

计算机应用

基于工业实时时序海量测点数据的高效存储方法

汤育玺¹, 袁超^{2,3}, 褚正全², 翟江波¹, 张浩², 张晓鹏¹, 刘昊松², 石一馨²

(1. 陕西宏远航空锻造有限责任公司, 陕西 咸阳 713800; 2. 中国机械总院集团北京机电研究所有限公司, 北京 100083;
3. 华中科技大学机械科学与工程学院, 湖北 武汉 430074)

摘要: 针对关系型数据库和时序数据库在处理锻压行业高频时序数据时存在的存储效率低、写入与查询性能不足等问题, 提出了一种高效的工业实时时序海量测点数据存储方法。该方法创新性地采用 JSON 格式进行单列全量存储, 有效地规避了传统数据库的列数限制, 同时降低了存储空间占用。通过利用数据库底层的 JSON 操作符逻辑进行数据查询与检索, 提高了时序数据的查询效率, 尤其在大规模数据场景下展现出显著优势。实验结果表明, 该方法在大数据量下的写入效率和存储空间占用分别较传统方法提升了 5.6 倍和节约了 170 倍, 并且在数据查询速度上具备 3~5 倍的性能优势。

关键词: 时序数据; 数据存储优化; 高频数据处理; 工业大数据; 锻压行业

DOI: 10.13330/j.issn.1000-3940.2025.06.033

中图分类号: TP316 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-3940 (2025) 06-0268-09

Efficient storage method on industrial real-time time-series massive measurement point data

Tang Yuxi¹, Yuan Chao^{2,3}, Chu Zhengquan², Zhai Jiangbo¹, Zhang Hao², Zhang Xiaopeng¹,
Liu Haosong², Shi Yiqing²

(1. Shaanxi Hong Yuan Aviation Forging Company Ltd., Xianyang 713800, China;

2. China Academy of Machinery Beijing Research Institute of Mechanical & Electrical Technology Co., Ltd., Beijing 100083, China;

3. School of Mechanical Science and Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: For the problems of low storage efficiency, insufficient writing and query performance of relational databases and time-series databases when processing high-frequency time-series data in the forging industry, an efficient industrial real-time time-series massive measurement point data storage method was proposed. The method innovatively used JSON format for single-column full-storage strategy, effectively circumventing the column number limitations of traditional databases and reducing the storage space occupancy. By using the underlying JSON operator logic of the database for data query and retrieval, the query efficiency of time-series data was improved, especially showing significant advantages in large-scale data scenarios. Experimental results demonstrate that compared with the traditional methods, this method improves the writing efficiency by 5.6 times and saves 170 times of storage space consumption under large data volumes, and has a performance advantage of 3~5 times in data query speed.

Key words: time-series data; data storage optimization; high-frequency data processing; industrial big data; forging industry

随着信息技术的快速发展^[1], 锻压行业的数字化与信息化进程显著加快。在航空航天等工业领域, 锻压生产过程中产生了规模庞大的数据^[2], 这些数据以时序形式存储并持续增长, 对传统数据存储和

处理技术提出了严峻挑战^[3-5]。特别是在锻压装备故障诊断与预测、工艺参数优化及能源智能管控等任务中, 实时分析和高效处理海量时序数据的需求日益凸显。然而, 现有技术存储效率、实时性与智能分析能力等方面仍存在显著局限性, 亟需针对锻压行业特点开发高效的存储与读写方法。

1 时序数据存储

时序数据是锻压行业生产数据的主要表现形式,

收稿日期: 2025-03-26; 修订日期: 2025-06-14

基金项目: 国家重点研发计划资助项目 (2022YFB3706904)

作者简介: 汤育玺 (1982-), 男, 硕士, 高级工程师

E-mail: tyxsl@sohu.com

通信作者: 袁超 (1992-), 男, 博士, 高级工程师

E-mail: 804785930@qq.com

其以特定时间间隔连续记录系统状态，具有顺序性、连续性、周期性及趋势性等显著特征^[6-9]。在工业生产中，时序数据通过对设备关键参数（如压力、温度和振动）的实时监测，支持运行状态评估和工艺优化。然而，传统关系型数据库^[10-12]在处理海量时序数据时面临以下挑战：（1）存储资源占用大，未能有效利用时序数据的重复性和时间特性；（2）写入吞吐量有限，难以满足工业场景的高频数据采集需求；（3）查询效率低，难以支持复杂时序分析及实时智能计算。尽管时序数据库及部分工业数据库针对上述问题进行了优化，但其在应对锻压行业特有的复杂场景，如高冗余数据压缩与高效查询的平衡、全量数据实时分析等方面仍有不足。

综上所述，本文提出了一种面向锻压行业的高效时序数据存储与读写方法。首先，通过优化存储机制，有效减少冗余数据存储需求；然后，通过提升查询性能，满足锻压场景对实时性与高频访问的要求。相比传统存储与分析方法，本文提出方法在存储效率、查询性能及智能计算能力等方面展现出显著优势。

2 基于 HashData 生态与 JSON 格式的存储计算方法

2.1 数据写入和存储

以大型模锻压力机的故障诊断与预测为例，为全面准确地评估装备运行状态，需部署多类型传感器采集多维度指标数据。这些数据通常按时间间隔持续更新，形成海量时序数据，且数据规模随运行时间与传感器数量呈指数级增长。

传统关系型数据库采用平铺式的列存储表，将

时间戳作为第 1 列，每个传感器对应数据表的单独一列。该方法的优势是比较直观，但随着传感器数量的增加，会导致存储空间显著浪费和查询效率显著降低。且该方法的存储能力受限于数据库的列存储上限，如表 1 所示，当实际应用场景中的传感器数量过多时，该方法基本无法使用。

表 1 不同数据库支持的最大列数
Table 1 Maximum number of columns supported by different databases

数据库	MySQL	Oracle	SQLServer
支持最大列数	4096	1000	1024

综上，本文提出了一种基于 JSON 格式的时序数据存储方法。在该方法中，所有传感器的读数以键值对的形式整体存储为 JSON 格式，附加时间戳列后写入数据库。这种设计的主要有以下优势。

（1）高存储效率。在不使用压缩算法，且所有测点数据全量存储的情况下，本文所提出的存储方法凭借 JSON 格式的高存储效率，能够实现降低超过 5 倍的存储空间占用率。

（2）高写入性能。每次写入仅涉及时间戳列和 JSON 列，避免了传统方法复杂的行列操作；同时，全量的 JSON 列理论上可以支持任意数量的测点数据存储，不受数据库列数的限制。

上述两种不同数据存储方式的区别如图 1 所示。

2.2 数据读取和分析

在传统数据库中，海量时序数据查询通常依赖于基于测点名称在数据表中进行检索。然而，随着测点数量的急剧增加，这种检索方式的时间消耗也显著提升。为优化存储效率，一些数据库系统引入了多种数据压缩算法来对时序数据进行压缩存储。尽管这在一定程度上降低了存储空间的占用，但在

时间戳	测点1	测点2	测点3	...
2021/7/10 18:00	0.0215	30.03	-0.003	
2021/7/10 21:20	0.0217	30.50	-0.002	
2021/7/10 00:40	0.0215	30.70	-0.003	
2021/7/10 04:00	0.0220	30.50	-0.002	...
2021/7/10 07:20	0.0213	30.40	-0.003	
2021/7/10 10:40	0.0217	30.30	-0.002	

(a)

时间戳	测点数据
2021/7/10 18:00	(“测点1”:0.0215,“测点2”:30.3,“测点3”:-0.003,...)
2021/7/10 21:20	(“测点1”:0.0217,“测点2”:30.5,“测点3”:-0.002,...)
2021/7/10 00:40	(“测点1”:0.0215,“测点2”:30.7,“测点3”:-0.003,...)
2021/7/10 04:00	(“测点1”:0.0220,“测点2”:30.5,“测点3”:-0.002,...)
2021/7/10 07:20	(“测点1”:0.0213,“测点2”:30.4,“测点3”:-0.003,...)
2021/7/10 10:40	(“测点1”:0.0217,“测点2”:30.3,“测点3”:-0.002,...)

(b)

图 1 传统数据的多列 (a) 和基于 JSON 的双列 (b) 存储方式示意图

Fig. 1 Schematic diagrams of storage methods for multiple columns in conventional database (a) and two-column based on JSON (b)

实际查询过程中往往需要额外的解压缩操作,从而进一步加剧了数据检索的延迟问题。另一方面,对于在特定时间内数据保持不变的测点,部分数据库采用了省略连续重复记录的策略以减少数据冗余,从而达到节省存储空间的目的。然而,这种存储策略在进行大量连续历史数据查询(例如数据分析任务)时,可能会引发额外的查询消耗。具体而言,由于连续省略生成的空值问题,数据库在获取完整数据时往往需要不断地进行回溯查询,这不仅降低了数据读取效率,而且对整体查询性能产生了显著的负面影响。

针对上述问题,本文提出了一种基于JSON格式的时序数据存储方法。该方法即使在存储全量、未经压缩处理的JSON格式测点数据时,亦能充分利用数据库内部的JSON处理接口,在单列JSON字段中直接执行数据检索,从而实现对特定传感器测点数据的快速定位和查询。实验结果表明,该方法在查询速度上甚至超越了传统数据库。此外,由于完全避免了传统数据库中涉及的数据压缩与解压缩环节,该方法不仅降低了计算资源的消耗,还显著提升了系统的实时处理能力。在传感器采样频率高达每秒 1×10^5 次的高并发场景下,通过结合时间戳列与全量数据列的两列存储方案,系统依然能够保持稳定的存储与查询性能,从而为大规模时序数据处理提供了高效且可行的解决方案。

进一步地,借助HashData生态对JSON数据的原生支持,不同规模及需求的应用场景可根据实际情况灵活选择合适的存储方案。对于小型系统,可采用PostgreSQL^[10]作为基础存储引擎;而在大规模应用环境中,则可利用HashData工业时序数据库,

从而充分发挥其在大数据处理和高效存储方面的优势。HashData云数仓的技术架构整体由管理模块和用户模块两个核心部分构成,如图2所示。其中,管理模块主要负责控制台功能的管理,而用户模块则集成了元数据服务、计算集服务与数据存储服务,计算层可以包含 n 个集群,集群中 M 和 S 分别为主节点和从节点。特别是数据存储模块在整个架构中扮演着关键角色,为后续的数据计算与分析提供了稳定且高效的技术支撑。

3 方法对比分析

为验证所提出的工业时序数据高效存储方法的优越性,本文针对数据写入场景下的时间效率和存储效率,以及数据读取(查询)场景下的时间效率,对传统的关系型数据库方法和本文提出的JSON方法进行了实验对比。

其中,关系型数据库使用每个测点一列的平铺存储,而JSON方法则使用单列的全量存储方式。受限于前文提到的数据库的列存储上限的限制,无法直接测试超过5000列或更多列的大量数据存储和读取效率。因此,本文在不同数据量条件下,通过多组递增的实验,根据变化趋势分析了JSON方法在大数据场景中的性能优势。为进一步验证基于JSON方法在数据查询效率方面的提升效果,本实验在同一数据库环境中对比了两种数据解析策略:一种是在数据库中直接利用JSON操作符解析数据字段;另一种是先读取存储为字符串的JSON数据,再进行解析。实验结果表明,直接利用数据库底层的JSON操作接口进行数据解析能够更有效地提高查询效

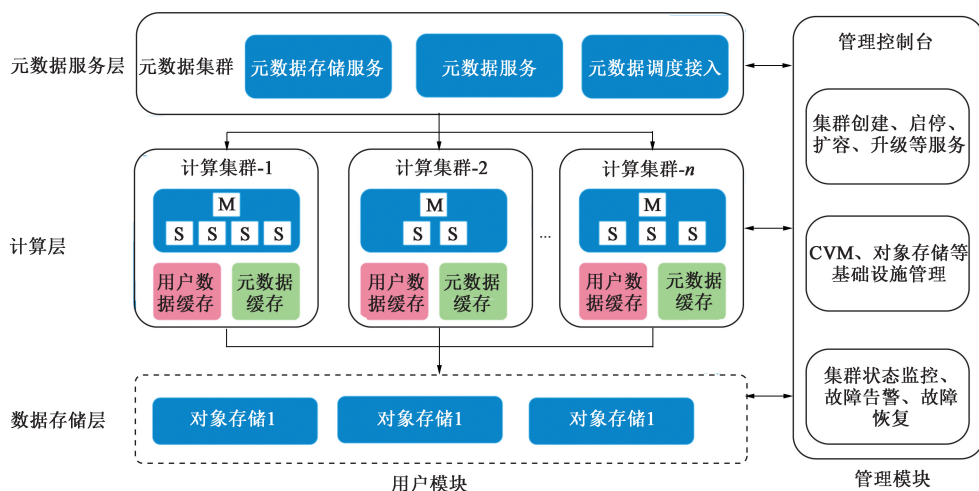


图2 HashData云数仓的技术架构

Fig. 2 Technical architecture of HashData cloud data warehouse

率。

3.1 数据写入方法对比分析

数据量的增加主要体现在数据行数和列数的变化。数据行数反映了存储数据的条目数，是数据量的纵向扩展。数据列数表示单条数据中所包含的属性数量，是数据复杂度的横向体现。为区分增加行数和列数对数据写入时间和空间占用性能的影响，本文针对不同行数、列数组合，测量了传统关系型数据库方法与 JSON 方法在数据写入过程中的时间和存储空间占用。

在数据量为 3000 条（行）、1500 列的条件下，本文测得两种方法的写入时间和存储空间占用如表 2 所示。从表 2 中可以看出，相较于传统方法，JSON 方法在写入时间上提升了 5.6 倍，而在存储空间占用上节省了 170 倍。这一显著差异表明，JSON 方法不仅有效减少了写入延迟，同时显著提升了存储效率。

表 2 数据实验写入结果
Table 2 Write results of data experiment

方法	写入时间/s	存储空间占用/Mb
传统方法	19.93	35.11
JSON 方法	3.52	0.20

图 3 和图 4 分别展示了数据写入过程中的时间和存储空间占用在不同行数、列数条件下的变化趋势。

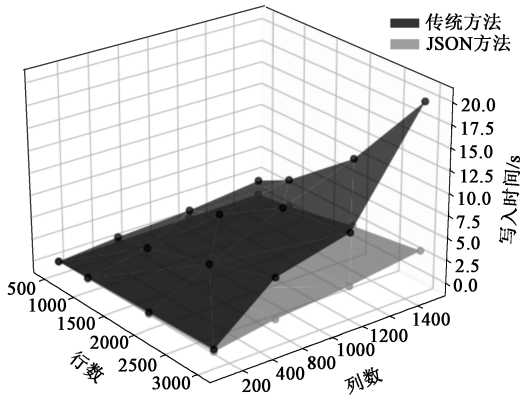


图 3 数据写入时间的变化
Fig. 3 Changes in data write time

由图 3 和图 4 可知：（1）时间效率，随着数据行数和列数的增加，传统方法的写入时间呈线性增长，而 JSON 方法的写入时间增速显著低于传统方法，展现出更优的扩展性；（2）存储效率，JSON 方法相较传统方法在存储空间占用上保持显著优势，特别是在高数据复杂度（列数较多）条件下，优势

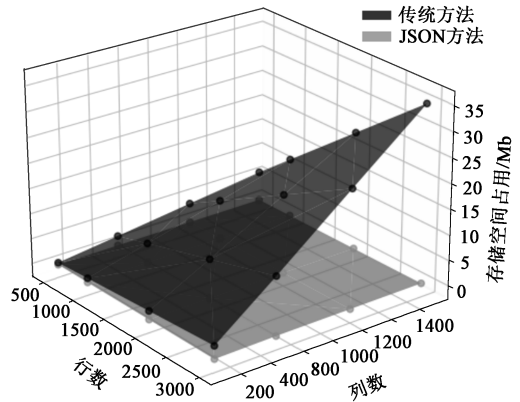


图 4 数据写入存储空间占用的变化
Fig. 4 Changes in storage space consumption for data write

更为明显。

图 5 进一步展示了两方法在不同数据量条件下的写入时间对比。由图 5 可知，随着数据量的增大，JSON 方法与传统方法在写入效率方面的相对优势逐步拉大。图 6 展示了两方法的写入存储空间占用随着数据量增加的变化趋势，不同于传统方法的线性增长，JSON 方法呈现出阶梯式增长的特性。这是由于 HashData 生态系统在存储 JSON 数据时，会根据内容长度预分配存储空间，并在存储空间不足时，成倍扩展新的存储空间。尽管如此，总存储量依然显著低于传统方法，并维持在较低水平。

以某航空锻造企业生产现场为例，数据采集系统每秒采集来自多台设备和测点的数据，总数据列数超过 10000，需将数据实时写入数据库以支持后续 AI 分析。假设每天产生 86400 条记录，传统方法的存储空间需求为 252.71 Mb，而 JSON 方法仅需 5.13 Mb，存储效率提升了 500 倍。

3.2 数据读取方法对比分析

数据查询速度与数据表的索引类型密切相关。为全面评估查询性能，本文分别讨论了在有索引和无索引条件下，传统方法与本文提出的 JSON 方法在数据查询速度上的差异。

在实验中，传统方法采用 BTREE 索引，而 JSON 方法采用 GIN 索引。实验结果如图 7 和图 8 所示，结果表明：有索引条件下，传统方法与 JSON 方法的查询速度均有所提高，但 JSON 方法的查询速度始终保持领先，尤其在大数据量条件下，其性能优势进一步扩大；无索引条件下，JSON 方法仍表现出较好的查询性能，与传统方法相比具有更高的扩展性。

图 9 和图 10 详细呈现了两方法在数据查询耗时上的变化趋势。当数据量较小时，传统方法在某

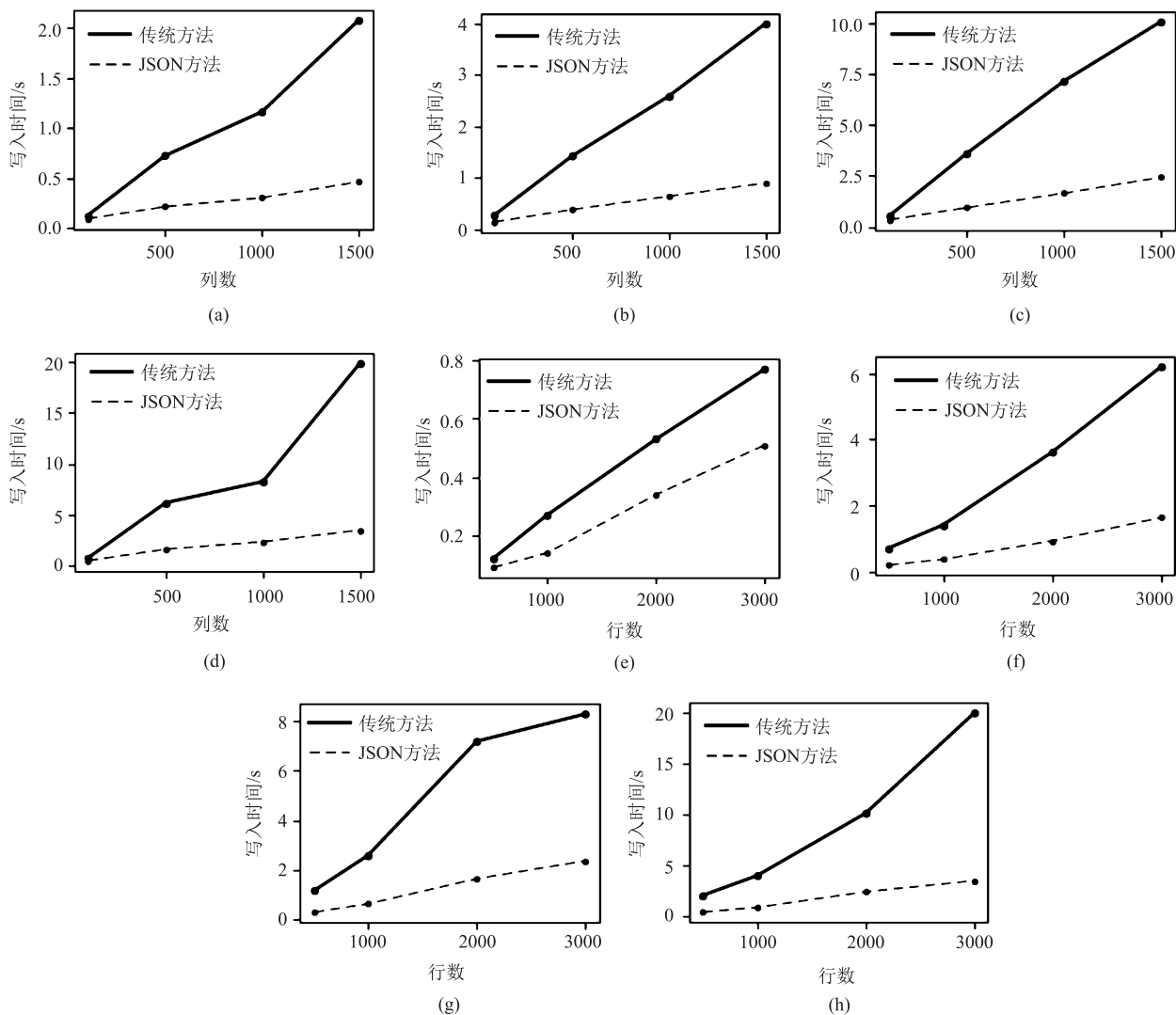


图 5 数据写入时间的变化趋势

(a) 行数为 500 (b) 行数为 1000 (c) 行数为 2000 (d) 行数为 3000
(e) 列数为 100 (f) 列数为 500 (g) 列数为 1000 (h) 列数为 1500

Fig. 5 Changing trend in data write time

(a) Number of rows is 500 (b) Number of rows is 1000 (c) Number of rows is 2000 (d) Number of rows is 3000
(e) Number of columns is 100 (f) Number of columns is 500 (g) Number of columns is 1000 (h) Number of columns is 1500

些场景下的查询耗时略低于 JSON 方法,这可能与传统方法在小数据集上的索引优化效率较高有关;随着数据量的不断增加,传统方法的查询耗时呈指数级增长,而 JSON 方法得益于 GIN 索引的高效性,其查询速度保持稳定。实验表明,JSON 方法在大数据量条件下的查询速度较传统方法提升 3~5 倍。

3.3 JSON 操作符查询效率对比分析

为了进一步验证本文提出的 JSON 方法在数据查询方面的效率优势,本文在同一数据库下,通过读取 JSON 数据中同样字段的数据来对比数据库内部有无 JSON 操作符两种情况下的查询效率。由于大多数传统关系型数据库并不支持 JSON 数据直接

存储,因此,对于传统方法,本文将 JSON 数据以字符串的形式存储在表中单列,在完成数据查询后,再通过脚本解析读取的 JSON 数据,取出目标字段数据。而本文的 JSON 方法则是直接通过数据库内 JSON 操作符解析表列,从而取出目标字段数据。

在 JSON 数据中分别包含 100、1000、10000 个字段的条件下,使用传统的先查询后解析的方法和本文的 JSON 操作符方法,分别查询 1、3、5 个特定字段的数据,其查询效率结果如图 11 所示。

综上,本文提出的 JSON 方法在时间效率上优于传统方法。通过数据库内部的 JSON 操作符,直

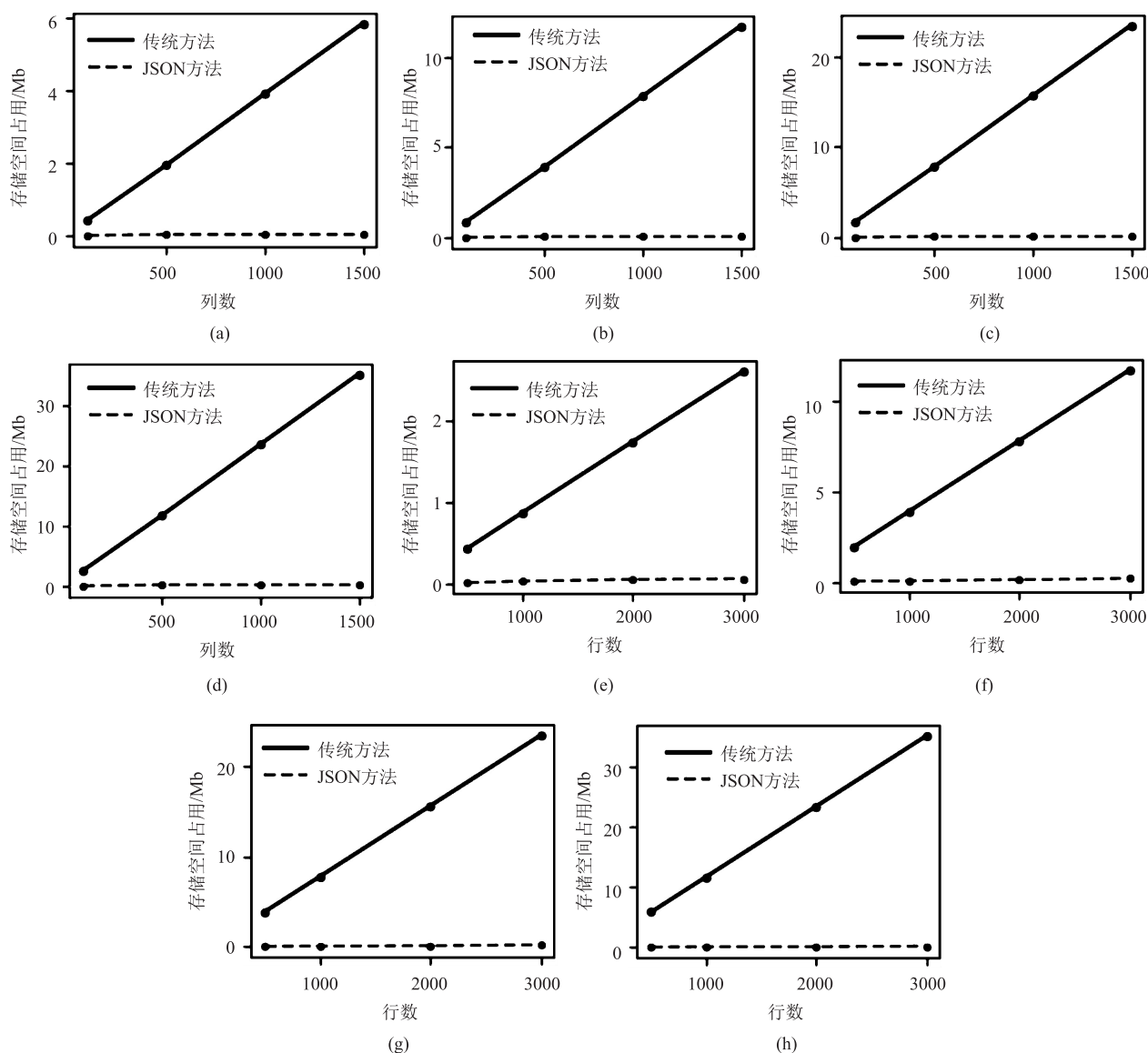


图6 数据写入存储空间占用的变化趋势

(a) 行数为 500 (b) 行数为 1000 (c) 行数为 2000 (d) 行数为 3000
(e) 列数为 100 (f) 列数为 500 (g) 列数为 1000 (h) 列数为 1500

Fig. 6 Changing trend in storage space consumption for data write

(a) Number of rows is 500 (b) Number of rows is 1000 (c) Number of rows is 2000 (d) Number of rows is 3000
(e) Number of columns is 100 (f) Number of columns is 500 (g) Number of columns is 1000 (h) Number of columns is 1500

接对 JSON 数据进行解析并准确查找到需求字段数据,避免了全量读取 JSON 数据和数据库额外的解析操作,从而大幅提升了查询效率。

4 结语

本文针对锻压行业工业时序数据存储与处理的实际需求,提出了一种基于工业实时时序数据的高效数据存储与读写方法。通过采用 JSON 格式单列存储传感器数据,解除了传统关系型数据库对于列

数的限制,在保持全量数据存储的前提下,仍然能够节省存储空间并提升数据写入的时间效率。通过数据库内置的 JSON 操作符,直接、准确地提取目标字段,避免了额外的数据读取和解析的时间消耗,显著提升了大量数据查询场景中的数据读取效率。实验结果表明,该方法在大数据量下的写入效率和存储空间占用分别较传统方法提升了 5.6 倍和节约了 170 倍,并且在数据查询速度上具备 3~5 倍的性能优势。

此外,本文提出方法通过结合现代 AI 引擎与数

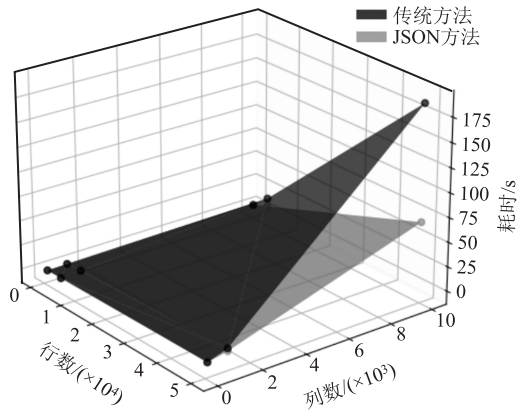


图 7 无索引条件下数据查询速度

Fig. 7 Data query speed without indexing conditions

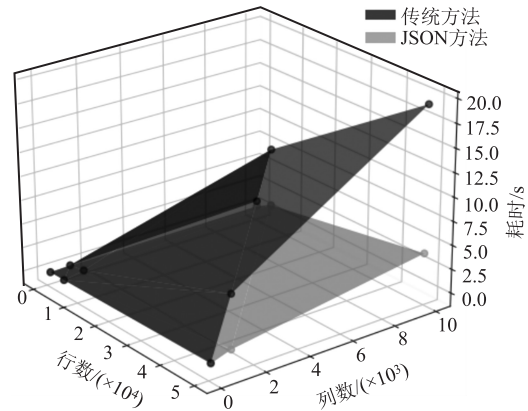


图 8 添加索引条件下数据查询速度

Fig. 8 Data query speed with indexing conditions

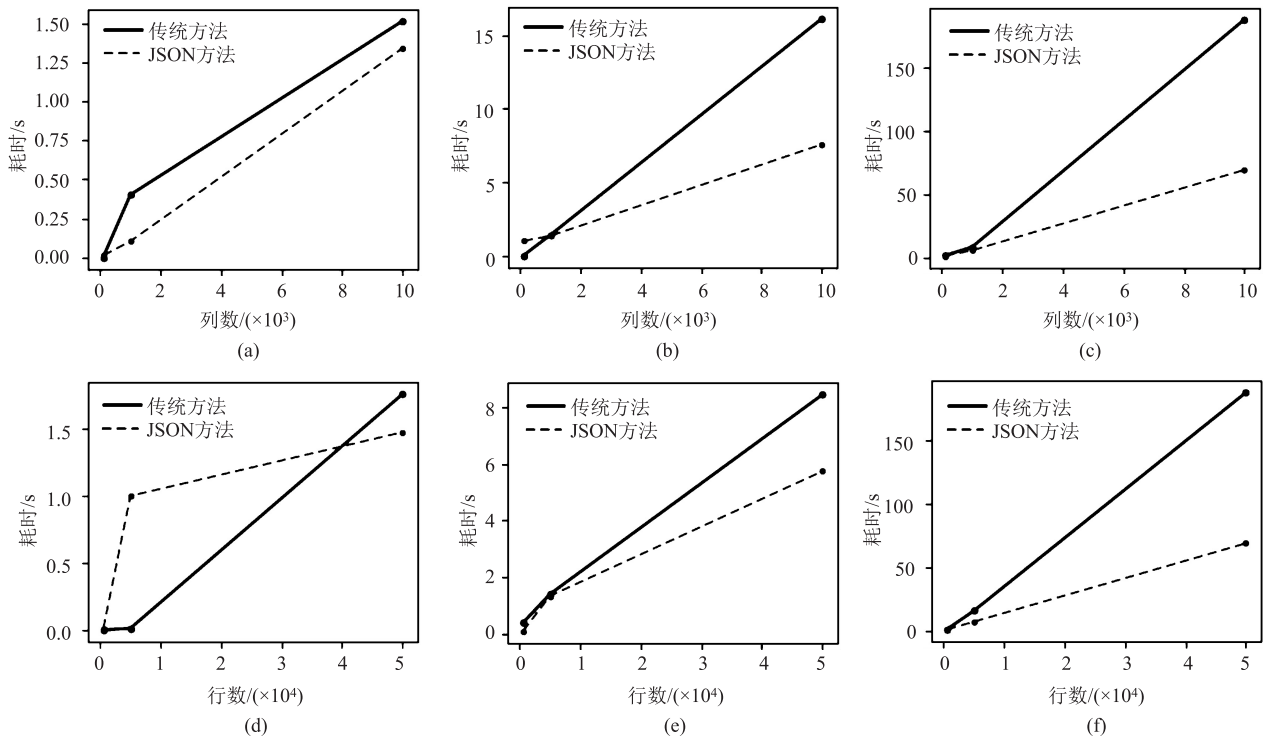


图 9 无索引条件下数据查询速度变化趋势

(a) 行数为 500 (b) 行数为 5000 (c) 行数为 50000 (d) 列数为 100 (e) 列数为 1000 (f) 列数为 10000

Fig. 9 Changing trend of data query speed without indexing conditions

(a) Number of rows is 500 (b) Number of rows is 5000 (c) Number of rows is 50000 (d) Number of columns is 100 (e) Number of columns is 1000 (f) Number of columns is 10000

数据库扩展功能,为锻压行业复杂生产场景下的实时数据分析与预测提供了可靠支持。这一方法不仅满足了大规模数据存储的要求,还为未来的锻压行业智能化应用提供了重要的基础支撑。未来研究将进一步优化数据存储的压缩与检索效率,并结合更多锻压行业真实场景探索其在热加工行业应用中的可行性与扩展性。

参考文献:

- [1] 周济. 智能制造——“中国制造 2025”的主攻方向 [J]. 中国机械工程, 2015, 26 (17): 2273-2284.
Zhou J. Intelligent manufacturing—Main direction of “Made in China 2025” [J]. China Mechanical Engineering, 2015, 26 (17): 2273-2284.
- [2] 袁超, 张浩, 凌云汉, 等. 基于小波变换和 S-G 滤波的多尺度

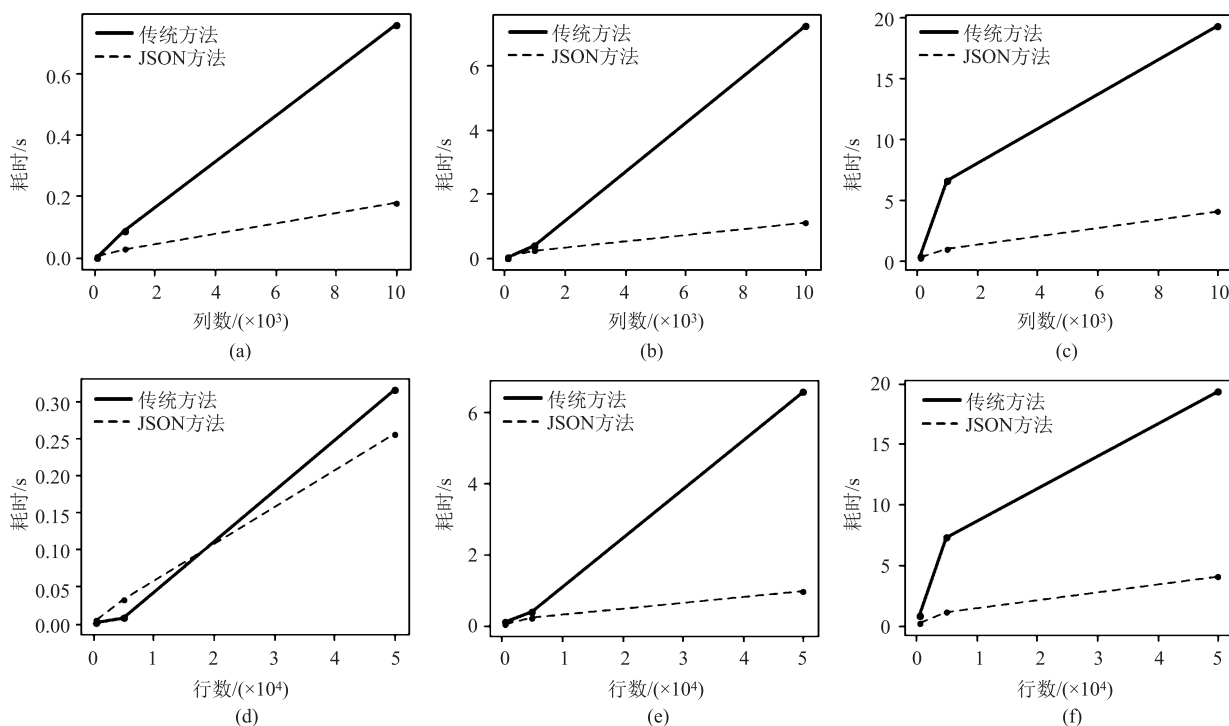


图10 添加索引条件下数据查询速度变化趋势

(a) 行数为 500 (b) 行数为 5000 (c) 行数为 50000 (d) 列数为 100 (e) 列数为 1000 (f) 列数为 10000

Fig. 10 Changing trend of data query speed with indexing conditions

(a) Number of rows is 500 (b) Number of rows is 5000 (c) Number of rows is 50000 (d) Number of columns is 100
(e) Number of columns is 1000 (f) Number of columns is 10000

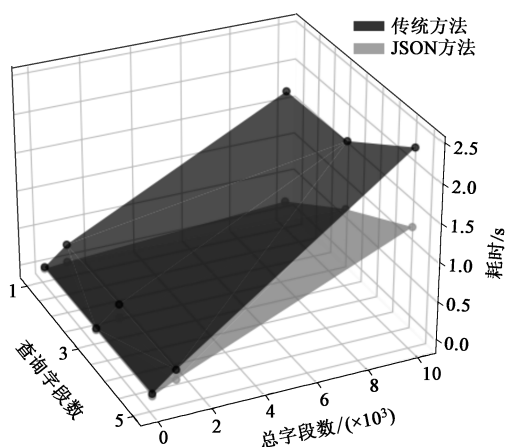


图11 有无JSON操作符情况下数据查询速度变化趋势

Fig. 11 Changing trend of data query speed with/without JSON operators

平滑预处理方法 [J]. 锻压技术, 2023, 48 (6): 140-155.

Yuan C, Zhang H, Ling Y H, et al. Multiscale smoothing preprocessing method based on wavelet transform and S-G filtering [J].

Forging & Stamping Technology, 2023, 48 (6): 140-155.

- [3] 丁小欧, 于晟健, 王沐贤, 等. 基于相关性分析的工业时序数据异常检测 [J]. 软件学报, 2020, 31 (3): 726-747.

Ding X O, Yu S J, Wang M X, et al. Anomaly detection on indus-

trial time series based on correlation analysis [J]. Journal of Software, 2020, 31 (3): 726-747.

- [4] 李潇睿, 班晓娟, 袁兆麟, 等. 工业场景下基于深度学习的时序预测方法及应用 [J]. 工程科学学报, 2022, 44 (4): 757-766.

Li X R, Ban X J, Yuan Z L, et al. Review on deep learning models for time series forecasting in industry [J]. Chinese Journal of Engineering, 2022, 44 (4): 757-766.

- [5] 刘帅, 乔颖, 罗雄飞, 等. 时序数据库关键技术综述 [J]. 计算机研究与发展, 2024, 61 (3): 614-638.

Liu S, Qiao Y, Luo X F, et al. Key techniques of time series databases: A survey [J]. Journal of Computer Research and Development, 2024, 61 (3): 614-638.

- [6] 郑孟蕾, 田凌. 基于时序数据库的产品数字孪生模型海量动态数据建模方法 [J]. 清华大学学报 (自然科学版), 2021, 61 (11): 1281-1288.

Zheng M L, Tian L. Digital product twin modeling of massive dynamic data based on a time-series database [J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2021, 61 (11): 1281-1288.

- [7] 陈通, 韩雪君, 马延路. 时序数据库在海量地震波形数据分布式存储与处理中的应用初探 [J]. 中国地震, 2022, 38 (4): 799-809.

Chen T, Han X J, Ma Y L. Preliminary application of time series

- database in distributed storage and processing of massive seismic waveform data [J]. *Earthquake Research in China*, 2022, 38 (4): 799–809.
- [8] 张伟雄, 唐婷, 张正. 基于时序自注意力机制的遥感数据时间序列分类 [J]. *遥感学报*, 2023, 27 (8): 1914–1924.
Zhang W X, Tang P, Zhang Z. Time series classification of remote sensing data based on temporal self-attention mechanism [J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2023, 27 (8): 1914–1924.
- [9] 谢伟, 卢士达, 时宽治, 等. 面向工业物联网时序数据的异常检测方法 [J]. *计算机工程与应用*, 2024, 60 (12): 270–282.
Xie W, Lu S D, Shi K Z, et al. Anomaly detection method for industrial IoT timing data [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2024, 60 (12): 270–282.
- [10] Ahmed I. PostgreSQL 数据库的特点 [J]. *软件和信息服务*, 2021 (6): 63.
Ahmed I. Features of PostgreSQL database [J]. *Software and Integrated Circuit*, 2021 (6): 63.
- [11] 王林彬, 黎建辉, 沈志宏. 基于 NoSQL 的 RDF 数据存储与查询技术综述 [J]. *计算机应用研究*, 2015, 32 (5): 1281–1286.
Wang L B, Li J H, Shen Z H. Overview of NoSQL databases for large scaled RDF data management [J]. *Application Research of Computers*, 2015, 32 (5): 1281–1286.
- [12] 刘晓光. 基于 MySQL 的分布式 SQL 数据库的设计与实现 [D]. 北京: 中国科学院大学, 2016.
Liu X G. Design and Implementation of a Distributed Database Based on MySQL Database [D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2016.
- +++++
- (上接第 240 页)
- [10] Tian Q, Zhang W W, Du J H, et al. Growth and dissolution behavior and morphology evolution of γ' precipitates in GH4742 nickel-based superalloy [J]. *Journal of Materials Research and Technology*, 2024, 32: 4198–4211.
- [11] Anderson M J, Schulz F, Lu Y, et al. On the modelling of precipitation kinetics in a turbine disc nickel based superalloy [J]. *Acta Materialia*, 2020, 191: 81–100.
- [12] 秦鹤勇, 李振团, 赵光普, 等. 锻态 GH4742 合金的热变形行为及组织性能演变 [J]. *稀有金属材料与工程*, 2022, 51 (11): 4227–4236.
Qin H Y, Li Z T, Zhao G P, et al. Hot deformation behavior and microstructure and mechanical properties evolution of forged GH4742 superalloy [J]. *Rare Metal Materials and Engineering*, 2022, 51 (11): 4227–4236.
- [13] Huang K, Marthinsen K, Zhao Q L, et al. The double-edge effect of second-phase particles on the recrystallization behaviour and associated mechanical properties of metallic materials [J]. *Progress in Materials Science*, 2018, 92: 284–359.
- [14] Masoumi F, Jahazi M, Shahriari D, et al. Coarsening and dissolution of γ' precipitates during solution treatment of AD730TM Ni-based superalloy: Mechanisms and kinetics models [J]. *Journal of Alloys and Compounds*, 2016, 658: 981–995.
- [15] Li M Z, Coakley J, Isheim D, et al. Influence of the initial cooling rate from γ' supersolvus temperatures on microstructure and phase compositions in a nickel superalloy [J]. *Journal of Alloys and Compounds*, 2018, 732: 765–776.
- [16] Tian G F, Jia C C, Wen Y, et al. Effect of solution cooling rate on the γ' precipitation behaviors of a Ni-base P/M superalloy [J]. *Journal of University of Science and Technology Beijing*, 2008, 15 (6): 729–734.
- [17] 杜强. GH4742 合金热加工过程组织演变规律研究 [D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2022.
Du Q. Study on Microstructure Evolution of GH4742 Alloy During Hot Processing [D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2022.
- [18] 于保宁, 郭锐涛, 徐航涛, 等. 铸态 Cr5 钢热变形行为及热加工图的研究 [J]. *锻压技术*, 2023, 48 (4): 236–241.
Yu B N, Guo R T, Xu H T, et al. Study on thermal deformation behavior and thermal processing map of as-cast Cr5 steel [J]. *Forging & Stamping Technology*, 2023, 48 (4): 236–241.
- [19] Mahmoudi M, Aboutalebi M R, Moshaver H, et al. An investigation on unstable flow during hot deformation of Inconel X750 superalloy using 3D processing map and shear band formation criterion [J]. *Journal of Alloys and Compounds*, 2025, 1010: 177207.
- [20] Mitchell R J, Hardy M C, Preuss M, et al. Development of γ' morphology in P/M rotor disc alloys during heat treatment [A]. Green K A, Harada H, Howson T E, et al. *International Symposium on Superalloys 2004* [C]. Champion, Pennsylvania: TMS, 2004.
- [21] Mao J, Chang K M, Yang W H, et al. Cooling precipitation and strengthening study in powder metallurgy superalloy U720Li [J]. *Metallurgical and Materials Transactions A*, 2001, 32: 2441–2452.
- [22] 周宣, 李宇力, 马腾飞, 等. FGH97 合金连续冷却过程中 γ' 相的析出行为 [J]. *稀有金属材料与工程*, 2020, 49 (6): 2147–2153.
Zhou X, Li Y L, Ma T F, et al. Precipitation behavior of γ' in superalloy FGH97 during continuous cooling from supersolvus temperature [J]. *Rare Metal Materials and Engineering*, 2020, 49 (6): 2147–2153.
- [23] Fuchs G E. Solution heat treatment response of a third generation single crystal Ni-base superalloy [J]. *Materials Science and Engineering A*, 2001, 300: 52–60.