带宽约束下事件触发式与周期性状态估计之间的权衡

Dominik Baumann *,** Thomas B. Sch¨on **

*电气工程与自动化系，阿尔托大学，芬兰埃斯波（电子邮件：dominik.baumann@aalto.fi）
**信息技术系，乌普萨拉大学，瑞典乌普萨拉（电子邮件：thomas.schon@ it.uu.se）。

arXiv:2304.00559v1 [eess.SY] 2 Apr 2023

摘要：事件触发方法会谨慎选择信息传输时机，以便在资源受限的通信网络中实现高性能控制与估计。然而，这种方法也有代价。例如，事件型通信会增加计算负荷，并提高调度问题的复杂度。因此，在某些情况下，按照循环顺序定期为智能体分配可用时隙可能更为优越。本文通过一个具体示例，探讨何时采用事件触发方法所带来的额外复杂度是值得的。我们通过一个合成示例和 20 个模拟的倒立摆小车系统，对分析结果进行了评估。

关键词：网络控制、通信约束下的控制、事件触发式与自触发控制、无线感知与控制系统、分布式控制与估计

1. 引言

通过通信网络进行远程估计与控制时，我们必须考虑通信网络带来的约束。例如，以较高的周期频率传输信息而超出带宽，可能导致延迟增加，并提高消息丢失的概率（Hespanha 等，2007）。为此，事件触发方法（Heemels 等，2012；Gr¨une 等，2014；Miskowicz，2016；Lemmon，2010）打破了周期性范式，使系统“仅在必要时”传输信息。信息交换是否必要，通常由一个所谓的触发器来判定，例如依据估计误差进行判断。尽管这类方法能够显著减少传输的消息数量（Trimpe 和 D’Andrea，2011；Ara´ujo 等，2013；Dolk 等，2017），但它们需要额外的计算，而且必须在线为系统分配通信时隙。因此，在某些情况下，让系统轮流通信反而可能更有利。本文针对一种近期提出的事件触发方法探讨这种权衡，并在结尾讨论这一方向的后续研究。

自本世纪初以来，事件触发式估计与控制领域取得了显著发展。然而，真正将现有方法应用于无线网络的研究仍相对较少。尤其是，只有极少数研究展示了带宽节省（Baumann 等，2019a年）。两个主要挑战负责。大多数事件触发方法会即时决定是否传输消息。因此，通信系统没有时间重新分配通信时隙，实际上需要在所有时隙都为所有系统启用通信。随后，各系统可以自行决定是否使用时隙。自触发控制和状态估计方法（Velasco 等人，2003年；Wang 和 Lemmon，2009年；Mazo Jr 等人，2010年）通过在当前通信时刻宣布系统下一次需要通信的时间来应对这一问题。这样一来，通信系统便有时间动态地重新分配资源，从而节省资源（Ara´ujo 等人，2013年；Ma 和 Lu，2018年；Baumann 等人，2019a年），克服了第一个挑战。第二个挑战在于事件触发方法和自触发方法都具有二元特性：系统只能决定通信或不通信。因此，在最坏情况下，所有系统可能同时宣布需要通信，这就再次要求所有系统都能同时传输信息。在无线网络中，这可能无法实现，并会导致网络瘫痪。解决这一问题的一种方法是采用竞争解决算法（Ramesh 等人，2016年；Balaghi 等人，2018年；Mamduhi 等人，2017年；Molin 和 Hirche，2011年），例如，将通信时隙分配给误差最大的系统。类似地，预测触发（Mastrangelo 等人，2019年；Mager 等人，2021年）旨在预测通信优先级，并依据这些优先级安排通信。据我们所知，预测触发是唯一一种同时应对这两个挑战、并且已在包含真实无线网络的实验中进行评估的事件触发方法。因此，接下来我们将研究这一方法。

* 本研究由瑞典研究理事会资助的项目 *NewLEADS - New Directions in Learning Dynamical Systems*（合同编号：621-2016-06079）提供经费支持。研究还得到了 *Kjell och Märta Beijer Foundation* 的支持。

已接收的最终版本。即将发表于《IFAC世界大会论文集》，2023年。©2023年作者所有。本作品已获 IFAC 接收，将根据知识共享许可协议 CC-BY-NC-ND 发表

在 Mager 等人（2021年）的实验评估中，作者将预测触发与轮询通信进行了比较。轮询通信采用预先制定的周期性调度，使各系统轮流通信。尽管这种方案不考虑各系统在通信时的实际通信需求，但无需进行任何在线计算。此外，预测触发需要传输通信优先级以制定调度，这会给无线网络带来额外负载。因此，轮询通信虽然不依据通信需求分配时隙，却可以将全部带宽用于传输控制消息。在 Mager 等人（2021年）的研究中，与预测触发相比，轮询通信使每轮能够传输更多控制消息。

这表明存在一种有趣的基本权衡。预测触发会将时隙分配给最迫切需要通信的系统，但能分配的时隙数量较少。本文将探讨这种权衡，并推导出一个判据，用以判断何时预测触发优于轮询通信，反之亦然。

2. 问题设定

我们考虑线性时不变动态系统

$$x_i(k+1) = A_i x_i(k) + v_i(k), \tag{1}$$

其离散时间索引为 $k \in \mathbb{N}$，系统索引为 $i \in \{1, \dots, N\}$，状态为 $x_i(k) \in \mathbb{R}^n$，过程噪声为 $v_i(k) \sim \mathcal{N}(0, \Sigma_i)$，其方差为 Σ_i，且 A_i 为适当维度的状态转移矩阵。我们的目标是利用远程状态估计器（参见图 1）估计每个系统的状态 $x_i(k)$，其更新方程为

$$\hat{x}_i(k) = \begin{cases} A_i x_i(k-1) & \text{if } \gamma_i(k-1) = 1, \\ A_i \hat{x}_i(k-1) & \text{if } \gamma_i(k-1) = 0. \end{cases} \tag{2}$$

我们假设通信在专用轮次中进行，轮次间隔为一个离散时间步。因此，如果系统i 获分配一个通信时隙并决定传送其状态（$\gamma_i(k-1) = 1$），信息将在一个时间步后到达远程估计器。因此，估计器会将收到的状态向未来预测一个时间步。如果没有通信（$\gamma_i(k-1) = 0$），则估计器沿用其上一次估计进行推算。

通信决策的逻辑由传感器负责。因此，我们不仅可以在估计器处计算(2)，也可以在传感器处计算。然后，传感器可以计算误差 $e_i(k) = x_i(k) - \hat{x}_i(k)$，并将其用于我们的触发方案。

我们对系统(1)作出如下假设。

假设1。对于任意 $e_i(k)$，我们有

$$\|A_i\|^2 \|e_i(k)\| + \mathrm{Tr}(\Sigma_i) > \|e_i(k)\|.$$

正如我们将在误差分析中看到的，这一假设排除了这样一类系统：即使没有通信，其估计误差也会随时间衰减，从而使通信基本上变得没有必要。

我们考虑带宽受限的情形，即只有 $K < N$ 个系统能够同时通过网络发送其状态测量值。我们采用两种方案

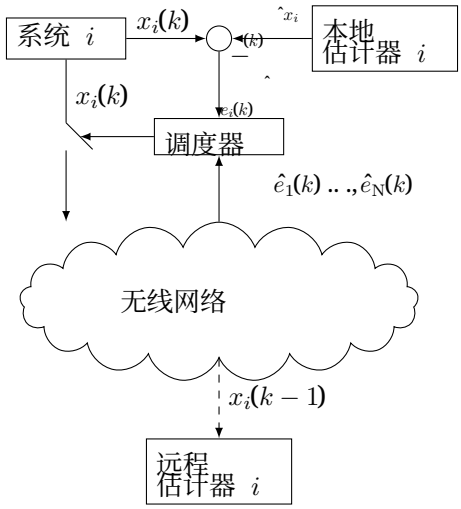

图 1. 所考虑的问题设定。我们考虑 N 个系统，其中远程估计器需要估计每个系统的状态。系统到估计器的传感器信息必须通过带宽受限的网络进行传输。

来决定将时隙分配给哪些系统：预测触发和轮询通信。对于预测触发，我们使用误差的二次范数，即$\|e_i(k)\|^2$，作为优先级指标。系统在每个通信轮次开始时交换这些优先级，以便做出有依据的调度决策。然而，交换优先级也会占用部分带宽，进一步减少通信时隙的数量。也就是说，对于预测触发，每个时间步只有 $K_{\mathrm{pred}} < K < N$ 个系统能够传输信息。随后，我们将时隙分配给二次误差范数 $\|e_i(k)\|^2$最大的 K_{pred} 个智能体。作为替代方案，我们考虑轮询通信。对于轮询通信，在第一轮中，智能体 $\{1, \dots, K_{\mathrm{per}}\}$ 将获得一个时隙；在第二轮中，智能体 $\{K_{\mathrm{per}} + 1, \dots, 2K_{\mathrm{per}}\}$ 将获得时隙，以此类推。由于这种方式不会产生额外开销，我们可以使用 $K_{\mathrm{per}} = K$ 个时隙来传输状态信息。

虽然预测触发会将时隙分配给误差最大的智能体，但在某些轮次中，这仍可能包括误差较小的智能体。同样，在轮询通信期间，实际上并不需要通信的系统也可能获得时隙。因此，在发送消息之前，我们让每个系统检查其估计误差是否超过预定义阈值 δ。对于在时刻 k 获得时隙的系统，通信决策定义为

$$\gamma_i(k) = \begin{cases} 1 & \text{if } \|e_i(k)\|^2 \geq \delta, \\ 0 & \text{if } \|e_i(k)\|^2 < \delta. \end{cases} \tag{3}$$

本文考虑所有智能体采用相同的阈值 δ，但也可以为各智能体分别设置阈值。虽然轮询和预测触发调度方案可确保遵守带宽约束，但式（3）中的触发机制还能实现节能。Mager 等人（2021）已在实际系统中实施了此类策略，并展示了其节能潜力。

本文旨在找到一个简单的准则，用于确定何时在事件触发式通信与周期性通信之间切换。这在系统动力学可能随时间变化的场景中尤为值得关注。近期研究，特别是在事件触发式通信领域，探讨了何时系统动力学发生了显著变化。随后，这些研究提出重新辨识或重新学习动力学（Solowjow 和 Trimpe，2020；Baumann 等人，2019b）。尤其在这种情况下，切换通信范式可能颇具意义，下面我们将讨论应在何时进行这种切换。

3. 误差分析

现在，我们分析周期触发和预测触发下的估计误差，并据此根据系统动力学、系统数量和带宽约束，推导出应采用哪种方案的决策。

首先，我们推导误差动力学的表达式。假设 $\gamma_i(k) = 0$。那么

$$\begin{aligned} e_i(k+1) &= x_i(k+1) - \hat{x}_i(k+1) \\ &= A_i x_i(k) + v_i(k) - A_i \hat{x}_i(k) \\ &= A_i e_i(k) + v_i(k). \end{aligned} \tag{4}$$

3.1 周期控制

在周期控制的情况下，估计误差相对容易确定。每个智能体最迟每隔 $T_{\text{per}} = \text{ceil}(N/K_{\text{per}})$ 个时间步就会获得一个时隙，其中 ceil 是将其参数向上取整到下一个整数的函数。假设系统 i 在时间步 k获得了一个通信时隙。如果它使用该时隙，当前状态就会被通信传输，从而重置误差。否则，误差小于δ。由此，我们可以得到期望二次误差的上界。

命题 2. 给定系统 (1)、估计器 (2)、轮询通信，以及系统 i 在时间 k获得的通信时隙。假设所有 i对应的估计器均以 $\|e_i(0)\|^2 < \delta$ 初始化。那么，我们有

$$\begin{aligned} &\mathbb{E}[\|e_i(k+T_{\text{per}})\|^2] \leq \\ &\|A_i^{T_{\text{per}}}\|^2\delta + \sum_{j=0}^{T_{\text{per}}-1} \|A_i^{T_{\text{per}}-j-1}\| \operatorname{Tr}(\Sigma_i). \end{aligned} \tag{5}$$

证明。利用我们假设噪声的均值为零以及柯西-施瓦茨不等式，可得

$$\begin{aligned} &\mathbb{E}[\|e_i(k+T_{\text{per}})\|^2 \mid e_i(k)] \\ &= \mathbb{E}[\|A_i^{T_{\text{per}}} e_i(k) + \sum_{j=0}^{T_{\text{per}}-1} A_i^{T_{\text{per}}-j-1} v(j)\|^2 \mid e_i(k)] \\ &= \mathbb{E}[\|A_i^{T_{\text{per}}} e_i(k) \mid e_i(k)\|^2] + \mathbb{E}[\|\sum_{j=0}^{T_{\text{per}}-1} A_i^{T_{\text{per}}-j-1} v(j)\|^2] \\ &\leq \|A_i^{T_{\text{per}}}\|^2 \|e_i(k)\|^2 + \sum_{j=0}^{T_{\text{per}}-1} \|A_i^{T_{\text{per}}-j-1}\|^2 \operatorname{Tr}(\Sigma_i). \end{aligned}$$

如果系统 i 在时刻 k 进行通信，我们就重置 e_i（k）。否则，其平方范数的上界为 δ，这证明了该结论。□

3.2 预测触发

对于预测触发，误差分析稍微复杂一些，因为没有固定的轮次来确定应为哪个系统 i 分配时隙。不过，我们可以通过假设误差增长最快的系统将是最后一个被分配时隙的系统，直观地推导出一个上界。为了将这一点形式化，我们首先定义一个增益。

定义 3。我们将系统 (1) 的增益定义为

$$\zeta_i = \|A_i\|^2\delta + \operatorname{Tr}(\Sigma_i).$$

因此，我们可以通过预测触发对误差给出上界。

引理 4。给定系统 (1)、估计器 (2) 以及基于预测触发的分配机制。假设对于所有 i，估计器均以 $\|e_i(0)\|^2 < \delta$ 初始化。定义 $T_{\text{pred}} \coloneqq \text{ceil}(N/K_{\text{pred}})$。假设系统的排序满足 $\zeta_{i-1} \leq \zeta_i$。则有

$$\begin{aligned} \mathbb{E}[\|e(T_{\text{pred}})\|^2] \leq &\prod_{j=1}^{T_{\text{pred}}} \|A_{(j-1)K_{\text{pred}}+1}\|^2\delta \\ &+ \sum_{j=1}^{T_{\text{pred}}} \prod_{s=j}^{T_{\text{pred}}} \|A_{(s-1)K_{\text{pred}}+1}\|^2 \operatorname{Tr}(\Sigma_s). \end{aligned} \tag{6}$$

证明。(6) 背后的直觉是，我们假设在第一轮中，具有最低 ζ_i的 K_{pred} 个智能体进行通信。随后，具有次高值的智能体进行通信。在每个时间步，误差都可以用当前正在通信的智能体的最小误差来给出上界，因为所有其他误差都必然更低。这个上界基于三个假设：(i) 按照 ζ_i 递增的顺序安排智能体通信会导致最大误差；(ii) 没有智能体会通信两次；(iii) 在 $k = T_{\text{pred}}$ 之后观察到的任何误差，也将由 $e(T_{\text{pred}})$ 的上界限定。下面我们将证明这些假设均成立。

对于第一种情况，假设增益最高的智能体在第一轮进行通信。那么，它们的误差上界为

$$\mathbb{E}[\|e_i(1)\|^2] \leq \|A_i\|^2\delta + \operatorname{Tr}(\Sigma_i).$$

根据假设1，这一上界不超过 (6)。对于所有其他智能体 j，我们有

$$\begin{aligned} \mathbb{E}[\|e_j(1)\|^2] &\leq \|A_j\|^2\delta + \operatorname{Tr}(\Sigma_j) \\ &\leq \|A_i\|^2\delta + \operatorname{Tr}(\Sigma_i), \end{aligned}$$

也就是说，它们自身的增益给出的上界比进行通信的系统的增益给出的上界更紧。因此，它们的误差也不超过 (6)。在 T_{pred}，仍假设每个系统至多通信一次，现在假设增益最低的系统进行通信。这些系统的估计误差上界为

$$\mathbb{E}[\|e_j(T_{\text{pred}})\|^2] \leq \|A_j^{T_{\text{pred}}}\|^2\delta + \sum_{\ell=1}^{T_{\text{pred}}} \|A_j^{T_{\text{pred}}-\ell-1}\|^2 \operatorname{Tr}(\Sigma_j),$$

这显然受式（6）给出的上界约束，因为该系统的增益是式（6）中使用的最低增益。如果在 T_{pred} 处有一个增益更高的系统正在通信，那么在某个 k 处，该系统的误差增益必然曾受最低增益系统的增益上界约束（准确地说，

是在那些系统进行通信时）。因此，这一误差也必然受式（6）给出的上界约束。

其次，假设在某个 k，系统 j 收到了第二个时隙。那么，我们有

$$\mathbb{E}[\|e_j(k)\|^2] \le \|A_j^{k-1}\|^2\delta + \sum_{\ell=1}^{k-2}\|A_j^{k-\ell-2}\|^2 \operatorname{Tr}(\Sigma_j).$$

根据假设 (i)，在系统 j 首次通信之后进行通信的所有系统，其增益都大于或等于 j 的增益，因此该值由 (6) 给出的上界约束。因此，一个系统通信两次会导致误差上界降低或保持不变。

现在考虑最后一个假设。第一轮中，每个智能体开始时的误差都低于 δ，我们考察了在最不利通信顺序下该误差的最坏增长情况。所有在T_{pred} 之前进行通信的系统，此后都会以自身的增益使误差增长，因为这个上界比当前通信系统的上界更紧，而当前通信系统的增益更大。因此，最坏情况是所有系统具有相同的增益。然而，即便如此，在 $k = 1$ 进行通信的系统仍可能获得或未获得 $k = T_{\mathrm{pred}} + 1$时隙。前一种情况下，这又会形成一个 T_{pred}的周期，即得到相同的上界 (6)。后一种情况下，其误差将由另一个更早获得时隙的智能体给出的上界约束，也就是说，其误差将低于 (6)。□

3.3 权衡

根据误差上界，我们现在可以权衡周期触发和预测触发。一般来说，如果对于所有 i、j 和 $T_{\mathrm{pred}} = T_{\mathrm{per}}$，我们都有一个满足 $A_i = A_j$、$\Sigma_i = \Sigma_j$ 的同质系统，那么最终得到的误差上界相同。这也意味着，由于通常情况下 $T_{\mathrm{pred}} > T_{\mathrm{per}}$，预测触发在异质智能体场景中最为有效。在周期触发中，最大误差由增益最高的系统 ζ_i 在 T_{per} 内累积的误差决定。在预测触发中，如果可能在系统 i 之前被分配时隙的其他智能体增益显著较小，那么这个上界就会更低。

这在具有同质系统和扰动的场景中同样成立。例如，负载扰动作用于部分智能体时，我们可以将其建模为部分 v_i 的均值非零。此时，周期触发中的误差由增益最大的智能体决定，而预测触发可以为遭受负载扰动的智能体分配更多时隙。

这与 Mager 等人（2021年）的实验结果相符。在这些实验中，20 个倒立摆小车系统试图使各自的小车位置同步。由此形成的多智能体系统是异构的，因为其中六台倒立摆小车是来自两家不同制造商的实体系统，另外 14 台则是线性仿真。不过，差异相对较小，因此在实验中，预测触发和周期触发的性能几乎相同。在这种情况下，作者为预测触发每轮分配了两个通信时隙，为周期触发分配了三个。在第二个实验中，其中一个仿真系统被固定在特定位置，也就是说，v_i 中对应小车位置的部分具有非零均值，而估计器仍使用公式（2）。于是，该系统需要更多通信时隙，因此预测触发的性能显著优于周期触发。

Mager 等人（2021）中的一般设定略有不同，因为它并非纯粹的估计场景。这表明，本文所得结果适用于更一般的情形。

这项分析得出的定性结论——当存在扰动或异构系统时，事件触发机制最为有效——符合直觉。此外，命题 2 和引理 4 提供了一种量化这种结论的方法，可用于在运行时切换事件触发式通信与周期性通信。

4. 实证评估

我们通过两个示例展示预测触发与周期性轮询通信之间的差异。首先，我们考虑一个合成示例作为概念验证。然后，我们转向一个包含模拟倒立摆小车系统的设定。

4.1 合成示例

对于合成示例，我们考虑 20 个同质线性时不变系统，如式（1）所示。我们从区间 $[-1, 1]$ 中均匀采样 A_i 的各个元素，设定 $\Sigma_i = \sigma_i I_4$，其中 $\sigma_i = 1$ 对所有 i 均成立，且 I_4 为 4×4 单位矩阵，$K_{\mathrm{per}} = 5$、$K_{\mathrm{pred}} = 2$ 和 $\delta = 0.1$。经过 100 次迭代后，我们设定 $\sigma_{\mathrm{N}} = 0.5$；再经过 100 次迭代后，对所有 $i \ge 5$ 设定 $\sigma_i = 0.2$。

我们比较周期性轮询通信、预测触发和自适应方案的性能。我们假设能够检测到动力学变化，并重新识别系统，例如使用 Solowjow 和 Trimpe（2020）提出的算法。这样，所有估计器都可以使用实际的系统矩阵进行状态估计。每当动力学发生变化时，我们还会比较命题 2 和引理 4 中的误差。最初，各系统是同质的，因此利用周期性通信中较多的时隙是有利的。因此，在前 100 次迭代中，自适应方案与周期性方案相同。在 σ_{N} 次变化后，它切换到预测触发，并为系统 N 分配更多时隙。第二次变化后，自适应方案恢复为周期性通信。

图 2 展示了每个时间步二次误差的均值。可以看到，开始时过程噪声相对较小，周期触发和预测触发的误差相近。100 轮迭代后，我们设置了 $\sigma_{\mathrm{n}} = 0.5$，情况随之发生变化。此时，有一个系统对通信的需求显著更高。预测触发能够适应这一情况，从而减小误差。为所有 $i \ge 5$ 设置 $\sigma_i = 0.2$ 后，情况再次改变。此时，对通信需求较高的系统数量增加，超过了预测触发所能服务的数量。因此，轮询通信成为更优选择，并能使误差保持在较低水平。自适应方案始终会选择更优的选项。

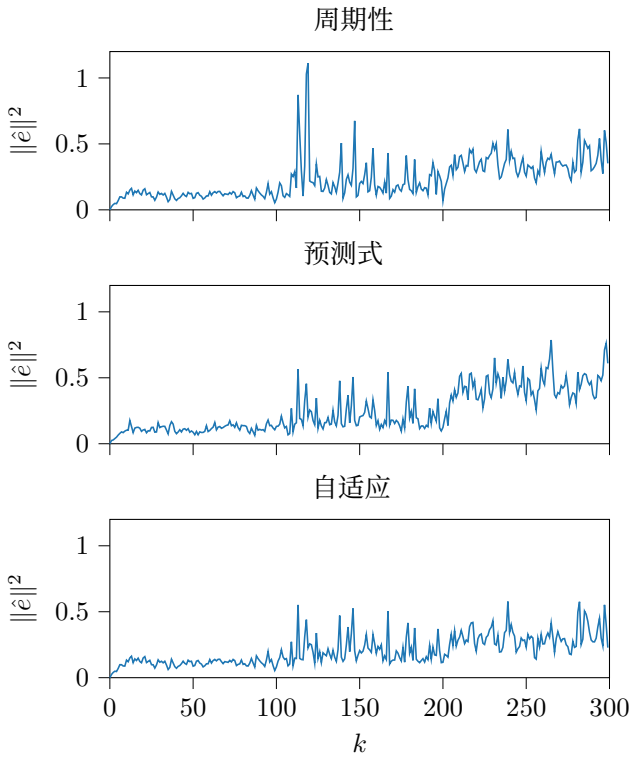

图 2. 采用不同触发方案的 20 个系统的二次误差均值。开始时，轮询通信和预测触发的性能相近。在 σ_{N} 发生变化后，预测触发更能满足异构系统的需求；而当 15 个系统同时发生变化σ_i时，轮询通信所提供的更多通信时隙则更有利。自适应触发始终会选择更优的方案。

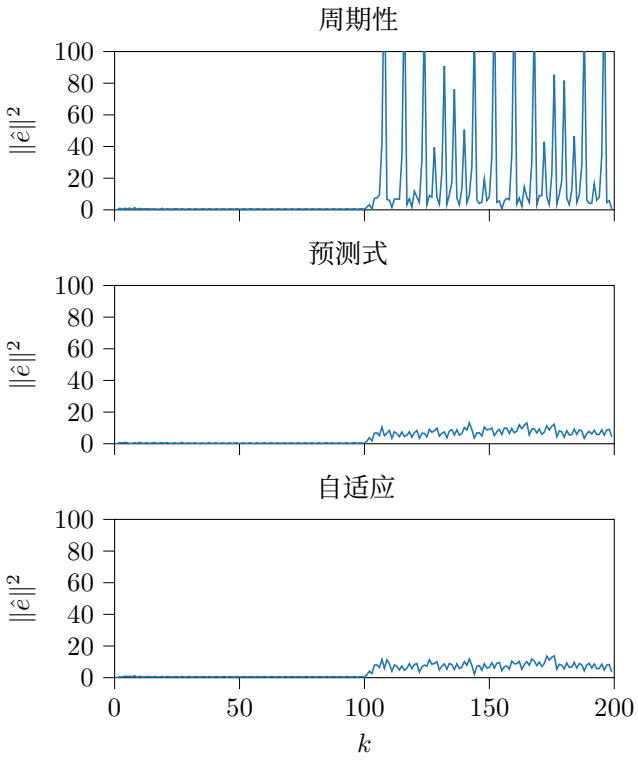

图 3. 不同触发方案下 20 个倒立摆系统的二次误差均值。起初，各方案的误差几乎相同。在五个系统的动力学发生变化后，预测触发优于周期触发。此外，自适应方案始终会选择更优的选项。

4.2 倒立摆小车

接下来，我们考察广泛研究的倒立摆小车系统。我们使用 Mujoco（Todorov 等，2012）物理引擎对 20 个倒立摆小车进行仿真。我们假设开始时所有系统的物理参数相同，但在 100 个时间步后，将五辆小车的质量除以三。系统由经过人工调参的状态反馈控制器控制；在动力学变化前后，我们分别通过最小二乘法辨识系统矩阵。为了增加远程状态估计器的任务难度，我们在倒立摆小车的输入中加入正弦波。在此示例中，我们设置 $K_{\mathrm{per}} = 5$、$K_{\mathrm{pred}} = 4$ 和 $\delta = 0.01$。开始时，周期触发的最坏情况误差仍然较低；动力学发生变化后，预测触发的误差则较低。

图 3 展示了三种方案的二次误差均值。当多智能体系统具有同质性时，我们可以看到不同触发方案之间的差异微乎其微。然而，动力学发生变化后，预测触发的表现显著优于周期触发。因此，在此情况下，如果系统动力学发生变化，在线评估应选择哪种触发方案也是有意义的。

5. 讨论

本文研究了这样一种权衡：通过事件触发方法做出有依据的通信决策，需要牺牲部分带宽用于调度用途；而缺乏依据的周期调度则可以利用全部带宽传输控制消息。我们推导出一个判据，可用于判断对于给定的多智能体系统和通信网络，哪种采样方案更优。

本文的分析针对一种特定的事件触发式方法展开，并定义了一种基于最坏情况误差界的判据。这只是该领域进一步研究的起点。例如，可以不研究最坏情况性能，转而考察平均性能指标。另一个可行的判据是鲁棒性指标。事件触发式方法支持在线调度，因此能够立即响应扰动。然而，当大量系统受到扰动影响时，例如一阵风袭击无人机群，周期触发仍可能更优，因为其每轮发送的消息更多。

本文研究了一种场景：我们将可用时隙分配给智能体，以避免带宽过载。一种正交的方法是让智能体通过事件触发机制传输信息，并接受这样的风险：如果太多系统同时尝试通信，消息可能无法送达。这通常称为

去中心化调度，Leong 等人（2016年）曾对此进行研究。此时，我们不再为每轮分配不同数量的时隙，而是针对事件触发式通信和周期性通信设置不同的消息丢失概率。这些概率可以像本文所做的那样进行权衡。

在本研究中，我们考察了一种先进的事件型通信方法的性能，并将其与一种相对简单的周期触发方案进行了比较。具体而言，该周期方案始终为每个系统分配相同数量的带宽。另一种做法是设计根据系统动力学来分配时隙数量的方案。这样，当动力学发生变化时（如我们的评估示例所示），该方案便可以进行调整。此类方案的开发留待未来研究。

参考文献

Ara´ujo, J., Mazo, M., Anta, A., Tabuada, P., and Johans- son, K.H.（2013年）。非周期无线控制系统的体系结构、协议与算法。IEEE《工业信息学汇刊》，10(1)，175–184。Balaghi, M.H., Antunes, D.J., Mamduhi, M.H., Hirche, S., 等（2018年）。共享竞争型网络上事件触发控制的去中心化一致策略。载于 IEEE 决策与控制会议。Baumann, D., Mager, F., Zimmerling, M., and Trimpe, S.（2019a年）。控制引导通信：多跳无线控制系统中的高效资源仲裁与分配。IEEE《控制系统快报》，4(1)，127–132。Baumann, D., Solowjow, F., Johansson, K.H., and Trimpe, S.（2019b）。采用模型学习的事件触发脉冲控制（如有必要）。载于美国控制会议，792–797。Dolk, V.S., Ploeg, J., and Heemels, W.M.H.（2017年）。用于串稳定车辆编队的事件触发控制。IEEE《智能交通系统汇刊》，18(12)。Gr¨une, L., Hirche, S., Junge, O., Koltai, P., Lehmann, D., Lunze, J., Molin, A., Sailer, R., Sigurani, M., St¨ocker, C., and Wirth, F.（2014）。事件触发控制。载于 J. Lunze（编），《数字联网动态系统控制理论》，169–261。施普林格。Heemels, W.P.M.H., Johansson, K.H., and Tabuada, P.（2012）。事件触发控制与自触发控制导论。载于 IEEE 决策与控制会议，3270–3285。Hespanha, J.P., Naghshtabrizi, P., and Xu, Y.（2007）。网络化控制系统近期研究成果综述。IEEE 会刊，95(1)，138–162。Lemmon, M.（2010）。控制、估计与优化中的事件触发反馈。载于 A. Bemporad, M. Heemels, and M. Johansson（编），《网络化控制系统》，控制与信息科学讲义第406卷，293–358。施普林格。Leong, A.S., Dey, S., and Quevedo, D.E.（2016）。数据包丢失情况下基于方差的事件触发估计中的传感器调度。IEEE《自动控制汇刊》，62(4)，1880–1895。Ma, Y. and Lu, C.（2018）。工业无线传感器-执行器网络中的高效整体控制。载于 IEEE 工业互联网国际会议，89–98。Mager, F., Baumann, D., Herrmann, C., Trimpe, S., and Zimmerling, M.（2021年）。突破带宽限制的扩展：过载情况下具有稳定性保证的无线控制。ACM《网络物理系统汇刊》，6(3)，30。Mamduhi, M.H., Molin, A., Toli´c, D., and Hirche, S.（2017年）。资源感知多回路网络化控制系统中的误差相关数据调度。《自动化》，81，209–216。Mastrangelo, J.M., Baumann, D., and Trimpe, S.（2019年）。资源受限多智能体系统分布式控制的预测触发。IFAC网络化系统分布式估计与控制研讨会，52(20)，79–84。Mazo Jr, M., Anta, A., and Tabuada, P.（2010年）。线性控制器的 ISS 自触发实现。《自动化》，46(8)，1310–1314。Miskowicz, M.（2016）。《事件触发控制与信号处理》。CRC出版社。Molin, A. and Hirche, S.（2011）。基于竞争的通信条件下大规模系统分散式事件触发控制器的优化设计。载于 IEEE 决策与控制会议及欧洲控制会议，4710–4716。Ramesh, C., Sandberg, H., and Johansson, K.H.（2016）。事件触发系统网络的性能分析。IEEE《自动控制汇刊》，61(11)，3568–3573。Solowjow, F. and Trimpe, S.（2020）。事件触发学习。《自动化》，117，109009。Todorov, E., Erez, T., and Tassa, Y.（2012）。Mujoco：一种用于基于模型的控制的物理引擎。载于 IEEE/RSJ 智能机器人与系统国际会议，5026–5033。Trimpe, S. and D’ Andrea, R.（2011）。分布式事件触发状态估计算法的实验演示。载于 IFAC世界大会，8811–8818。Velasco, M., Fuertes, J., and Marti, P.（2003年）。实时控制系统的自触发任务模型。载于 IEEE实时系统专题讨论会的进行中工作会议，67–70。Wang, X. and Lemmon, M.D.（2009）。具有有限增益 $\mathcal{L}_2$ 稳定性的自触发反馈控制系统。IEEE《自动控制汇刊》，54(3)，452–467。