arXiv:2302.04785v1 [cs.AI] 9 Feb 2023

将业务流程自动化分析为线性时不变系统网络

Mauricio Jacobo-Romero[1],**Danilo S. Carvalho**[1],**AndréFreitas**[1,2]1计算机科学系，曼彻斯特大学，曼彻斯特，英国 {mauricio.jacoboromero, danilo.carvalho, andre.freitas}@manchester.ac.uk2推理与可解释人工智能组，Idiap研究所，马蒂尼，瑞士 andre.freitas@idiap.ch

摘要

在本研究中，我们将业务流程（BP）生产视为一种信号；这一新颖方法将 BP 工作流程建模为线性时不变（LTI）系统。我们在频域中分析了业务流程生产率；这一视角考察了劳动和资本如何作为业务流程输入信号发挥作用，以及它们的基频如何影响业务流程生产。我们的研究还提出了一个在频域中对业务流程进行仿真的框架，用于估计引入自动化步骤所带来的生产率提升。我们的最终目标是为解决索洛悖论提供证据。

关键词 自动化 · 生产率 · 信号处理 · 流程挖掘 · 索洛悖论

1 引言

信号是一组关于物理现象本质的数据或信息 [1]。信号通常呈现时间、空间或兼具两者的关系。然而，单纯的空间变化并不构成信号。换言之，研究对象应随时间变化 [2]。为了研究信号的属性，我们用一个或多个变量的数学函数来表示信号，这些变量定义在连续域或离散域中 [3]。

生产具有信号特征。其数值会随时间变化，并且是各种随时间变化的输入的函数 [4]。在信号的所有特征中，频率是我们研究的主要对象。频率是单位时间内某一事件发生的次数 [3]。如果将“产品”视为生产流程输出的计量单位，就可以说，生产率的定义符合频率这一概念。因此，产出频率的变化等同于生产率的变化。

因此，可以运用信号处理理论分析生产率。信号处理理论（SPT）通过分析信号来改变其属性，以优化信号的广播、修正噪声干扰造成的失真，并存储信号 [2]。SPT使我们能够将业务流程表示为线性时不变（LTI）系统。LTI系统是一组协同工作、构成某种机制的元素。其主要特征是时不变性和线性。它根据输入信号产生输出信号 [5]。LTI的属性允许我们将业务流程的生产率描述为其所有内部组件或任务的叠加。因此，我们可以将每项活动视为一个LTI系统进行分析。由此，我们可以逐层深入或扩大分析范围。

我们的核心动机是通过将生产视为信号，提供证据以解开索洛悖论。我们提出在频域中研究业务流程的生产率，探讨劳动和资本作为业务流程输入信号的作用，以及它们与业务流程生产率基频之间的关系。该模型是我们仿真框架的基础。

采用这一方法，我们旨在：（i）对 BP 工作流程中的生产率提升进行细致估算，为解决索洛悖论提供证据；（ii）开发 LTI BP 任务模型，以分析引入自动化步骤后生产率在频域中的变化；（iii）将自动化指标纳入 LTI BP 任务模型，以剖析生产率干预；（iv）前瞻性地估算生产转变对生产率的影响；（v）识别 BP 任务的共振“生产率状态”——一种可能导致生产率水平不稳定的频率值。

本文结构如下。第二节概述相关研究。第三节介绍关键建模概念。第四节阐述研究方法。第五节说明我们的模型。第六节和第七节分别介绍研究结果和讨论。最后，我们给出结论。

2 相关工作

20世纪80年代，诺贝尔奖获得者经济学家 Robert Solow 曾指出：“除了生产率统计之外，我们到处都能看到计算机时代”[6]。这句话被称为“索洛悖论”。他旨在揭示人们对自动化的普遍认知与可观察到的现实之间的矛盾 [7]。

研究界提出了四种解释来阐明这一悖论：（1）虚假希望；（2）生产率误测；（3）集中分配与租金耗散；（4）实施与重组滞后[7]。1996年，一项针对多家企业的抽样研究提供了数据，并据此得出结论：索洛悖论已不再存在。该研究指出，信息不充分是造成这种生产率认知的根本原因 [8]。

近年来，企业已将自动化广泛融入其业务流程 [9]。与20世纪80年代的情况一样，企业在生产率图表上看不到显著提升 [10]。
由于业务运营复杂，生产率评估颇具挑战性 [11]。为厘清这种复杂性，业务流程管理（BPM）通过流程模型[12]来捕捉、理解并改进组织内部的工作。BPM 的成果是一系列业务流程（BPs）。业务流程是由活动构成的网络，借助广泛的 IT 系统 [13]，将不同地点的员工与活动连接起来。

通常，业务流程会生成记录其运行情况的日志。流程挖掘（PM）领域旨在从中提取知识 [14]。PM 为仿真系统提供信息。业务流程仿真（BPS）是一种能够深入揭示执行时间、资源分配和成本 [15]的技术。BPS 的目标主要是预测活动。其最终目标是根据日志准确重建业务流程 [16, 17]。近期的 BPS 技术包括机器学习算法。业务流程预测性监控（PBMP）通过预测来提高运营效率并避免死锁 [18]。PBMP 还包括 ProcessTransformers，用于预测事件时间和流程完成时间 [19]。然而，当前的 PBMP 方法在这些任务上的表现并不优于专用算法 [20, 21]。

另一方面，PM集成了可解释人工智能（XAI）技术，以识别事件之间的关系 [22]。然而，这些结果难以推广。因此，XAI的结果受到显著限制 [23, 24]。
机器学习模型的结果比数据驱动仿真（DDS）更准确。尽管如此，机器学习系统不允许更改流程，也无法模拟这些修改所带来的后果 [25]。
总而言之，机器学习技术适用于在问题发生前进行预判。换句话说，它们建议重新分配资源，但不纳入生产率评估 [26, 27]。
PBMP也集成了信号处理理论（SPT），以从PM日志中提取信息。SPT通过识别周期性行为来微调BPS模型 [28]。时频分析提供潜在的周期性信息，用于预测通货膨胀、生产或资源消耗变化 [29]。

一些方法结合SPT和图来理解流程知识。数据低通图滤波器捕捉社会系统的动态。因此，这些算法能够预测业务流程中由人际互动带来的后续步骤 [30][31]。

其他方法将 SPT 融入模型，以研究社会学习。其目标是解释知识如何在流程执行过程中产生，或为何未能产生。这种方法将员工视为社会代理人。SPT通过识别代理人轨迹，根据环境动态预测下一次互动 [32]。

然而，SPT模型基于对物理规律或自然规律的有限假设开展研究，例如股价预测。因此，STP技术需要经济学依据来描述业务流程微观结构和系统响应。此外，SPT在分析频域现象时十分有效 [33]。

回顾相关研究后，我们发现存在三方面的不足：1）PBMP 需要更多指标来改进任务预测 [26, 27]。2）SPT 有望为分析索洛悖论再现提供信息。然而，当前策略只能识别周期性趋势 [29]。3）业务流程需要新的“假设情景”方法。目前的流程主要侧重于流程重建。现有方法采用随机方法来反映业务流程输入变化所产生的影响，而非业务流程结构变化所产生的影响 [31, 25]。

3 估算生产率：关键定义

本节将概述本文通篇使用的关键定义。

线性时不变（LTI）系统。 线性时不变（LTI）系统在根据任意输入信号生成输出信号时，符合线性和时不变性的要求。对于输入的线性组合，LTI 系统的输出是各个输入所产生响应的线性组合。无论现在还是从现在起 T 秒后施加某个结果，LTI 系统都会产生相同的结果；唯一的区别是延迟 T 秒 [2]。它们会保留先前状态的记忆，并能预见系统的长期行为。对于有界输入，它们会产生有界输出，且无法生成输入中原本不存在的新频率 [34]。

业务流程（BP）。 业务流程是一组协调行动，旨在提供服务或产品 [35]。通常使用业务流程模型与符号（BPMN）来表示这些生产链 [36]。每项任务都是对生产步骤的抽象，并根据生产时间和技能集分布进行参数化 [37]。这些图表提供有关任务所有权、依赖关系、信息输入和输出的信息 [38]。

生产率。 生产率是业务流程的产出与创造该成果所需资源之间的关系 [4]。

索洛悖论。 这是一种观察到的现象，即在计算机系统上进行了大量投资，却未能带来生产率的净增长。[10, 8, 39]。

自动化。“它是 通过自动方式实施流程”[40]。换句话说，就是技术的开发和用于生产和服务交付的监控与控制。

4 方法论

我们提出了一种在频域中对业务流程进行仿真的新框架，用于估计生产率提升。为此，我们开展了图1所示的实验。

我们研究了业务流程智能（BPI）挑战赛中的两个数据集。它们包含同一流程在两个不同时期（2012年和 2017 [41, 42]）的信息。这些文档记录了自动化集成到流程前后的状态。数据集还包含流程描述报告，详细说明了劳动如何分布于整个流程中。

我们将生产率视为频率。根据生产率的定义，可得：

$$P = \frac{Y}{T}[widgets/hr]. \tag{1}$$

其中，生产/产出（ Y）是对企业所产生产品/服务数量的估计值，而 T 是劳动投入，即生产这些产出所需的工作时长 [43]。

公司由一系列致力于提供服务或制造产品的业务流程构成 [35]。我们采用工作流来表示业务流程，并提供有关任务所有权、依赖关系、输入和输出的详细信息。我们没有将整个业务流程视为一个线性时不变系统，而是缩小分析范围，将每项业务流程任务分别视为一个线性时不变系统。因此，我们可以将业务流程生产率的变化分析为业务流程任务频率的变化。

因此，生产作为信号的特征如下，见图2：其中 λ 是波长，波频率 f以 $[widgets/n]$为单位； n 表示周期。

我们的模型将生产及其输入视为信号。这种方法能够对生产率 [3]进行频域分析。

我们确定了三种不同类型的线性时不变系统，用于业务流程任务产出：i) 初始任务，ii) 非自动化任务，以及 iii) 自动化任务。我们将自动化活动视为频率倍增器。参见图3。

我们将流程日志中的数据视为连续信号。然而，生产率是一种数字现象。因此，为了将其转换为离散信号，我们对其进行了采样。为确定采样频率，我们采用了奈奎斯特准则[44]:

$$T_s \leq \frac{total\ labour\ hours}{2 \times total\ cases} \tag{2}$$

其中 T_s 是采样时间/周期。

基于上述背景，我们应用SPT，以频率变化的形式识别生产率差异。我们根据BIP挑战赛日志编写了一份报告。我们的模型提出了一种利用SPT分析生产率变化的新方法。我们可以运用线性时不变系统的概念，扩大或缩小分析范围。

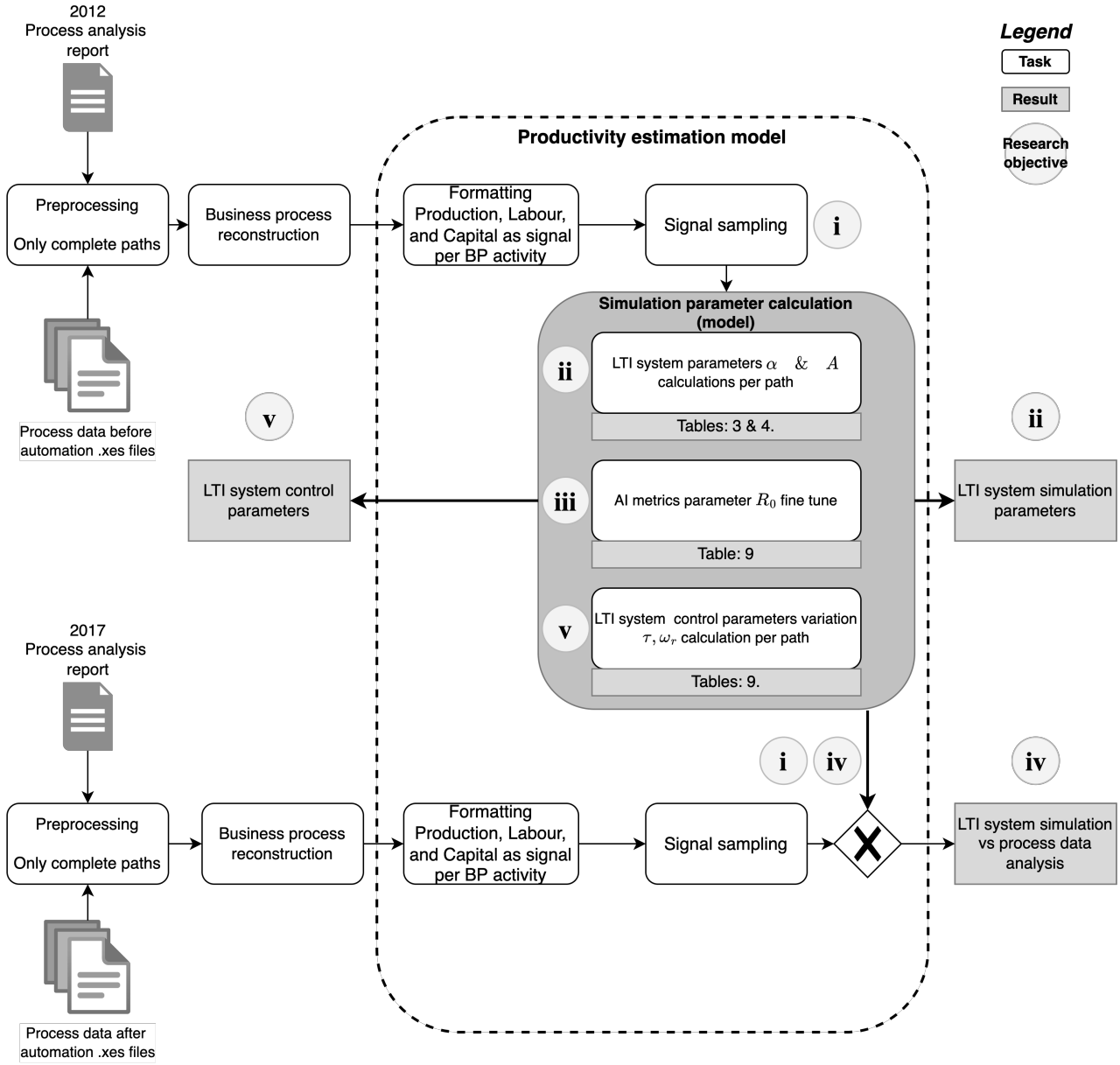

图 1：实验建模图。

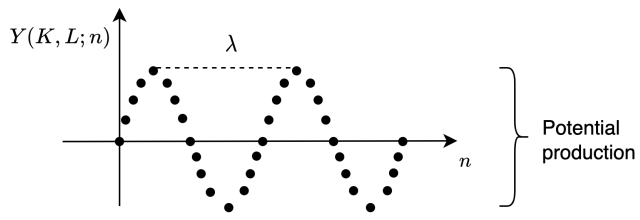

图 2：离散域中的生产波。

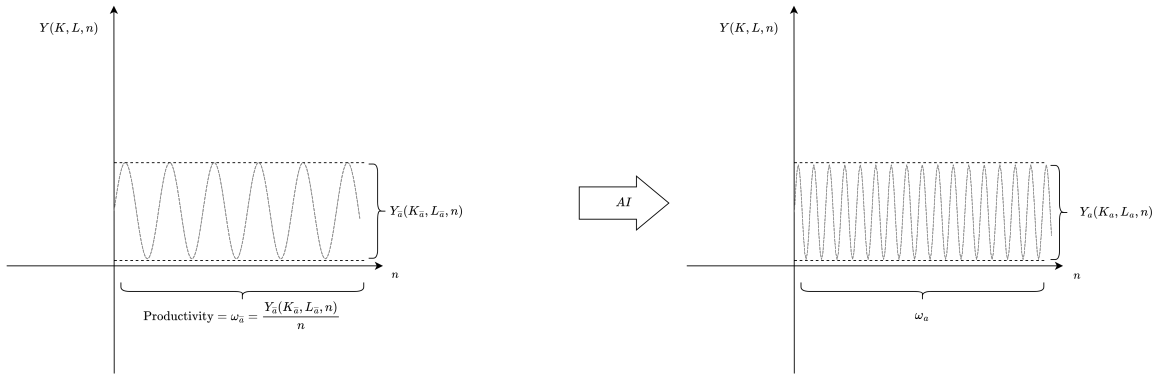

图3：生产率乘数

5 所提模型

5.1 模型核心

我们的模型将业务流程视为线性时不变系统。因此，业务流程生产是各项任务结果贡献之和。每项业务流程作业本身也是一个线性时不变系统。因此，生产会流经所有业务流程活动。通过这种方式，只需配置各项任务，并按照业务流程建模语言图中连接任务的方式将它们连接起来，就能够分析大量业务流程。

我们为每项业务流程任务投入劳动和资本。每项活动都会改变生产，在某些情况下还会改变生产率。产出频率的变化将表明生产率上升或下降。

我们考虑了以下业务流程任务输入：1）任务劳动，2）任务资本，3）先前任务产出。

为计算当前任务产出，我们采用柯布-道格拉斯方程：

$$Y(t) = A(t)L(t)^{\beta}K(t)^{\alpha} \tag{3}$$

其中， $K(t)$表示资本， $L(t)$表示劳动。 A、 α 和 β 通常为常数[45]。为将方程 3 线性化，我们对等式两边取自然对数。此外， α 和 β 互为补充： $\alpha + \beta = 1$。将β 表示为 α的形式，可得：

$$\begin{aligned} \ln Y(t) &= \ln\{A(t)L(t)^{(1-\alpha)}K(t)^{\alpha}\} \\ \ln Y(t) &= \ln A(t) + (1-\alpha)\ln L(t) + \alpha \ln K(t) \end{aligned} \tag{4}$$

我们可以使用线性回归算法，依据表达式 4 确定 A 和 $alpha$ 的值。此计算中，我们可以使用产出对数信息。

仅方程 3　　关联了前两个输入。对于最后一项输入，我们使用多投入产出模型 [46]　　：

$$Y = QX_1^{\lambda_1}X_2^{\lambda_2}\cdot\ldots\cdot X_n^{\lambda_n} \text{ where } \sum_{i=1}^{n}\lambda_i = 1. \tag{5}$$

其中， Q是效率参数， Xs 是输入， λs 是弹性参数。

我们可以认为，方程 5 只有两个输入：当前活动的生产量 Y_a，以及先前任务的生产量，它反映了较早输入的参与情况，Y_i。因此：

$$Y_o = QY_a^{\lambda_1}Y_i^{\lambda_2} \text{ where } \sum_{k=1}^{2}\lambda_k = 1. \tag{6}$$

零初始条件是LTI系统 [47]的基本特征之一。如果在方程 6 中 Y_o = 1，那么 Y_a和 Y_i 应为 1，因为这是唯一能保持恒等式的可能值。因此， Q 也应为 1。由此， $Q = 1$ 或 $\ln Q = 0$。此外，我们的模型推断，两项输入对 Y_o的贡献相同。因此，

$\lambda_1 = \lambda_2$。因此， $\lambda_1 = \lambda_2 = \frac{1}{2}$。所得表达式是当前活动的生产量$Y_a(t)$与先前任务的生产量 $Y_i(t)$的几何平均值。

因此，我们有：

$$Y_o(t) = Y_a(t)^{\frac{1}{2}} Y_i(t)^{\frac{1}{2}}$$
$$Y_o(t) = \sqrt{A_a(t) L_a(t)^{(1-\alpha)} K_a(t)^{\alpha} Y_i(t)} \tag{7}$$

对方程 7 取对数并重新整理，例如 $\ln X(t) \rightarrow x[t]$，我们得到：

$$y_o[t] = \frac{1}{2}\Big[a_a[t] + (1-\alpha) l_a[t] + \alpha\, k_a[t] + y_i[t]\Big] \tag{8}$$

方程 8 表示我们的连续时间模型。方程 9 展示了以采样周期 T_s 对 Y_o 进行采样的结果：

$$y_o[nT] = \frac{1}{2}\Big[a_a[nT] + (1-\alpha) l_a[nT] + \alpha k_a[nT] + y_i[nT]\Big]$$

$$y_o[n] = \frac{1}{2}\Big[a_a[n] + (1-\alpha) l_a[n] + \alpha k_a[n] + y_i[n]\Big] \tag{9}$$

方程 9 是我们的通用业务流程任务产量模型。不过，不同任务类型的模型形式各不相同。以下表达式描述了每种任务类型的行为：

- 初始任务模型：

$$y_o[n] = \begin{cases} a_a[n] + (1-\alpha) l_a[n] + \alpha k_a[n], & \text{if } L_a[n] > 0 \text{ and } K_a[n] > 0 \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \tag{10}$$

- 非自动化任务模型：

$$y_o[n] = \begin{cases} \frac{1}{2}\Big[a_a[n] + (1-\alpha) l_a[n] + \alpha k_a[n] + y_i[n]\Big], & \text{if } L_a[n] > 0 \text{ , } K_a[n] > 0 \text{ and } Y_i[n] > 0 \\ y_i[n], & \text{otherwise.} \end{cases} \tag{11}$$

- 关于 $a[n]$:

$$a[n] = \begin{cases} C, & \text{if } L_a[n] > 0 \text{ and } K_a[n] > 0 \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \tag{12}$$

其中， C 为常数值。

5.2 自动化任务

我们将每个业务流程任务建模为线性时不变系统。线性时不变系统不会改变输入信号的频率。我们采用幅度调制（AM）的概念来改变这一特性 [14]。AM 是一种广播类型；它将信号的信息频率向上移至其载波频率 [2]。AM 的定义是将信息信号与载波信号相乘。我们利用这种频移来提高业务流程任务的生产率。

在我们的案例中， $Y_o[n]$ 是信息信号， $c[n]$ 是载波， $y[n]$ 是改进后的产量信号。我们采用了以下载波函数 $c[n]$:

$$c[n] = \cos^2 \omega_c = \frac{1}{2}(1 + \cos 2\omega_c n) \tag{13}$$

其中， $\omega_c = 2\pi(1+\kappa) f_m$。 f_m 是产量信号的平均频率， κ 是自动化带来的生产率提升。

因此，我们的自动化任务模型如下：

$$y_o[n] = \begin{cases} \frac{1}{2}\Big[a_a[n] + (1-\alpha)l_a[n] + \alpha k_a[n] + y_i[n]\Big]\Big[\frac{1}{2}(1+\cos 2\omega_c n)\Big], & \text{if } L_a[n] > 0\text{ , } K_a[n] > 0 \text{ and } Y_i[n] > 0 \\ y_i[n], & \text{otherwise.} \end{cases} \tag{14}$$

其中 $a_a[n]$:

$$a_a[n] = \begin{cases} C, & \text{if } L_a[n] > 0\text{ , } K_a[n] > 0 \text{ and } Y_i[n] > 0 \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \tag{15}$$

由于我们是在频域中进行分析，因此可以引入数字控制技术。为了考察指标如何影响模型，我们加入一个负反馈回路。这样，我们便可以评估任务产出变化所引发的生产率模式。我们建议使用准确度作为自动化的系统指标。请参见方程 16。

$$A_{cc}[n] := R_o(1 - e^{-\frac{1}{\tau}n}) \tag{16}$$

τ 使我们能够模拟准确度随时间的变化，而 R_o 是目标准确度。其定义如下：

$$R_o = \frac{True_{positive_o} + True_{negative_o}}{True_{positive_o} + True_{negative_o} + False_{positive_o} + False_{negative_o}} \tag{17}$$

如果我们对方程 10、11 和 14 应用 Z 变换，则可得：

$$Y_o[z] = \begin{cases} \frac{1}{2}\Big[A_a[z] + (1-\alpha)L_a[z] + \alpha K_a[z] + Y_i[z]\Big], & \text{if } L_a[z] > 0 \text{ and } K_a[z] > 0 \text{ and } Y_i[z] > 0 \\ Y_i[z], & \text{otherwise.} \end{cases} \tag{18}$$

$$Y_o[z] = \begin{cases} \left(\frac{e^{\frac{1}{\tau}}z^2 - (e^{\frac{1}{\tau}}+1)z + 1}{e^{\frac{1}{\tau}}z^2 + ((e^{\frac{1}{\tau}}-1)R_o - (e^{\frac{1}{\tau}}+1))z + 1}\right)\left(\frac{1}{2}\right)\Big[A_a[z] + (1-\alpha)L_a[z] + \alpha K_a[z] + Y_i[z]\Big]\Big) * C[z] & \\ \qquad \text{if } L_a[z] > 0 \text{ and } K_a[z] > 0 \text{ and } Y_i[z] > 0\text{ ,} & \\ Y_i[z] & \text{，否则。} \end{cases} \tag{19}$$

其中 $*$ 是 Z 域上的卷积运算。见图 4 和图 5。

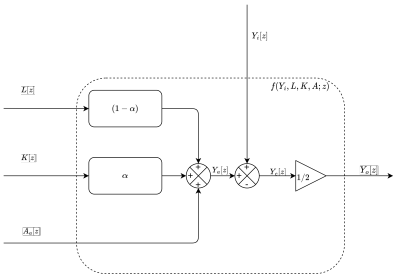

图 4：非自动化任务。

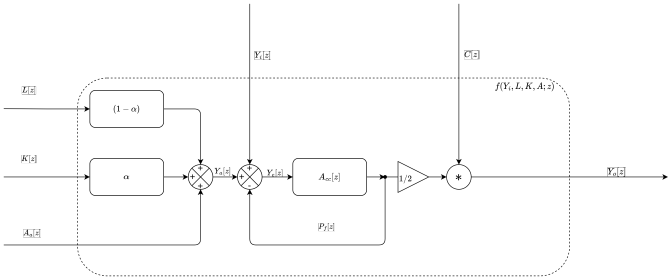

图 5：自动化任务。

6 结果

6.1 生产率表现

我们根据2012年和 2017 [41, 42]年的日志重现了其中的业务流程。见图6和图7。我们确定了每个流程的“主要路径”。一系列从初始状态转移到最终状态的操作被称为“主要路径” [38]。

将业务流程自动化分析为线性时不变系统网络

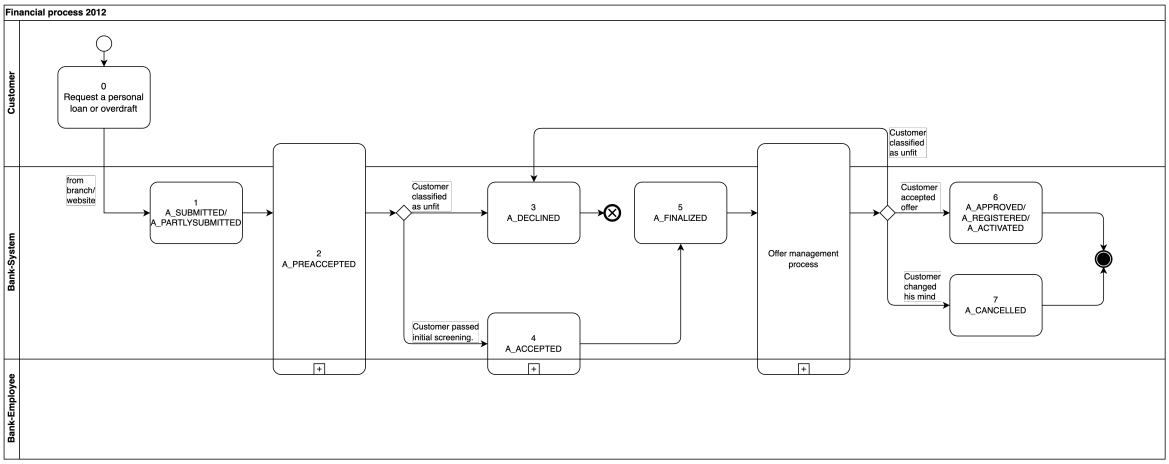

图6：2012年业务流程。

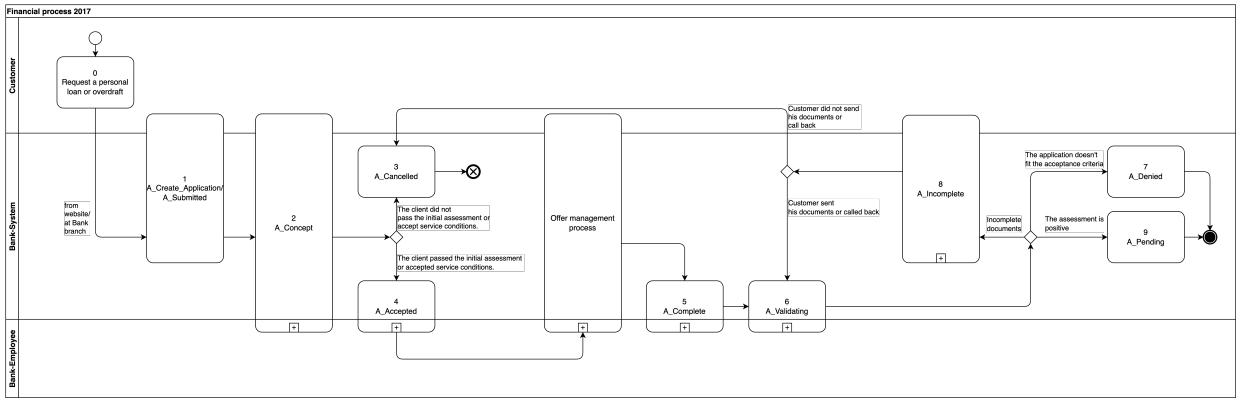

图7：2017年业务流程。

路径名称	2012	2017
A	$A_SUBMITTED \rightarrow A_CANCELLED$	$A_Create \quad Application \rightarrow A_Denied$
B	$A_SUBMITTED \rightarrow A_REGISTERED$	$A_Create \quad Application \rightarrow A_Pending$
C	$A_SUBMITTED \rightarrow A_DECLINED$	$A_Create \quad Application \rightarrow A_Cancelled$

表1：2012年和2017年的主要路径

我们在表1中找到了这些路径。路径名称包含初始状态和最终状态。我们发现，两年的路线是等价的。在2017年的日志中，所有轨迹都包含一个自动化任务，状态名称也发生了变化。

路径包含以下内容　以下情况：贷款文件未满足机构要求，但获批　　，并被拒绝，分别　　。银行或客户均可放弃贷款。

我们将路径　　视为累积的。因此，时间 n 的生产是系统中所有“存活”流程的结果　　.

将方程 2 应用于日志后，我们得到了以下结果：

	2012	2017
T_s	5 [分钟]	5 [分钟]

表2：2012年和2017年日志的采样时间

从这一点　正向，以便更轻松地分析信息：　1 [$Hertz/Hz$] = 1 / T_s = 1/(5 [$minutes$]　　).

作为初始步骤，我们计算了每条路径的 $A_a(t)$ 和 α。为了估算柯布-道格拉斯参数，我们使用了线性回归和方程 4。2012年和2017年流程中的路径A示例分别列于表 3 和表 4。

活动	$A_a(t)$	α	$f_m[Hz]$
A_已提交	N/A	N/A	0
A_预先接受	-0.18	0.02	0.14
A_已接受	-1.11	0.11	0.07
A_已完成	-0.53	0.06	0.14
A_已取消	-3.29	0.17	1.29×10^{-5}

表3：2012年日志 - 路径A

活动	$A_a(t)$	α	$f_m[Hz]$
A_已提交	N/A	N/A	0
A_概念	-0.07	0.01	0.13
A_已接受	-1.62	2.12×10^{-3}	1.67×10^{-4}
A_完成	-1.38	0.02	2.96×10^{-3}
A_验证中	-3.42	0.18	6.67×10^{-6}
A_拒绝	-4.94	0.42	4.01×10^{-5}

表4：2017年日志 - 路径A

对于所有信 号，我们使用中等频率 f_m作为参考。表5显示了各路径的生产率 f_m ：

路径名称	$f_{m_{2012}}[Hz]$	$f_{m_{2017}}[Hz]$	$f_{wom_{2017}}[Hz]$
A	1.39×10^{-5}	3.84×10^{-6}	1.01×10^{-5}
B	5.94×10^{-6}	5.62×10^{-6}	7.28×10^{-6}
C	1.35×10^{-5}	3.23×10^{-6}	5.9×10^{-5}

表5：各路径平均频率

我们可以看到，2017年 $f_{m_{2017}}$ 记录的频率低于2012年 $f_{m_{2012}}$的记录值。这一结果与先前对生产率 [48]的分析一致。突出显示的数值是最低频率。

活动“A_预先接受”已实现自动化，并重命名为“A_概念”。新任务是一个人工智能系统，可执行画像分析、分类和建议任务 [36, 49]。图8和图9展示了原始文件中的生产信号。

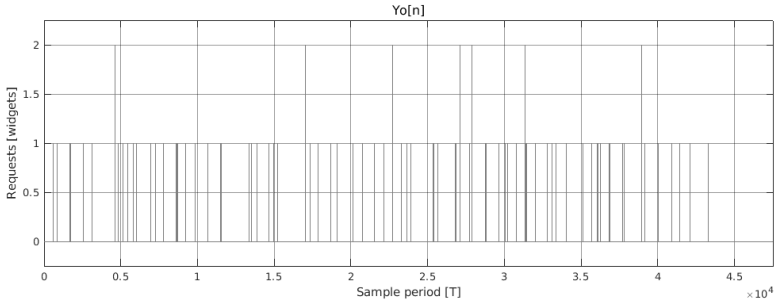

图8：“A_预先接受” - 2012年业务流程。低频。

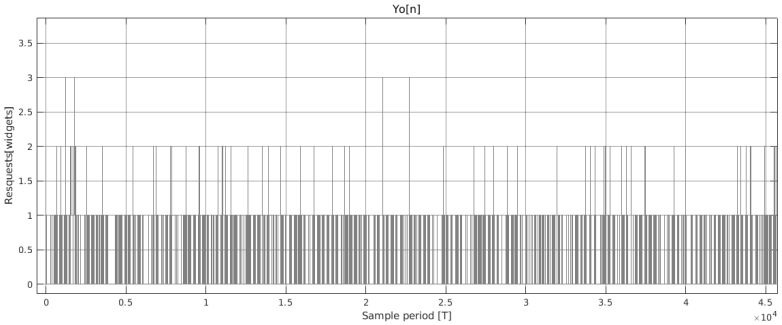

图9：“A_概念” - 2017年业务流程。高频。

我们可以看到，引入自动化提高了生产频率。价值变化揭示了这一转变。我们可以观察到，“A_Concept”的频率发生了变化。表6展示了各条路径上的这些变化。

路径名称	$f_{m_{2012}}[Hz]$ “A_预先接受”	$f_{m_{2017}}[Hz]$ “A_概念”	$f_{wom_{2017}}[Hz]$ “A_概念”
A	1.35×10^{-1}	1.20×10^{-1}	1.33×10^{-1}
B	4.64×10^{-2}	1.11×10^{-1}	1.22×10^{-1}
C	4.57×10^{-2}	9.85×10^{-2}	1.08×10^{-1}

表6：各路径干预任务的任务平均频率

自动化不仅简化了任务，也创造了新的任务。新职责可以是自动的，也可以是手动的。手动任务为流程引入了时间开销 [49]。在筛除手动任务后，我们重新计算了中等频率 f_{wom}。与早期发现相比，我们可以看到，大多数情况下生产率变化都有所改善。

我们还注意到变化　各路径基频中的变化。表7中的行为与表5中的类似 .

路径名称	$f_{0_{2012}}[Hz]$ “A_预先接受”	$f_{0_{2017}}[Hz]$ “A_概念”	$f_{wo0_{2017}}[Hz]$ “A_概念”
A	3.45×10^{-3}	4.91×10^{-4}	4.91×10^{-4}
B	1.18×10^{-3}	1.47×10^{-3}	3.49×10^{-3}
C	6.31×10^{-5}	2.90×10^{-4}	2.90×10^{-4}

表7：每条路径的基本频率。

f_m 也表现出与 f_0相同的行为。因此，实证证据支持我们的主张：自动化提高了产出频率。

基于 f_m，我们计算了改进率。我们将这一比例称为 κ [48]。表6显示了 κ 值：

路径名称	$\kappa_{m_{2017}}$[%] “A_概念”	$\kappa_{wom_{2017}}$[%] “A_概念”
A	-11.52	-1.82
B	139.17	162.00
C	115.84	137.40

表 8：每项自动化任务的卡帕路径值。

6.2 自动化任务稳定性分析

我们的分析纳入了指标对自动化任务的影响。通常，指标会影响生产。它们会根据商定的衡量标准限制任务产出。

方程 16 是我们提出的一个函数，用于模拟通用指标的采用。如图 11 所示，我们将基准测试集成到闭环系统中，而不是在时域内执行此操作。

自动化任务方程结合了该指标的传递函数，见方程18。我们应用叠加原理分析系统稳定性，并得到以下结果：

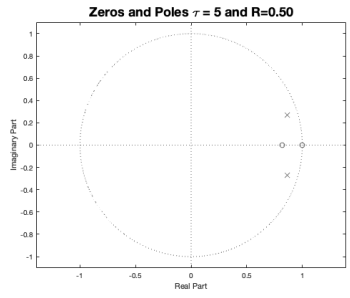

图 10： $\tau = 5$和$R = 0.50$

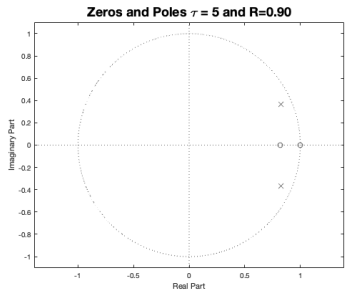

图 11： $\tau = 5$和$R = 0.90$

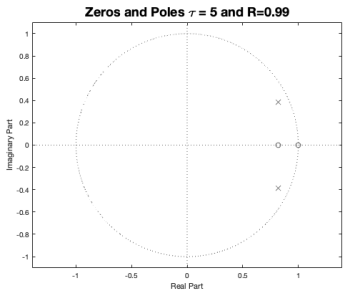

图 12： $\tau = 5$和$R = 0.99$

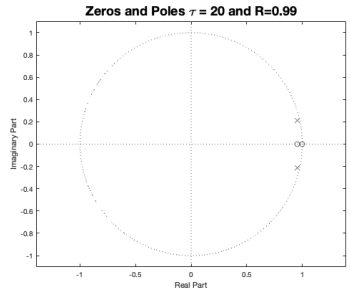

图 13： $\tau = 20$和$R = 0.99$

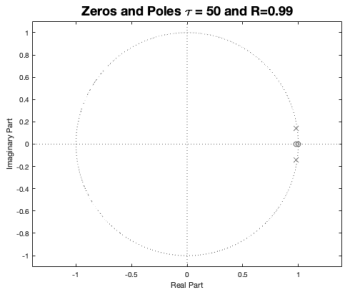

图 14： $\tau = 50$和$R = 0.99$

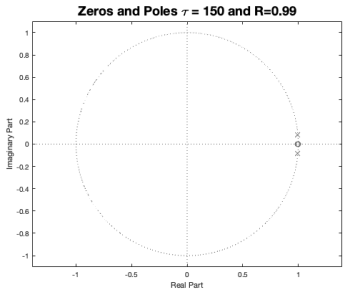

图 15： $\tau = 150$和$R = 0.99$

图10至图15展示了 tau 和 R_o取不同值时的稳定性图。可预测/稳定的输出应具有位于单位圆内的极点 x。

我们的测试表明，对于 $\tau < 50$，“极点”和“零点” o更靠近圆心。另一方面，当 R_o 值接近 1 时，“极点”会移向不稳定边界。
经过多次测试，我们通过经验发现， R_o 和 τ 的最优值分别为 0.99 和 20。这些参数使我们能够确定模型的共振频率。见表 9。

	共振频率$[Hz]$	R_0	τ
ω_r	1.03	0.99	20

表 9：准确度指标的共振频率。

如果自动化任务接近 ω_r，我们就无法保证系统的可预测性和稳定性。超过这一频率后，模型的输出会迅速下降。将 ω_r 转换为对数单位 [41, 42], 后，我们得到以下结果：$1.03[Hz] = 1.03/5[requests/min] \approx 12[requests/hr]$

6.3 仿真

我们在 MATLAB® 中使用表 8 的数据对 2012年 的流程进行了仿真。我们在 Simulink® 中将所有任务创建为活动块。使用这种方法，我们仿真了 4 种不同的流程迭代，涵盖了所有可能的路径。
每个活动块都有多个输入。初始任务仅接收资本和劳动输入信号。我们解析、采样并以 MS Excel® 格式存储日志信息。自动化和非自动化活动块接收来自前序活动块的产量信号，以计算当前职责对业务流程响应的影响。

我们从每条路径中筛选出各项活动的信号。我们仿真了“A_预先接受”任务。2012年至2017年间，自动化系统取代了这项工作。请参见图16和图17。该活动在 κ 和$kappa_{wo}$ 条件下的仿真结果见表10。

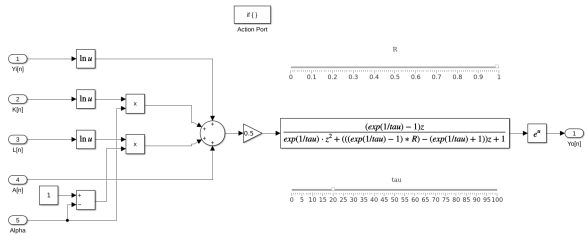

图16：自动化任务模型 - I。

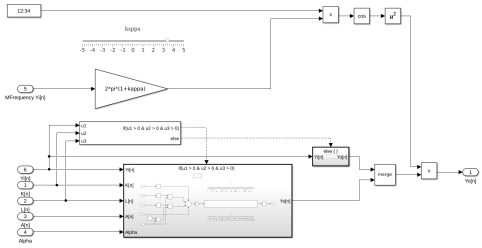

图17：自动化任务模型 - II。

图17从外部展示了我们的仿真模型。图16描绘了其内部部分。本节的执行由“if”控制语句同步。图18和图19展示了非自动化任务模型。其背后的逻辑与自动化任务相同。

随后，我们对已识别路径进行了模拟。表11和表12展示了两种卡帕值对应的中频和基频，图20则展示了测试流程的一个示例。

路径名称	$f_m[Hz]$ “A_预先接受” “A κ	$f_m[Hz]$ _预先接受” κ_{wo}
A	7.88×10^{-2}	8.73×10^{-2}
B	7.41×10^{-2}	8.11×10^{-2}
C	6.64×10^{-2}	7.30×10^{-2}

表10：干预任务 - 每条模拟路径的平均频率

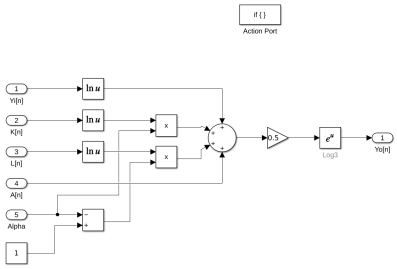

图18：非自动化任务模型 - I。

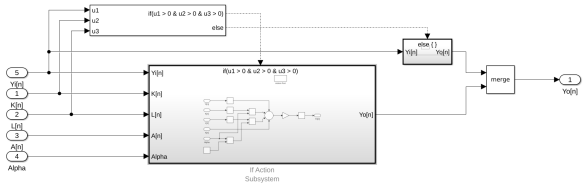

图19：非自动化任务模型 - II。

路径名称	$f_m[Hz]$ κ	$f_m[Hz]$ κ_{wo}
A	2.70×10^{-3}	2.90×10^{-3}
B	2.50×10^{-3}	3.00×10^{-3}
C	1.40×10^{-3}	1.60×10^{-3}

表11：每条模拟路径的平均频率。

路径名称	$f_0[Hz]$ κ	$f_0[Hz]$ κ_{wo}
A	2.39×10^{-1}	2.66×10^{-1}
B	2.22×10^{-1}	2.43×10^{-1}
C	1.97×10^{-1}	2.17×10^{-1}

表12：每条模拟路径的基频。

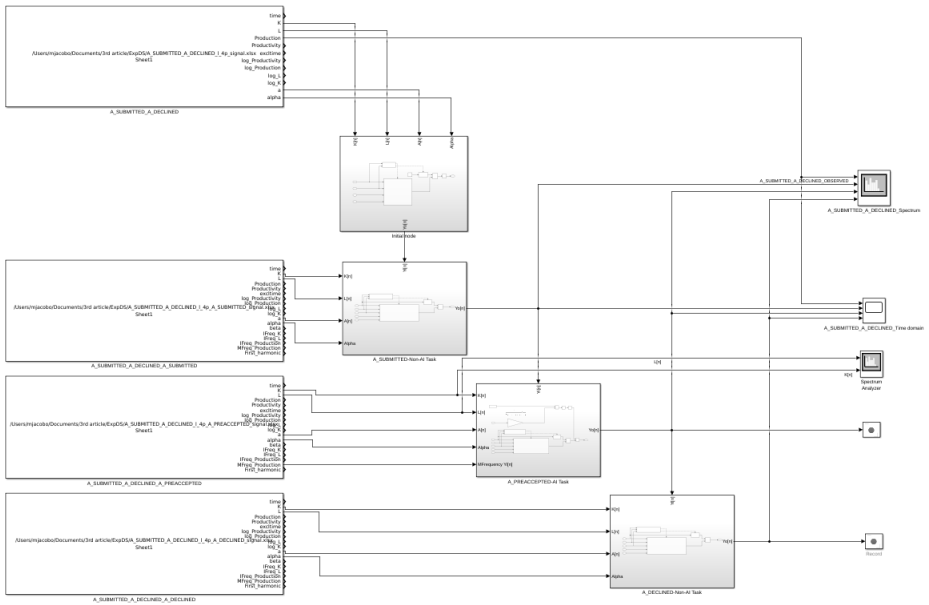

图20：MATLAB® - 仿真流程图 - A_已提交_A_已拒绝。

7 讨论

将生产率解释为频率，使我们能够运用信号处理理论，提供有关BP自动化导致的生产率变化的细粒度信息。通过这种方式，频率加速等同于生产率增量，反之亦然。此外，频率与以下内容具有相同的数学特征：

生产率。线性时不变系统模型使我们能够将生产率视为各个任务生产率的组合。我们采用叠加概念创建了一个线性时不变网络。该方法使我们能够将每项任务映射为一个线性时不变系统。这样，业务流程将是由其他线性时不变系统叠加而成的线性时不变系统。该方法确保了模型的可扩展性。在分析两个不同年份的保险流程公开日志后，我们发现经历自动化的任务出现了频率加速。这一发现证实了我们的假设。在某些情况下，自动化会生成新任务。这些任务增加了负担，从而抑制业务流程的频率。综合结果是业务流程生产率下降。因此，手工任务与低频活动之间存在联系。这种行为表明需要整合新的人工步骤。因此，我们可以检测到这些偏差。在筛除新的手动任务后，我们发现业务流程性能有所提升。我们还计算了柯布-道格拉斯方程的值： $A_a(t)$和 α。 $A_a(t)$决定了 ω=0 处的能量量，即势能。该值表示我们用于执行一项任务的潜在资源比例。 $A_a(t)$的值采用对数尺度；因此，负值表示介于0和1之间的权重。见图21。另一方面， α 表示资本 K对生产方程的影响。（$1-\alpha$）项是劳动权重。我们的研究表明，业务流程的生产率会追踪劳动谐波频率。这一现象揭示，自动化会沿劳动方向加速业务流程频率。柯布-道格拉斯方程中赋予的权重对此作出了解释。因此，劳动频率的变化可能产生与业务流程任务自动化相同的效果。

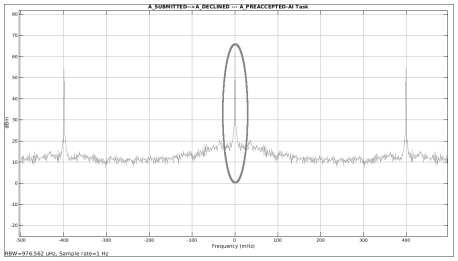

图 21： $A_a(t)$。

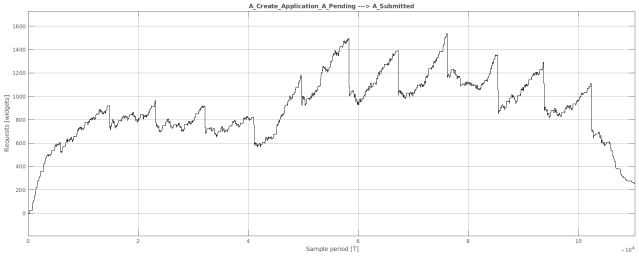

图 22：任务 - A_已提交。

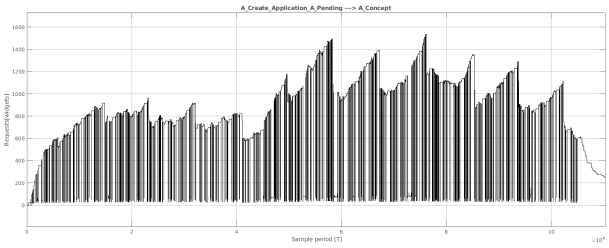

图 23：任务 - A_概念。

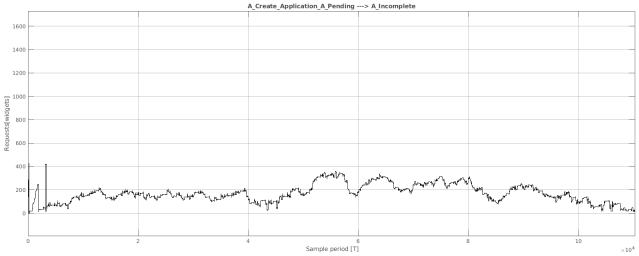

图 24：任务 - A_未完成。

此外，我们确定了日志的 κ 值。表 8 列出了任务总数及筛选掉的任务数量。这种活动分类将执行时间纳入考量，以便通过分析报告识别自动化任务。

这种分类体系可能会给我们的分析引入噪声。这些数据集是开放的，不包含具体细节。我们的模型将指标视为控制要素。因此，我们整合了对频率的响应机制，以获得最佳业务流程生产质量。参数 τ 和 R_o 帮助我们确定最佳质量值及其对业务流程频率响应的影响。此外，这些参数可能有助于为未来的自动化建立基准测试。我们的研究发现， $\tau > 20$ 和 $R_o \approx 1$ 提供了一个稳定性测量区间。因此，我们可以说， ω_r 会根据这些因素而变化。

我们观察到各路径的模拟生产率与日志中记录的数值之间存在差异。进一步分析发现，2017年的流程新增了一项活动。这项新工作影响了业务流程的生产率。业务流程的 f_m 低于模拟结果。图22、23和24展示了整个业务流程的生产情况变化。图23展示了自动化带来的生产率提升。另一方面，图24展示了新增任务如何降低频率。因此，2017年的业务流程因自动化而导致生产率下降。

我们推断，“A_Incomplete”任务是手动执行的，因为它会产生低频信号 f_m，而根据叠加原理，该信号会干扰业务流程的自动化收益。根据这一分析，可以识别业务流程异常或意外影响。仿真中假设业务流程任务的输入没有变化，因此我们预期结果相似。此外，我们还为生产率分析引入了新技术。线性时不变系统方法使我们能够按比例放大或缩小，也可以进行审查。

此外，幅度调制使我们能够根据特定的性能要求提高业务流程任务的频率。不过，载波信号的设计可能取决于其他变量。我们的设计也是模块化的。我们可以仿真来自不同行业的大部分业务流程。这些详细信息为解决索洛悖论提供了一些参考。作为进一步研究，我们建议使用另一种调制技术分析该模型。我们期望得到一个更能抵御噪声的模型。此外，考察“Q”值从 5 开始的变化，或许有助于确定模型因果关系的边界。最佳“Q”值可能会提高系统空闲时的资源利用率。最后，新的指标集成可能会改变 ω_r 的值。它还可能纳入新的参数集成，从而有助于控制并优化对业务流程/业务流程任务生产率的预测。

8 结论

我们的研究结果表明，可以获取有关业务流程和任务活动水平的详细信息。我们的模型提供了有关任务自动化如何影响生产率的全面数据。我们能够监测特定时刻的变化，并将这种行为推广到即将到来的生产周期中（RO1）。频域分析显示，持续生产并不是将资本和劳动的价值转移至业务流程的最有效方式。生产保持平稳意味着系统需要大量资金和劳动。低频表示成本和资源消耗较高。与此同时，高频意味着成本较低，但可能使业务流程陷入不可预测或不稳定的状态（RO2）。我们将准确度指标纳入模型中。该指标使我们能够控制引入自动化后业务流程任务的质量。我们认为，指标发挥着负反馈回路的作用，使我们能够调整任务/业务流程的输出。我们定义了两个参数，τ和 R_o，以根据企业需求确定合适的频率范围，确保任务/业务流程的稳定性（RO3）。频率分析使我们能够剥离数据中的时间维度。我们将完整日志视为一个生产周期。因此，我们直接比较了 2012年和 2017年这两个文件。此外，我们还能检测自动化对其他任务造成的不规则生产变化，并评估当前条件下的业务流程行为。我们甚至可以判断某项活动是否已实现自动化（RO4）。此外，我们还确定了模型的谐振频率 ω_{ro}。该指标取决于 τ 和 R_o的权重。我们可以将此值视为界限和判据，据此界定业务流程的低频或高频。我们假定，从零到 $\omega_r/2$ 的值属于低频；否则则属于高频。围绕 $\omega_r/2$ 的一段频带可能是该指标的最佳取值范围。 ω_r取决于指标和参数值。尽管 ω_r 是针对自动化任务计算得出的，但它也可能适用于非自动化活动（RO5）。

致谢

本研究得到了墨西哥科学技术委员会（国家科学技术委员会，CONACYT，https://www.conacyt.gob.mx）的支持。

参考文献

[1] Bhagwandas Pannalal Lathi 和 Roger A Green。《信号处理与线性系统》，第 2 卷。牛津大学出版社，牛津，1998 年。[2] Alan V. (Alan Victor) Oppenheim。《信号与系统》。Prentice-Hall信号处理系列。印度Prentice-Hall出版社，新德里，第 2 版，2004 - 1997。[3] Pragnan Chakravorty。《什么是信号？》 [讲义]。《IEEE信号处理杂志》，35(5):175–177，2018 年 9 月。[4] Joseph Prokopenko。《生产率管理：实用手册》。国际劳工局，日内瓦，1987 年。[5] Katsuhiko。Ogata。《现代控制工程》。培生，波士顿，马萨诸塞州，第 5 版，2010 年。[6] Robert M Solow。我们最好提高警惕：制造业至关重要——后工业经济的神话，作者 Stephen S. Cohen 和 John Zysman。《纽约时报 (1923-)》，第 297 页，1987 年。[7] Erik Brynjolfsson、Daniel Rock 和 Chad Syverson。人工智能与现代生产率悖论：预期与统计数据的冲突。载于《人工智能经济学：议程》，第 23–57 页。芝加哥大学出版社，2018 年。[8] Erik Brynjolfsson 和 Lorin Hitt。悖论失落？信息系统支出回报的企业层面证据。《管理科学》，42(4):541–558，1996 年 7 月。[9] Wil van der Aalst。流程挖掘。《ACM管理信息系统汇刊》，3(2):1–17，2012 年 7 月。

[10] Steve Denning。为什么计算机没有提高生产率，2021 年。[11] Niels Martin、Benoit Depaire 和 An Caris。在业务流程仿真背景下使用流程挖掘：概述与挑战。载于 2014 年 IEEE计算智能与数据挖掘研讨会（CIDM），第 381–388 页。IEEE，2014 年 12 月。[12] Niels Martin、Benoît Depaire 和 An Caris。流程挖掘在业务流程仿真模型构建中的应用。《商业与信息系统工程》，58(1):73–87，2016 年 2 月。[13] Sergey Smirnov、Hajo A. Reijers、Mathias Weske 和 Thijs Nugteren。业务流程模型抽象：定义、目录与综述。《分布式与并行数据库》，30(1):63–99，2012 年 2 月。[14] Lianjun An 和 Jun-Jang Jeng。业务流程仿真系统动力学模型的开发。载于《冬季仿真会议论文集》，2005 年，第 2068–2077 页。IEEE，2005 年。[15] Luise Pufahl、Tsun Yin Wong 和 Mathias Weske。可扩展 BPMN 流程仿真器的设计。载于《业务流程管理研讨会》，第 782–795 页。Springer International Publishing，2018 年。[16] Mario Jadri´c、Ivana Nin˘cevi´c Pašali´c 和 Maja Cukuši´c。流程挖掘对离散事件仿真建模的贡献。《商业系统研究期刊》，11(2):51–72，2020 年 10 月。[17] Manuel Camargo、Marlon Dumas 和 Oscar González-Rojas。从事件日志中发现生成模型：数据驱动仿真与深度学习。《PeerJ计算机科学》，7:e577，2021 年 7 月。[18] Zaharah Allah Bukhsh、Aaqib Saeed 和 Remco M. Dijkman。Processtransformer：利用变换器网络进行业务流程预测性监控。CoRR，abs/2104.00721，2021 年。[19] Bemali Wickramanayake、Zhipeng He、Chun Ouyang、Catarina Moreira、Yue Xu 和 Renuka Sindhgatta。利用共享及专用注意力机制构建可解释的业务流程预测模型。《知识型系统》，248:108773，2022 年 7 月。[20] Gonzalo Rivera Lazo 和 Ricardo Ñanculef。用于业务流程管理序列预测的多属性变换器。载于《发现科学：第 25 届国际会议 DS 2022》，法国蒙彼利埃，2022 年 10 月 10–12 日，会议论文集，第 184–194 页。Springer-Verlag，柏林、海德堡，2022 年。[21] Hang Chen、Xianwen Fang 和 Huan Fang。基于 BERT 和迁移学习的业务流程多任务预测方法。《知识型系统》，254:109603，2022 年 10 月。[22] Riza Velioglu、Jan Philip Göpfert、André Artelt 和 Barbara Hammer。用于改进流程建模的可解释人工智能。载于《智能数据工程与自动化学习——IDEAL 2022》，第 313–325 页。Springer，查姆，2022 年。[23] Pietro Portolani、Alessandro Brusaferri、Andrea Ballarino 和 Matteo Matteucci。预测性流程监控中的不确定性。载于《知识型系统中的不确定性信息处理与管理国际会议》，第 547–559 页。Springer，查姆，2022 年。[24] Afifi Chaima 和 Ali Khebızı。利用人工智能技术挖掘业务流程模型的路线图。《国际信息学与应用数学期刊》，5(1):27–51，2022 年 1 月。[25] Manuel Camargo、Marlon Dumas 和 Oscar González-Rojas。通过自动化流程发现和深度学习，从事件日志中学习准确的业务流程仿真模型。载于《高级信息系统工程国际会议》，第 55–71 页。Springer-Verlag，柏林、海德堡，2022 年。[26] Efren Rama-Maneiro、Juan Vidal 和 Manuel Lama。用于业务流程预测性监控的深度学习：综述与基准测试。《IEEE服务计算汇刊》，第 1–1 页，2022 年。[27] Marco Tulio Ribeiro、Sameer Singh 和 Carlos Guestrin。“我为什么要相信你？”：解释任意分类器的预测，2016 年。[28] Jitka Pomenkova 和 Roman Marsalek。商业周期结构中的时域与频域。MENDELU 商业与经济学工作论文 2011-07，布尔诺孟德尔大学商学院与经济学院，2011 年 4 月。[29] Juan Bógalo、Pilar Poncela 和 Eva Senra。循环奇异谱分析：一种新的自动化信号提取流程。《信号处理》，179:107824，2021 年 2 月。[30] Raksha Ramakrishna、Hoi-To Wai 和 Anna Scaglione。低通图信号处理及其应用用户指南：工具与应用。《IEEE信号处理杂志》，37(6):74–85，2020 年 11 月。[31] Yawen Mao、Su Liu 和 Jinfeng Liu。具有通信时延的非线性网络化控制系统的鲁棒经济模型预测控制。《国际自适应控制与信号处理期刊》，34(5):614–637，2020 年 5 月。

[32] Christophe Chamley、Anna Scaglione 和 Lin Li。《社交网络中的信念传播模型：综述》。*IEEE*信号处理杂志，30(3):16–29，2013年5月。[33] Xiao-Ping Steven Zhang 和 Fang Wang。《金融、经济学与营销信号处理：概念、框架与大数据应用》。*IEEE*信号处理杂志，34(3):14–35，2017年5月。[34] K. Deergha Rao 和 M.N.S. Swamy。《数字信号处理》。Springer Singapore，新加坡，2018年。[35] Peter Atrill 和 Eddie McLaney。《非专业人士会计与金融》。培生教育有限公司，第10版，2017年。[36] Rui M. Lima。整合生产计划与控制业务流程。《国际生产率管理与评估技术杂志》，1(4):1–21，2012年10月。[37] Felix Kossak、Christa Illibauer、Verena Geist、Christine Natschläger、Thomas Ziebermayr、Bernhard Freudenthaler、Theodorich Kopetzky 和 Klaus-Dieter Schewe。《哈根贝格业务流程建模方法》。Springer International Publishing，查姆，2016年。[38] Audris Kalnins。业务建模：语言与工具。载于《ECMI 2002工业数学进展》，第41–52页。Springer Berlin Heidelberg，柏林，海德堡，2004年。[39] Erik Brynjolfsson 和 Shinkyu Yang。信息技术与生产率：文献综述。载于 Marvin V. Zelkowitz（编），《计算机进展》，第43卷（《计算机进展》丛书第43卷），第179–214页。爱思唯尔，1996年。[40] ISA，仪表、系统与自动化协会。《自动化、系统与仪表词典。》ISA——仪表、系统与自动化协会，研究三角园，北卡罗来纳州，第4版，2003年。[41] Boudewijn van Dongen。BPI 挑战赛 2012，2012年4月。[42] Boudewijn van Dongen。BPI 挑战赛 2017，2017年2月。[43] Stuart Macdonald、Pat Anderson 和 Dieter Kimbel。衡量还是管理？重审信息技术生产率悖论。《经济研究季刊》，69(4):601–617，2000年10月。[44] B Sklar。《数字通信：基础与应用》。Novell-Bibliothek。Prentice-Hall PTR，2001年。[45] David F. Heathfield。柯布—道格拉斯函数。载于《生产函数》，第29–44页。麦克米伦教育英国，伦敦，1971年。[46] Philippe Aghion、Benjamin Jones 和 Charles Jones。人工智能与经济增长。技术报告，美国国家经济研究局，剑桥，马萨诸塞州，2017年10月。[47] Richard G Lyons。《理解数字信号处理》。Prentice Hall，上萨德尔河，新泽西州，第3版，2011年。[48] Mauricio Jacobo-Romero 和 André Freitas。去中心化组织的微观经济学基础。载于第*36*届*ACM*应用计算年会论文集，第282–290页，纽约，纽约州，美国，2021年3月。ACM。[49] Elizaveta Povalyaeva、Ismail Khamitov 和 Artyom Fomenko。BPIC 2017：与客户互动的密度分析。载于*BPI* 挑战赛 *2017*，2017年。