arXiv:2304.06506v1 [cs.CY] 4 Apr 2023

DiaTrend：来自先进糖尿病技术的数据集，助力开发新型分析解决方案

Temiloluwa Priol eau[1,3,*], Abigail Bartolome[1], Richard Comi[2], 和 Catherine Stange r[3]

[1]达特茅斯学院，计算机科学系，Hanover，03755，美国[2]Dartmouth Health，Geisel医学院，Lebanon，03766，美国[3]达特茅斯学院，技术与行为健康中心，Lebanon，03766，美国[*]通讯作者：Temiloluwa Prioleau (tprioleau@dartmouth.edu)

摘要

客观数字化数据十分稀缺，但许多领域都需要这类数据，以开展能够改变医疗保健标准的研究。尽管消费级可穿戴设备和智能手机的数据更易获取，但对于确诊患者使用的临床级设备，我们亟需类似的数据。可穿戴医疗设备在糖尿病领域的广泛应用，为该领域及其他领域的独特研究与开发奠定了基础。然而，开放数据集的匮乏是阻碍进展的一大障碍。为了促进针对糖尿病相关问题的广泛研究，并加速稳健计算解决方案的开发，我们提供了 DiaTrend 数据集。DiaTrend 数据集由可穿戴医疗设备采集的高密度纵向数据组成，其中包含 54 名糖尿病患者共 27,561 天的连续血糖监测数据和 8,220 天的胰岛素泵数据。该数据集有助于开发新型分析解决方案，从而减轻糖尿病患者的疾病负担，并增进对门诊环境下慢性病管理的认识。

背景与摘要

连续血糖监测仪（CGM）和胰岛素泵等先进技术正在改变糖尿病管理的标准护理方式[1–3]。这些设备无处不在，使人们能够在日常生活中实时监测和治疗；与血糖仪和胰岛素笔等只能在单一时间点测量的替代方案相比，这是一个巨大的优势。研究表明，许多糖尿病患者使用连续血糖监测仪和胰岛素泵后，治疗效果更好[4,5]。然而，研究还表明，这些设备产生的数字数据远未得到充分利用，因而未能有效优化治疗效果[6,7]。与此同时，推进糖尿病护理所需的下一代解决方案，例如混合式和全闭环人工胰腺[8,9],，在很大程度上依赖连续血糖监测仪和胰岛素泵提供的连续数据。该领域进展的一大障碍，是难以获取能够推动新型分析解决方案开发的丰富数据集。此外，大量相关但彼此割裂的数据流往往未被共同审查或分析，这进一步限制了我们对糖尿病管理乃至预防的理解[10,11]。为了推动面向不断增长的糖尿病患者群体的稳健分析解决方案的研究与开发，亟需开放数据集，以了解门诊管理情况、制定干预措施，并构建符合临床需求的决策支持解决方案。

尽管人们已认识到开放数据集对推动研究的必要性[12], 但糖尿病领域中可用于数据驱动研究的数据集仍然有限。其中一个是 OhioT1DM 数据集[13],该数据集包含 12 名 1 型糖尿病患者为期八周的连续血糖监测、胰岛素泵、生理传感器及自我报告事件数据；另一个是 N-of-1 数据集，包含为期两周的血糖、胰岛素和碳水化合物摄入日志[14]。为拓展糖尿病及慢性疾病研究的总体范围，并加快稳健计算解决方案的开发，我们提供了 DiaTrend 数据集。DiaTrend 数据集包含 54 名 1 型糖尿病患者的连续血糖监测和胰岛素泵数据。该数据集取自两项大型研究的部分数据，这两项研究分别聚焦于：1）开发用于糖尿病自我管理的计算工具[6], ；2）评估一项面向 1 型糖尿病年轻成人的数字化干预[15]。所提供的数据集包含时间对齐的血糖样本，平均每 5 分钟记录一次，采集设备为 Dexcom[16], Abbott[17], 和 Medtronic[18], 经 FDA 批准的连续血糖监测设备；还包含胰岛素泵数据，包括基础胰岛素和胰岛素推注剂量、碳水化合物摄入日志，以及胰岛素与碳水化合物比等其他泵设置。图1 概述了数据收集流程及所提供的数据。

DiaTrend 数据集适用于多个研究方向，包括较常见的任务，如血糖预测[19–26]、不良血糖事件（即低血糖和高血糖）预测[27–30]、未申报餐食检测[31–35]以及胰岛素输注算法开发[36,37]。然而，该数据集也有助于进一步研究

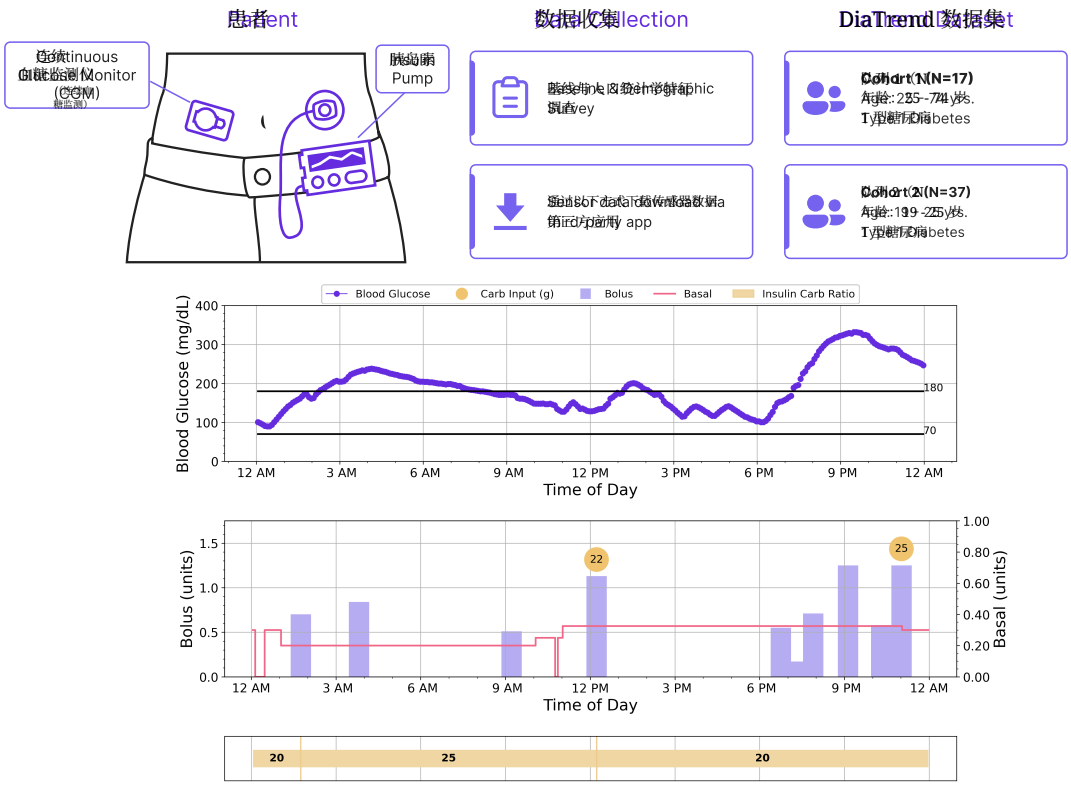


图 1. DiaTrend 数据集中的数据收集流程概览及所提供的数据。 t.

较少受到关注的主题，例如发现血糖控制的数字生物标志物[7]，挖掘糖尿病管理中的模式和趋势[6,38,39]，了解对可穿戴医疗设备的依从性以及缺失数据的模式[40,41]，开发新颖的视觉分析和数据可视化解决方案[42]，并通过以用户为中心的研究设计决策支持工具[43–46]。此外，研究人员还可以通过近期的文献综述，发掘人工智能在糖尿病领域的更多应用机会[47–49]。

方法

参与者

DiaTrend 数据集包含来自 54 名 1 型糖尿病患者的连续血糖监测和胰岛素泵数据（年龄：19 - 74 岁，性别：17 名男性，37 名女性）。表 1概述了该数据集中患者的人口统计学和临床特征，包括年龄组、性别、种族、糖尿病类型和糖化血红蛋白A1C的分布。参与者通过两项独立研究招募。研究 1（又称 Digital SMD）于 2019 年从 Dartmouth Health 招募患者；研究 2（又称 SweetGoals[15]）是一项正在进行的随机对照试验，通过社交媒体和在线平台招募患者。两项研究均获达特茅斯学院人类受试者保护委员会批准，所有参与者在加入任一研究前均提供了口头和书面同意。此外，参与者还同意向更广泛的研究群体公开分享其数据。

队列 1（n=17）来自 Digital SMD 研究[6]，，包括年龄在 25 至 74 岁之间、患有 1 型糖尿病、使用连续血糖监测和胰岛素泵进行日常病情管理，并同意分享其回顾性设备数据用于研究的人员。队列 2（n=37）来自 SweetGoals 研究[15]，，包括患有 1 型糖尿病超过 18 个月、年龄在 19 至 29 岁之间、使用兼容 Glooko 的血糖仪或连续血糖监测设备、报告在招募日期前 6 个月内进行过临床就诊，并自行报告其最近一次糖化血红蛋白（糖化血红蛋白）值为 >7.5% 的人员。需要注意的是，DiaTrend 数据集中的所有设备数据均在基线时采集（即干预前）。此外，根据招募时可用的回顾性数据，每位受试者的数据集涵盖的时间段各不相同。鉴于我们关注的是用于开发新型分析解决方案的先进糖尿病技术，所提供的数据集中仅包含使用连续血糖监测设备（缺失数据占 <30%）和胰岛素泵进行日常病情管理的参与者。

特征	数量 (n=54)	百分比分布
Age		
19 - 24 岁	24	44.4%
25 - 34 岁	14	25.9%
35 - 44 岁	4	7.4%
45–54 岁	3	5.6%
55–74 岁	9	16.7%
性别		
女性	37	68.5%
Male	17	31.5%
Race		
白人/高加索人	48	88.9%
亚裔或太平洋岛民	2	3.7%
黑人/非裔美国人	1	1.9%
黑人/非裔美国人和白人	1	1.9%
其他	1	1.9%
未报告	1	1.9%
诊断		
1 型糖尿病	54	100%
糖化血红蛋白A1C		
6.0-6.9	8	14.8%
7.0-7.9	23	42.6%
8.0-8.9	17	31.5%
9.0-11.0	3	5.6%
未报告	3	5.6%

表 1. DiaTrend 数据集：糖尿病患者的人口统计学和临床特征。

数据集描述

DiaTrend 数据集包含 54 名 1 型糖尿病患者的 27,561 天连续血糖监测数据和 8,220 天胰岛素泵数据。此外，DiaTrend 数据集还包含每位受试者的人口统计学和临床特征，包括年龄、性别、种族、糖尿病类型和糖化血红蛋白等指标——见表 1。每位受试者平均有 510 天的连续血糖监测数据（范围：31 至 1,885 天），平均有 152 天的胰岛素泵数据（范围：31 至 780 天）——见图 2。在胰岛素泵数据中，每位受试者平均有 993 次推注剂量（范围：132 至 4,939 次）和平均 438 条碳水化合物摄入量记录（范围：1 至 2,310 条）——见图 3。这些数据采集自 Digital SMD[6]和 SweetGoals[15] 研究。在这些研究中，每位患者的回顾性连续血糖监测和胰岛素泵数据均通过第三方应用程序（即 Tidepool[50] 和 Glooko[51]）下载。需要注意的是，由于 SweetGoals 研究是一项随机对照试验，DiaTrend 数据集仅纳入初始筛查期间采集的回顾性基线数据（即，所提供的数据不包括该研究干预期内的传感器数据）。此外，在 Digital SMD 研究中，糖化血红蛋白——评估血糖控制情况的主要临床验证指标——通过患者的电子健康记录（即最近一次糖化血红蛋白值）获取；在 SweetGoals 研究中，则在基线评估时（约为设备数据采集期的终点）通过邮寄居家检测获取。

数据记录

DiaTrend 数据集中的所有数据记录均存储于 Synapse 平台，并可通过该平台访问[52]。存储的数据由 54 个 Excel 文件组成——每位受试者对应一个文件。每个文件都有一个 CGM 工作表，其中提供由 CGM 收集的血糖数据。CGM 工作表包含 2 列，即日期和毫克/分升。此外，每个受试者的文件还包含一个推注工作表，其中描述了胰岛素推注剂量和餐食申报（即用户输入的餐食中碳水化合物含量估计值，这些数据记录用于计算代谢所摄入餐食中葡萄糖所需的胰岛素推注量[53]）。推注工作表包含以下 7 列：日期、normal、碳水化合物输入量、胰岛素碳水化合物比、血糖输入值、推荐碳水化合物剂量和推荐净剂量。需要注意的是，54 个推注工作表中有 37 个另外包含 4 列，即推荐校正剂量、胰岛素敏感因子、目标血糖和体内胰岛素。此外，仅有 17 个受试者文件包含基础率工作表，该工作表以 3 列描述受试者的基础胰岛素输注，即日期、持续时间和速率。在这三个 Excel 工作表中，每一行均对应于“日期”列中给定时间戳所收集的一条数据记录。除日期列外，其余数据可以

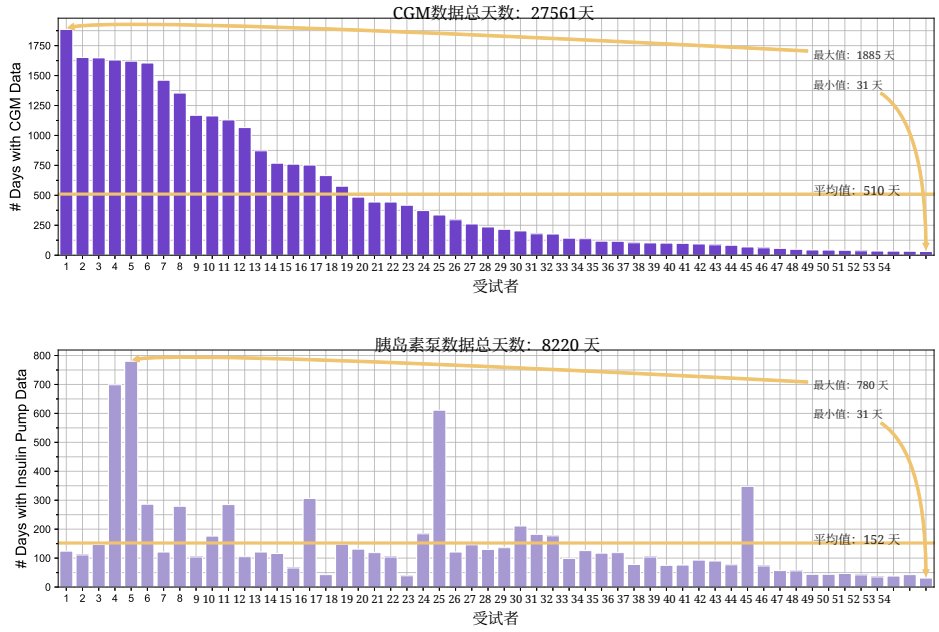


图 2. DiaTrend 数据集中每位患者的传感器数据天数概览 t.

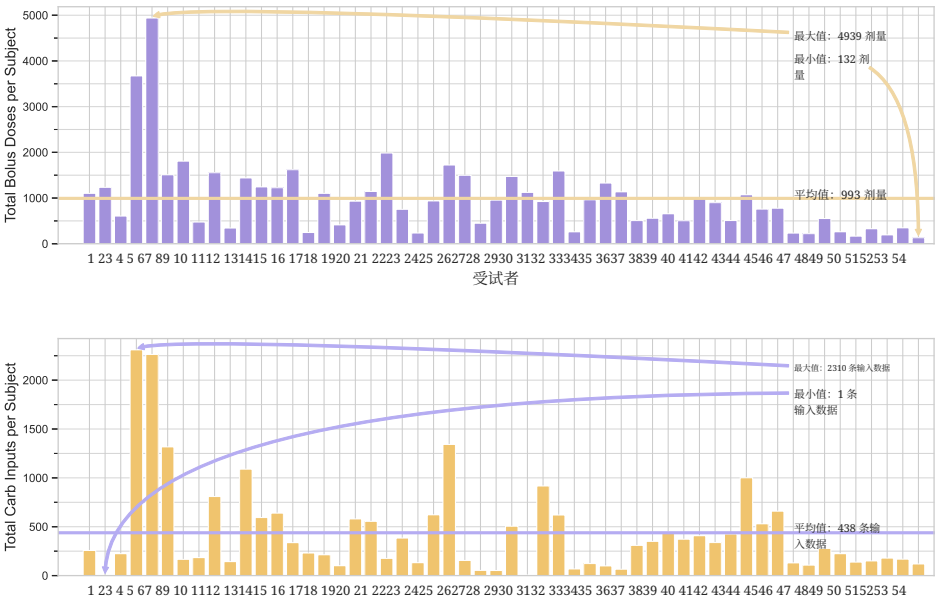


图 3. DiaTrend 数据集中每位患者的推注和碳水化合物输入数据总量概览。

工作表 Name	列名	格式	描述
CGM	date	日期时间（年-月-日 时:分:秒）	血糖读数的日期和时间
	毫克/分升	64位浮点数	记录血糖读数（毫克/分升）
推注	date	日期时间（年-月-日 时:分:秒）	推注给药的日期和时间
	正常	64位浮点数	已输注的推注胰岛素量（单位）
	碳水化合物输入量	64位浮点数	推注所申报的总碳水化合物量（克）
	胰岛素碳水化合物比	64位浮点数	用于克碳水化合物覆盖的患者设置每单位胰岛素
	血糖输入值	64位浮点数	推注时的血糖读数（毫克/分升）
	推荐碳水化合物剂量	64位浮点数	建议用于覆盖的胰岛素剂量
	推荐净剂量	64位浮点数	常规推注的碳水化合物摄入量 建议推注的胰岛素量输注
	recommended.correction	64位浮点数	用于常规推注中纠正部分的胰岛素量
	胰岛素敏感因子	64位浮点数	患者关于一单位胰岛素的设定降低血糖水平
	目标血糖	64位浮点数	推注后目标血糖值输注
	体内胰岛素	64位浮点数	剩余有效胰岛素量，来自既往胰岛素剂量
基础率	date	日期时间（年-月-日 时:分:秒）	基础输注的日期和时间
	持续时间	64位浮点数	基础输注持续时间（毫秒）
	rate	64位浮点数	基础输注速率（单位/小时）

表 2. DiaTrend 数据集中数据记录、格式和描述概览。

读取为浮点数　　bers. 表格 2 详细列出了每条数据记录、格式和描述。

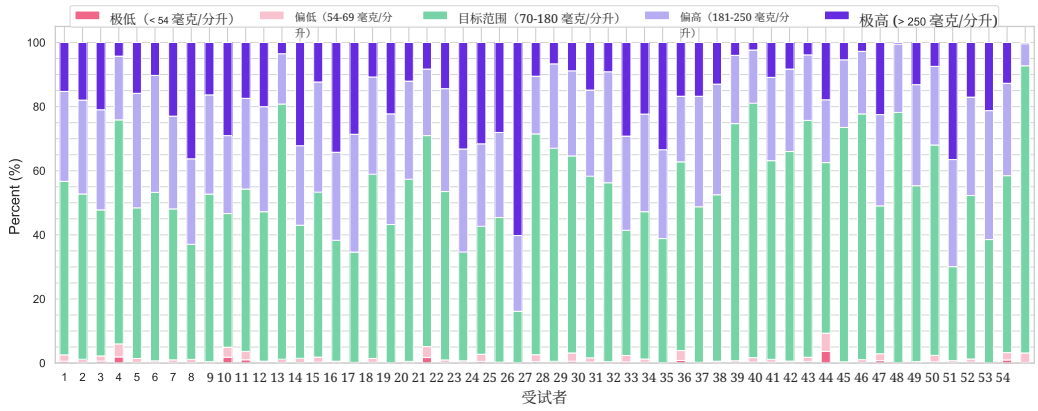
技术验证

对于纳入 DiaTrend 数据集的每位患者，我们使用经临床验证的指标评估血糖控制，并概述其血糖数据[54,55]。其中包括所有血糖读数在 5 个临床相关类别中的占比，分别为极低（< 54 毫克/分升）、低（54 - 69 毫克/分升）、目标范围（70 - 180 毫克/分升）、高（181 - 250 毫克/分升）和极高（> 250 毫克/分升）。从图 4a可以看出，血糖变异性很大，只有少数糖尿病患者（在我们的数据集中不到 10%）达到临床目标：超过 70% 的时间将血糖维持在 70 - 180 毫克/分升的目标范围内[54]。图 4b 展示了每日平均血糖的直方图（平均值 = 187毫克/分升）、每日血糖变异性（平均值 = 0.33）以及每日目标范围内时间（平均值 = 47%）。从该图可以看出，DiaTrend 数据集中的每项临床相关指标均呈正态分布。

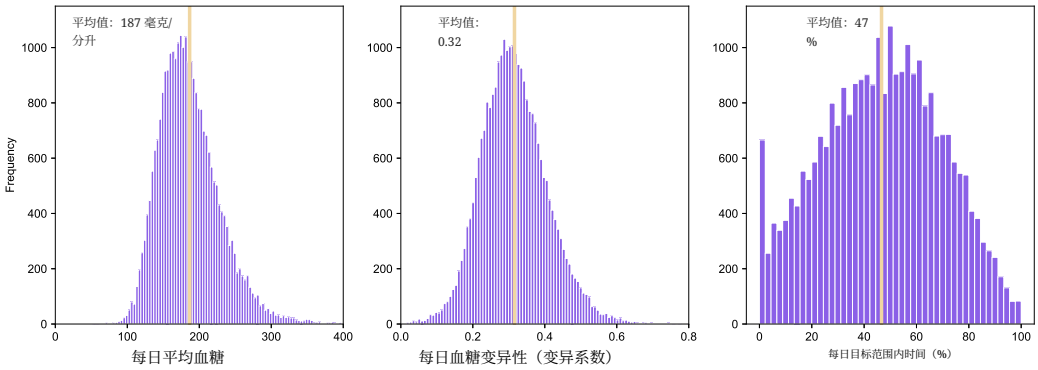
同样，我们使用箱线图和直方图概述每位患者的胰岛素泵数据。图 5a和5b分别展示了每位受试者胰岛素推注剂量和碳水化合物摄入量的箱线图及相关描述性统计量。此外，图 5c 分别展示了每日胰岛素总推注剂量（单位）和每日碳水化合物总摄入量（克）的分布。从该图中可以观察到，每日总推注量的平均值为 24 单位，每日碳水化合物总摄入量的平均值为 115 克，二者均呈正偏分布。特别是，我们观察到有大量天数（~1400 天）的碳水化合物摄入量非常低（~0克）；这可能表明受试者遗漏了餐时胰岛素推注（即进餐期间未使用推注胰岛素）——这是导致血糖结局不佳的常见因素[56–58]。

局限性

本文提供的 DiaTrend 数据集存在一些重要的注意事项和局限性。首先，受试者在种族、性别和年龄等维度上的代表性分布不均衡。具体而言，在所提供的连续血糖监测和胰岛素泵数据中，大多数患者（即 54 人中的 48 人，或 89%）为非西班牙裔白人/高加索人。此外，

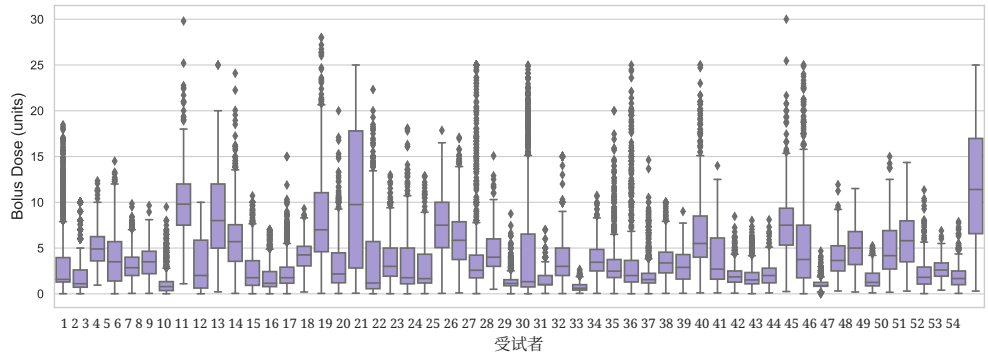


(a)

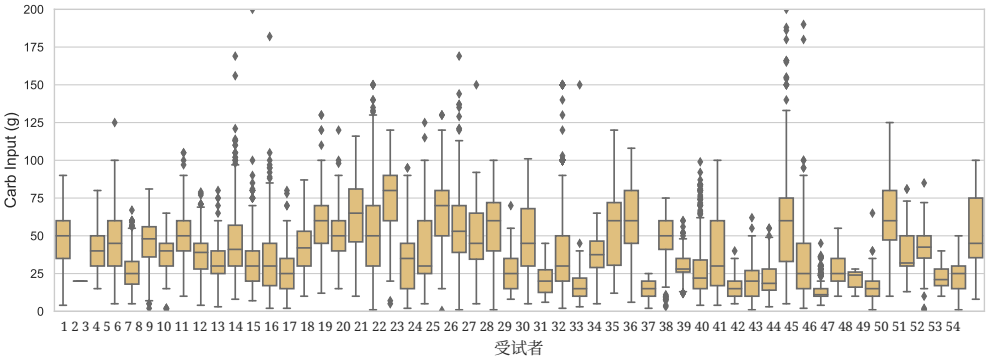


(b)

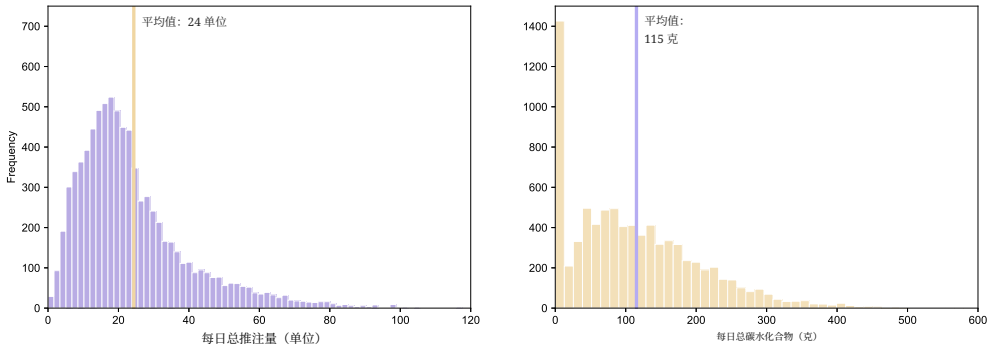
图4. DiaTrend 数据集中连续血糖监测数据的描述性汇总。(a) 处于 5 个临床相关类别中的血糖样本百分比。(b) 每日平均血糖、每日血糖变异性以及每日处于[目标] 范围内的时间分布。



(a)



(b)



(c)

图5。 DiaTrend 数据集中胰岛素泵数据的描述性汇总。(a) 每位受试者所有胰岛素推注剂量的箱线图。(b) 每位受试者所有碳水化合物输入记录的箱线图。(c) 所有受试者每日胰岛素总推注量和每日碳水化合物总摄入量的分布。

该数据集中男性的比例较低（n=17 /54，即 32%），低于女性；老年人的比例也较低（例如，年龄 ≥ 45 岁，n =12 ，即 22%）。种族方面的局限（即非白人/高加索人种族参与者的代表性不足，包括亚裔和黑人/非裔美国人）部分归因于部分参与者的招募地点（即新罕布什尔州）。然而，代表性失衡也凸显了既往文献中指出的种族差异，这些差异与先进糖尿病技术的获取和使用有关[59]，，尤其是连续血糖监测设备和胰岛素泵。此外，年龄方面的局限（即老年人代表性不足、年轻成年人代表性较高）主要是由于 SweetGoals 研究重点针对患有 1 型糖尿病的年轻成年人[15]。DiaTrend 数据集的第二个局限是，每位参与者的连续血糖监测数据与胰岛素泵数据在时间上并未完全对齐。图 2 显示，部分研究对象的连续血糖监测数据多于胰岛素泵数据，这体现了这种差异。虽然原因尚不清楚，但我们推测这主要是由于胰岛素泵的数据存储容量低于连续血糖监测设备，进而限制了可从胰岛素泵下载的回溯数据量。第三，队列 2 的研究对象（54 人中的 37 人）缺少基础胰岛素数据。这一缺失数据流可能会限制需要基础率进行分析的研究工作。然而，尽管存在上述局限，DiaTrend 数据集仍是目前糖尿病领域规模最大的开放源数据集之一。这一重要资源为推进新型数据驱动解决方案的开发提供了独特机遇，帮助改善糖尿病患者的生活。此外，该数据集还提供了必要的基准，用于评估文献中众多糖尿病相关算法的泛化能力[19–36]。

使用说明

DiaTrend 数据集仅供研究和教育用途，以支持开发面向糖尿病社区及更广泛领域的新型数据驱动解决方案。与示范性研究一致[13,60,61]，我们已制定治理架构，在推动研究的开放数据集需求与保护参与者隐私之间取得平衡。

有意访问 DiaTrend 数据集的研究人员应完成以下步骤：

1. 注册 Synapse 账户（www.synapse.org）。
2. 成为拥有经过验证的用户资料的 Synapse 认证用户。
3. 提交预期数据使用声明。
4. 同意使用条件。

使用条件如下：

- 您确认不会出于任何原因尝试重新识别研究参与者，包括开展重新识别理论研究。
- 您承诺对 DiaTrend 数据集保密并妥善保管。
- 您理解 不得将这些数据用于商业广告，也不得重新联系研究参与者 s.
- 您同意在所有因使用 DiaTrend 数据集而产生的出版物或演示中，鸣谢研究参与者（数据贡献者）、研究调查人员以及本文。

代码可用性

本文所述的所有数据处理均使用 Python 完成。用于生成本文所有图表的 Python 代码可在 AugmentedHealthLab 的 GitHub 上获取：https://github.com/Augmented-Health-Lab/Diatrend。

参考文献

1. Beck, R. W., Bergenstal, R. M., Laffel, L. M. & Pickup, J. C. 1 型糖尿病管理技术的进展。《柳叶刀》**394**, 1265–1273（2019）。**2.** 美国糖尿病协会等。7. 糖尿病技术：2021年糖尿病医疗护理标准。《糖尿病护理》**44**, S85–S99（2021）。**3.** Cappon, G., Vettoretti, M., Sparacino, G. & Facchinetti, A. 糖尿病管理中的连续血糖监测传感器：技术与应用综述。《糖尿病与代谢杂志》**43**，383–397（2019）。

4. Rodbard, D. 连续血糖监测：展示血糖结局改善的近期研究综述。《糖尿病技术与治疗》19，S–25（2017）。5. Taylor, P. J., Thompson, C. H. & Brinkworth, G. D. 连续血糖监测在2型糖尿病管理中的有效性与可接受性：叙述性综述。《糖尿病研究杂志》9，713–725（2018）。6. Bartolome, A., Shah, S. & Prioleau, T. Glucomine：提升可穿戴设备数据在糖尿病管理中应用的案例。《ACM交互、移动、可穿戴与泛在技术论文集》5，1–24（2021）。7. Bartolome, A. & Prioleau, T. 用于发现血糖控制数字生物标志物的计算框架。《npj数字医学》5，1–9（2022）。8. Thabit, H. & Hovorka, R. 迈向成熟：用于1型糖尿病的人工胰腺。《糖尿病学》59，1795–1805（2016）。9. Doyle III, F. J., Huyett, L. M., Lee, J. B., Zisser, H. C. & Dassau, E. 闭环人工胰腺系统：算法工程。《糖尿病护理》37，1191–1197（2014）。10. Walsh, J., Roberts, R., Morris, R. & Heinemann, L. 设备连接：糖尿病领域的下一波重大趋势。《糖尿病科学与技术杂志》9，701–705（2015）。11. Iyengar, V., Wolf, A., Brown, A. & Close, K. 糖尿病护理面临的挑战：数字健康能否帮助应对？《临床糖尿病》34，133–141（2016）。12. Bietz, M. J. 等。个人健康数据用于健康研究的机遇与挑战。《美国医学信息学会杂志》23，e42–e48（2016）。13. Marling, C. & Bunescu, R. 用于血糖水平预测的ohiot1dm数据集：2020年更新。载于CEUR研讨会论文集，第2675卷，71（美国国立卫生研究院公共访问，2020）。14. Katz, D. & Price, B. 两周糖尿病数据集。https://doi.org/10.21954/ou.rd.5756379.v1。访问日期：2022年8月。15. Stanger, C. 等。针对1型糖尿病年轻成年人的数字健康干预（sweetgoals）：一项析因随机试验方案。《JMIR研究方案》10，e27109（2021）。16. Dexcom。Dexcom连续血糖监测。https://www.dexcom.com/。访问日期：2023年3月。17. Abbott。FreeStyle Libre连续血糖监测仪。https://www.abbott.com/freestyle-libre-2-continuous-glucose-monitor-cgm.html。访问日期：2023年3月。18. Medtronic。Guardian Connect系统。https://www.medtronicdiabetes.com/products/guardian-connect-continuous-glucose-monitoring-system。访问日期：2023年3月。19. Gu, K., Dang, R. & Prioleau, T. 神经生理模型：用于血糖预测的简易模块。载于2020年第42届IEEE医学与生物学工程学会国际年会（EMBC），5476–5481（IEEE，2020）。20. Li, K., Daniels, J., Liu, C., Herrero, P. & Georgiou, P. 用于血糖预测的卷积循环神经网络。《IEEE生物医学与健康信息学杂志》24，603–613（2019）。21. Deng, Y. 等。深度迁移学习和数据增强可改善2型糖尿病患者的血糖水平预测。《npj数字医学》4，1–13（2021）。22. Zhu, T., Li, K., Herrero, P., Chen, J. & Georgiou, P. 一种用于个性化血糖预测的深度学习算法。载于KHD@ IJCAI，64–78（2018）。23. Li, K., Liu, C., Zhu, T., Herrero, P. & Georgiou, P. Glunet：用于精准血糖预测的深度学习框架。《IEEE生物医学与健康信息学杂志》24，414–423（2019）。24. Martinsson, J. 等。利用循环神经网络自动预测血糖并给出置信度。载于Khd@ ijcai（2018）。25. Woldaregay, A. Z. 等。血糖动态的数据驱动建模与预测：机器学习在1型糖尿病中的应用。《人工智能医学》98，109–134（2019）。26. Zaidi, S. M. A. 等。用于预测1型糖尿病患者血糖浓度的多步预测模型。《科学报告》11，24332（2021）。27. Gadaleta, M., Facchinetti, A., Grisan, E. & Rossi, M. 基于连续血糖监测信号预测不良血糖事件。《IEEE生物医学与健康信息学杂志》23，650–659（2018）。28. Mosquera-Lopez, C., Dodier, R., Tyler, N., Resalat, N. & Jacobs, P. 利用大型数据集开发用于预测1型糖尿病不良血糖事件的循环神经网络。《IEEE生物医学与健康信息学杂志》（2019）。

29. Seo, W., Lee, Y.-B., Lee, S., Jin, S.-M. & Park, S.-M. 预测餐后低血糖的机器学习方法。《BMC医学信息学与决策制定》19，1–13（2019）。30. Dave, D. 等。用于实时低血糖预测的基于特征的机器学习模型。《糖尿病科学与技术杂志》15，842–855（2021）。31. Zheng, M., Ni, B. & Kleinberg, S. 通过仿真与解释，利用连续血糖监测数据自动检测餐食。《美国医学信息学会杂志》26，1592–1599（2019）。32. Ramkissoon, C. M., Herrero, P., Bondia, J. & Vehi, J. 人工胰腺中的未申报餐食：使用连续血糖监测进行检测。《Sensors》18，884（2018）。33. Xie, J. & Wang, Q. 用于餐食检测和餐食大小估计的可变状态维数方法：通过1型糖尿病基础-餐时胰岛素治疗进行计算机模拟评估。《IEEE生物医学工程学报》64，1249–1260（2016）。34. Samadi, S. 等。多变量人工胰腺系统中未申报餐食的自动检测与估计。《糖尿病技术与治疗》20，235–246（2018）。35. Kölle, K., Biester, T., Christiansen, S., Fougner, A. L. & Stavdahl, Ø. 模式识别揭示特征性餐后血糖变化：糖尿病患者中的非个体化餐食检测。《IEEE生物医学与健康信息学杂志》24，594–602（2019）。36. Vettoretti, M. & Facchinetti, A. 结合连续血糖监测与胰岛素泵，自动调节糖尿病治疗中的基础胰岛素输注：综述。《生物医学工程在线》18，1–17（2019）。37. Mosquera-Lopez, C. 等。通过使用人工智能进行餐食检测和大小估计，实现全自动胰岛素输注。《npj数字医学》6，39（2023）。38. Morton, S., Li, R., Dibbo, S. & Prioleau, T. 影响糖尿病管理的行为因素所带来的数据驱动洞见。载于《2020年第42届IEEE医学与生物学工程学会国际年会》（EMBC），5557–5562（IEEE，2020）。39. Belsare, P., Lu, B., Bartolome, A. & Prioleau, T. 研究节假日前后血糖控制的时间模式。载于《2022年第44届IEEE医学与生物学工程学会国际年会》（EMBC）（2022）。40. Vhaduri, S. & Prioleau, T. 对个人健康设备的依从性：糖尿病管理案例研究。载于《第14届EAI普适计算医疗保健技术国际会议论文集》，62–72（2020）。41. Drecogna, M., Vettoretti, M., Del Favero, S., Facchinetti, A. & Sparacino, G. 连续血糖监测传感器数据中的数据缺口建模。载于《2021年第43届IEEE医学与生物学工程学会国际年会》（EMBC），4379–4382（IEEE，2021）。42. Zhang, Y., Chanana, K. & Dunne, C. Idmvis：用于1型糖尿病治疗决策支持的时间事件序列可视化。《IEEE可视化与计算机图形学汇刊》25，512–522（2018）。43. Prioleau, T., Sabharwal, A. & Vasudevan, M. M. 理解糖尿病个人健康数据的反思需求。载于《第14届EAI普适计算医疗保健技术国际会议论文集》，263–273（2020）。44. Katz, D. S., Price, B. A., Holland, S. & Dalton, N. S. 数据无处不在，却仍然难以关联：用户与糖尿病应用程序交互所带来的洞见。载于《2018年CHI计算机系统中的人为因素会议论文集》，1–12（2018）。45. Raj, S., Lee, J. M., Garrity, A. & Newman, M. W. 情境中的临床数据：迈向用于解读个人健康数据的意义建构工具。《ACM交互、移动、可穿戴与泛在技术论文集》3，1–20（2019）。46. Raj, S., Toporski, K., Garrity, A., Lee, J. M. & Newman, M. W. “我的血糖在周末更高”：探索情境与情境感知在健康自我管理技术设计中的作用。载于《2019年CHI计算机系统中的人为因素会议论文集》，1–13（2019）。47. Contreras, I., Vehi, J. 等。用于糖尿病管理与决策支持的人工智能：文献综述。《医学互联网研究杂志》20，e10775（2018）。48. Ellahham, S. 人工智能：糖尿病护理的未来。《美国医学杂志》133，895–900（2020）。49. Tyler, N. S. & Jacobs, P. G. 1型糖尿病决策支持系统中的人工智能。《Sensors》20，3214（2020）。50. Tidepool。https://www.tidepool.org/。访问日期：2023年3月。51. Glooko。Glooko：针对糖尿病及相关疾病的远程监测。https://glooko.com/。访问日期：2023年3月。

52. Prioleau, T., Bartolome, A., Comi, R. & Stanger, C. DiaTrend：来自先进糖尿病技术的数据集。https: // doi.org/10.7303/syn38187184。访问日期：2023年3月。53. Sora, N. D., Shashpal, F., Bond, E. A. & Jenkins, A. J. 胰岛素泵：糖尿病管理技术进展综述。《美国医学科学杂志》358，326–331（2019）。54. Battelino, T. 等。连续血糖监测数据解读的临床目标：国际目标范围内时间共识的建议。《糖尿病护理》42，1593–1603（2019）。55. Danne, T. 等。连续血糖监测使用国际共识。《糖尿病护理》40，1631–1640（2017）。56. Burdick, J. 等。接受胰岛素泵治疗儿童漏注餐时胰岛素推注与糖化血红蛋白A1C水平升高。《儿科学》113，e221–e224（2004）。57. Deeb, A. 等。1型糖尿病患者胰岛素泵治疗中糖尿病控制的重要决定因素。《糖尿病技术与治疗》17，166–170（2015）。58. Patton, S. R. 等。餐时胰岛素推注频率可预测1型糖尿病青少年的糖化血红蛋白。《糖尿病技术与治疗》16，519–523（2014）。59. Foster, N. C. 等。2016–2018年T1D Exchange中的1型糖尿病管理现状与结局。《糖尿病技术与治疗》21，66–72（2019）。60. Bot, B. M. 等。mpower研究：使用ResearchKit收集的帕金森病移动数据。《科学数据》3，1–9（2016）。61. Hershman, S. G. 等。myHeart Counts研究中50,000名个体的身体活动、睡眠与心血管健康数据。《科学数据》6，1–10（2019）。

致谢

C.S. 感谢美国国家糖尿病、消化和肾脏疾病研究所提供资助（R01DK124428）。

作者贡献声明

T.P. 为队列 1 构思了 Digital SMD 研究。T.P.、A.B. 和 R.C. 牵头开展了队列 1 的数据收集工作。C.S. 构思并牵头开展了 SweetGoals 研究及队列 2 的数据收集工作。A.B. 清理并整理了两个数据集。T.P. 和 A.B. 撰写了论文，并准备了图表。所有作者均审阅了论文，并参与了最终定稿。

利益冲突

作者声明不存在利益冲突。