式和受众，结果预测	需要训练集和范例数据来教算法需要查找何种信息，需要足够大的样本来对多种不同的假设进行测试，需要理解所找出的特定结果，结果有可能是不存在的模式（过度学习）
监督式学习与非监督式学习的混合	寻找隐藏模式（非监督式）；使用这些模式训练算法来查找更多的数据和内容实例。	在概念上与以下过程相类似：创建开放式问题的调查，然后使用调查得出的答案，再用这些结果组成封闭式问题的调查

话录音和聊天记录可用来挖掘内容和数据关系，也可用来寻找问题的答案。流传感器数据可能与设备维护的历史记录有关，搜索记录也可用来挖掘使用案例和用户问题。可以对客户账户数据和购买历史进行处理，寻找买家之间的相似之处，并预测对出价的反应。对电子邮件回复指标可以结合文字内容进行分析，对买家进行划分。产品目录和数据表是属性源和属性值。公开引用可以用于流程、工具列表和产品关联。YouTube 视频内容音轨可以转换为文本，挖掘产品关联。用户的网站行为可以和货品即动态内容相关联。情感分析、用户生成内容、社交图谱数据和其他外部数据源都可用于挖掘，并重新调配，生成知识和用户意图信号。正确的数据源取决于应用、使用案例和目标。

表 2 通过代表性应用、局限性、注意事项和数据源描述了人工智能工具的应用实例。虽然不是一份详细的清单，而且承认一类工具在其他各类工具和应用中被频繁使用（比如，智能代理就可以利用推理引擎，后者又用到了学习算法），表中还是以对比方式明确指出了注意事项。

认知计算项目都与多个层面上正在运行的细节指标密切结合——从内容和数据质量，到处理效力和业务需要的满意度——最终关系到企业的竞争力和营销策略。时间表和阶段确定之后，按项目阶段提供资金支持，每个阶段都会有确定的成功标准和可量度的成果产出。

## 定义管控管理和可扩展过程

对人工智能和认知计算的管理方式与其他许多信息和技术管理项目的方式一样，都需要高层支持、项目许可、任务与责任、决策协议、上报过程、确定议题以及与特定商业目标和流程的结合。这些行动都属于数字化变革的一部分，并且都与客户的日常生活和内在价值链有关。由于目标总会影响处理结果，所有的人工智能和



人工智能无疑将继续影响每个人的个人和专业生活。这些影响很多都将以微妙的方式发挥作用——比如应用的易用性更高、查找信息变得更容易。而这些并不一定以人工智能的面目出现。随着时间的推移，由人工智能驱动的智能化虚拟助理将变得更加流利，能力更强，而且会成为人们偏爱的与技术互动的机制。人创造了知

决定因素	范例数据
内容量、语料库质量、内容数据的结构（表格、标题、其他标识符和分隔符的使用）	目录、工程说明书、知识库、ERP数据等结构化文档
有限场景、确定的可重复任务、复杂受众、域标准术语	政策和流程指南、聊天记录、客户服务数据库、服务记录以及由主题专家处收集的知识
按编辑规范整理的具有可预测结构的高价值内容	半结构化内容，如规章、杂志文章、新闻消息、政策与流程、支持文档、工程文档等
安全、合规、基于参照的应用（查找可辨认的个人信息、敏感账户信息、知识产权保护、事实确认）	与以上相同的半结构化内容源，以及用于确认实体值的受控词汇和辞典结构
确定正在检测中的模式类型，一般不是孤立地选择，因为学习算法嵌入人工智能应用的诸多方面，需要具备特定类型算法丰富知识的数据科学专家的指导。	作为模式查找工具，非监督式学习实际上可用于任何数据源；可用于非结构化、半结构化和交易数据、图片、音频和视频、科学数据集、社交媒体资源等
与非监督式学习面临类似的挑战：通常是嵌入人工智能应用，而不是作为独立的工具使用，需要专业知识，可用于查找图片、内容或数据类型，购买模式、产品组合或取决于数据源的其他模式	和非监督式学习一样，不同之处在于拥有包含已找到模式的训练集
大多数人工智能程序都包含监督式和非监督式两种学习模式的混合实现，因此其复杂度也是两种模式的复合，需要进行研究和实验来寻找正确的组合，并对算法进行微调	在确定了代表性的模式之后，用于非监督式学习的数据也可作为监督式学习的输入数据。

识，机器可以处理、储存这些知识，并按照这些知识来行动。人工智能正是对人类知识的应用。企业需要对获得和管理这些知识，并建立作为知识承载框架的基础数据结构，从而推进人工智能发展的基础。如果没有这些，算法也就失去了赖以运行的平台。

## 参考文献

- J. Vögeli, “UBS Turns to Artificial Intelligence to Advise Clients,” Bloomberg, 7 Dec. 2014; [www.bloomberg.com/news/articles/2014-12-07/ubs-turns-to-artificial-intelligence-to-advise-wealthy-clients](http://www.bloomberg.com/news/articles/2014-12-07/ubs-turns-to-artificial-intelligence-to-advise-wealthy-clients).
- C. Green, “Is Artificial Intelligence the Future of Customer

- Service?” MyCustomer, 3 Dec. 2015; [www.mycustomer.com/service/channels/is-artificial-intelligence-the-future-of-customer-service](http://www.mycustomer.com/service/channels/is-artificial-intelligence-the-future-of-customer-service).
- E. Dwoskin, “Can Artificial Intelligence Sell Shoes?” blog, Wall Street J., 17 Nov. 2015; <http://blogs.wsj.com/digits/2015/11/17/can-artificial-intelligence-sell-shoes/>.
- R. Miller, “Digital Genius Brings Artificial Intelligence to Customer Service via SMS,” Tech Crunch, 5 May 2015; <http://techcrunch.com/2015/05/05/digitalgenius-brings-artificial-intelligence-to-customer-service-via-sms/>.
- S. Earley, “Lessons from Alexa: Artificial Intelligence and

MachineLearning Use Cases,” blog, EarleyInformation Science, 24 Mar. 2016; [www.earley.com/blog/lessons-alexa-artificial-intelligence-and-machine-learning-use-cases](http://www.earley.com/blog/lessons-alexa-artificial-intelligence-and-machine-learning-use-cases).

J. Brownlee, “How to Prepare Data for Machine Learning,” MachineLearning Mastery, 25 Dec. 2013; <http://machinelearningmastery.com/how-to-prepare-data-for-machine-learning/>.

**塞斯·厄尔利 (Seth Earley)** 是 Earley Information Science 的首席执行官。他的研究兴趣包括客户体验分析、知识管理、结构化和非结构化数据系统与策略、机器学习等。联系方式：[seth@earley.com](mailto:seth@earley.com)。



# 1970 – 1990： 在过去的日子里研究历史

文 | 詹姆斯·W·科尔塔达 (James W. Cortada)，明尼苏达大学 (University of Minnesota)

译 | 丁家琦

**1974** 年我加入 IBM 的时候，刚刚拿到近代史博士学位。我很自然地想要了解新东家的一切，尤其是它的历史。但这个过程相当艰难而痛苦。当时专业的史学研究者尚未开始记述计算机工业的历史，更别提 IBM 公司的历史了。<sup>1</sup>所有的文献资料只有五六本书和二十多篇文章，大多数就是记录工程师是如何发明电脑的，我很快看完了它们，随即全力投入工作。虽然公司内的竞争很激烈，但我越来越强烈地感受到 IBM 是个伟大的公司，并渴望在这里做出一番事业。

1978 年年底，我去位于纽约州怀特普莱恩斯市 (White Plains) 的数据处理总部参加一个短期会议。出于好奇，我想知道 IBM 在该地区都有哪些设施，随即发现 IBM 在怀特普莱恩斯、阿尔蒙克 (Armonk)、霍桑 (Hawthorne) 和瓦尔哈拉 (Valhalla) 四地都有技术图书馆，而瓦尔哈拉的图书馆存有

IBM 的企业档案。19 世纪 70 年代以来，绝大多数受过专业训练的历史学家都奉档案研究为历史学研究的核心资源和黄金标准，可靠的历史学专业研究均应来源于此。因此，对比起关于 IBM 及其工业史贫乏的已发表文献，这些档案仿佛是希腊历史之神克利俄划破天空的一道闪电。因此我决定，必须挤出时间来仔细研究它们。

## 瓦尔哈拉的豪华大厅

对于收藏档案而言，瓦尔哈拉堪称一个完美的地方。在北欧神话中，主神奥丁 (Odin) 掌管着一个巨大的大厅，聚集了英勇捐躯的士兵和其他已过世的杰出人物，一同左右凡人的命运，这个大厅就叫瓦尔哈拉。对我而言，IBM 的档案库就是类似的充满魔力的存在。1978 年以来，该档案库随着 IBM 的办公场所变换而几经搬迁，其规模逐渐扩大、内容逐渐丰富，但

瓦尔哈拉作为一切开始的地方，是再合适不过了。

1978 年底（或 1979 年初），我拜访了档案馆管理者罗伯特·E·波科拉克 (Robert E. Pokorak)。他亲切地接待了我，并把我介绍给档案馆的工作团队——我这才知道，原来竟有一个整个部门在为书写 IBM 的历史而努力。他带着我游览了一个类似大厅一样的地方，那里有许多可以供人坐下仔细查阅资料的桌椅，更有几万幅照片、几千本说明书、几千张广告、总时长达到数百小时的电影（已转换成视频格式），还有各式各样的机器、成捆成捆的公司出版物、杂志和其他文件。墙上挂着时钟和照片，室内摆放着古旧的办公用具。这样的一个档案馆简直棒极了，甚至比很多政府机构和大学的都要好。

更令人惊讶的是，波科拉克说我是自这个档案馆建立以来第一个到访的专业历史学者。之所以设立这个档

案馆，原本是为方便 IBM 员工查阅资料，以及为公司外的人提供公开发表的图片所用，本是不对搞学术的历史学家开放的。类似的规定在当时的众多美国公司都存在，因为当时反越战抗议在大学中开展得如火如荼，很多年轻的大学教职工是马克思主义者，或者被认为有过分的马克思主义倾向，再或者，至少带有一些反商业思想。这种一概而论的认识并不公平，而那些向 IBM 大厦的窗口投掷砖头的学生更加剧了这种偏见。<sup>2</sup>

波科拉克收集的 IBM 和计算机工业的出版资料跟我之前搜集到的大同小异。他有几本年代更久的书是我没有的，讲的是如何使用打孔卡设备。但他向我确认，除此之外，其他文献资料非常匮乏。要知道，当时研究计算机历史的查尔斯·巴比奇研究所（Charles Babbage Institute）还没有诞生，还没有任何人预见到《计算历史年鉴》（Annals of the History of Computing）这本杂志的存在。后来的计算机历史学家马丁·坎贝尔-凯利（Martin Campbell-Kelly）和威廉·阿斯普莱（William Aspray）一篇论文都还没发表（坎贝尔-凯利已经发表了一些关于信息技术话题的论文，但还没有转向信息技术史研究）。计算机领域的先驱们还在一线奔波，四处做报告，其中就包括格雷丝·霍普（Grace Hopper）和莫里斯·威尔克斯（Maurice Wilkes），我第一次见到他们就是在 70 年代末。

参观瓦尔哈拉的经历让我产生了

一个主意。这里存放着大量整理好的资料，且除了作为 IBM 员工的我，没有任何其他历史学家可以查阅它们。我当时在新泽西工作，而瓦尔哈拉位于纽约州的威斯切斯特，两地之间只有一个半小时的车程。我因为工作的原因经常需要前往怀特普莱恩斯，这里和瓦尔哈拉同属一个郡，所以瓦尔哈拉档案馆的地理位置非常理想。波科拉克可以给我提供阅读材料的房间，且离桌子不到 10 米的地方就有一台可随意使用的复印机，这对历史学家来说简直再方便不过了。我已经详细阅读过了在公司外公开出版的所有资料，从而完成了历史学家了解一个新课题的第一步，正适合跳入由一手材料和公司内部出版物构成的汪洋资料大海。其中的很多公司内部出版物都是图书馆学专家口中神秘的“灰色文献”（grey

讨 IBM 档案馆馆藏资料的价值，并试探着问能不能让我带他们接触这些资料。1990 年，我编辑出版了一本文集，里面有多位档案保管者所写的他们收集的信息技术史相关资料。瓦尔哈拉档案馆的消息逐渐传开，波科拉克终于同意公开出版一篇对瓦尔哈拉藏品的说明描述——这是该档案馆有史以来的第一次。<sup>3</sup>

## 框架诞生

1981 年，我调职去了纽约州的波基普西（Poughkeepsie），决心把自己受到的历史学专业训练应用在计算机历史研究的课题上。学界对该课题的兴趣渐渐显现，查尔斯·巴比奇研究所已经成立，《计算历史年鉴》杂志也诞生了，但专业的历史学家还没有

## 1981 年，我调职去了纽约州的波基普西（Poughkeepsie），决心把自己受到的历史学专业训练应用在计算机历史研究的课题上。

literature），这是大众无法通过书店、图书馆等普通途径获取到的资料。

自此，我与档案馆的工作人员建立了联系，这种友谊一直延续到今天。随着时间推移，我对它收藏的资料积累了相当程度的了解，也深知它对计算机史其他领域的研究的重要性。到 20 世纪 90 年代，经常有两三个历史学家或历史系研究生给我打电话，探

开始大规模涌入，占领计算机历史研究的“高地”。以一个商人的眼光分析形势，我看到了以下几个有利条件：第一，该领域还没有其他历史学家加入，因此没有竞争；第二，我可能是该领域唯一受过历史学专业训练的商业人士，具有天然的优势；第三，我实际上可以说是“垄断”了 IBM 的档案馆，鉴于 IBM 在计算行业占据主导

地位，它的档案馆就显得更为宝贵，可以说是反映了整个产业的发展历程。

我决定不写 IBM 的历史，因为站在员工的立场，我的言论可能会受到约束，而我希望在撰写历史时保持公正客观。但是，我可以毫无顾虑地为整个计算机工业撰写一部历史，尤其是在 IBM 与美国政府之间漫长的反垄断诉讼以对 IBM 有利的结果终结之时。<sup>4</sup> 波科拉克也支持我的想法，为此他在数年内一直让工作人员给我寄送档案资料的复印件，并允许我每年数次光顾档案馆，复印数千页的文件，还安排我与需要联系的其他人见面或通信。

## 要调查 Felt & Tarrant 的资料比较困难，它曾经确实有过一个档案馆，但在过去的几十年里已经被摧毁了。

我最初的几个项目的研究目的是发表一些资料，以供计算机历史研领域的历史学家在起步时参考，同时，我希望自己梳理好计算机史研究应有的脉络。

哈佛大学历史学家阿尔弗雷德D钱德勒（Alfred D. Chandler）1977年出版了一本管理学史著作（我直到1979年才知道这本书），给我提供了这方面研究的一个模板。<sup>5</sup> 我联系了他，讨论了一下这本书的内容（作为商业史学界的泰斗，他看到身为业务经理的我来拜访他，也感到十分有趣）。我们聊了几次，讨论了我想写的书应当怎样写，他催促我再去找其他几家在业界占主导地位的公司，把它们一起

写到我的书里。直到那时我才意识到，除了 IBM，我还可以调查其他公司的档案馆。

## 添砖加瓦

我在经过多方面的考虑后决定，在 IBM 之外，再重点研究宝来（Burroughs）、Felt & Tarrant、雷明顿兰德（Remington Rand）和美国计算机服务公司（NCR）。计算机的历史最早可以追溯到美国南北战争刚刚结束时的 19 世纪 60 年代，但 75 年之后，真正商业化的计算机产品才开始

Frantilla），我告诉她我是一名历史学家，然后坦言自己同时也是 IBM 的员工。她沉默半晌，然后说因为我的竞争对手身份，她需要向公司递交申请才能让我看到他们的资料。她既没有拒绝，更没有直接挂电话，只是要求我写一个类似今天的“研究计划”一样的东西，描述一下我的课题，我要阅览什么样的材料，以及这些工作最终被用于什么样的目的。我最初的要求是阅览只有他们公司档案库才有的纸质材料，如年报、用户使用手册、新闻稿，以及其他公司出版物和图片，绝对不包含机密内容。

她得到了许可，让我看到了这些材料，我也因此与他们开启了和 IBM 档案馆之间类似的、长达数年的合作关系。弗兰蒂拉慷慨大方而又迅速及时地给我寄送了年报和其他出版物的复印件。随着我们关系愈来愈融洽，彼此之间的信任也逐渐加深，她还让我看到了其他未公开出版的材料，如顾问写的关于怎样才能更好地运营公司，并克服诸多困难的报告，这都让我对这个公司充满故事的历史有了更多的了解。在整个过程中，她还给我寄送了这些年来记者与传记作者出版的大量关于宝来公司的书目信息，这些我都一一收下并认真阅读了，成为我构建历史的另一有力支柱。

那么第三个目标就是 NCR 公司了。我给他们的总部打了电话，被告知这些文件的确存放在法律部门，然后电话就被转接给了一个不太好打交道的人。他理所当然地拒绝了我这样一个竞争对手，称这些资料只供 NCR 内部人士使用——准确说来，是仅供

法律部门为数不多的那几个人使用。我采用了类似和宝来打交道时的流程，告诉他们我只想要面向大众的出版资料，以及面向全公司发行的员工通报，而这些在很多图书馆其实都能找到，只是不如公司档案库那么全罢了。我同样写了一个研究计划，并提到我已经得到了宝来公司的同意获取他们的资料，最终劝说法律部门的一个经理同意给我提供一部分材料。然而，NCR 提供的资料中有诸多缺漏，有些内容也不太对。

为了让事情获得一点转机，我求助了 IBM 的法律部门。在阿尔蒙克，我找到了一个干这行已经有很久的律师，跟他交谈之后，我大概得到了一个答案。第一次世界大战爆发前不久，NCR 公司和他们的一大批高管（包括后来担任了 IBM 的总经理的托马斯J·沃森）因违反联邦法律出售收银机以及不当竞争而被判有罪，不过出于种种原因，案子最终被撤销了，沃森没有蹲监狱，公司签署了一项和解协议，虽然没有认罪，但也承诺不再继续这种行为。如果 NCR 公司违反了这项协议，联邦法院就会立即执行之前已经宣布的判决。

因此，如果我找到并出版了 NCR 公司在后来有不当行为的证据，就会给他们带来麻烦。在当时的我看来，这件事或许有些荒唐，因为 NCR 公司签署这项协议已经是 70 年之前的事了，他们现在仍然在出售收银机，并且马上还会升级成 POS 机（多功能一体化的联网销售终端）。因此，我觉得 NCR 公司的律师未免有点太谨慎了，虽然以他们的立场来看也能理解。了

解了这件事以后，我回头再去和 NCR 公司的人沟通，强调我并无兴趣详细了解多年前的那个和解协议，我的兴趣范围要比这广得多，而且主要都是 NCR 公司 1915 年之后的历史，而非 1915 年前那段有污点的时期。尽管我到最后都没能看到我想看的所有东西，但他们给我提供的资料还是足以撑起了史料研究的重要一部分。

我从哈格利博物馆和图书馆了解到了雷明顿兰德公司的大部分历史，这个图书馆刚刚开始收集计算机发展史相关的有用资料。虽然雷明顿兰德公司最大的成就始于 20 世纪 80 年代，

哈佛大学商学院的馆藏则主要围绕着当时每一年的年报，而忽略了企业或整个计算机工业方面的材料。总之，在那时，我能找到的档案资料仍然不够写一部内容充实的 IT 商业发展史。

## 一个领域的形成

到 1993 年我出版《计算机诞生之前》（Before the Computer）一书时，我已经不会再因为无人撰写计算机历史而产生挫败感。<sup>6</sup> 马丁·坎贝尔 - 凯利 1989 年出版了一本关于英国公司 ICL（主要生产办公用品）发展史的书，

**如果说老沃森敏锐地察觉到了机会，  
并迅速成立了公司来抓住机会，  
小沃森就是那个实实在在完成工作，  
带领公司腾飞的人。**

但哈格利图书馆收集的资料大多数都是关于 ENIAC（世界上第一台通用计算机）的。哈格利图书馆的资料价值不仅体现在计算机发展过程中的法律诉讼事件方面，也体现在它对兰德和斯佩里（Sperry）公司相关资料的收藏——它收藏了该领域很多看似不重要的细微证据。到 1990 年，该图书馆在计算机商业发展史方面的收藏已经能与查尔斯·巴比奇研究所媲美了。

20 世纪 70 年代末 80 年代初，哈格利图书馆是本就为数不多的学术档案馆中唯一能够让我查阅资料的地方。在我看来，麻省理工学院的图书馆过于关注具体计算机项目所用的技术，而我的兴趣显然在计算机商业方面。

帮助我进一步理清了如何撰写 IBM 历史的思路。<sup>7</sup> 我从未告诉过他他的书对我的思想产生了多么重要的影响，如果没有他这本书，以及阿尔弗雷德·钱德勒给我的宝贵建议，我的书就不可能有现在这么好。坎贝尔 - 凯利的书出版后，我确信计算机商业史会在历史学文献中留下一席之地，因此充满信心地继续写作。当时的我是个没什么耐心、赶时间的年轻人，一边写作，一边才明白自己想要写什么；也就是说，我在以稳定的速度写文章和写书的过程中，逐渐建立了自己的研究观点。

我最终还是没挤出时间重新研读 NCR 的文献资料，尽管对一些历史学

家而言，那里面有大量的料可挖，能写成极好的公司变迁史。在后者善于沟通的主任阿瑟·诺伯格（Arthur Norberg）积极主动的促成下，宝来公司档案库的资料被及时转移去了查尔斯·巴比奇研究所。查尔斯·巴比奇研究所已经成为全美国最重要的公司档案库之一，其海量资料帮助我们详细了解了19世纪80年代美国整体的商业状况——不仅仅是收银机和计算机的发展情况。IBM的档案馆对外部学者的开放度也在逐渐提高，如今的它收藏了厚达13000英尺的纸质资料，超过30万张图片，约5000段视频，以及IBM的绝大多数（或者是全部）产品，包括一开始的Hollerith打孔卡片机。

我在上文提到，虽然计算机领域一些重要人物今天只作为业界先驱存在于历史学家的著作里，但那时他们还一线工作。其中的一位就是上文提到的托马斯·J·沃森的儿子小托马斯·J·沃森（Thomas J. Watson Jr.）。1981到1983年间，我在IBM担任销售培训学校的讲师，在这期间我的职责之一就是请来公司的高管给学员做讲座，因而有机会见到当时在职的高级主管。我给沃森打了电话，问他能否给我们做个讲座，虽然他的日程安排很紧，最终没能做讲座，但我们还是见了一次面。原本我们的见面只安排了15分钟，但最终延长到了1个小时。沃森回忆了20世纪50年代中期他在父亲去世后接管公司，在整个60年代期间苦心经营，研发System/360系列大型计算机，最终大大扩大了IBM公司的规模，使其在70年代早期成为业界霸主的经历。尽管我此前一直认为他的父亲老沃森

是一位极其出色的企业家，但现在看来小沃森也毫不逊色。如果说老沃森敏锐地察觉到了机会，并迅速成立了公司来抓住机会，小沃森就是那个实实在在完成工作，带领公司腾飞的人。

讨论完销售培训的事务之后，我们的对话就转移到了历史方面。他跟我讲了他自己在20世纪30年代上销售培训班的经历，并告诉我他正在考虑写本回忆录。我当然鼓励他（以及IBM和其他计算机公司的许多人）这么做，并对他如何将IBM从一个研发制表机的公司转变为一个计算机公司的过程尤其感兴趣。我觉得这段经历可能是他一生中最大的贡献，或许也是大家对他最感兴趣的话题之一（包括他对System/360系列计算机诞生的想法）。他很聪明，谈吐优雅，还兴致勃勃地询问我在20世纪80年代当一名销售人员是怎样的体验。我对他印象深刻，并后悔自己没像查尔斯·巴比奇研究所的研究者在过去几十年内所做的一样，多记录几段正式的口述历史。

**如**果你喜欢那种定义不明、搞不清有哪些关键人物和要素的历史领域，那么20世纪70年代的信息技术史可能很适合你。在计算机发展史上，让我非常惊讶的一点就是很多先驱都很长寿，活到了他们的工作被证明极其重要的时期，这也是70年代末不管是计算机学家、IT商业领导人还是学界的学者、都开始讨论计算机发展历史的原因；或许此后不久历史学家开始觉醒、开始进入这一领域也是出于同样的原

因。在计算机发展的早期阶段，你甚至可以和之后会被载入史册的计算机先驱并肩交谈，而研究计算机历史的第一代历史学家就拥有了这样的特权。约翰·莫克利（John Mauchly）、约翰·埃克特（John Eckert）、古德斯坦（Goodstein）、莫里斯·威尔克斯、格雷丝·霍普、小沃森，他们对我们来说都是活生生的人，能与他们见面交谈，正是研究计算机发展史的第一代历史学家的特别之处。C

## 参考文献

1. J.W. Cortada, *History Hunting:A Guide for Fellow Adventurers*, M.E. Sharpe, 2012, pp. 57–64.
2. I was personally aware of two incidents, one in Chicago, Illinois, and the other in Madison, Wisconsin. The company went into a tight lockdown and extensive security during those years. One security employee told me in the mid-1970s that the company was experiencing an incident per month.
3. R.E. Pokorak, “*International Business Machines(IBM) Archives*,” *Archives of Data-Processing History: A Guide to Major U.S. Collections*, J.W. Cortada, ed., Greenwood Press, 1990, pp. 121–128.
4. A definitive history of the suit has yet to be written. About the treasure trove of records at the Hagley Museum and Library, see “Richard Thomas deLamar Collection

- of IBM Antitrust SuitRecords,"  
[http://findingaids.hagley.org/xtf/  
 view?docId%4ead/1980.xml](http://findingaids.hagley.org/xtf/view?docId%4ead/1980.xml).
5. A.D. Chandler, Jr., *The Visible Hand: The Managerial Revolution in American History*, Harvard Univ. Press, 1977.
6. J.W. Cortada, *Before the Computer: IBM, NCR, Burroughs, and Remington Rand and the Industry They Created, 1865–1956*, Princeton Univ. Press, 1993.
7. M. Campbell-Kelly, *ICL: A Business and Technical History: The Official History of Britain's Leading Information Systems Company*, Oxford Univ. Press, 1990.

**詹姆斯·W·科尔塔达 (James W. Cortada)** 是明尼苏达大学查尔斯·巴巴奇研究所 (Charles Babbage Institute at the University of Minnesota) 的资深研究学者。他于 1974 年到 2012 年在 IBM 工作。联系 方 式: jcortada@umn.edu。

**搜索你的工作机会**

IEEE Computer Society 招聘可以帮你轻松找到IT、软件开发、计算机工程、研发、编程、架构、云计算、咨询、数据库很多其他计算机相关领域的新工作。

**新功能:** 找出那些建议或要求拥有IEEE CS CSDA或CSDP认证的工作!

点击[www.computer.org/jobs](http://www.computer.org/jobs),  
从全世界的雇主那里搜索技术工作岗位和实习机会。

**<http://www.computer.org/jobs>**

**IEEE  computer society | JOBS**

IEEE计算机协会是AIP Career Network的合作伙伴。其他合作伙伴包括《今日物理》杂志 (Physics Today), 美国医学物理协会 (American Association of Physicists in Medicine), 美国物理教师协会 (American Association of Physics Teachers), 美国物理学会 (American Physical Society), AVS科学和技术学会 (AVS Science and Technology), 物理学生协会 (Society of Physics Students) 和Sigma Pi Sigma。



# 科幻与即将到来的智能工具时代

文 | 布莱恩·大卫·约翰逊 (Brian David Johnson), 弗若斯特沙利文公司 (Frost and Sullivan)

译 | 汪梅子



借助人工智能、深度学习和数据挖掘方面的巨大进展，智能工具代表了专为与人类协作而设计的具有智能、知觉和社交能力的机器的新阶段。

多

年来，我一直在记录形形色色的人如何用原型科幻 (SFP) 来开发远远超越

传统工程学的产品和项目。最近，我开始着手做一些新研究，在这些工作中，原型科幻与未来发展密不可分，而且需要用它来实现未来技术。本月专栏探讨的是即将到来的智能工具时代。

## 人工智能降临

我在弗若斯特沙利文公司的一篇市场智能的文章<sup>1</sup>中写到智能工具，而

后又在迈克佩斯卡的 Slate 网络广播“要点”(The Gist)<sup>2</sup>中更加深入地探讨了这一话题。

重大科技进步及经济和文化方面的变化带来了智能工具的新时代。这些工具能够感知其周遭环境，对其进行理解和适应。但不仅如此，这些工具还能在社交方面感知到其使用者。智能工具是计算系统和智能环境演变的下一阶段，以过去五十年来的计算、感应和传播技术进展为基础。

这些具有智能、感知和社交能力的机器专门为与人类协作而设计，它们并

不拥有人类水平的意识，也不会模仿、照搬或取代人类或人类互动。它们会与人类劳动力协作完成非常复杂的任务。这些工具借助人工智能、深度学习和数据挖掘方面的重大进展，展示了我们在电动汽车和智慧城市时代将使用何种科技。这些工具的应用会为教育、全球劳动力以及几乎各行各业都带来重大影响。

如果想要真正理解智能工具的影响，就需要以几乎全所未有的方式利用原型科幻。原型科幻不仅能帮助我们理解这些工具对人类、文化、法律和伦理的影响，而且还能扩展这些潜在未来的细节。智能工具的社交问题最需要原型科幻。

事实上，在挖掘智能机器对人类的影响这一方面，科幻已经走了很长一段路了。



## HAL 与《她》

在科幻中，人类在机器智能的故事结尾一般都比较惨。比较典型的情节是这样的：一个人想要制造一部智能机器，它有知觉，而且最终会比人类聪明。虽然大家都觉得这人疯了，但他还是坚持不懈地努力并取得了成功，大抵都付出了非常惨重的代价，牺牲了他身边亲近和珍视的一切。但等智能机器获得生命之后，它便决定杀掉自己的创造者，一般还会决定要灭绝人类。

玛丽雪莱在其 1818 年的小说《弗兰克斯坦》中探讨了这一情节，获得巨大反响，此后大批其他科幻作家和电影人创作了类似的故事。不过情节并不总是雷同。很多其他故事探讨智能机器的方式更加含蓄，有些也没那么暴力。

不过《2001 太空漫游》并不属于这类故事。这部 1968 年的电影由阿瑟·拉克和斯坦利·库布里克（他也是该片导演）合作编剧，探讨了人工智能的黑暗面。这部电影创造了 HAL 这个角色，可谓是人工智能叛变当中最强大和经久不衰的角色之一。

HAL 9000（启发式程序化演算计算机）是一部智能计算机，负责控制“发现一号”飞船上的所有系统，并与船员互动。HAL 具有多种高超能力，包括语音、语音识别、面部识别、自然语言处理、读唇、艺术鉴赏、理解情感行为、自动化论证以及下国际象棋。

HAL 运行出了问题，发生很多事故，船员决定把“他”关掉。HAL 为了自保，想要杀掉船员。克拉克在小说中解释说，这些运行问题的根源是因为 HAL 接到秘密指令，要求他将任务真实目的保密，而这一点与 HAL 的任务相矛盾。HAL 对这一矛盾的解决方案是干掉船员。

HAL 谨慎地杀掉船员时，声音冷静得可怕。这部电影在探索人类的脆弱方面非常精彩。电影设定在外太空，因此人类必须完全仰赖于他们的智能工具——当这一工具发疯之后，其效果令人不寒而栗。事实上，“HAL”已然成为流行文化中代表技术失控的俚语。

进入 21 世纪后，一批新电影和小说设想了另一种可能性——在这一未来中，机器依然极度聪明且具有感知能力，但并不想杀掉我们。

2013 年，电影人斯派克·琼斯担任编剧、导演和制片，拍摄了《她》。

是否有一天能够具有爱的能力。他的电影跨越了这个问题，提出一个更为宏大的问题：是否有一天，机器会比创造它的人类更加具有爱的能力。”<sup>3</sup>

《她》的魅力在于它描述了一个迥然不同的未来。这部电影指出，随着智能工具不断进步，变得越来越聪明，也许它们并不打算消灭人类——也许它们只是会和我们分道扬镳。

## 打造一个真正的科幻未来原型

智能工具的影响依然有待探索。与能够思考的工具一起工作意味着什么呢？工具能够接管愈来愈复杂的任务，为了使下一代劳动者与这样的工具开展协作，我们要如何培训他们？如果机器可以代替我们思考，那我们接下来要做什么呢？以及，可能最重要的一个问题：机器会以怎样的方

### 《她》的魅力在于 它描述了一个迥然不同的未来。

在该片中，一个男人与首个个人人工智能系统 OS1 萨曼莎谈起了恋爱。剧情非常类似对话式爱情片，只不过恋人的另一方是一部智能机器。

《大西洋月刊》的记者克里斯托弗·奥尔撰文“《她》何以成为年度最佳电影”，文中称：“在影片结尾，琼斯的核心问题似乎甚至不再是机器

式和我们开展社交互动？”

最后一个问题是原型科幻必须探讨的领域。原型科幻可以帮助我们判断应当如何通过编程或训练使工具与我们互动，以及哪些是适当的行为。在我们探讨这一真正的科幻未来的进程中，原型科幻的必要性也会不断增加——没有其他方式能够真正提供具

体的细节、社交场景和影响。

# 即

将来的智能工具时代既令人兴奋，又充满挑战。它预示着一个精彩而又极其复杂的未来。关于超级智能社交媒体的未来，还有许多问题有待探索。但我确信，原型科幻会是探索这一未来的关键。

## 参考文献

1. B.D. Johnson, "The Coming Age of Sentient Tools: When Our Tools are

Aware, Social and Think," Frost and Sullivan, to be published in 2016.

2. M. Pesca, "The Gist: Ted Cruz for Bathroom President," audio podcast, Slate, 25 Apr. 2016; www.slate.com /articles/podcasts/gist/2016/04/brian\_david\_johnson\_the\_futurist\_and\_poor\_voters\_don\_t\_vote\_for\_bernie.html.
3. C. Orr, "Why Her Is the Best Film of the Year," The Atlantic, 20 Dec. 2013; www.theatlantic.com /entertainment/archive/2013/12

**布莱恩·大卫·约翰逊**是亚利桑那州立大学科学与想象中心的常驻未来学家，同时也是该校社会创新未来学院的临床教授，他还在弗若斯特沙利文咨询公司担任未来学家和高级研究员。可通过其网站 <http://futureoftheamerican dream.com> 和推特账号 @BDJFuturist 关注他，也可电邮联系 briandavid.johnson@frost.com。

## 译者：

**汪梅子**，英法双语自由职业译者，毕业于北京大学和巴黎高等翻译学校，科学松鼠会成员。翻译常涉领域包括国际组织会议文件、科普、科幻和奇幻等类型文学、摄影、艺术、电影等。联系方式：[corbelleprune@gmail.com](mailto:corbelleprune@gmail.com)。

**会议就在你的手中**

IEEE计算机协会的会议发布服务（CPS）现在可以提供组织会议的移动应用了！让会议的日程、会议信息和论文列表在你的与会者手中的设备上显示。

会议的移动应用可在安卓设备、[iPhone](#)、[iPad](#)和[Kindle Fire](#)上运行。

欲知更多信息，请联系[cps@computer.org](mailto:cps@computer.org)

IEEE IEEE computer society CPS Conference Publishing Services



# 科研卷

《科学美国人》中文版《环球科学》

微信公众号

# 连接科研圈 服务实验室

- 观察科研生态，推送精彩科学报道
  - 发布 *nature*、*Science* 中文摘要
  - 介绍各领域前沿与经典论文
  - 推荐华人科学家亮点研究
  - 推送学术招聘、学术会议与培训

合作电话：010-85321181

联系邮箱: keyanquan@huangiuukexue.com

网址: [www.huangqiukexue.com](http://www.huangqiukexue.com)

扫描二维码，  
关注微信公众号



用户回复“**绑定**”，即可订阅关注的学科和领域，

我们将为您推送相关研究与活动；

每月，我们将从绑定用户中抽取 **30 位**，

赠送《环球科学》电子版杂志一套。

**关于我们：**《环球科学》是《科学美国人》中文版，是目前中国发行量和影响力最大的科学杂志之一。

《科学美国人》是世界著名的大众科学杂志，1845年创刊，迄今已有157位诺贝尔奖得主为其撰稿，拥有14个国际版本。



# 保持联系。

无论你在哪里，都能紧随IEEE计算机协会的脚步。

在Twitter、Facebook、Linkedin和YouTube上关注我们。



@ComputerSociety, @ComputingNow



[facebook.com/IEEEComputerSociety](https://facebook.com/IEEEComputerSociety)  
[facebook.com/ComputingNow](https://facebook.com/ComputingNow)



IEEE Computer Society, Computing Now



[youtube.com/ieeecomputersociety](https://youtube.com/ieeecomputersociety)