arXiv:2611.30982v1 [q-fin.CP] 23 Nov 2026

基于预测型PID控制器设计一种算法稳定币

Yuqiao Zhao[a], [*], **Wai-Ki Ching**[a], **Chi-Wing Wong**[a]

[a]香港大学数学系，中国香港，***999077***

摘要

近年来，基于区块链技术发行的加密货币日益受到关注。然而，其价格波动剧烈，难以成为流通货币，因此催生了稳定币。现有稳定币主要分为三类：锚定法定货币的稳定币、以加密资产作为抵押品的稳定币，以及由算法控制的稳定币。大多数现有稳定币属于前两类。我们设计了一种算法稳定币，仅由预测型比例-积分-微分（PID）控制器控制，并将自回归积分滑动平均（ARIMA）模型预测的价格作为其输入之一。仿真实验表明，在理想市场条件下，该稳定币能够实现长期目标，使价格在预先设定的范围内波动。此外，即使存在外生扰动，它也能持续将价格恢复至锚定区间。

关键词：算法稳定币、控制理论、预测比例-积分-微分（PID）控制器、自回归积分滑动平均（ARIMA）

1. 引言

随着2008年比特币的推出，加密货币这一概念逐渐进入公众视野，并在近年来迅速发展

[*]通讯作者电子邮箱：yqzhao7@connect.hku.hk (YuqiaoZhao), wching@hku.hk (Wai-Ki Ching), cwwongab@hku.hk (Chi-Wing Wong)

提交至爱思唯尔的预印本 *2026*年*11*月*24*日

（Pernice 和 Scott，2021年；Angeloni 和 Gros，2025年）。“加密货币战略储备”于2025年在美国设立，标志着加密货币进入金融体系迈出了重要一步（Giordano，2025年）。作为一种平行的非信贷货币体系，代币型加密货币不同于中央银行作为负债发行的数字货币（Giordano，2025年）。然而，比特币等加密货币价格的剧烈波动，使其无法发挥传统货币的基本职能（Angeloni 和 Gros，2025年）。为了解决这一问题，一种旨在维持价值稳定的加密货币应运而生，这类加密货币被称为稳定币。

稳定币是连接传统金融与加密货币生态系统的桥梁，不仅能促进资金转移更加顺畅，还能降低其他加密货币高波动性所带来的风险（Lee 等，2025年）。Strohmeyer 等（2024年）指出，现有稳定币可分为两类：托管型稳定币和非托管型稳定币。这种分类取决于是否存在负责储备管理和代币监管等职能的中央机构。第一类稳定币以 Tether 的 USDT（Tether，2014年）和 Circle 的 USDC（Circle，2018年）为代表，它们锚定于可靠的法定货币，以牺牲去中心化为代价换取相对稳定的价格。相比之下，第二类稳定币由智能合约而非中央储备管理，因此保留了加密货币的去中心化特性。以其他加密货币作为抵押品的加密资产抵押型稳定币，是第二类中的常见形式。然而，作为抵押品的加密货币波动性较高，使稳定币面临更大的清算风险（Klages-Mundt 和 Minca，2022年）。例如，MakerDAO 的 DAI（Maker，2017年）在最初的设计中仅以以太坊作为抵押品。在经历了通缩性去杠杆螺旋造成的抵押品不足后，它将 USDC 纳入作为新的抵押品（Klages-Mundt 和 Minca，2022年）。基于 DAI，Inoescu 和 Soleimani（2020年）采用反馈控制器，根据市场价格调整赎回价格。算法稳定币是非托管型稳定币的另一子类别，它通过去中心化算法（智能合约）稳定价格（Zhao 等，2021年）。

尽管目前大多数非托管型稳定币都以抵押品作为担保（Angeloni and Gros，2025年），算法稳定币也在不断涌现。TerraUSD（UST）由 Kereiakes 等人于 2019年提出，采用铸币税模型，使其价格稳定在 1 美元。TerraUSD 曾是最成功、但也是表现最差的算法稳定币，因为其筹集了

超过 600 亿美元的市值，仅用 15 个月时间，却在 7 天内损失了超过 90% 的市值（Calandra 等人，2025年）。Ampleforth（Kuo 等人，2019年）是一种弹性供应型稳定币。其机制采用 24小时成交量加权平均价格，主动决定供应量调整，直接缩减或增加用户持有的代币数量。此外，Kazemian 等人（2020年）开发了首个部分抵押型稳定币 Frax。系统会动态确定抵押率，以调整铸造或赎回一个 Frax 所需的价值 1 美元的抵押品与 Frax份额的比例。

Akcin 等人（2024）观察到，不仅当前的货币政策可以通过控制理论进行描述，代币经济也同样如此。然而，据我们所知，很少有算法稳定币是基于控制理论设计的。比例-积分-微分（PID）控制是一种标准的基于反馈的闭环机制，用于将系统变量维持在设定值（Visioli，2006）。正如 Samad（2017）的调查结果所示，尽管其他技术在不断发展，PID控制器仍然是工业界应用最广泛的控制律。尽管如此，传统PID控制器缺乏可预测性，其启发式和反应式特征不足以对未来情况作出及时响应（Akcin 等人（2024））。这促成了预测型PID控制器的发展，其中一种类型见于 Moradi 等人（2001），该控制器基于广义预测控制器设计。

我们正在开发 Conttsus，这是一种在指定价格区间内运行、而非严格锚定某一价格的算法稳定币。这种灵活的设计为套利者创造了宝贵的短期机会，同时，其整体稳定性确保它能够成为长期投资者可靠的价值储藏手段。与 Ampleforth 类似，我们采用价格预言机来获取稳定币的实际价格。随后，应用著名的自回归积分滑动平均模型（ARIMA）（Box 和 Jenkins，1970年）来预测未来价格。然后，我们采用预测型 PID 模型来调节稳定币的供应量，从而相应地影响其价格。不同于弹性供应型稳定币，此处需要调整的供应量包括通过协议发行的代币数量，以及可用于市场交易的数量。

本文其余部分安排如下。第2节重新阐述我们正在研究的问题，说明解决方案所依据的假设，并解释涉及的关键符号。第3节详细介绍预测模型和控制模型，以及

开展仿真实验的方法。第4节给出仿真实验的初始设置和结果。最后，第5节总结本文，并列出后续研究方向。

2. 问题陈述

我们的目标是设计一种名为 Conttsus 的稳定币，它完全依靠算法来维持稳定性。与价格锚定于某种货币（法定货币或加密货币）特定价值的现有稳定币不同，这种稳定币的价格可以在给定范围内波动。其长期稳定、短期波动的特性能够满足套利者和储蓄者双方的需求。我们的稳定币协议中的算法设计基于以下假设。首先，稳定币的价格完全由供需决定，这意味着我们不考虑政策干预或外部冲击等因素的影响。其次，我们假设所有稳定币都具有流动性，且可以按任意小的单位进行交易。

在时间 t，我们将预言机提供的实际价格记为 p_t，将预测价格记为 $\hat{p}_t$。变量 Q_t^D 和 Q_t^S 分别表示需求量和流通供应量。请注意，流通供应量涵盖当前所有可供交易的代币，包括协议和外部投资者持有的代币。实际上，p_t、Q_t^D 和 Q_t^S 均为非负数。协议创世时，Conttsus 的初始流通供应量将设为 Q_0^S。在每个时间戳 t 开始时，协议都会对 Q_t^S 进行调整。具体而言，协议会限制公开市场交易量或扩大代币供应量，从而确保在正常市场周期内，Conttsus 价格始终保持在目标区间 $[p^l, p^h]$ 内。该过程可分解为两个子问题。首先，我们需要一个预测模型来得到 $\hat{p}_t$。随后，应设计一个控制模型，根据 $\hat{p}_t$ 和历史价格来决定对 Q_t^S 的调整。我们将通过仿真实验评估该过程的可行性。

3. 方法论

图 1 展示了时间区间（$t-1, t]$）内稳定机制和仿真实验的流程管线。在时间区间开始时，最新的、大小为 w 的历史价格数据将作为训练集，用于



图 1：时间区间（$t-1,\ t]$）内整个流程管线的流程图。

训练价格预测器，随后利用该预测器预测 $\hat{p}_t$。预测价格与所有历史价格一起用于调整供应量 Q_t^S。最后，在时间区间结束时，根据 Q_t^S 计算价格 p_t 和需求量 Q_t^D。接下来的小节将依次详细介绍预测器、控制器和模拟器。

3.1. 价格预测器

由于稳定币的波动性显著低于加密货币（Lyons 和 Viswanath-Natraj，2023年），我们采用 Box 和 Jenkins（1970年）提出的传统且稳健的自回归积分滑动平均模型（ARIMA），进行价格预测。在时间区间（$t-1,\ t]$开始时，我们使用最新的 w数据重新训练 ARIMA 模型，记作 $Y_t = \{p_{t-w}, p_{t-w+1}, \ldots, p_{t-1}\}$。按照 Brockwell 和 Davis（2016年），ARIMA（$m_p,\ m_d,\ m_q$）的数学表达式为

$$(1-\sum_{i=1}^{m_p}\theta_i L^i)(1-L)^{m_d}p_t = (1+\sum_{j=1}^{m_q}\theta_j L^j)\varepsilon_t, \tag{1}$$

其中，m_p, m_d, m_q 是预定义参数，θ_i 和 θ_j 分别是自回归成分和移动平均成分的学习系数，L 是滞后算子，即 $Lp_t = p_{t-1}$，而 ε_t 表示预测误差项。参数 θ_i 和 θ_j 通过最大似然估计获得。

为从预定义范围内确定 m_p, m_d, m_q 的阶数：$m_p \in [m_p^{min}, m_p^{max}]$，$m_d \in [0, m_d^{max}]$，和 $m_q \in [m_q^{min}, m_q^{max}]$，我们按照 Lyu 等人（2026）的方法，对每个时期执行自动选择过程。最优差分阶数 m_d^* 通过对训练数据应用增广迪基-富勒（ADF）检验（Dickey 和 Fuller，1979年）得出，检验范围为

差分阶数范围（$0 \leq m_d \leq m_d^{max}$）。我们递归地定义差分后的序列 $\Delta^{m_d} Y_t$ 如下：

$$\Delta^{m_d} Y_t = \Delta^{m_d-1} Y_t - \Delta^{m_d-1} Y_{t-1}$$

初始序列定义为 $\Delta^0 Y_t = Y_t$。所选阶数是使 ADF检验得出相应数据平稳性的最小值m_d 。然后，我们在参数网格上对训练数据进行拟合，将差分阶数固定为 m_d^*，同时改变 $m_p \in [m_p^{\min}, m_p^{\max}]$ 和 $m_q \in [m_q^{\min}, m_q^{\max}]$。根据赤池信息准则（AIC）的最小值选择最优模型（Akaike，1992），并用其预测下一时期的价格。图2展示了预测过程。

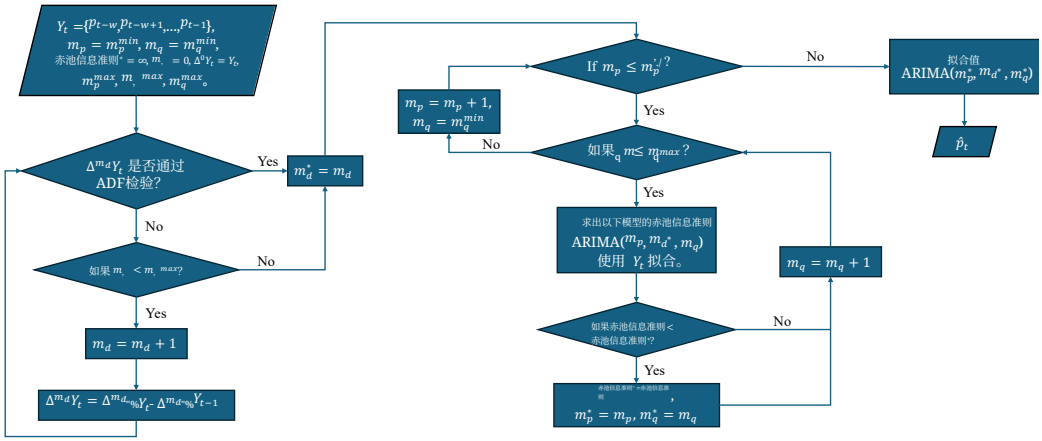


图2：时间区间开始时的价格预测器流程图（$t-1, t]$.

3.2. 供应量控制器

我们采用由比例、积分和微分控制作用之和构成的比例-积分-微分（PID）控制律来调整 Conttsus 的供应量。与 Visioli（2006）中展示的典型离散 PID 控制不同，我们引入了时间 t 的预测误差，以便及时应对未来情况。时间区间（$t-1$， t]）的供应量调整值可通过以下控制器获得。

$$\Delta Q_t^S = K_p \hat{e}_t^c + K_i \left(\sum_{n=1}^{t-1} e_n^c + \hat{e}_t^c \right) \Delta t + \frac{K_d (\hat{e}_t^c - e_{t-1}^c)}{\Delta t}, \qquad (2)$$

其中， K_p、 K_i和 K_d 为正系数， Δt为两个控制点之间的时间差， e_t^c 为方程（3）中定义的时间 t 的控制误差，$\hat{}e_t^c$ 表示时间 t的预测误差，通过在方程（3）中用$\hat{}p_t$ 替换p_t 得出。为快速应对偏离锚定区间 $[p^l, p^h]$的潜在情况，我们设定了一个更窄的控制价格区间 $[p_c^l, p_c^h]$，其中 $p_c^l > p^l$ 且 $p_c^h < p^h$。接着，我们将时间 t 的控制误差定义为

$$e_t^c = \begin{cases} p_t - p_c^h, & \text{if } p_t > p_c^h \\ p_t - p_c^l, & \text{if } p_t < p_c^l \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \tag{3}$$

时间 t 的供应量由下式给出

$$Q_t^S = Q_{t-1}^S + \Delta Q_t^S. \tag{4}$$

3.3. 仿真方法

为验证模型的有效性，我们需要进行仿真实验，以观察价格轨迹。假设市场出清，则时间区间（$t-1$， t] 末的价格可根据 Akcin 等人（2024）所述，通过公式（5）计算得出。

$$p_t = \frac{Q_t^D}{Q_t^S}. \tag{5}$$

需求量根据需求价格弹性进行仿真，该弹性量化了消费者需求对价格波动的敏感度（Mankiw，2004年）。假设需求价格弹性 E_d在整个 $[t-1, t]$内保持不变，我们可以根据以下方程估算时间 t 的需求量

$$Q_t^D = Q_{t-1}^D \times \frac{1 + E_d \cdot (p_t - p_{t-1})/(p_t + p_{t-1})}{1 - E_d \cdot (p_t - p_{t-1})/(p_t + p_{t-1})}. \tag{6}$$

该式由使用中点法计算 E_d 的公式推导而来。对于$E_d \neq 1$，将公式（6）代入公式（5），可得唯一的正根 p_t，如下所示。

$$p_t = \frac{p_{t-1}}{2}\left[\sqrt{a^2(1-b)^2 + 4b} - a(1-b)\right], \tag{7}$$

其中 $a = \frac{1+E_d}{1-E_d}$和 $b = \frac{Q_{t-1}^D}{Q_t^S p_{t-1}}$

为更好地反映现实世界的状况，我们在需求中加入随机波动。外部冲击对需求的影响分为三种情况：永久增加 α （$\alpha > 0$）倍、永久减少 β （$0 < \beta < 1$）倍，以及暂时减少 β 倍后逐渐恢复。对于暂时性冲击，对数扰动会以持久性参数 ρ （$0 < \rho < 1$）按几何级数衰减。在每个仿真步，发生冲击的概率为 η，且每种类型发生的可能性相同；重叠的冲击以乘法方式叠加。设 f_j（k）表示第 j 次冲击发生后 k 个周期时评估的贡献。与三种外部冲击类型相对应的 f_j（k）分别为 $1+\alpha$，$1-\beta$，$(1-\beta)\,^{\rho^k}$。设 R_t 表示时刻 t 外部冲击的累积效应。可推导得：

$$R_t = \prod_{\tau_j \le t} f_j(t - \tau_j),$$

其中，τ_j 表示第 j次外部冲击触发的时间。初始值 R_0 设为 1。因此，存在随机冲击时的需求可表示为 $\tilde{Q}_t^D = \frac{R_t}{R_{t-1}} Q_t^D$. 相应的价格与式（7）相同，其中以 $\tilde{Q}_{t-1}^D$ 替代 Q_{t-1}^D。

3.4. 稳定性分析

为确定系统稳定性的条件，本小节对由方程（2）至（7）定义的基准模型应用 z变换（Oppenheim and Schafer，2010）。为简化分析，我们作出若干假设。首先，假设预测器足够准确，因此$\hat{} p_t = p_t + \varepsilon_t$中的预测误差 ε_t可以忽略。然后，假设在时间 t^*，模型能够达到均衡（p^*，Q_S^*，Q_D^*），使得在不存在扰动的情况下，对于 $\forall t \ge t^*$，$p_t = p^*$、$Q_{t^*}^S = Q_S^*$ 和 $Q_{t^*}^D = Q_D^*$。值得注意的是，式（2）的求和部分确保当 $e_{t^*}^c = 0$时达到均衡，即$p^* \in [p_c^l, p_c^h]$。尽管控制器在$[p_c^l, p_c^h]$内不活动，我们仍可确定模型从相邻的外部位置回到该区间的条件。以下分析基于这样一个假设：系统接近均衡，其差异分别表示为 $\delta Q_t^S = Q_t^S - Q_S^*$、$\delta Q_t^D = Q_t^D - Q_D^*$和 $\delta p_t = p_t - p^*$。

第一步是对控制器进行 z 变换。通过代入 -

方程 (4) 和 $\hat{e}_t^c = e_t^c + O(\varepsilon_t)$ 到方程 (2) 中，我们得到

$$Q_t^S - Q_{t-1}^S = K_p e_t^c + K_i \left(\sum_{n=1}^{t} e_n^c \right) \Delta t + \frac{K_d (e_t^c - e_{t-1}^c)}{\Delta t} + O(\varepsilon_t). \tag{8}$$

设 $E(z)$ 和 $Q_S(z)$ 分别为 e_t^c 和 δQ_t^S 的 z 变换。根据恒等式 $\delta Q_t^S - \delta Q_{t-1}^S = Q_t^S - Q_{t-1}^S$ 并忽略误差项，对式（8）应用 z 变换可得

$$Q_S(z) = \frac{1}{1 - z^{-1}} \left[K_p + K_i \Delta t \frac{1}{1 - z^{-1}} + \frac{K_d}{\Delta t} (1 - z^{-1}) \right] E(z). \tag{9}$$

接下来，我们尝试求得 δQ_t^D 的 z 变换，记为 $Q_D(z)$。令 $r_t = \frac{p_t - p_{t-1}}{p_t + p_{t-1}}$，式（6）可表示为 $Q_t^D = Q_{t-1}^D \times \frac{1 + E_d \cdot r_t}{1 - E_d \cdot r_t}$。通过一阶泰勒展开，可得 $Q_t^D = Q_{t-1}^D (1 + 2E_d \cdot r_t) + O(r_t^2)$。引入 Q_t^D 和 Q_{t-1}^D 与 Q_D^* 之间的关系后，我们可以进一步得到 $\delta Q_t^D = \delta Q_{t-1}^D + 2E_d \cdot r_t \cdot Q_D^* + O(r_t^2 + (\delta Q_{t-1}^D)^2)$。由于 $r_t = \frac{\delta p_t - \delta p_{t-1}}{2p^*} + O((\delta p_t)^2 + (\delta p_{t-1})^2)$，$\delta Q_t^D$ 可表示为 $\delta Q_{t-1}^D + \frac{E_d Q_D^*}{p^*} (\delta p_t - \delta p_{t-1}) + O((\delta p_t)^2 + (\delta p_{t-1})^2 + (\delta Q_{t-1}^D)^2)$。因此，忽略误差项后，$Q_D(z)$ 可计算为

$$Q_D(z) = \frac{E_d Q_D^*}{p^*} P(z), \tag{10}$$

其中，$P(z)$ 是 δp_t 的 z 变换。下一步是求出 $P(z)$ 的方程。式 (5) 在均衡点处的全导数给出 $\delta p_t = \frac{1}{Q_S^*} (\delta Q_t^D - p^* \cdot \delta Q_t^S)$。因此，我们得到

$$P(z) = \frac{1}{Q_S^*} Q_D(z) - \frac{p^*}{Q_S^*} Q_S(z). \tag{11}$$

将式 (10) 和 $p^* = \frac{Q_D^*}{Q_S^*}$ 代入式 (11)，得到

$$Q_S(z) = \frac{(E_d - 1) Q_S^*}{p^*} \cdot P(z). \tag{12}$$

要推导出模型的特征方程，剩下的工作就是找出 $E(z)$ 与 $P(z)$ 之间的关系。当 $p_t > p_c^h$ 时，根据式（3），$e_t^c = p_t - p_c^h = \delta p_t + p^* - p_c^h$。因此，我们有

$$E(z) = P(z) + \frac{1}{1 - z^{-1}} (p^* - p_c^h). \tag{13}$$

将式（9）和式（13）代入式（12），可得

$$\left[\frac{(E_d-1)Q_S^*}{p^*}-\frac{1}{1-z^{-1}}M(z)\right]P(z)=\left(\frac{1}{1-z^{-1}}\right)^2 M(z)(p^*-p_c^h),$$

其中 $M(z)=K_p+K_i\Delta t\frac{1}{1-z^{-1}}+\frac{K_d}{\Delta t}(1-z^{-1})$。因此，系统的特征方程为

$$\frac{(E_d-1)Q_S^*}{p^*}-\frac{1}{1-z^{-1}}K_p-K_i\Delta t\left(\frac{1}{1-z^{-1}}\right)^2-\frac{K_d}{\Delta t}=0. \tag{14}$$

系统的极点为 $z=1$，也是特征方程的根。式（14）可写为 $a_2z^2+a_1z+a_0=0$，其中 $a_2=K_p+K_i\Delta t+\frac{K_d}{\Delta t}-\frac{Q_S^*}{(E_d-1)p^*}$，$a_1=-K_p-2\frac{K_d}{\Delta t}+\frac{Q_S^*}{(E_d-1)p^*}$，以及 $a_0=\frac{K_d}{\Delta t}-\frac{Q_S^*}{(E_d-1)p^*}$. 根据 Jury 稳定性判据（Jury，1964年），具有特征方程 $a_2z^2+a_1z+a_0=0$（其中 $a_2>0$）的离散系统在满足两个特定条件时是稳定的：$|a_0|<a_2$ 和 $|a_1|<a_0+a_2$。因此，如果满足以下条件：$K_i\Delta t>0$、$K_p+\frac{1}{2}K_i\Delta t>2(C^*-\frac{K_d}{\Delta t})$ 和 $K_p+K_i\Delta t>max\{0,2(C^*-\frac{K_d}{\Delta t})\}$，则系统最终可在趋近控制价格范围 $[p_c^l,p_c^h]$ 时达到稳定状态，其中$C^*=\frac{Q_S^*}{(E_d-1)p^*}$。这为参数的选择提供了重要参考。

4. 数值实验

4.1. 数据和初始设置

首先，我们收集了 TerraUSD 在 2021年5月1日 至 2022年4月30日 期间的历史数据，这段时间内该稳定币的价格相对稳定。数据下载自 CoinGecko 平台[1]。请注意，CoinGecko 上的原始 TerraUSD 被称为 TerraClassicUSD，以便与最新版本区分。我们还从 CoinGecko 下载了 Ampleforth（AMPL）在 2022年1月1日 至 2022年12月31日 的历史数据。随后，我们使用不同时期的历史数据作为初始训练集进行多次实验。将获取的训练数据中的前 w 天记为 p_{-w+1}，p_{-w+2}，..... p_0，并将其用作模拟过程的初始历史价格值。

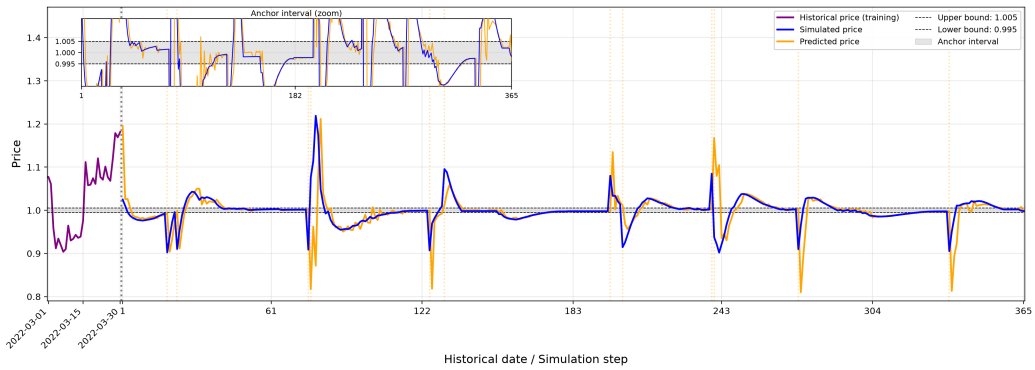
[1]https://www.coingecko.com/

我们将锚定区间 $[p^l, p^h]$ 设为 $[0.995, 1.005]$，并将控制价格区间 $[p_c^l, p_c^h]$ 设为 $[0.997, 1.003]$。由于理论套利不存在亏损风险，市场参与者会受到激励去寻求套利机会，无论收益有多微小。初始需求量Q_0^D和初始供应量 Q_0^S 均设为 100。任意两个相邻时间戳 Δt 之间的间隔为 1 天。

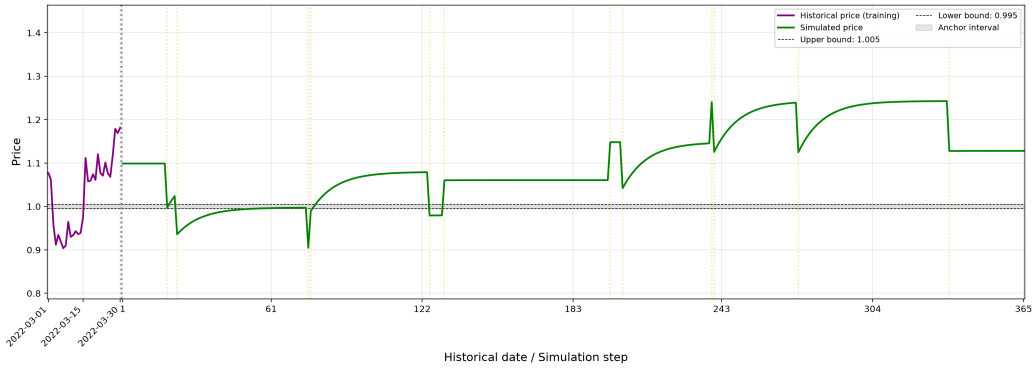
4.2. 仿真结果

我们使用以下模型参数进行仿真实验。预测器参数 $m_p^{\min}$、$m_p^{\max}$、$m_d^{\max}$、$m_q^{\min}$、$m_q^{\max}$依次设为 1、2、2、1、2。控制器参数 K_p、K_i、K_d 为 70、10、20。需求价格弹性 E_d 为 -1.3。初始训练集由从两个独立数据集中提取的多个月份数据构成，数据均从每月月初开始；训练窗口大小 w 设为 30，2 月则调整为 28。在全部 24 次仿真运行中，每次运行均包含 150 个周期，模拟价格在每种情况下都成功收敛至均衡状态。

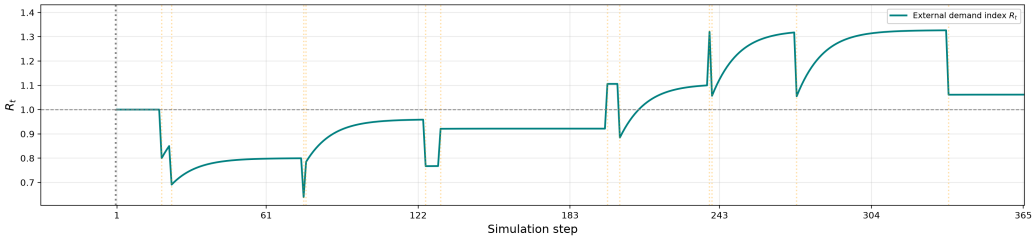
随后，我们按照第 3.3 节所述开展纳入随机外部冲击的实验，参数设为 $\eta = 0.02$、$\alpha = 0.2$、$\beta = 0.2$ 和 $\rho = 0.9$。仿真时域延长至 365 天，以涵盖更广泛的潜在动态轨迹。为评估 PID 供给控制器的性能，我们设立一个供给值恒定为 100 的对照组。按照此前的实验设计，我们从两个数据集的每个月份分别初始化仿真，总计进行 24 次仿真运行。每次仿真运行均采用完全相同的外部冲击序列，无论是否启用 PID 控制器。在全部 24 次实验中，结果表明，PID 控制器均能在每次扰动后成功将价格恢复至目标区间。相反，在没有供应控制器的情况下，模拟价格在受到外部扰动时会出现明显波动。例如，我们以 AMPL 数据集中 2022年3月的数据作为初始训练集，展示仿真结果，如图3所示。图3(c)记录了时刻 t的累积外部冲击。图3(a)和图3(b)展示了在相同外部冲击下的模拟价格动态，分别比较启用和未启用 PID 供给调节时的轨迹。在图3(b)中，未使用供应控制器时，模拟价格持续偏离锚定区间，平均绝对误差为 0.1040；而 PID 控制器将该误差降至 0.0133，并使最终价格



(a)



(b)



(c)

图3：使用2022年3月AMPL数据集进行训练并初始化的365天实验仿真结果。灰色垂直虚线将历史数据与仿真实验分隔开。黄色垂直虚线表示触发外部冲击的时刻。**(a)** 实际历史价格（紫色）、使用PID控制器的模拟价格（蓝色）、预测价格（橙色）和锚定区间（灰色区域）。**(b)** 实际历史价格（紫色）、未使用供应控制器的模拟价格（绿色）和锚定区间（灰色区域）。**(c)** 仿真步 t、 R_t处外部冲击的累积效应。

至0.9982。从图 3(a)左上角锚定区间的放大视图可以看出，经过PID控制器调节的模拟价格在每次外部冲击后都能够回到锚定区间。这些结果表明，所提出的稳定币Conttsus在理想条件下以及面对外部冲击时均能保持稳定性，尽管仍会出现暂时脱锚和超调。

5. 结论

本文提出了一种基于控制理论的新型算法稳定币Conttsus。该稳定币首先利用传统时间序列模型ARIMA预测下一时点的价格，然后将预测结果输入预测型 PID 模型，以实时调整稳定币的供应量。仿真实验表明，该稳定币能够将价格维持在预先设定的区间内。在价格仅受供需影响的理想环境中，价格最终甚至会收敛到该区间内的某个值。即使存在外生冲击，Conttsus也能成功使价格回到目标区间。未来的工作中，我们将探讨参数选择对结果的影响，并在更复杂或更极端的条件下开展实验。

致谢：本研究工作得到了香港研究资助局的资助，资助编号为 17309522。

参考文献

Akaike, H. (1992). 信息论与最大似然原理的扩展。载于统计学突破，第 610–624 页。Springer New York。

Akcin, O., Streit, R. P., Oommen, B., Vishwanath, S., 和 Chinchali, S. (2024). Controlpay：一种面向区块链经济的自适应支付控制器。载于 *2024*年 *IEEE* 国际区块链会议（*Blockchain*），第 316–323 页。IEEE。

Angeloni, I. 和 Gros, D.（2025年）。《危机中的货币：不稳定性的回归与数字现金的神话》。剑桥大学出版社。

Box, G. 和 Jenkins, G. M.（1970年）。时间序列分析：预测与控制。Holden-Day。Brockwell, P. J. 和 Davis, R. A.（2016年）。《时间序列与预测导论》。施普林格·自然，第3版。Calandra, F.、Rossi, F. P.、Fabris, F. 和 Bernardo, M.（2025年）。从 Terra-Luna 中汲取经验：一项关于稳定算法稳定币的基于仿真的研究。《区块链：研究与应用》，第100364页。Circle（2018年）。USDC：一种具有价格保障计划的投资型加密货币。访问日期：2026年3月11日。Dickey, D. A. 和 Fuller, W. A.（1979年）。具有单位根的自回归时间序列估计量的分布。《美国统计学会杂志》，74(366a):427–431。Giordano, M.（2025年）。加密货币与传统货币之间的替代与互补性。《日本政治经济学》，51(1-2):80–104。Inoescu, S. 和 Soleimani, A.（2020年）。RAI：一种面向去中心化金融生态系统的低波动性、信任最小化抵押品。访问日期：2026年3月10日。Jury, E. I.（1964年）。Z变换方法的理论与应用。（无标题）。Kazemian, S.、Huan, J.、Shomroni, J. 和 Iyer, K.（2020年）。FRAX：一种分数算法稳定币协议。访问日期：2026年3月9日。Kereiakes, E.、Kwon, D.、Maggio, M. D. 和 Platias, N.（2019年）。Terra货币：稳定性与采用。白皮书，Terraform Labs。访问日期：2026年3月5日。Klages-Mundt, A. 和 Minca, A.（2022年）。稳定性持续之时：非托管稳定币的随机模型。《数理金融》，32(4):943–981。Kuo, E.、Iles, B. 和 Cruz, M. R.（2019年）。Ampleforth：一种新型合成商品。访问日期：2026年3月9日。Lee, Y.-H.、Chiu, Y.-F. 和 Hsieh, M.-H.（2025年）。稳定币脱锚风险预测。《太平洋盆地金融杂志》，90:102640。

Lyons, R. K. 和 Viswanath-Natraj, G.（2023）。是什么让稳定币保持稳定？《国际货币与金融杂志》，131：102777。Lyu, B.、Guo, S.、Zhao, Y.、Ching, W.-K. 和 Siu, T.-K.（2026年）。基于时间序列预测的在线投资组合优化与风险控制。已提交发表。Maker, T.（2017年）。Dai 稳定币系统白皮书。访问日期：2026- 03-04。Mankiw, N. G.（2004年）。微观经济学原理。Thomson/South- Western，第3版。Moradi, M. H.、Katebi, M. 和 Johnson, M.（2001年）。预测 PID 控制：一种新算法。载于*IECON'01*：*IEEE* 工业电子学会第*27*届年会（目录编号 *37243*），第1卷，第764–769页。IEEE。Oppenheim, A. V. 和 Schafer, R. W.（2010年）。离散时间信号处理。Prentice Hall 信号处理系列。Prentice Hall, 上萨德尔河[N.J，第3版。Pernice, I. G. 和 Scott, B.（2021年）。加密货币。《互联网政策评论》，10(2)：1–10。Samad, T.（2017年）。关于行业影响及其挑战的综述 [技术活动]。《*IEEE* 控制系统》，37(1)：17–18。Strohmeyer, N.、Vishwanath, S. 和 Fridovich-Keil, D.（2024年）。运用动态博弈与最优控制改进去中心化金融机制：稳定币案例研究。*arXiv* 预印本 *arXiv:2410.21446*。Tether（2014年）。Tether：比特币区块链上的法定货币。访问日期：2026年3月11日。Visioli, A.（2006年）。实用 *PID* 控制。Springer。Zhao, W.、Li, H. 和 Yuan, Y.（2021年）。理解算法稳定币的波动性：建模、验证与实证分析。载于国际金融密码学与数据安全会议，第97–108页。Springer。