

《心理科学进展》审稿意见与作者回应

题目：密集追踪数据中的时间尺度：离散时间与连续时间的建模、比较与应用

作者：桑婕妤 刘源 位东涛

第一轮

感谢审稿专家的意见！本轮修改中我们重点做了如下调整：

- (1) 更换了案例。采用一项情绪的日志研究数据，数据更符合不等间隔测量的特点。
- (2) 对综述部分进行了结构调整。在两类模型介绍之后增加“3. DT 和 CT 的比较”，里面包括了建模、使用方法等层面，并增加“表 1 DT 模型与 CT 模型的比较”将此问题详细列出。
- (3) 讨论部分更针对案例的解读，并且增加了“模型选择建议”，希望对实际研究者更有指导意义。

其余更改，见详细审稿意见回复。正文中的修改内容采用绿色字体标注。

审稿人 1 意见：

文章对密集追踪数据分析的离散时间建模和连续时间建模方法进行了介绍与比较，并通过实际例子，展示不同分析方法的区别。文章关注的问题是密集追踪数据建模中两种典型的分析方法，非常有必要对它们进行系统的梳理，对实践应用者了解方法、选择方法、操作和解释，也具有重要意义。但是，文章也有一些问题，建议作者思考。

意见 1.1. 建议作者进一步分析清楚两种建模方式的联系和区别，例如，参数如何转换，参数估计结果如何解释（特别是连续时间建模方法），各自的优缺点是什么，实践应用者应该如何选择，等。

回应：感谢您的建议，已在文中列表比较（也见专家意见 2.2）。

意见 1.2 文中很多标蓝的创新点，其实是已有文献中已经阐述的，并不是作者的创新...建议作者自查所有标蓝的部分。那么，作者自己的观点和真正的创新点在哪里？

回应：感谢您的建议，已重新自查标注。

意见 1.3 实际案例不是很有说服力，最好有一个参数是时变的情况，或者违背平稳性假设的其他情况，用于说明该情况下使用连续时间建模更好。

回应：已经更换新的数据案例分析（也见专家意见 2.4）。

意见 1.4. 一些表述需要更加准确，例如“在如此密集的重观测下，研究者在进行研究设计或数据收集的时候存在离散时间(discrete time, DT)和连续时间(continuous time, CT)两种测量数据点的时间尺度。”DT 和 CT 是在研究设计或数据收集时的的问题，还是数据分析建模的问题？

回应：感谢您的建议。关于时间尺度的问题，不管是在研究设计部分还是数据分析建模部分都涉及，而在文章这个阶段，我们聚焦的是研究设计的问题。我们已经在正文中进行修改，并且增加 3.1 节的一部分对两个模型的建模进行比较（详见 p.2 以及正文 3.2 部分）。

意见 1.5.“该假设存在时间间隔依赖性的问题，不仅使得真实潜在现象难以被理解，也使在特定时间间隔外对结果进行插补或外推变得困难。”这个缺陷不太具有说服力。一般是间隔不等，或者存在时变现象违背平稳性假设，DT 无法处理。

回应：我们对这句话进行了修改和重新描述。等间隔假设使得 DT 尺度下所估计的动态效应的大小取决于研究者研究设计中的时间间隔，例如两个研究，研究 1 以“天”为单位计算的自回归效应为 0.5，研究 2 以“周”为单位计算的自回归为 0.2，我们并不能直接得出研究 1 的效应大于研究 2。因为一周以内包含 7 天，两个研究的时间单位是不等的。如果研究 2“插补”出这 7 天，应该得出以“天”为单位的自回归效应为就得出之间的自回归为 $0.79 (\sqrt[7]{0.2})$ ，这就是一个“外推”的问题，是由于 DT 尺度上根据等间隔数据来获得动态效应本质上是一种简化过程，这种简化假设动态关系是从前一个测量时间点每次以相同的长度跳到下一个测量时间点，测量之间的部分是空缺的(Oud & Delsing, 2010)。正文中也进行了相关的描述和补充（详见正文 3.2 部分）

另外，您说的时变问题在 CT 模型中是不涉及的。CT 模型核心是要解决外显测量时间不等的问题，其内部隐含的心理特质仍然假设是一个连续的变化过程，估计参数并不会随时间变化而变化。不过随机效应模型（交叉分类的多水平模型，参见 Asparouhov et al., 2018）可以将估计动态参数设为随机效应，即允许各个参数有时间水平上的随机效应。

意见 1.6. 单方程和双方程的区别在哪里？双方程是对残差自回归，就是 RDSEM 吗？“Jongerling 等(2015)认为双方程由于直接提供了均值、自回归参数和误差的估计值，因而更能清晰的描述想要估计的模型”但是单方程也可以估计这些参数，也很常用。

回应：感谢您的建议。双方程模型与 RDESM 的建模思路是一致的，只不过 RDSEM 出现时间更晚。二者的区别是在双方程模型中只估计了均值，没有估计结构模型，而在 RDSEM 中估计了结构模型。我们也在正文中进行说明了。

意见 1.7. 公式（20）下面，只不过 Φ_i 是离散时间自回归系数矩阵，所以是连续时间建模还是离散时间？“并通过漂移矩阵 A 建模”所以 A 在哪里？后面补上参照公式（13）吗？

回应：已在文中修改相关表述，漂移矩阵 A 参照方程（13）建模。

意见 1.8. 实际案例中，报了 DIC 指数，但是又没有模型比较，有什么意义？

回应：感谢您的建议。在 Mplus 中还无法输出 CT 模型的 DIC，因此已经删去这部分。

意见 1.9. 实际案例中“与无趋势的数据结果相比，明显出现估计偏差”，这里没有真值，是如何确定偏差的？

回应：已经更换新的数据案例分析。

意见 1.10. 实际案例中，可以对 CT 模型作图，体现参数随时间的变化。

回应：感谢您的建议。如同意见 1.5 的回应中提及的，CT 模型的参数并不是时变的。根据参数估计的结果，可以绘制被试数据的原始轨迹图和自回归效应随时间间隔的变化图，由于篇幅限制，我们将相关的作图放到了网络版附录中。

意见 1.11. 实际案例中，“从我们的案例来看，在没有线性趋势的情况下，对于测量之间不相等间隔的密集追踪数据，两种时间尺度模型估计结果相当。”如果有趋势，能不能先去趋

势再用 DT?

回应: 不管是否用 DT 或 CT 都应该先去趋势, 我们这里 DT 和 CT 尺度下进行数据分析的都是去趋势模型(即将趋势纳入结构部分建模), 想要比较的重点是 DT 和 CT 模型参数估计的差异。并且已经更换新的数据案例分析。

意见 1.12.“4.3 模型估计的其他影响因素”这一部分, 缺失比例是否也是影响因素?

回应: 已经添加相关内容, 在影响因素和展望中提到。

意见 1.13. 公式表达不规范。公式后须有标点符号, 公式居中对齐, 公式编号右对齐。字母要斜体。

回应: 《心理科学进展》的公式后都没有标点符号; 不斜体的字母都用来表示向量和矩阵, 应为正体加粗; 其他的问题都已修改。

审稿人 2 意见:

该文分别梳理了密集追踪数据中, 离散时间尺度(DT)与连续时间尺度(CT)下, 常用统计模型的建模方法及其适用条件。通过一项日记研究案例数据介绍了两种时间尺度模型在建模过程与估计结果上的相同和不同之处。本文有一定的理论价值, 但还有如下瑕疵与作者商榷。

意见 2.1. 建议删除“自回归移动平均模型”和“连续时间移动平均模型”相关内容。因为, 自回归移动平均模型仅仅出现在时间序列分析中, 在“1.2 多水平自回归模型”和“1.3 动态结构方程模型”里都没有涉及。同理“连续时间移动平均模型”仅出现在连续时间自回归模型中, 在 2.2 和 2.3 部分, 以及实例部分也都没有体现移动平均模型。

回应: 感谢您的建议, 已经删除。

意见 2.2. 该文将 DT 和 CT 的比较放在了讨论部分, 似乎不妥。建议:

(1) 在“1 离散时间模型建模”、“2 连续时间模型建模”之后, 增加“3 DT 和 CT 的比较”, 将原文的 4.1 和 4.2 部分调整到这里来。

(2) 将 DT 和 CT 的比较列成一个表格, 让读者更清晰的看出 DT 和 CT 在哪些方面进行了比较(比如建模条件...).

(3) 建议作者更清楚的说明 CT 相对于 DT 的优势是什么? 有什么是 CT 能干, 而 DT 干不了的? ...

回应: (1) 感谢您的建议, 已经更换顺序, 增加 DT 和 CT 的比较一个章节。

(2) ~ (3) 我们对两种模型进行了详细的比较, 详见正文中的表 1。

意见 2.3. 作者说“使用统一的建模思路(统一的参数)探讨离散和连续时间尺度下的统计模型如何建模以及适用条件”, 那么, 请作者思考是否根据“3 DT 和 CT 的比较”, 以及统一的建模思路(统一的参数), 将 DT 和 CT 整合到一个分析流程中, 给出一个建模流程图(阐明是先 CT 建模, 还是先用 DT 建模? DT 似乎是 CT 的特例, 那是否先用更一般的 CT 来建模?) 便于读者使用。然后在“5 示例”展示如何根据作者总结的流程图, 进行密集追踪数据的不同尺度的数据分析。

回应: 感谢您的建议, 参见意见 2.2, 已对相关内容进行了修改。但是因为本文没有模拟研究, 具体使用条件的边界(例如缺失比例达到多少, 何种缺失机制等)无法确定, 我们只能按照理论梳理来呈现模型选择的建议。

我们增加了“模型选择的建议”，但是并未纳入第 3 节，而是增加到“讨论与建议”中的 5.2 部分，这样行文更流畅。呈现案例的目的主要是向读者全方位地展示两类模型的估计区别，如果只按照“模型选择的建议”选择其中一种模型则丢失了模型比较的完整信息，并不利于读者对两类模型的理解。

意见 2.4. 作者在示例部分说“我们分别基于离散和连续时间尺度，建立纳入线性趋势的 RDSEM 模型建立多水平一阶自回归模型。使用 Mplus8.11 版本对模型进行拟合。语句见网络版附录 1。”这里有几个问题：

- 1) ...建议改用交叉滞后模型来进行示例。
- 2) ...作为示例，自回归参数出现这么大的偏差，应该不太合适吧。还请作者查找原因，如果是数据原因，则建议更换数据为好。
- 3) ...这似乎与示例的结果不一致...应该是 DT 模型更优吧。
- 4) 请作者进一步解释清楚表 1 的作用，便于读者理解。
- 5) ...建立纳入线性趋势的 RDSEM 模型”的意思是 CT 和 DT 模型纳入了线性趋势(时间 t 做为解释变量加入模型)?

回应：(1)~(3) 已经更换新的数据案例分析。新案例中包含交叉滞后模型、数据收集更符合连续数据收集的形式，参数估计结果更合理。

(4) 更新数据之后，我们在文中用一个被试的数据点信息进行了详细的解释。“以 23 号被试为例，原始数据共 24 个可用时间点。在 CT 模型中，这 24 个具有不等时间间隔的原始数据将被直接保留用以建模，建模用时间点依然为 24 个；而在 DT 模型中，由于需满足测量间时间间隔相等的假设，卡尔曼滤波法会对最后一次测量数据点之前的不等间隔数据以 3 小时为单位进行插补，这一插补同样包含了夜间的未测量时间点(即 22:00 以后，仍以 3 小时作为时间间隔插补出 01:00、04:00、07:00 三个时间点)。插补后，23 号被试的建模用时间点增至 51 个，即该被试在 DT 模型中的数据包含原有 24 个实测时间点数据与 27 个插补生成的时间点数据。(p.15)”

(5) 不管是 CT 还是 DT，都应该进行去趋势处理。更换数据后，我们直接用带趋势的 RDSEM 模型建模。

意见 2.5. 文中的部分标题无法体现出包含关系，建议作者更换标题。例如，“1.3 动态自回归模型”节的小标题“(1) 动态自回归模型”，和 1.3 的标题一样。“2.1 连续时间自回归模型”节的小标题“(1) 连续时间(向量)自回归”，和 2.1 的标题也基本一样。

回应：感谢您的建议，已修改。

意见 2.6. 2.2 部分有两个问题：

- 1) 公式 19 下面第二排“ ε 是误差向量”似乎有笔误。公式 19 里没有 ε 这个符号。
- 2) “对于个体间水平，建模过程与方程 11 类似，参数首先从更高层次分布中抽取，经特定变换满足边界和先验要求后获得联合后验分布，再经过转换获得个体特定参数”，请作者再解释的清楚些吧。

回应：(1) 已更改， δ 是指测量方程 $\mathbf{y}(t) = \mathbf{A}\boldsymbol{\eta}(t) + \boldsymbol{\delta}(t)$ 中的误差向量。

(2) 已经在正文 2.2 部分增加的补充解释。

意见 2.7. 在介绍残差动态结构方程模型的时候，作者说“在两水平 DSEM 中直接添加时间协变量作为预测变量将导致不正确的方差估计(Asparouhov et al., 2018)”。这里说的不正确的方差估计指的是层 2 的残差方差，还是层 1 残差的方差？请作者说明。

回应：已修改，不正确的方差估计指的是水平 2 个体特定的方差估计。

意见 2.8. 对于连续时间模型的介绍，中文文献也是有的，例如：“方杰，温忠麟，邱皓政. (2021). 纵向数据的中介效应分析. 心理科学, 44(4), 989–996.”的“2.2.1 连续时间模型的中介分析”部分内容。建议作者引用，便于读者进阶阅读。

回应：已添加。

意见 2.9. 其它小问题，见文中的批注。

回应：行文中的问题已逐一修改。

第二轮

感谢审稿专家的意见！本轮修改中我们重点做了如下调整：

（1）“2.2 多水平连续时间模型”部分重新写过，明确了建模方法和基本模型的相关表述，使得行文前后一致。

（2）“3.2 时间间隔及两种时间尺度的转换”这一节重新写过，明确了 DT 模型和 CT 模型中关于时间间隔的核心概念以及时间间隔的缩放逻辑，补充了两种模型对密集追踪数据中时间变量的不同编码方式示例表格，并重新梳理了两类模型的优缺点。

（3）认真自查了上一轮的分析过程，发现代码有误，重新修正的分析结果显示离散时间和连续时间模型参数估计是相似的。本轮分析中，详细补充了在 Mplus 操作中定义两种模型时间间隔的详细说明，并且在案例部分补充了不同时间间隔设定下两类模型的参数估计结果比较。

（4）从理论层面重新梳理并补充了模型使用建议及相应的流程图，希望对实际研究者更有指导意义。

其余更改，见详细审稿意见回复。正文中的修改内容采用黄色字体标注。

审稿人 1 意见：

该文经过作者的修改，文章质量有了明显的改善。但是，该文要说清楚，难度还是挺大的，还有几个问题需要进一步阐述清楚。

意见 1.1 在离散时间模型建模部分，介绍了一阶自回归模型(只有自回归效应)→向量自回归模型(包含自回归和滞后效应)→多水平自回归模型(只有自回归效应)→动态结构方程模型(包含自回归和滞后效应)，这里多水平自回归模型是否也可以包括滞后效应，使得后三个模型都包括自回归和滞后效应，便于读者理解。

回应：感谢您的建议，已经在文章中进行补充。

意见 1.2 在连续时间模型建模部分，介绍了连续时间自回归模型(对应于离散时间模型的向量自回归模型)→多水平连续时间模型→连续时间残差动态结构方程模型。在多水平连续时间模型增加了时变协变量 $x(t)$ ，其系数为 M ；在连续时间自回归模型和离散时间模型建模部分都是没有时变协变量的，这里突然加上时变协变量的目的是什么？请作者解释。是否全文统一为好，要么都不增加时变协变量，要么都涉及。

回应：感谢您的建议，已经在文章中统一。

意见 1.3 既然，连续时间自回归模型可以对应于离散时间模型的向量自回归模型，那么，请作者在文章中说明，残差动态结构方程模型是否对应连续时间残差动态结构方程模型？残差动态结构方程模型是否可看成是连续时间残差动态结构方程模型的特例？

回应：感谢您的建议，当连续测量之间的时间间隔是相等的时候，CT-RDSEM 和 DT-RDSEM 理论上是等价的，两个模型得到的结果应该是相当的，DT-RDSEM 模型也可以视为 CT-RDSEM 模型的特例(Asparouhov & Muthén, 2024)。已经在文章中补充说明。

意见 1.4 在连续时间残差动态结构方程模型（方程 14）中，时变协变量 x_{it} 应该像因变量 Y_{it} 一样分为个体内部分和个体间部分潜变量，然后在方程 14 中，应该放入的是 x_{it} 的个体内部分潜变量才合适吧。

回应：感谢您的建议。对于协变量（自变量）的处理，多水平结构方程（可参考 Marsh et al., 2009）有不同的处理方式。一种是像您说的那样，将自变量也进行变异分解，观测变量的变异分解为组间和组内潜变量，有 $x_{it} = \xi_i + \xi_{it}$ 。这样在建模过程中，组内部分（ $\xi_{it} \rightarrow \eta_{it}$ ）和组间部分（ $\xi_i \rightarrow \eta_i$ ）分开建模，被称为“双潜模型（doubly latent）”。这种情况多用在有复杂测量模型的协变量上，例如心理构念。另一种是直接使用观测变量作为协变量建模，即直接使用 x_{it} 建模。在控制协变量的影响的时候（例如时间）一般也是直接利用观测变量建模的。Asparouhov 等人(2018)首次提出 DSEM/RDSEM 的时候就明确了模型中可以同时（或部分）纳入潜变量和观测变量(见 Asparouhov et al., 2018, p.362 方程 10, η_{it} 的影响可同时来自于 $\eta_{i(t-1)}$ 、 $y_{i(t-1)}$ 、 $x_{i(t-1)}$ ，也可根据实际情况删减)。本文中的协变量均用观测变量作为示例。

意见 1.5 多水平连续时间模型还有待进一步说明清楚。...（1）请明确说明多水平连续时间模型的多水平是哪几个水平？（2）作者说“该模型包括个体间动态模型、个体间测量模型和总体水平模型(用来描述不同个体动态参数的形态)”这三个模型都是个体间层面，那么，个体内层面的方程在哪里？请作者说明清楚。（3）从 2.2 部分的方程来看，也没有见到变量的下标 i 和 t (传统多水平模型常见 i 表示个体， t 表示时间点)。（4）将多水平连续时间模型的方程 13 和连续时间自回归模型的 11 相比，感觉多水平连续时间模型和连续时间自回归模型的区别不是单水平和多水平的区别，而是潜变量和显变量建模的区别，即方程 13 是潜变量建模(有测量模型)，方程 11 是显变量建模。

回应：非常感谢您详细的建议！此节已经完全重新写过，同时融入了审稿人 2 的意见 2.4。

（1）明确了是重复测量嵌套在个体层；

（2）我们对这段话重新进行了描述，说明了该模型的建模方法是“单个被试 i 都可以分析得到单个被试参数向量 Φ_i (里面可以包含动态参数、测量模型载荷等单个被试模型中的参数)，所有的个体 i 参数均来自于均值为 κ ，方差-协方差为 Σ_τ 的总体分布”。

（3）方程 13 进行了修改，包含了个体变异 i 。重复测量的 t 部分在微分方程中均用 $dy(t)$ 的形式定义了（也见方程 11）。

（4）经过修改后，方程 13 比方程 11 多了下角标 i ，描述个体差异。本质上方程 13 也是潜变量建模，而潜变量建模与多水平模型是可以相互转换的。因为不是本文重点讨论的内容，且其他文献有详细论述，我们将这一点写入了脚注 1：“一般地，常见的纵向模型中潜变量建模可以与传统基于观测变量的多水平建模相互转换，具有等价性：(如潜增长模型中)潜变量均值表示固定效应，潜变量方差表示随机效应。但是他们各自有其独特的建模特点，详细可参考 Asparouhov & Muthén, 2023; 刘源, 姚志晨, 2025。”。

意见 1.6 在“DT 和 CT 的比较”下面的“(2) 时间间隔及两种时间尺度的转换”部分，作者说“在 CT 模型中有一个重要的基本概念——基础时间间隔(base time interval)...对于基础时间间隔

这个概念还需要做说明和辨析。从这段文字里看，基础时间间隔是 CT 模型的重要概念，但是在 5.1 部分，作者说“但是 DT 模型中，定义基础时间间隔将会影响到参数估计。”也就是说，DT 模型也有基础时间间隔这个概念，那应该将阐述的重点放在 DT 和 CT 模型的基础时间间隔的比较上，才合适吧。

回应：感谢您的建议。DT 模型中是指的时间间隔，与 CT 中的基础时间间隔本质上是同一件事。我们已经在文章中修改相关表述（详见 pp.12-14）。

意见 1.7 请作者说明，“基础时间间隔”在附件里的 mplus 程序里，是如何设置的？是在 CTIME=HOUR？如果程序里没有，也要告诉读者，否则读者就可能会去程序里寻找相应的语句。

回应：感谢您的建议，已经在文章中补充说明。

意见 1.8 DT 模型里的 TINTERVAL 定义的“时间间隔”与“基础时间间隔”的区别在哪里？请辨析这两个概念，以免读者混淆。

回应：感谢您的建议。DT 中的 TINTERVAL 定义的“时间间隔”是指 DT 模型中特定的时间间隔长度，通过指定特定的等距时间间隔长度将观测值分配到每一个间隔周期中，如果某个间隔范围内没有观测值则需要进行插补处理，再计算特定时间间隔长度下的动态效应大小。而 CT 中的基础时间间隔的作用在于将无穷小的建模单位与收集到的数据单位之间产生联系，“研究者收集的数据并不是“无穷小”情况下的数据点，仍然是基于某个特定时间间隔的，故需要在建模过程中锚定到收集的数据上。”这一点我们在修改版中已经详细表述，也通过一个示例阐释了二者定义的区别（详见 pp.20-21）。

意见 1.9 接着的一段话：“在 CT 模型中，一个较大的优点就是可以灵活缩放基础时间间隔，得到研究者想获得的动态效应的相对尺度。而正是由于缩放的标准不同，CT 模型和 DT 模型中的动态效应的相对解释单位不同”。还请作者说明，CT 和 DT 缩放的标准有什么不同？

回应：感谢您的建议，已经在文章中修改相关表述（详见 p.20）。理论上，DT 模型只能根据数据收集的特定时间间隔估计和解释动态参数。虽然可以通过插补的方法获得更短的时间间隔单位，但存在不收敛的风险（在我们的案例中结果也不收敛）；它也无法获得比特定时间间隔更长时间间隔单位的估计结果。而 CT 模型可以设定任意单位的基础时间间隔，使得动态参数能够灵活缩放到其他合理范围的特定离散时间间隔单位上，从而为动态参数的结果解释和不同研究结果之间的比较提供便利。我们修改的案例中也展示了将时间间隔缩放到其它特定间隔的估计结果。

意见 1.10 在案例部分，“我们分别基于 DT 和 CT 时间尺度，建立去趋势的 RDSEM 模型”，建议明确说明，DT 和 CT 的时间尺度各是什么？

回应：我们对这个有歧义的说法进行了修订。DT 和 CT 最终解释尺度都是一样的（基于 3 小时时间间隔）；它们建模时的时间尺度不一样，这一点在前文的综述中已经详细论述了（参见 pp.12-14）：DT 基于特定时间间隔单元，CT 基于“无穷小”单元。

意见 1.11 作者需要明确说明，CT 和 DT 分析使用的数据是完全一样的。无需做任何变换。

回应：已经在文章中补充说明。

意见 1.12 案例发现，CT 模型的自回归参数与交叉滞后参数的估计值均明显大于 DT 模型一倍以上...如果将 DT 看成是 CT 的特例，当 CT 定义与 DT 模型相同的时序单元时，是否应

该结果相似才更合理？... 作者的案例结果和作者的阐述自相矛盾了。

回应：非常感谢您的建议。我们再次认真自查了分析过程，已经在文章中补充修改。由于发现上次分析中的代码有误，所以重新修正的分析结果显示二者参数估计是相似的。

意见 1.13 请问作者，当应用研究者用同一个数据同时做了 DT 和 CT 分析，那么作者建议应用研究者报告哪个模型的结果呢？

回应：感谢您的建议。由于我们并没有做模拟研究，所以并不知道案例数据所得到的结果是真实的还是高估或者其他问题，这个问题已经超出本综述研究的主题，已经在展望中加入说明。本研究仅为理论梳理，我们在 5.2 的最后一段加入了(基于理论层面的)模型选择的建议。

意见 1.14 建议作者将附录的图 A3.2 放入正文中，补充说明，CT 模型除了给出示例的滞后效应（当 $\Delta t=3\text{hour}$ ）外，当 $\Delta t=1、2、4、\dots、\text{hour}$ 时，计算出不同的时间间隔的滞后效应，并给出 Δt 为何时能得到滞后效应的最大值，那就更好了，这样就能充分展示 CT 模型的优势。

回应：感谢您的建议，已经在文章中补充说明。

意见 1.15 附录的程序的注释过于简单，不利于读者理解，请更详细的注释。尤其是本文是关注时间，那么和时间有关的语句，更要详细解释，便于读者理解和使用。例如，“ $\text{TIME}=\text{HOUR}/3$ ；!定义与 DT 模型相同的时序单元为 3 小时”，为啥 $\text{HOUR}/3$ 就定义为与 DT 模型相同的时序单元？

回应：感谢您的建议，已经在附录中补充说明。

意见 1.16 其余问题，请看文中的批注。

回应：行文中的问题已逐一修改。

审稿人 2 意见：

文章经过第一轮的修改，质量有了很大提高，科学问题的阐述也更加清楚。本轮修改提出一些建议，供作者参考。

意见 2.1 实证案例的更换更能说明作者想要进行的模型比较问题。但是案例中的 CT 模型仍然是转换到 DT 的时间间隔尺度上进行比较（一种时间间隔结果），为说明其特点（优势），是否也应该呈现一些其他时间间隔的结果，例如图 A3.2，充分展示 CT 和 DT 的区别。

回应：感谢您的建议（参见审稿人 1 意见 1.14），已经一并修改并在文章中补充说明。同时，我们再次认真自查了分析过程，将结果进行了修正。

意见 2.2 作者反复强调，时间间隔不等的问题 DT 无法处理。...——这个通过插入缺失值是能够处理的。...应该深入思考 DT 无法处理的是什么情况？比如到不同间隔的推广性问题？所以 CT 模型的真正优势在哪里？

回应：感谢您的建议，DT 无法处理的情况在于：（1）如果测量时间完全随机，插补方法带来大量的数据量导致模型可能不收敛；（2）无法任意转换时间间隔，例如定义 t_{interval} 如果大于测量次数会被忽视，如果小于测量次数则同样可能由于大量的插补导致模型不收敛；（3）由于不同研究者定义的时间间隔不同，研究结果之间缺乏可比性；（4）无法得到指数量尺的动态参数，一些复杂模型不可用。而 CT 模型则没有以上几点限制，也是 CT 模型的优势。

这几点都在本轮修改中进行了补充（详见 pp. 12-14）。

其他意见

意见 2.3 介绍残差动态结构方程模型的部分，建议在这里说一下和双方程的区别和联系，如增加了结构部分，但动态部分是相同的。

回应：感谢您的建议，已经在文章中补充说明。

意见 2.4 “2.2 多水平连续时间模型”的最后，为什么突然又提到参数估计的问题，在 DT 部分没有提到。显得很突兀。

回应：感谢您的建议，已经在文章中修改相关表述，正文中注重建模过程，相关参数估计过程放入了脚注（由于采用贝叶斯方法估计过程不同于一般频率方法，故还是在文章中稍作提及）。

意见 2.5 表 1 建议增加两种模型之间的联系。

回应：感谢您的建议，已经在文章中补充说明。

意见 2.6 “4.2 结果”的第一段，应该属于分析方法。

回应：感谢您的建议，已经调整。

意见 2.7 结果部分“即前一时刻的害怕情绪和开心情绪会分别对下一时刻的害怕情绪和开心情绪产生自回归效应”类似表述不用重复说明。

回应：已经对结果解释部分进行优化精炼。

意见 2.8 “由此可推测 CT 模型能够更精准地捕捉变量间的时序效应，所估计的动态效应要比 DT 模型估计的动态效应更大；而 CT 模型个体内残差方差的减小，表明该模型进一步降低了误差部分对变量动态过程的干扰，模型对个体内变异的解释力得到显著提升。”先说原因，再说最后的推测。而且不能这么肯定，毕竟没有真值，也可能是高估动态效应。

回应：感谢您的建议，此次修改发现上次数据分析时的语句错误，导致在上一次数据分析中 CT 模型得到的结果是时间间隔为 1 小时的动态效应，并不是与 DT 模型的时间尺度（时间间隔为 3 小时）相对应的结果。本轮进行了修改，修正后的结果发现两个模型的动态效应估计结果相当，已经在文章中修改（详见 p.19）。

意见 2.9 “在进行动态研究时，目前一些研究者认为选择 CT 模型似乎要比 DT 模型更有优势 (de Haan-Rietdijk et al., 2017; Hecht & Zitzmann, 2021; Lohmann et al., 2022)。理论上，有研究者认为 CT 建模更符合关于动态过程如何不断演变的理论和假设，因为该模型假设存在一个潜在的连续过程(Oud & Delsing, 2010)。本质上，不论是 DT 模型还是 CT 模型都依赖于离散的测量，这些测量都是作为动态过程基本轨迹的快照(Batra et al., 2025)。”这一部分都在表述偏向选择 CT 的结论。建议先阐述理由，再在这个部分“综上所述”那一段统一提选择建议。

回应：感谢您的建议，已经在文章中修改相关表述。

意见 2.10 “因为 CT 是以“无穷小”为基本时间单位，根据公式 16 则可将其转换到任意时间间隔上，可以是 1 小时、3 小时或者 1 天。”文中也提到过间隔不能随意缩小，所以表述是否应该更加谨慎？

回应：感谢您的建议，已经在文章中修改相关表述。

第三轮

感谢审稿专家的意见！本轮修改中我们重点做了如下调整：

- (1) 缩短了全文的篇幅，对第 1 和第 2 部分的内容进行了删减。
 - (2) 重新对时间定义进行了阐述，补充了如何在语句中改设其它时间间隔的详细解释。
- 其余更改，见详细审稿意见回复。正文中的修改内容采用紫色字体标注。

审稿人 1 意见：

意见 1.1 本文现在的篇幅似乎太长。由于从第 3 部分到最后全部都是 DSEM(RDSEM)和 CT-RDSEM，为了突出重点，请作者考虑将第 1 和第 2 部分的重点放在 DSEM(RDSEM)和 CT-RDSEM 上，其它内容可略写或不写。

回应：感谢您的建议，已经在文章中进行删减(也见审稿人 2 意见 2.10)。

意见 1.2 在“3.2 时间间隔的定义及其应用”的“(2) 时间间隔及两种时间尺度的转换”中，关于时间间隔，基础时间间隔的概念似乎将简单的问题搞复杂了，给读者的理解造成了不便。...请作者说清楚基础时间间隔这个概念引入的目的和作用到底是什么？如果作者 3.2 部分提到的基础时间间隔的概念(在表 1 给出不同的 Δt)是想表达，CT-RDSEM 可以改设基础时间间隔(便于与收集数据时的自然时间间隔的概念相区别)，从而得出不同时间间隔的 RDSEM 分析相对应的自回归和滞后效应值。那就说明确些。然后在示例部分结合附录的语句说明白如何操作，如何改设。

回应：感谢您的建议。基础时间间隔的概念引用于已有的 CT 文献(Batra et al., 2025)，它关系到如何将 CT 统计模型中的“无穷小”时间单元与实际数据收集的单元联系在一起。已经在文章 3.2 部分以及附录语句中进一步说明。

意见 1.3 在 4.1 部分，作者说“使用同一份数据，...以 1 小时作为时间间隔(参见表 1 中的第 2 列编码)。”这里似乎有笔误。表 1 中的第 2 列编码(即 1, 2, 3, 4, 5, 9, 10, 11, 12, 13)是以 3 小时为时间间隔吧。

回应：感谢您的建议。案例数据中的时间变量编码是以 1 小时为时间间隔单位(即 10、13、16、19、22)，经过定义 $t_{interval}=3$ 之后才对应了 DT 时间。我们在表 1 中对数据中的时间变量 (Hour) 进行了展示。

意见 1.4 在“4.2 结果”部分，作者说“如果定义的基础时间间隔为其他时间单位，自回归图将会进行等比缩放(参见附录 A3.2)...”请问，这些结果是如何根据 A3.2 的图得到？...请在附录程序里说明，是如何修改程序的。

回应：感谢您的建议，已经在文章中附录 A2 语句代码中增添解释。

意见 1.5 在“4.2 结果”部分，“图 1 也揭示了...交叉滞后效应有先升后降并且同样渐近于 0 的趋势。”请进一步对“交叉滞后效应先升后降”的结果进行说明，在取什么时间间隔的时候得到交叉滞后效应的最大值？最大值是多少？如果能说清楚这件事情，这也是 CT-RDSEM 的一大优势。

回应：感谢您的建议，已在 4.2 结果的部分进行补充，且在表 2 中也补充了 CT-RDSEM 这一优势。

意见 1.6 在 5.1 部分的“(1)时间间隔的选择”，作者说“如果定义的基础时间间隔与 DT 中的时间间隔相同，则可以得到与 DT 模型相当的估计结果。具体在 Mplus 操作中...方便结果的解释和比较”。这里的解释似乎不对。...建议作者对附录程序中“DEFINE: HOUR=HOUR/3;”语句的解释做相应的修改。

回应：文稿对时间定义阐释不清，造成对您的困扰我们非常抱歉。我们重新对时间定义进行了阐述。首先，在表 1 中展示了时间变量(Hour)，间隔为 1 小时。然后，本段改为：“用“CTIME=HOUR;”语句来指定时间变量 HOUR。由于变量 HOUR 编码单元为 1 小时(如 10、13、16.....时间序列间隔为 3)，故通过“DEFINE: HOUR=HOUR/3;”语句将其时间间隔单位转换为 3 小时(得到 3.33、4.33、5.33.....时间序列间隔为 1)，与 DT 模型中的“时段(序列间隔也为 1)”对齐。通过 DEFINE 语句定义后的变量将被自动替换。”

意见 1.7 虽然本文讨论的是密集追踪数据，也有必要说明，纵向面板数据也可以利用离散时间尺度与连续时间尺度进行建模，两种时间尺度的模型的结果也可以用方程 17 互相转换。

回应：感谢您的建议，已经在文章中进行修改。

意见 1.8 目前，用连续时间的残差动态结构方程模型(CT-RDSEM)进行密集追踪数据分析仅适用于一阶滞后的连续显变量的情况，对于二阶滞后、类别变量，潜变量都暂时还不能用于 CT-RDSEM 进行分析。这一点很有必要向读者说明。

回应：感谢您的建议，已经在文章中展望部分进行补充说明。

.....

审稿人 2 意见：

文章经过两轮修改，整体质量有了很大提高。现在的版本还有一些小问题，希望作者改进，完善。

意见 2.1 前言中，作者提到“在密集追踪数据范式下，研究者在进行研究设计或数据收集的时候存在离散时间(discrete time, DT)和连续时间(continuous time, CT)两种时间尺度来收集数据”，什么叫两种时间尺度收集数据？一般说基于时间的取样，或者基于事件的取样。离散时间尺度收集数据可以理解，什么叫连续时间尺度来收集？

回应：感谢您的建议，离散时间尺度收集数据主要是指依据特定的时间间隔收集数据；而连续时间尺度收集数据主要是收集数据时对时间间隔并没有强制的前提假设，测量随机。我们将这一段话重新进行了阐释，调整了文章内容：“在 CT 尺度下，同一个被试测量时间随机、不同被试之间测量时间亦可随机，例如信号依赖取样(signal-contingent sampling)或随机时间取样(random time-based sampling)，数据收集发生在信号设备发出随机蜂鸣声之后(Boker et al., 2018; de Haan-Rietdijk et al., 2017)。(p. 2)”我们也对基于时间取样和基于事件取样进行了补充说明。

意见 2.2 1.2 多水平自回归模型中，“这里引入多水平模型(multilevel model，或 hierarchical dynamic models)” hierarchical dynamic models 的翻译是多水平动态模型。

回应：感谢您的建议，已经在文章中进行修改。

意见 2.3 “只关注个体内参数(如自回归效应、交叉滞后效应)在不同个体间的均值，但同时也允许个体间差异服从一个总体分布”，其实很多研究不是只关注均值，也关注差异。服从一个总体分布，描述不够准确。个体间差异（即随机效应）服从相应的分布（多为正态分布）。

回应：感谢您的建议，已经在文章中进行修改。

意见 2.4 双方程形式能否考虑交叉滞后效应呢？文中提到方程 4 的交叉滞后效应容易让人想到双方程是否也能这样拓展。

回应：感谢您的建议，已经在文章中进行修改。

意见 2.5 “方程 7 和方程 8 中的参数都是个体间(第二)水平随机的”描述不够准确，应该加入个体异质的残差方差，这一项不包含在方程（8）中。

回应：感谢您的建议，已经在文章中进行修改。

意见 2.6 方程（14）并不是方程，只是分布，建议不编号就写在文中。

回应：感谢您的建议，已经在文章中进行修改。

意见 2.7 “(4)无法对一些特定的复杂时间序列建模。”这是什么意思？能否举例说明？

回应：感谢您的建议。复杂时间序列指需要微分方程建模的高阶动态效应，如阻尼振动模型。我们已经统一了此内容的文字表述，均采用“高阶动态效应”，并且在第一次出现之时(p.2)就进行说明。另外，由于本节主要内容是对时间间隔的描述，阻尼振动模型的内容加在这里前后不连贯。考虑到心理学研究中此类模型鲜有用到，已将此内容移至表 2 中进行简化。

意见 2.8 表 2 中 DT 的研究假设和适用条件一样？假设可以是间隔相等，建议把这两个合成一个，把 CT 的适用条件合到研究假设中。

回应：感谢您的建议，已经在文章中进行修改。

意见 2.9 建议检查全文的表述，例如“(2)直接获得的动态参数并不能直接解释”，这句话中有两个“直接”，请精练一点。

回应：感谢您的建议，已经在文章中进行修改。

意见 2.10 现在全文的篇幅太长，请做适当调整。比如离散时间建模中，1.1 时间序列分析这部分内容，是常规建模方法，可以略写。

回应：感谢您的建议，已经在文章中进行删减(也见审稿人 1 意见 1.1)。

第四轮

感谢审稿专家的意见！本轮修改正文中的修改内容采用红色字体标注。

审稿人 1 意见：

意见 1.1 建议给出多水平自回归模型和多水平连续时间模型的应用文章作为进阶阅读的资料，便于读者学习如何应用，毕竟后面的示例也没有展示如何做多水平连续时间模型和多水平连续时间模型。

回应：感谢您的建议，已在多水平自回归模型部分进行了应用文献补充，多水平连续时间模型的部分已经根据文中的批注删除，在注脚中简单介绍。

意见 1.2 “2.3 连续时间(残差)动态结构方程模型”的方程 14，因变量和自变量都是 η_{wit} ，

是否是笔误？因变量和自变量的符号完全一样，无法区分了。

回应：感谢您的建议。原程表示了结构模型，因变量和自变量都是 η_{it} ，表示的是内源变量向量，存在多个内源变量。在一般结构方程模型建模中，内源变量会受到(其他)内源变量的影响，通过其系数矩阵 B_i 来定义路径孰先孰后(如最基本的结构模型 $\eta = B\eta + \Gamma\xi + \zeta$ ，侯杰泰等, 2021, p. 19)。为了与前文 1.3 中的离散时间模型保持一致，我们对此方程进行了修改，两处的编号方程均只展示外源变量的影响，而在接下来的正文描述中添加完整影响(同时包括外源变量、内源变量的影响)。

意见 1.3 其余小问题，见文中的批注。

回应：感谢您的建议，已经根据文章中的批注进行修改。

审稿人 2 意见：

文章在前几轮修改的基础上从科学性、全面性、理论和应用价值方面都有了显著的提升。本轮提出一些小意见，供作者参考修改。

意见 2.1 目前文章篇幅过长，可以考虑将一些表格（特别是实证案例中的表格，如表 3 放到附录）。

回应：感谢您的建议，已经在文章中进行修改。

意见 2.2 请再次检查公式编号及其规范性，例如现在的公式（3）应该是（2），并且每个公式后应该有标点符号（,或者.）。

回应：感谢您的建议，已经在文章中进行修改。

意见 2.3 公式（11）下面，“被认为是变量 y 在单位时间间隔 Δt 内的变化”，这里第一次出现 Δt ，是否需要明确定义为基础时间间隔。

回应：感谢您的建议，这里还不需要定义为基础时间间隔，这个公式核心想要介绍的是 dy/dt 可以获得一个间隔下（即单位时间间隔 Δt 内）结果变量的变化率，而这里间隔的长度可以是趋近于 0，获得结果变量的瞬时变化率，从而获得所研究的动态过程在时间晚些时候将向什么方向和以什么幅度移动。后文中提到的基础时间间隔，是进一步将 Δt 定义为一个人为的单位，方便结果解释而产生的。

意见 2.4 公式（13）下面，“这里可利用时间序列分析中的 $N=1$ 参数”，这是估计的单个被试的参数？还是像 DT 一样直接估计的固定部分和随机部分的分布？

回应：感谢您的建议，该公式所对应的多水平连续时间模型部分已经删除（见审稿人 1 文中批注），建模过程确实比较复杂，就在文中的注脚进行简单介绍。

意见 2.5 公式(15)下面，“CT-RDSEM 其实就是以(R)DSEM 框架建模的，只不过通过(R)DSEM 中的动态参数和残差方差置换成了漂移矩阵和扩散矩阵。”感觉这里用 RDSEM 更合适，为什么要加括号？

回应：感谢您的建议，已经在文章中进行修改。

意见 2.6 第 11 页，“第二天从第 9 时段继续编码”，是这样编码还是夜间时段也连续编码，只不过是缺失值，需要进行插补？

回应：感谢您的建议，本文案例数据中的时间变量编码就是按照实际测量时间编码的（表 1 中“自然时间”列），夜间时段也连续编码，对中间产生的缺失值进行插补处理。

意见 2.7 第 13 页，关于多于 1 次测量的处理，“此外，由于 DT 将测量划分为时段，如果同一时段有多于 1 次测量，系统会默认将多出来的测量填补到缺失的单元中。例如，如果表 1 中的某被试第 1 时段未测量，而第 2 时段中的 12:00 和 13:00 测量了两次，则 12:00 测量的数据会自动填补到第 1 时段中”，这是人为选择的处理方式吗？是否也可以选择不这样处理就没有上述问题。

回应：感谢您的建议，这是 Mplus 内置语句中的处理，目前暂时没有人为处理的其他方式。

意见 2.8 实证研究应补充数据来自哪里，自己收集的还是网上公开的。

回应：感谢您的建议，已经在文章 4.1 部分进行补充说明。

意见 2.9 表 3 是否需要补充对于 DT 模型时间点数量是插补后的，避免误解。

回应：感谢您的建议，已在文中补充说明。

意见 2.10 表 4 下面的 p 值，一般贝叶斯估计就看可信区间是否包括 0，不会直接对应 p 值。

回应：感谢您的建议，已经在文章中进行修改。

第五轮

编委 1 意见：

意见 1.1 建议作者更准确地界定研究的对象和范畴。本文标题为“密集追踪数据中的时间尺度：离散时间与连续时间的建模、比较与应用”，但文中实际探讨的主要是离散和连续时间框架下，(一阶)自回归模型的建模相关问题。在离散时间框架下，自回归模型是比较有代表性的建模方法（但不是仅有的方法）；在连续时间框架下，除了当前呈现的 OU 过程模型，还有其他一阶或高阶微分方程模型也属于连续时间模型的范畴。因此，作者需要明确本文主要聚焦于自回归模型在离散与连续时间框架下的构建，或阐明以此为例展现两种时间建模框架的区别与联系。

回应：感谢您的建议，已经根据文章中引言部分进行补充说明。

意见 1.2 对于方程(11)的介绍有一些错漏，请作者仔细检查并修正。具体来说，“ $y(t) - \mu$ 记为 $y^c(t)$ ”，以及“ $y^c(t - \Delta_t)$ 表示某个时间间隔之前的观测值向量”这些表述有问题。

对于方程(10)，有一种统计等价的表达方式：

$$dy(t) = A(y(t) - \mu)dt + GdW(t)$$

其中， μ 表示平衡点或吸引子(对应离散时间自回归模型中的潜均值)， $y^c(t) = y(t) - \mu$ ，表示 t 时刻的观测值相对于平衡点的偏离。而方程(10)中的 ν 是截距项，通常没有实质性含义。为了更清楚地呈现方程(11)的积分形式及其含义，并且与离散时间框架下自回归模型的两种表达

形式对照，建议作者补充上述等价表达方式，介绍清楚各个元素的含义后，再介绍积分形式的表达式。

回应：感谢您的建议，已经在文章中进行补充修改。

意见 1.3 1.1 节标题为“时间序列分析”并不能准确地概括该节的实际内容，建议调整为“自回归模型”，并说明自回归模型与离散时间建模框架的关系。

回应：感谢您的建议，已经在文章中进行补充修改。

意见 1.4 对于关键数学表达中的每个符号，请作者都给出解释说明，包括但不限于

$\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$ 、 $\boldsymbol{\varepsilon}_t \sim MVN(\mathbf{0}, \boldsymbol{\Sigma})$ 、 $\varepsilon_{it} \sim N(0, \sigma_i^2)$ 和方程(5)。

回应：感谢您的建议，已经在文章中进行补充修改。

意见 1.5 方程(5)中，通常对个体 i 的动态误差方差 σ_i^2 取对数后，构建多元正态分布，相应的标准差和协方差的定义应基于对数动态误差方差，请作者调整并说明清楚。

回应：感谢您的建议，已经在文章中进行修改。

意见 1.6 1.2 节中，“多水平时间序列模型(multilevel model...)”的中英文内容不匹配。

回应：感谢您的建议，已经在文章中进行补充修改。

意见 1.7 “方程 6 中， $\boldsymbol{\eta}_{Bi}$ 是时不变的个体间变异潜变量， $\boldsymbol{\eta}_{wi}$ 是随时间变化的个体内变异潜变量”。这句中，“个体间变异潜变量”和“个体内变异潜变量”的含义模糊，前者是指个体 i 的潜均值，后者是指个体 i 的观测值相对于潜均值的潜在偏离值，请作者补充这类更直接易懂的解释。

回应：感谢您的建议，已经在文章中进行补充修改。

意见 1.8 对于方程(7)的解释，“残差满足 $\boldsymbol{\varepsilon}_{it} \sim N(0, \boldsymbol{\Sigma}_i^2)$ ”， $\boldsymbol{\Sigma}_i^2$ 的符号表示不太合适(一般 Σ 指方差协方差矩阵，不宜增加指数)，与前文表述也不一致，请调整。

回应：感谢您的建议，已经在文章中进行补充修改。

意见 1.9 在连续时间模型的文献中，为了区别于离散时间模型中的自回归效应与交叉滞后效应，通常将漂移矩阵中相应的元素称为“自效应”(auto-effects)和“交叉效应”(cross-effects)，请作者调整相关表述。

回应：感谢您的建议，已经在文章中进行补充修改。

意见 1.10 对于实证数据分析，请作者遵循数据分析与报告的规范，补充 Mplus 中贝叶斯估计相关的设定信息。比如，迭代次数设置、后验样本总数、收敛标准等。

回应：感谢您的建议，已经在文章中进行补充。

意见 1.11 “不同个体的情绪初始值存在显著的个体间差异($\mu_1=1.319$, S.E.=0.042, 95% CI=[1.225, 1.397]; $\mu_2=2.043$, S.E.=0.083, 95% CI=[1.874, 2.188])”这部分文字表述与括号中的统计量结果报告不匹配。此外,潜均值随机效应方差的显著估计结果,可能会受到分布假设和先验设置的影响而易显著,建议直接对其随机效应标准差的大小进行报告和解释,而不宜过分关注其统计显著性。

回应:感谢您的建议,已经在文章中进行修改。

意见 1.12 表 3 中,“个体间害怕截距方差(τ_1)”,请作者确认此处是方差还是标准差。

回应:感谢您的建议,已经在文章中进行修改:个体间害怕截距方差(τ_1^2)和个体间害怕截距标准差(τ_1)。

意见 1.13 为了展现离散与连续时间自回归模型的参数估计结果的差异,建议作者补充报告连续时间自回归模型的自效应和交叉效应的估计结果。

回应:感谢您的建议,已经在文章中进行补充修改。

意见 1.14 文中偏口语化的表达比较多,请作者再仔细斟酌调整。比如“而如果时间间隔定义的数值大于了波次数,就无法得到期望的参数估计结果了”这些句子中的“了”可以删除,保持学术表达的精简与规范。

回应:感谢您的建议,已经在文章中进行修改。

编委 2 意见:这篇文章还有一些需要澄清和修改之处,请作者修改。

回应:所有意见均在文章中进行修改。

主编意见:仅供参考:建议在文章中指出并非所有 DT 模型都严格依赖等时间间隔假设。潜在转换分析(LTA)、潜类别增长分析(LCGA)及增长混合模型(GMM)通过将时间编码为协变量,实际上能够容纳适度的不等间隔观测。因此,研究者在面对不等间隔的密集纵向数据时,无需因严格的时间尺度问题而过度回避相对简单的 DT 框架;相反,应基于样本特征、研究问题及计算资源,在模型的理论精确性与实证可操作性之间做出战略性权衡。

回应:感谢您的建议,已经在文章中进行补充。