类生命计算系统中可迁移性的量化方法

Martin Goller[1] 和 Sven Tomforde[1]

[1]智能系统，基尔克里斯蒂安-阿尔布雷希特大学¨，德国
goller.cau@gmail.com/ st@informatik.uni-kiel.de

arXiv:2301.12854v1 [cs.MA] 30 Jan 2023

摘要

类生命计算系统的基本思想，是将生命系统中的概念迁移到技术应用中，其范围甚至超越了现有的自适应与自组织（SASO）概念。因此，这些系统变得更加自主且可变，甚至能够在运行时迁移实际的目标函数。要保持可控性，就需要针对自适应与自组织（SASO）方面，尤其是类生命属性，对系统行为进行完整且动态的（自我）量化。本文讨论了此类度量指标的可能方法，并建立了第一个用于衡量可迁移性的度量指标。我们通过示例应用分析该度量指标的行为，并表明它适合用于描述系统在运行时的行为。

一、引言

过去二十年来，技术系统的行为日益趋于自主 [Zhang 等人（2017年）]。一方面，这提高了人类管理员对系统的可控性，因为行为的自适应和系统结构的自组织由技术系统自身实现（这里统称为自适应与自组织能力）。另一方面，这也使解决方案更加复杂，因为这些自主的自适应与自组织能力必须经过开发、监控和控制[Serugendo 等人（2011）]。Organic [M¨uller-Schloer 和 Tomforde（2017年）] 以及自主计算 [Kephart 和 Chess（2003）]等倡议所开展的工作便是其中的例子。

尽管自适应与自组织技术的可用性和能力不断增强，我们仍面临重大挑战：系统之间的互联日益紧密，需要与未知的其他系统交互，被用于解决新问题，或在运行时进行定制。所有这些都进一步增加了复杂性，并严重削弱了可控性。类生命计算系统的愿景 [Stein 等人（2021）]旨在通过进一步增强自主性来应对这些挑战——将生命系统的原理应用于技术领域，使系统能够自主改变并承担新任务。

除了对系统开发和运行的影响之外，如何监测此类系统行为的问题也日益受到关注。从对类生命系统行为各方面进行量化入手，关注重点在于行为的自我解释，这是未来类生命计算系统的一个基本方面。

在以往的工作中，我们提出了一种用于运行时监控 SASO 系统的量化框架。除了经典的性能指标，该框架还能够对相关的 SASO 行为进行描述。我们建议以此为基础，进一步研究适用于类生命计算系统的量化框架。本文朝着这一方向迈出一步，结合类生命系统总结现有框架，并提出一种新的可迁移性度量指标，用以衡量系统适应另一个问题领域的程度。

本文其余部分安排如下：第2节结合类生命计算系统，重新审视用于宏观层面行为评估的测量框架，其中包括基本系统模型的定义，以及现有适应性行为度量指标的定义。随后，第3节介绍构建类生命系统扩展测量框架的思路。第4节则提出一种新颖的可迁移性度量指标。第5节通过若干仿真场景分析并呈现系统行为。最后，第6节总结全文，并展望未来工作。

II. 类生命系统宏观层面行为评估的测量框架

我们提出的量化类生命技术系统系统属性（并为自解释机制奠定基础）的方法，以一个整合框架为基础，该框架建立在标准的面向性能的度量之上。我们对与适应性和演化行为相关的外部可观测方面进行建模，并检测运行期间发生的变化。为此，本节首先介绍我们的系统模型，这是我们目前所采用的模型，也可作为未来拟生命系统的基础。随后，我们借助该系统模型，说明量化系统属性的现有方法和潜在方法。

系统模型

本文采用有机计算领域的概念 [M¨uller-Schloer 和 Tomforde（2017年）]，将技术系统 S 定义为由 A 能够根据对内部和外部条件的自我感知来调整自身行为的自主子系统 a_i 所构成的集合。我们进一步假设，这样的子系统是一个能够与其他实体交互的实体，即与其他系统交互，包括硬件、软件、人类以及具有自然现象的物理世界。这些其他实体被称为给定系统的环境 。系统边界 是系统与其环境之间的共同界线。

每个 $a_i \in A$ 都配备了传感器和执行器（包括物理设备和虚拟设备）。在内部，每个 a_i 由两部分组成：负责实现系统基本目的的生产系统部分 执行部分，以及用于控制执行部分行为（即执行自适应）并决定与其他子系统之间关系的控制机制 控制机制。与其他系统模型相比，这对应于 Organic Computing（OC）术语中被观察和控制的系统（SuOC）与观察器/控制器组合体之间的关注点分离[Tomforde 等人（2011）] [Tomforde 等人（2017b）]，或者 Autonomic Computing 术语中受管理资源与自主管理器之间的关注点分离 [Kephart 和 Chess（2003）]。图1通过输入和输出关系展示了这一概念。用户通过提供效用函数或目标函数 U来描述系统目的，该函数决定子系统的行为。用户通常不会采取进一步行动来影响子系统的决策。实际决策由生产系统和控制机制根据外部和内部条件，以及与其他子系统交换的消息作出。我们将每个子系统建模为自主运行，即整个系统中不存在控制层级。请注意，在本文的语境下，执行部分必须具有明确的局部配置——这反过来也限制了所提方法的适用范围。此外，每个子系统都必须提供对配置的读取权限。

在每个时刻，每个 a_i 的生产系统都通过一个向量 c_i 进行配置。该向量为每个控制变量指定一个具体值，这些变量可用于引导行为，而不受参数具体实现形式的影响（例如，实数、布尔值/标志、整数或类别变量）。每个子系统都有自己的配置空间，即一个 n 维空间，用于定义配置向量的所有可能实现形式。整体系统 S 中所有子系统当前配置向量的组合，定义了 S的联合配置。我们假设配置向量仅由不同的 CM 进行修改，即在各子系统本地完成，且这些修改是 CM自适应过程的结果。

该系统模型描述了一种基于

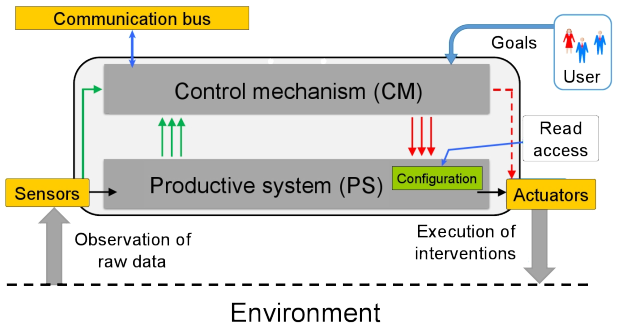

图1：Tomforde 等人（2011） [中的子系统 a_i]示意图。传感器和执行部分（PS）指向控制机制（CM）的箭头表示观测流，而控制机制指向执行部分和执行器的箭头表示控制流。虚线箭头强调一条通常不会使用的可能路径。图中未示出：控制机制能够通过通信总线与共享环境中的其他控制机制通信，以交换传感器读数等信息，并协商策略。

自适应与自组织系统领域当前最先进技术的方法。我们假设，针对更类生命系统的持续研究将改变底层技术以及调整更高层级设计决策的可能性方面的边界，但很可能不会产生全新的设计概念。反过来，我们假设，诸如控制机制如何根据其“环境生态位”的特征演变等根本性问题将会出现，但控制机制与执行部分之间的关注点分离仍将清晰可见。

标准度量

通常，在量化技术系统的行为时，首先要衡量的方面是系统的主要用途，以及系统朝着这一目标运行时的性能。

根据 McGeoch 在[McGeoch（2012）], 提出的分类，我们可以区分两种性能指标：解的质量 和解所需时间。第一项指标说明当前任务的解有多好，但并未说明所耗费的时间。反之，后一项指标则不涉及解的质量。

此外，系统行为的这两个方面还可以通过更具理论性的方法进行考察。例如，可以用 O(n)表示法对运行时或内存复杂度进行量化。还可以进一步验证底层过程，即量化其保证，例如以覆盖率或可保证行为的程度来衡量。另一种方法是 Nafz 等人 [Nafz 等人（2011）] 提出的“恢复不变式方法”，它为自组织行为建立了一个形式化框架，可作为量化的基础。

此外，还可以使用特定的度量指标对系统的鲁棒性、韧性及其行为进行量化。有机计算系统领域的一个例子见于 [Tomforde 等人（2018）]。

基于自适应的度量

由于 SASO 系统中的职责分离——CM 自主做出决策，而 PS 负责执行这些决策——针对 SASO 系统的研究促使测量框架扩展，纳入了若干 SASO 专用度量指标。例如，Kaddoum 等人 [Kaddoum 等人（2010）] 讨论了为 SASO 的用途改进经典性能度量指标的必要性，并提出了适用于自适应系统的专用度量指标。他们区分了“名义”情形和“自适应”情形及其关系：该方法通过比较运行时间与适应时间来确定所需工作量。Camara 等人针对软件架构场景，对其中一些已开发的度量指标进行了详细研究 [C´amara 等人（2014）]。此外，成功情况、适应性工作量以及自主性的测量方法也得到了研究，例如参见 [Gronau（2016）]。

除了这些基于目标和工作量的度量指标外，还有若干其他测量方法用于考察一组自主子系统的宏观层面行为。最重要的包括：

a) 涌现基本上被描述为自组织实体通过微观交互产生宏观行为 [Holland（2000年）]的过程。在 SASO 系统的语境中，这指的是系统整体行为中模式的形成，例如。量化方法的示例包括 [Mnif 和 M¨uller-Schloer（2011）]以及[Fern´andez 等人（2014）]。在生命量化的语境中，Fernandez [Fern´andez 等人（2013）] 介绍了基于涌现的 自创生度量。

b) 自组织可以表示为构成整体 SASO 系统的自主子系统在没有外部控制的情况下决定系统结构的程度，其中结构表现为单个子系统之间的交互/合作/关系[M¨uller-Schloer 和 Tomforde（2017）]。采用静态方法的量化方法示例可参见 [Schmeck 等人（2010）]。关于采用动态方法的方法，请参见 [Tomforde 等人（2017a）]。De Wolf 和 Holvoet（2004） [对自组织及其与涌现的关系进行了另一种讨论]。

c) 可扩展性 是一种属性，用于界定参与者数量大幅增加时，底层机制在多大程度上仍然有效。例如，可以通过控制开销受到的影响来衡量这一点。

d) 可变性 或异质性 是指单个子系统群体的术语，着重于子系统在行为、能力或所采用策略方面的差异。示例见[Schmeck 等人（2010）] 和 [Lewis 等人（2015）]。

e) 分布式自主子系统之间的相互影响 表明，一个子系统的决策会对另一个子系统产生影响（例如，影响效用实现的程度） [Rudolph 等人（2019）]。基于依赖度量的量化技术示例见 [Rudolph 等人（2016）]。

f) 自适应是指系统根据环境条件改变其行为的能力，通常是为了提高效用函数。Schmeck 等人（2010）在 [Schmeck 等人（2010）] 中提出了一种静态方法，用于界定自适应性的程度。下一节将介绍动态方法。

适应行为的量化

拟生命系统的一个关键部分是对其环境的适应。这种自适应背后的机制通常对用户隐藏起来。当用户观察拟生命系统一段时间后，可能会形成对系统“正常（适应）行为”的认识。此时，如果用户发现系统的行为偏离以往，便可能会产生疑问：这种偏差是由异常过程导致的，还是仍可视为正常现象。

要回答这个问题，我们需要通过测量来识别系统中的异常适应过程。在先前的工作中，我们提出了几种用于此目的的度量：配置稳定性 [Goller 和 Tomforde（2020）], 配置可变性 [Tomforde 和 Goller（2021a）], 配置一致性 [Tomforde 和 Goller（2021b）] 以及参数利用率 [Goller 和 Tomforde（2022）]。

这四种度量基于这样一种观点：自适应的内部机制不可观测，因此可以视为随机过程。这个过程会生成一个配置向量，随后由执行部分对其进行处理。因此，这些度量的依据是系统配置的时间序列。配置稳定性可应用于异质系统。其他三种度量则要求所有配置的维度相同，且各条目含义一致。这些度量旨在检测随时间发生的变化。因此，具体数值并不太重要；重要的是数值的时间序列，以及这些时间序列中显著的变化。对于以下定义，令 t 表示一个固定的时间点，并令 S 表示所有子系统的集合。此外，我们将单个子系统称为智能体。

配置稳定性 配置稳定性度量计算活跃子系统数量的方差。在此情形下，为了定义“活跃”，我们取当前时间窗口和前一个时间窗口中的配置，将它们视为随机过程的变量，然后据此构建概率密度（即采用 Parzen 窗方法 [Parzen（1962）]），比较这些概率密度（即使用 Kullback-Leibler 散度 [Bishop（2011）]），并将概率密度差异超过

给定阈值 ε的智能体定义为“活跃”。遵循 Kinoshita 的思路 [Kinoshita（2015）], , 设 N 为智能体总数， n_t 为活跃智能体数量，我们将活跃因子定义为 $z_t := \frac{2 \cdot n_t - N + 1}{2 \cdot N}$。活跃因子大致相当于活跃智能体所占的比例。利用活跃因子，我们针对给定的窗口大小参数 M计算波动 ξ_t：$= z_t - \frac{1}{M} \cdot \sum_{i=0}^{M-1} z_{t-i}$。最后，配置稳定性度量 定义为波动的方差：$\nu_t := \frac{1}{M} \sum_{i=0}^{M-1} \xi_{t-i}^2 - \left(\frac{1}{M} \sum_{i=0}^{M-1} \xi_{t-i} \right)^2$。简而言之：如果子系统的配置随时间变化不大，就称其稳定。活跃子系统数量的波动方差时间序列中的峰值，是出现异常适应行为的一个指标。更多详情请参阅 [Goller 和 Tomforde（2020）]。

配置可变性 对于这一度量，我们假设“正常”的适应过程只会造成配置中的微小变化。现在，如果我们对适应前后的配置向量进行聚类，可能会发现所得簇的数量或直径发生变化。如果这种变化足够显著，就可以作为异常适应行为的一个指标。

不同的聚类算法可能产生不同的结果，而且配置向量中的微小变化也可能导致截然不同的结果。为解决这一问题，该度量采用固定的簇数量，然后计算平均质心距离。令 k 为簇的数量， X_i 为单个簇（$1 \leq i \leq k$）， C_i 为 X_i的质心。首先，计算X_i 中每个数据点 p 到 C_i的距离，将这些距离相加，再除以簇的数量：$s_k : = \frac{\sum_{i=1}^{k} \left(\sum_{p \in X_i} \|p - C_i\| \right)}{k}$。对 $1 \leq k \leq k_{max}$ 使用 $\overline{k_{max} : = ceil\left(\sqrt{\downarrow S|}\right)}$重复这一过程。最后，我们将配置可变性 c_v 定义为 s_k 在 $k = 1...k_{max}$ 的聚类上的平均值，即 $c_v : = \sum_{k=1}^{k_{max}} s_k / k_{max}$

配置一致性 在此，我们再次假设，正常的适应只会使最终的配置向量发生微小变化。因此，对于这一指标，我们只需计算所有配置的统计方差：

令 S $x_s \in \mathbb{R}^n$ t $s \in$ 为子系统在时间点 的配置向量。令 : ˆ 为所有配置向量的统计方差。$v_S = \sigma_S^2 = |S|^{-1} \cdot \sum_S \|x_s - x\|^2$ 随后，我们将系统的配置一致性 c_{conf} 定义为 $c_{conf} := \frac{1}{1 + v_S}$。$C_{conf}$ 的值介于 (0; 1] 之间，且当所有配置向量完全相同时取值为 1。因此，数值越高，一致性越高。更多详情请参见 [Tomforde 和 Goller（2021b）]。

参数利用率 对于这一度量，我们取配置向量中单个条目 j 可能的取值范围 $V_j := max(c_j) - min(c_j)$。该值要么在设计时固定，要么受物理限制（例如，所用电机在物理上可能达到的最高速度）所决定。

然后，我们固定一个从 $t - L$ 到 t 的时间窗口，并取在此期间系统中的智能体实际采用的取值范围$V_{j,\ t}$：$= max_{t-L \to t}(c_j) - min_{t-L \to t}(c_j)$。随后将全局参数使用情况 $U_{j,\ g}$ 定义为$U_{j,\ g} := V_{j,\ t} / V_j$。

平均参数使用率 $U_{j,a}$ 定义为$U_{j,a} := \sum_{a_i \in A} V_{j,t,a_i} / ($ $V_j \cdot |A|)$，其中 A 为智能体集合， a_i 为单个智能体，$V_{j,t,}$ $_{a_i}$ 为配置参数 j 在该时间段内于单个智能体 a_i 的配置中取值的范围。这是已取值范围的平均大小除以总可能范围。更多详情请参见 [Goller 和 Tomforde（2022）]。

这两种度量同样基于这样一种观点：实际采用的配置值范围发生显著变化，表明出现了异常行为。

III. 类生命计算系统的扩展测量框架

考虑到类生命技术系统的概念及其所需能力，现有度量指标集可能不足以涵盖其全部行为。尤其是，我们需要研究衡量类生命属性的新技术。尽管目前尚无关于类生命计算系统的确切定义，但我们可以通过考察意图转化为技术应用、且超越基于 SASO 的可扩展性、适应性、组织性或稳健性问题的“生命特质”，来探讨测量框架中缺少哪些内容。

可能的量化方面

迄今为止，我们已将以下类生命系统的方面确定为值得进一步研究的方向：

a) 类生命系统会尝试适应其赖以生存的生态位。适应结果可以用“生态位适应度”或“生态位适宜度”来衡量。

b) 拟生命系统会随时间演化。因此，另一项衡量指标应旨在量化演化行为本身。演化的一个原因是适应生存生态位。因此，这项指标可以与“生态位适应度”相关。演化的另一个原因可能是系统主要目的的变化。因此，量化演化行为的第二个方面是系统主要目的的覆盖率。后一种情况延续了有机计算倡议中提出的理念，该倡议在定义“灵活性”这一属性时，关注的是 SASO 系统应对不断变化的目标函数的能力 [Becker 等人 (2012)]。

c) 演化过程意味着系统以某种方式被转换（或者更准确地说：自行转换）。除了描述这一时间过程之外，还可以基于设计进行更静态的度量，以确定其“可转换

性”，即系统在运行过程中能够演化的自由度。

d) 这种拟生命的演化行为是在环境条件下进行的，其中包括开放系统组合中其他子系统的存在。因此，拟生命系统的部分决策涉及当前如何集成到此类组合中，从而形成“自我改进的系统集成” [Bellman 等（2021）]。尽管目前尚无可用的集成度量指标，但近期研究表明，这种集成状态很可能是一个多目标函数，并基于 SASO 度量 [Gruhl 等（2018）]语境中提及的度量指标构建。

e) 拟生命特征会影响系统的设计与运行方式。与当前做法不同，当前做法会做出与设计相关的决策，并为自*机制提供自由空间；设计时决策本身也需要能够由系统撤销或更改，从而体现出一定的可逆程度（以静态方式衡量）或变化程度（即设计已被改变的幅度）。

f) 我们预计，在未来的某个时候，拟生命系统将会接到需要与其他拟生命系统交互的任务。因此，这将形成彼此交互、甚至与人类交互的系统群体。届时，“社会行为”这一概念将变得重要，这意味着有必要衡量社会行为与能力。

IV. 可迁移性的量化测度

SASO 系统的生存生态位由两部分定义：SASO 系统运行的实际环境，以及赋予该系统的目标。如果系统经历环境的剧烈且突然变化，或被赋予新的系统目标，就必须应对新的生存生态位。本节将介绍一种衡量拟生命系统从一个生态位迁移到另一个生态位的可迁移性的方法。

审视现实世界，我们可能会发现对可迁移性的若干种定义。一个很容易想到的定义是：与环境依赖关系较弱的系统，比性能受环境显著影响的系统更容易迁移到新的环境中。

Fernandez 举了一个例子 [Fern´andez et al. (2013)]：细菌大多可以独立繁殖。相比之下，病毒高度依赖宿主进行繁殖。因此，显然可以通过环境与系统状态之间的某种关系来定义可迁移性。由于系统本身会随时间推移而通过自适应和自组织发生变化，我们可以认为，可迁移性的概念并非静态不变。

SASO 系统运行时，会观察环境和自身的内部状态，随后创建一个新的内部状态（该状态可能与先前的状态相同）。所有这些状态都可以视为信息，最迟在它们被转换为适用于硬件中必要计算的表示形式后即可如此看待。因此，我们可以为它们赋予信息论度量，例如涌现或复杂性。

以下内容将采用 [Fern´andez et al. (2013)] 给出的这些度量定义：对于一个由有限字母表 A 上的字符串 $X = x_0x_1...$ 表示的信息，其长度为 n，涌现度 E 定义为归一化信息熵 I，其表达式为：$E := I = -K\sum_{i=1}^{n} p_i \, log \, p_i$ 其中，p_i 是符号 x_i 在 X 中出现的概率，K 为归一化因子。复杂性 C 定义为 $C := 4 \cdot E \cdot (1 - E)$。

现在，我们可以将可迁移性度量 定义为环境复杂性与系统配置复杂性（作为对内部状态的表示）之间的（皮尔逊）相关性。对于给定的时间点，并使用复杂性过去值的有限列表进行计算：

设 X_i 为时间点 i 的系统状态，Y_i 为环境状态。设 t 为一个固定时间点，设 $X = \{X_j\}$ 和 $Y = \{Y_j\}$（$t - l \geq j \geq t$）为给定时间窗口内的状态集合，该时间窗口的大小为 l。

设 $c := Corr(X, Y)$ 为 X和 Y的相关系数。于是，我们将系统的可迁移性 定义为

$$T := 1 - |c| \tag{1}$$

因此，当 X 和 Y 的相关性较低、彼此大多独立时，可迁移性会取较高值。这体现了这样一种观点：与环境大多相互独立的系统更容易迁移到另一个生存生态位。

V. 评估

在本节中，我们将把前述指标应用于三个仿真场景。第一个场景是人工交通仿真，作为一个深受其环境影响的系统示例。第二个场景是人工集群行为 [Reynolds（1987）] 仿真。该系统是一个没有真实环境的自包含系统示例。最后，我们将考察一种以“生命游戏”仿真 [Games（1970）]形式呈现的细胞自动机，它是分析涌现和复杂性的典型对象。所有仿真均在 MASON 仿真环境 [Luke 等人（2005）]中实现。

为了评估可迁移性度量，我们将窗口大小设为 $L = 40$。我们的实验表明，较小的值会使图表更加嘈杂，短期效应也可能对结果产生不利影响。较大的值会生成更平滑的图表，有助于更好地了解长期行为，但也容易掩盖相关变化。尽管如此，L 的最佳选择取决于所研究的系统。

交通仿真

该场景的灵感来自有机交通控制（OTC）系统。该系统会自适应交通信号灯的绿灯时长，并随着时间推移学习最佳适应策略 [Pro- thmann et al. (2008)]。此处，我们使用了一种抽象的交通仿真，其中自适应与自组织（SASO）系统由多个相互连接的交叉路口控制器组成。

每个交叉路口都会通过优化各车道的绿灯/红灯时长，尽量减少所有进口车道上汽车的等待时间。各交叉路口之间不会相互通信。模拟中的汽车属于环境的一部分。它们会随机选择目的地，并选择前往目的地的最短路径。到达目的地后，这一过程会重复进行。

我们的场景模拟城市道路网络中的交通高峰时段：两座岛屿各有一个 3 × 5 的曼哈顿式道路网络。两座岛屿由三座桥梁连接。每两个交叉路口之间的连接都为每个方向提供一条车道（见图 2]）。

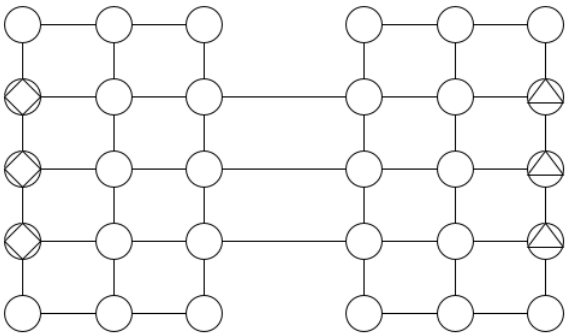

图 2：第二次交通仿真的道路网络。圆圈表示交叉路口，线条表示街道。住宅区用正方形标记，工作场所用三角形标记

整个模拟过程中，有 250 辆汽车随机行驶。此外，一座岛上的三个交叉路口被指定为住宅区，另一座岛上的三个交叉路口则被标记为工作场所。在 $t = 250$ 时，共有 500 辆新车随机出现在三个住宅区，并开始驶向三个工作场所之一——这模拟了系统中的一次扰动。因此，在接下来的时间步中，桥梁必须应对从一侧流向另一侧、不断增加的车流。当新车抵达工作场所后，便会从模拟中移除。在 $t = 750$ 时，这一过程会沿相反方向重复。

图 3、4、7、6 和 5 展示了此次模拟的结果。五张图中都可以看出交通流量增加所带来的影响。配置稳定性本身容易受到模拟中随机背景噪声的影响，因此出现了其他几个明显的峰值。平均参数使用率未能识别出早高峰。相应的峰值不够高。但这些指标结合起来，能够很好地指示这两个异常事件。

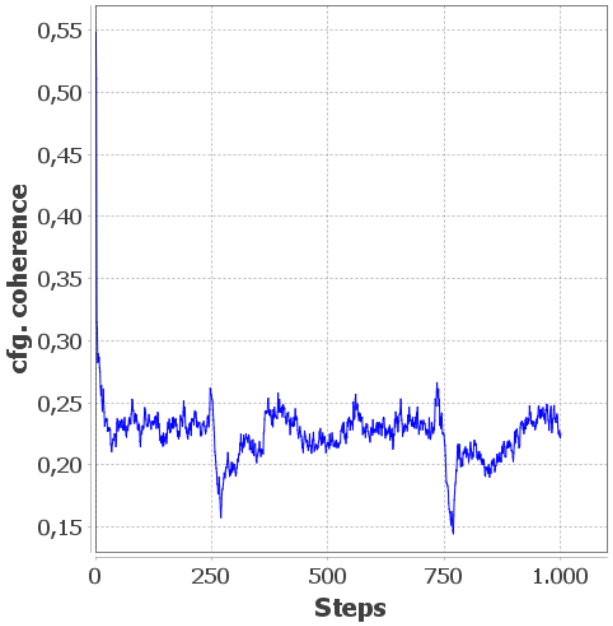

图 3：交通仿真中配置一致性的时间序列。

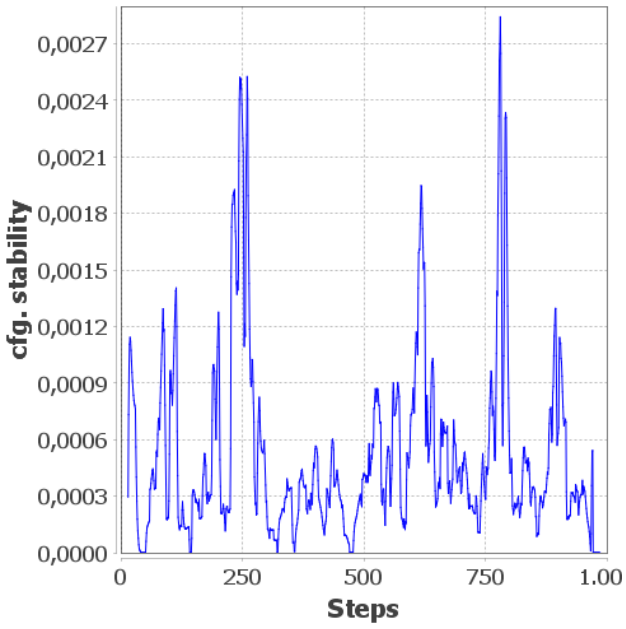

图 4：交通仿真的配置稳定性。 $M = L = 15, \varepsilon = 2$

为了计算可迁移性度量，我们需要定义环境和内部

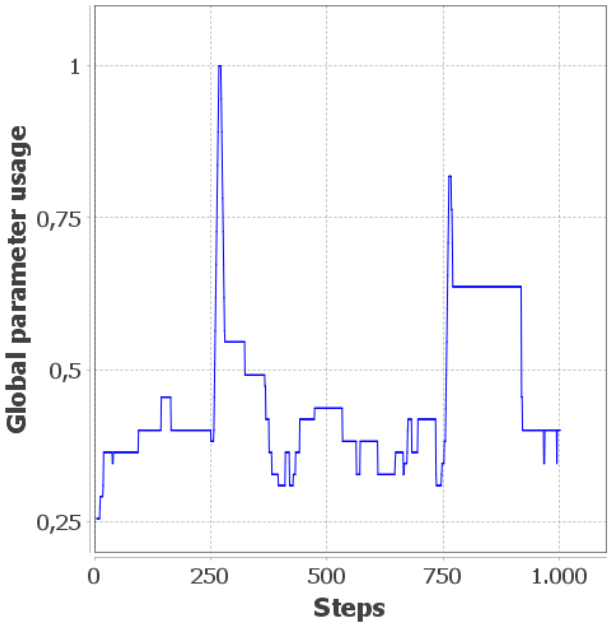

图5：交通模拟的全局参数使用情况。 $L = 5$

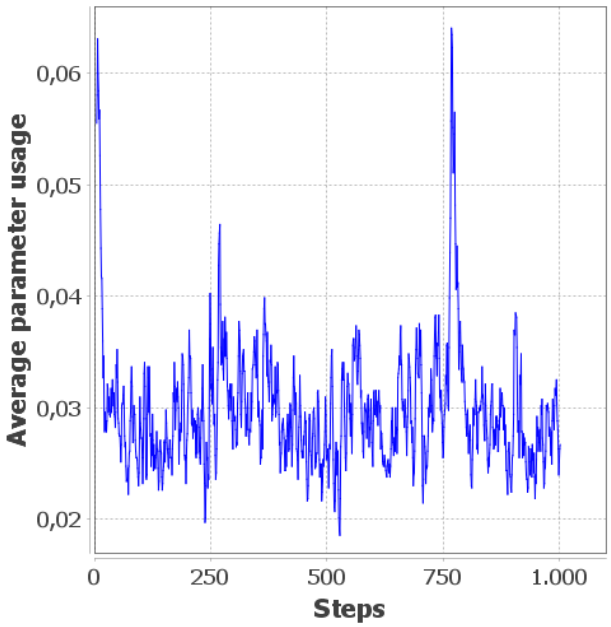

图6：交通模拟的平均参数使用率。 $L = 5$

状态的信息来源。对于环境，我们取每个交叉口各入口车道上等待的汽车当前数量。内部状态则是这些车道的红灯时长。两个值都是离散的（后者由系统设计决定），因此我们可以轻松计算复杂度的概率分布。

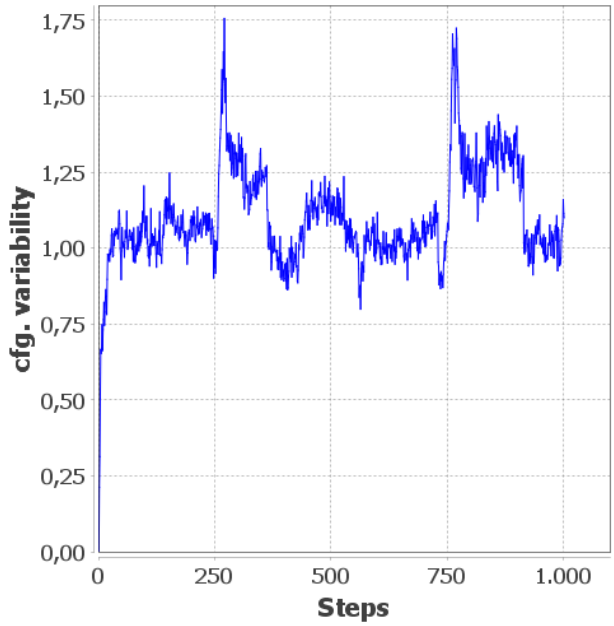

图7：交通模拟的配置可变性

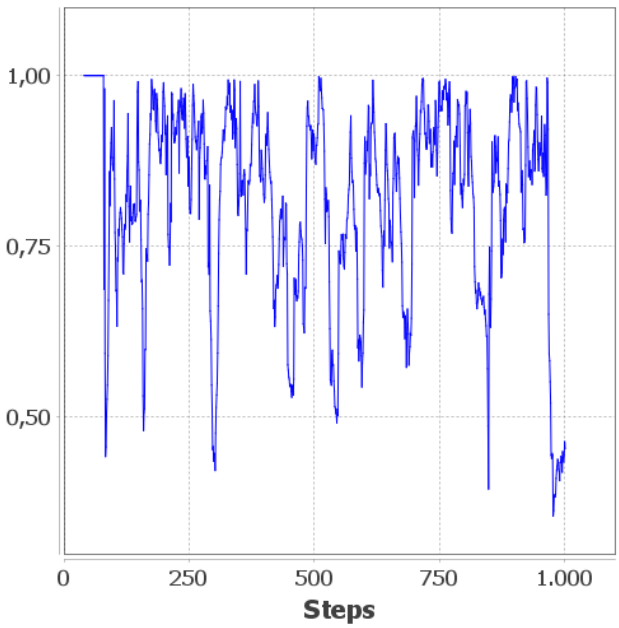

图8：高峰时段模拟的可迁移性。 L =40，平均值 = 0.81

图8展示了可迁移性度量的结果。平均值为0.81，且几乎所有数值都高于0.5，因此可以说该系统具有相当强的可迁移性。如果将该系统迁移到另一种环境中，它不再优化汽车的交通流，而是优化

任何其他类型的流动：液体、气体，或者网络中的通信数据包。

群集模拟

群集模拟由环面上的 50 只鸟组成，它们从随机起点出发，并具有随机的初始朝向。所有鸟都遵循群集行为的常见规则：

- 对齐：鸟会使自己的方向与邻居的平均方向保持一致
- 凝聚：鸟会朝所有邻近鸟的中心移动
- 避让：鸟会远离距离过近的邻居

对于每条规则，都会计算一个方向向量，乘以一个因子加权后再相加。将结果归一化后，再加到当前方向向量上。

我们将扰动引入为触发适应的主要因素，具体如下：在时间点 $t = 500$，一只鸟 A_0 正受到射击。距离 A_0 50 个单位以内的所有鸟都会沿直径方向飞离，持续两个时间步，随后再次恢复其通常的行为。图9展示了 $t = 503$射击结果下的模拟情况。

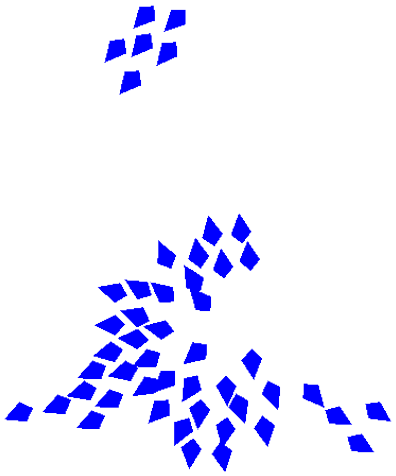

图9： $t = 503$处的群集模拟。射击发生在下方集群的中心附近。

图10、11、12、13和14展示了适应性评估指标的结果。它们都显示了扰动的影响。仅配置可变性一项就会产生几个额外信号。另一方面，配置稳定性和平均参数使用率对该扰动非常敏感。

最后，图15展示了可迁移性的时间序列。由于熵是针对离散分布定义的，

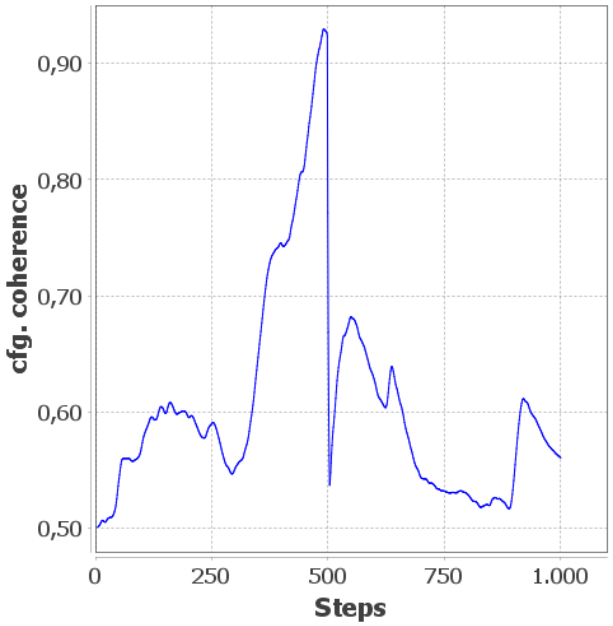

图10：群集模拟的配置一致性时间序列。

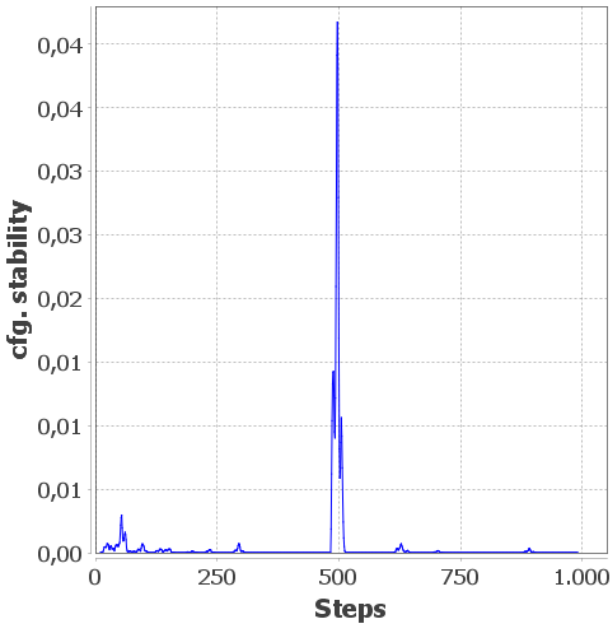

图11：群集模拟的配置稳定性。 $M = L = 10,\ \varepsilon = 1$

我们决定使用包含100个区间的直方图对鸟的角度进行离散化。将其扩展到连续情形仍有待未来研究。

群集规则意味着，智能体的下一个状态很大程度上取决于邻居的当前状态。

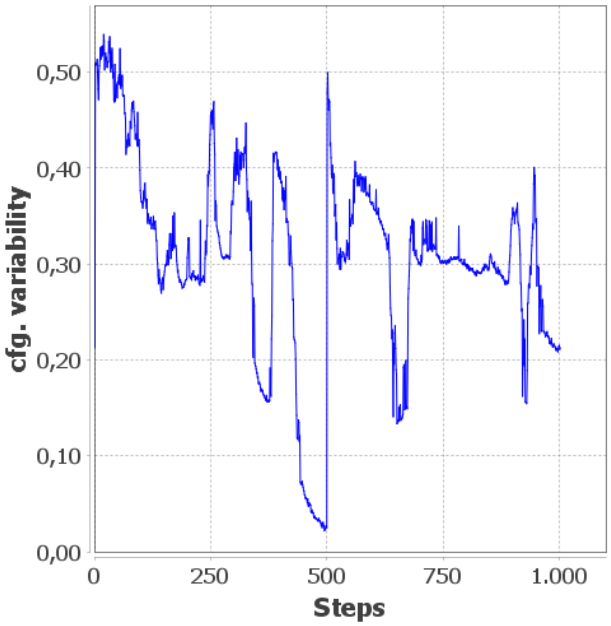

图12：群集模拟的配置可变性

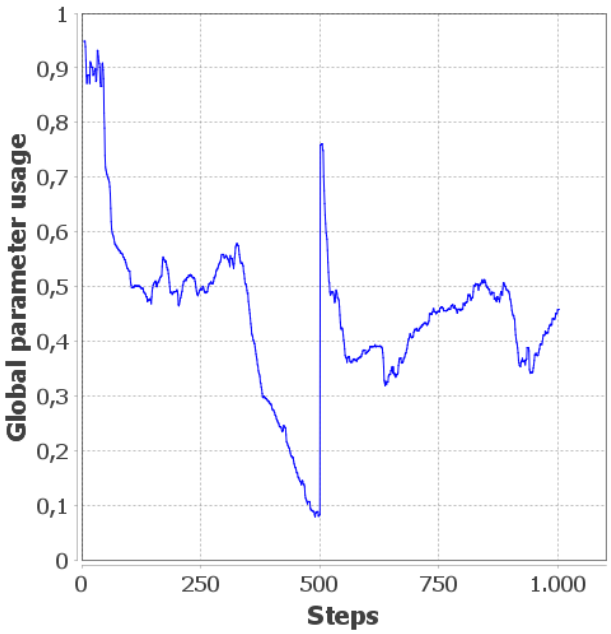

图13：群集模拟的全局参数使用情况。 $L = 5$

可迁移性较低的阶段对应于所用角度范围较广的阶段。所用角度较少的阶段（意味着簇更大）则具有较高的可迁移性。整个模拟过程中的平均可迁移性值为 0.43。请注意，射击的影响在 $t = 460$ 处可见，即包含该时间点的帧的起始处

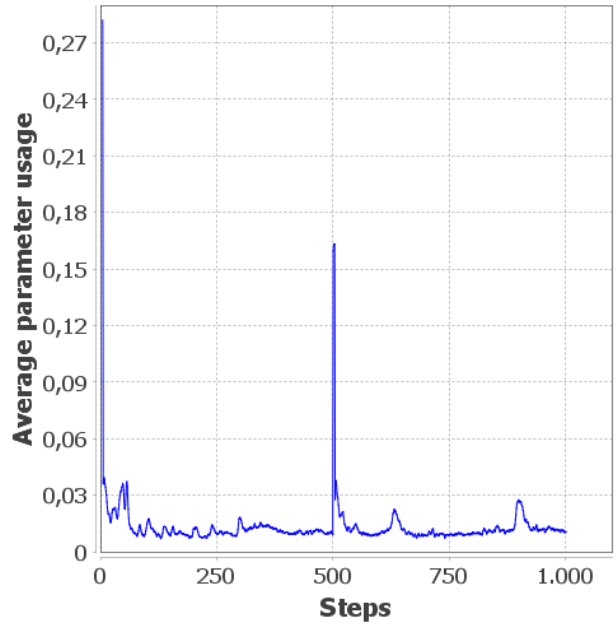

图14：群集模拟的平均参数使用率。 $L = 5$

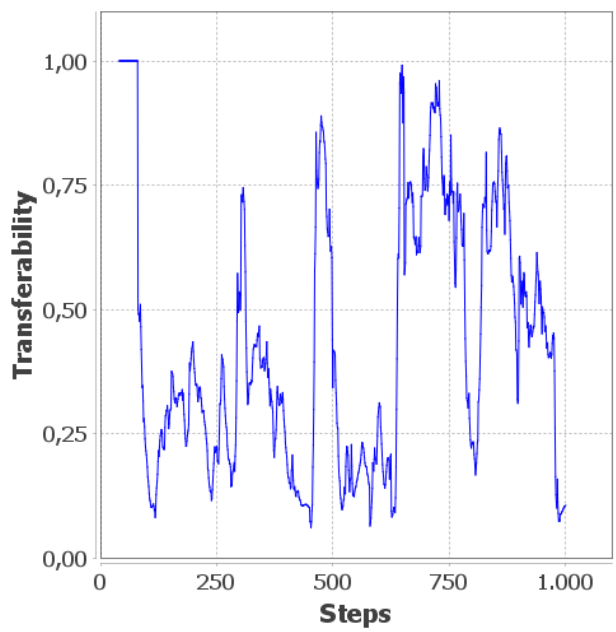

图15：群集模拟的可迁移性。 L =40，平均值 = 0.43

扰动。

生命游戏

这个生命游戏模拟是在一个由 50x50 个细胞组成的环面上进行的。每个细胞有两种状态：‘死亡’或‘存活’（分别用 0 或 1 表示）。我们观察的状态就是配置

。每个细胞根据存活邻居的数量，按照“经典”规则计算下一步的状态:

• 如果存活的邻居少于两个或多于三个，它就会死亡

• 如果存活的邻居为两个或三个，它将保持存活

• 如果恰好有三个存活的邻居，它就会变为存活状态。

随机初始化后，模拟在经过 300 步后达到一种具有稳定模式和少量“闪烁器”的状态。图16展示了模拟经过302步后的状态

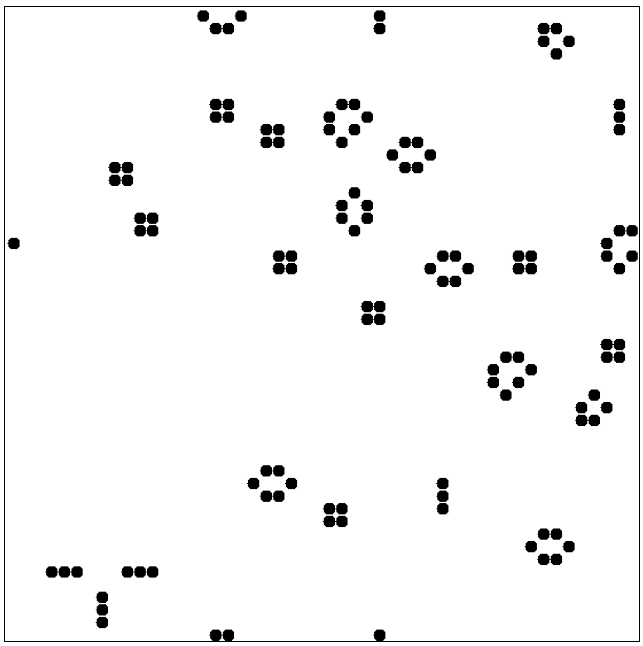

图 16：生命游戏模拟在 t =302 时的状态。

变化细胞的数量会随时间减少。因此，配置一致性会提高，见图17。由于最后仍然存在变化细胞，图表不会达到1。出于相同原因，配置可变性（见图20）和平均参数使用率（见图19）会下降，但不会达到0。图18展示了模拟的配置稳定性。从$t = 120$ 到 $t = 220$ 的较高数值是高活跃度以及大量变化模式的结果。由于始终存在死亡和存活细胞，所取值的全局范围与可能范围相同。因此，该模拟的全局参数使用情况始终等于1。

该模拟同样是自包含的，并定义了自身的环境。平均可迁移性值为 0。41，显示出当前状态与前一状态的复杂性之间存在高相关性的阶段，以及其他低相关性的阶段。这是模拟本身的性质及其不断变化的复杂性所导致的结果。

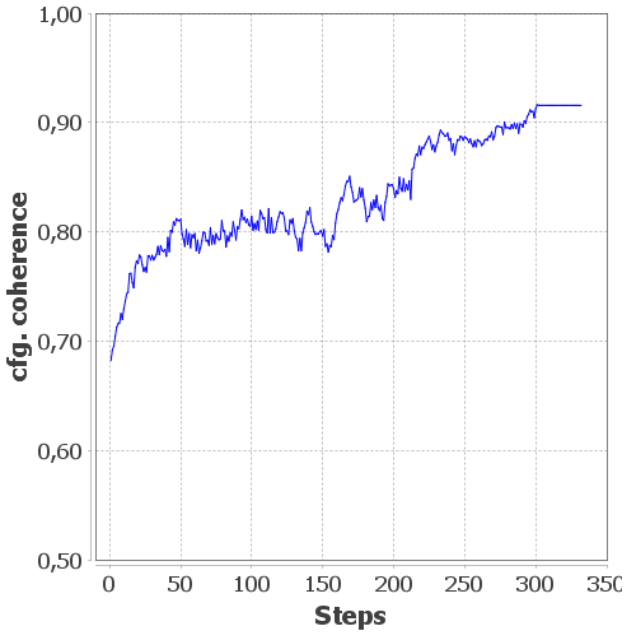

图17：生命游戏模拟的配置一致性时间序列。

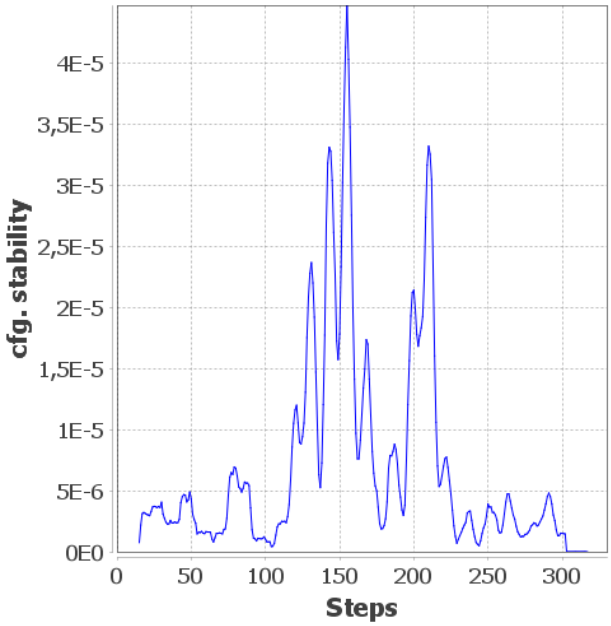

图18：生命游戏模拟的配置稳定性。 $M = L = 15, \varepsilon = 0.05$

评估总结

对适应行为指标的评估表明，若将这些指标结合使用，它们能够识别前两次模拟中的异常适应过程。在第三次模拟中，它们反映了系统行为，表现为

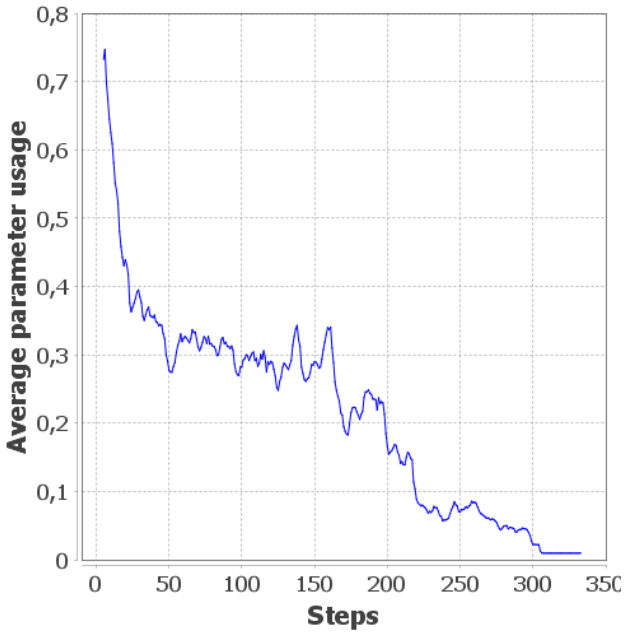

图19：生命游戏模拟的平均参数使用率。 $L = 5$

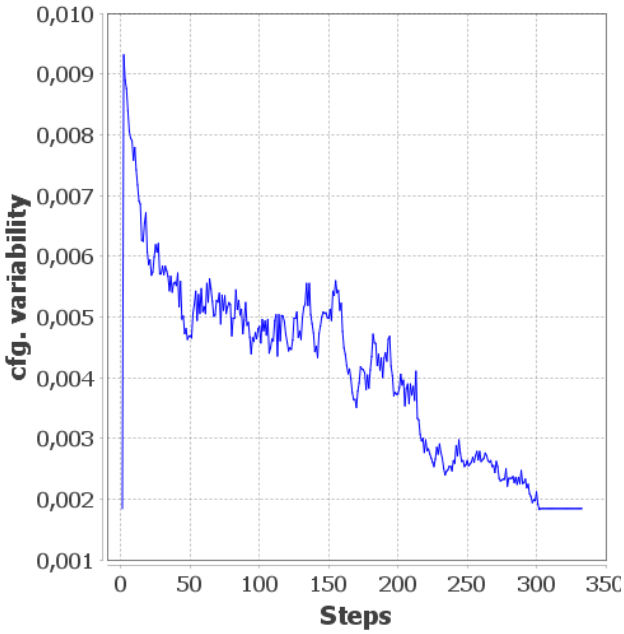

图20：生命游戏模拟的配置可变性

活动减少、秩序增加。

在这三种模拟中，可迁移性度量展示了环境与系统之间的关系。在交通场景中，该度量表明系统主要对环境作出反应，而不太依赖其内部状态。另两个场景则表明，系统

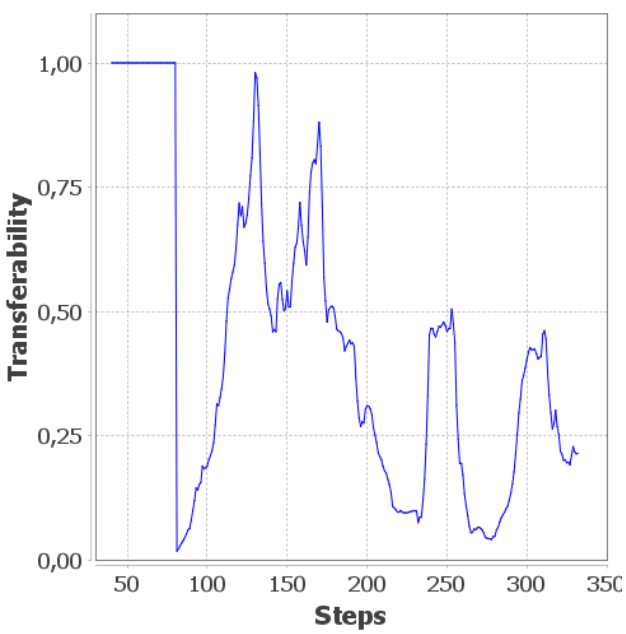

图21：群集模拟的可迁移性。 L =40，平均值 = 0.41

若既依赖自身状态，也依赖环境状态，则会导致较低的可迁移性。

VI. 结论

本文阐述了我们的观点：拟生命系统是自主性更强的 SASO 系统的扩展。基于这一观点，我们回顾了主要在宏观层面对系统行为进行量化的方法，并重点关注自适应的测量方法。随后，我们探讨了拟生命系统扩展测量框架的可能方案。作为构建此类框架的第一步，我们提出了一种衡量拟生命系统可迁移性的方法。

我们认为，拟生命系统的一项重要特性将是能够对其可观察行为及其底层决策进行自我解释。如果复杂且不断演化的系统具有较高的自主性，却无法解释其行为，很可能会面临接受度问题。自我解释需要回答两个主要问题：i）何时向用户提供自我解释；ii）解释什么（包括“如何解释”）。本文提出使用测量框架来解决第一个问题，并给出了一些可行的测量方法。

未来的工作将研究用于量化类生命系统其他方面的测量方法，例如演化过程或社会行为。在此基础上，本研究的最终目标是提供相关机制和技术，最终实现人类可理解的自我解释。

参考文献

Becker, C. Hahner, J. 以及 Tomforde, S.（2011）。有机系统的灵活性——关于运行时调整系统目标机制的说明。载于第九届控制、自动化与机器人信息国际会议论文集，第 287–292 页。

Bellman, K. L., Botev, J., Diaconescu, A., Esterle, L., Gruhl, C., Landauer, C., Lewis, P. R., Nelson, P. R., Pournaras, E., Stein, A., 和 Tomforde, S.（2021）。自我改进的系统集成：掌握持续变化。《未来世代计算机系统》，117：29–46。

Bishop, C. (2011). 模式识别与机器学习. 信息科学与统计。施普林格，第二版。

C´amara, J., Correia, P., de Lemos, R., 和 Vieira, M. (2014)。基于架构的自适应软件系统的实证韧性评估。载于第十届 *ACM* 软件架构质量国际会议论文集，第 63–72 页。

De Wolf, T. 和 Holvoet, T. (2004年). 涌现与自组织：概念各异，但结合起来前景广阔。载于国际自组织应用工程研讨会，第 1–15 页。施普林格。

Fern´andez, N., Maldonado, C., 和 Gershenson, C. (2014). 复杂性信息度量、涌现、自组织、稳态和自创生。载于引导式自组织：起源，第 19–51 页。施普林格。

Fern´andez, N., Maldonado, C., 以及 Gershenson, C. (2013). 复杂性信息度量、涌现、自组织、稳态和自创生。引导式自组织：开端，9。

Games, M.（1970）。Martin Gardner 介绍约翰·康威的新单人游戏“生命”的奇妙组合。《*Scientific American*》，223：120–123。

Goller, M. 和 Tomforde, S.（2020）。迈向对（自）适应行为稳定性的持续评估。载于*2020 IEEE* 自主计算与自组织系统国际会议（*ACSOS 2020*），第 154–159 页。

Goller, M. 和 Tomforde, S. (2022). 自适应系统的运行时参数利用率评估。载于 *2022 IEEE* 国际普适计算与通信会议（*PerCom*）研讨会，第 1–6 页。IEEE。

Gronau, N.（2016）。信息物理生产系统中适当自主程度的决定因素。第六届可变、敏捷、可重构和虚拟生产国际会议论文集，52:1–5。

Gruhl, C., Tomforde, S., and Sick, B. (2018). 在运行时测量和评估（子）系统集成状态的若干方面。载于*2018 IEEE* 第三届自*系统基础与应用国际研讨会，第 198–203 页。

Holland, J. H.（2000）。《涌现：从混沌到秩序》。牛津大学出版社。

Kaddoum, E.、Raibulet, C.、Georg´e, J.-P.、Picard, G. 和 Gleizes, M.-P.（2010）。自*系统的评估标准。载于国际软件工程大会软件工程与自适应及自管理系统研讨会论文集，第29–38页。

Kephart, J. 和 Chess, D.（2003）。自主计算的愿景。*IEEEComputer*，36(1)：41–50。Kinoshita, T.（2015）。用于检测多智能体系统异常变化的宏观测量的基本特征。*MDPISensors*，15(4)：9112–9135。Lewis, P. R.、Esterle, L.、Chandra, A.、Rinner, B.、Torresen, J. 和 Yao, X.（2015）。分布式智能摄像机网络中的静态、动态和自适应异构性。*ACM*自主与自适应系统汇刊（*TAAS*），10(2)：1–30。Luke, S.、Cioffi-Revilla, C.、Panait, L.、Sullivan, K. 和 Balan, G.（2005）。Mason：一个多智能体模拟环境。国际建模与模拟学会汇刊，82(7)：517–527。

McGeoch, C. C. (2012). 《实验算法学指南》. 剑桥大学出版社。

Mnif, M. 和 M¨uller-Schloer, C. (2011). 定量涌现. 载于《有机计算——复杂系统的范式转变》，第 39–52 页。施普林格。

M¨uller-Schloer, C. 和 Tomforde, S. (2017年). 有机计算——现实世界中的生存技术系统. 自主系统。Birkh¨auser 出版社。

Nafz, F., Seebach, H., Stegh¨ofer, J.-P., Anders, G., 以及 Reif, W.（2011）。通过正确行为走廊约束自组织：恢复不变量方法。载于有机计算——复杂系统的范式转变，第 79–93 页。施普林格。

Parzen, E. (1962). 关于概率密度函数和众数的估计。《数理统计年刊》，33:1065—1076。

Prothmann, H., Rochner, F., Tomforde, S., Branke, J., M¨uller-Schloer, C., and Schmeck, H. (2008). 交通信号灯的有机控制. In *Autonomic and TrustedComputing, 5th Inter- national Conference, ATC 2008, 25, 2008, 23*219233奥斯陆，挪威, *June - Proceedings*, pages –.

Reynolds, C. W. (1987). 群、兽群与鱼群：分布式行为模型。*ACM SIGGRAPH*计算机图形学，21:25—-34。

Rudolph, S., Hihn, R., Tomforde, S., 以及 H¨ahner, J. (2016). 有机计算系统中相互影响检测的依赖度量比较。载于计算机系统架构 - *ARCS 2016* - 第*29*届国际会议，纽伦堡，德国，*2016*年*4*月*4*日至*7*日，会议论文集，第334–347页。

Rudolph, S., Tomforde, S., 以及 H¨ahner, J. (2019). 具备相互影响感知能力的自适应行为运行时学习。*ACM* 自主与自适应系统汇刊，14(1):4:1–4:37。

Schmeck, H., M¨uller-Schloer, C., Cakar, E., Mnif, M., 以及Richter, U.（2010）。有机计算系统中的自适应性与自组织。*ACM* 自主与自适应系统汇刊，5(3):10:1– 10:32。

Serugendo, G. D. M., Gleizes, M.-P., 以及 Karageorgos, A. (2011). 自组织软件：从自然适应到人工适应。施普林格科学与商业媒体。

Stein, A.，Tomforde, S.，Botev, J.，以及 Lewis, P. R.（2021）。类生命计算系统。在仿真计算系统研讨会（*LIFELIKE*）论文集。CEUR 研讨会论文集。

Tomforde, S.，和 Goller, M.（2021a）。自适应系统集合的配置稳定性与可变性评估。载于 *2021 IEEE* 自主计算与自组织系统国际会议伴会（*ACSOS-C*），第125–130页。

Tomforde, S. 和 Goller, M.（2021b）。超越稳态：评估自适应系统稳定性与连贯性的一种新方法。载于 第*19*届可靠、自主与安全计算国际会议（*DASC 2021*），第 1–8 页。

Tomforde, S.，Kantert, J.，Müller-Schloer, C.，Bernhardt, J.，和 Sick, B.（2018）。比较自适应系统中扰动的影响——一种用于量化鲁棒性的一般化方法。计算机集体智能汇刊，28：193–220。

Tomforde, S., Kantert, J., and Sick, B. (2017a). 测量运行时的自组织——一种基于散度度量的量化方法。载于第九届国际智能体与人工智能会议论文集，第96–106页。Tomforde, S., Prothmann, H., Branke, J., H¨ahner, J., Mnif, M., M¨uller-Schloer, C., Richter, U., and Schmeck, H. (2011). 有机系统的观测与控制。载于M¨uller-Schloer, C., Schmeck, H.和Ungerer, T.（编），有机计算——复杂系统的范式转变，《自治系统》，第325–338页。Birkh¨auser Verlag。Tomforde, S., Sick, B., and M¨uller-Schloer, C. (2017b). 聚焦有机计算。*CoRR*, abs/1701.08125。Zhang, T., Li, Q., Zhang, C.-s., Liang, H.-w., Li, P., Wang, T.-m., Li, S., Zhu, Y.-l., and Wu, C. (2017). 智能无人自主系统的发展趋势。信息技术与电子工程前沿，18(1)：68–85。