arXiv:2601.03547v1 [econ.GN] 7 Jan 2026

技术转型治理：中国经济中人工智能资本的捕食者—猎物分析及其政策启示

Kunpeng Wang[a], Jiahui Hu[b]

[a]四川大学-匹兹堡学院，四川大学，中国四川省成都市，*610207*[b]国际商学院苏州校区，西交利物浦大学，中国江苏省苏州市，*215123*

摘要

人工智能（AI）迅速融入中国经济，带来了一个典型的治理挑战：如何在发挥其增长潜力的同时，管理其对传统资本和劳动力市场的颠覆性影响。本研究通过在Lotka–Volterra捕食者—猎物框架内，对人工智能资本、物质资本与劳动力之间的动态相互作用建模，探讨这一政策两难。我们利用中国年度数据（2016–2023年），量化相互作用强度，识别稳定均衡，并开展全局敏感性分析。结果显示出一致的模式：人工智能资本充当“猎物”，推动实物资本积累和劳动报酬（工资总额）增长，同时受到的制约性反馈较弱。均衡点均为稳定节点，表明系统将沿着政策调节下的趋同路径演进，而非形成波动的周期轨道。值得注意的是，敏感性分析表明，劳动力市场均衡主要由人工智能相关参数驱动，而物理资本平衡态也受到自身饱和动态的影响。这些发现为政策制定者提供了系统性的量化依据：（1）认识到资本市场与劳动力市场中非对称杠杆点的差异，据此校准人工智能促进政策；（2）预判并缓解当前监管设置可能导致的结构刚性；（3）优先采取措施，促进人工智能与传统经济结构互补性增长，同时确保技术收益得到广泛

电子邮箱：kunpeng.wang@scu.edu.cn (Kunpeng Wang), Jiahui.Hu22@student.xjtlu.edu.cn (JiahuiHu)

分配。

关键词： 人工智能（AI）资本、中国经济、技术政策、经济治理、
非线性动力学、劳动力市场

---

1. 引言

人工智能（AI）迅速融入国民经济，给全球政策制定者带来了一个关键挑战：如何释放人工智能的增长潜力，同时减轻其对既有资本和劳动力市场的颠覆性影响。中国实行国家主导的发展模式，并制定了雄心勃勃的人工智能战略，为研究这一政策困境提供了一个极具启发性的案例 [14]。尽管人工智能被普遍认为是推动生产率提升的力量[2], ，但它与传统生产要素之间的长期互动，在实证层面仍存在争议，在理论层面也尚不明确。一些研究表明，人工智能能够与物质资本互补并提升劳动力效能 [8, 3], ；另一些研究则认为，人工智能可能替代两者，导致资本深化不足和劳动力被替代 [1]。这些相互矛盾的预测给产业政策、投资指导和劳动力市场监管带来了重大不确定性。

传统经济分析的一个主要局限，在于新古典框架往往将人工智能主要视为外生或内生技术变革的一部分 [2]。这种方法通常无法捕捉现实中人工智能与物质资本、劳动力共同演化所呈现的动态、非线性反馈。如果人工智能作为一种独立的生产要素，具有自我强化能力 [5]，其扩张可能引发跨行业复杂的资源重新配置，不仅改变经济投入要素的水平，还会随着时间推移改变它们之间的功能关系。在技术转型过程中，理解这些动态相互依存关系，对于制定促进稳定、包容性增长的政策至关重要。

近期文献凸显了这一复杂性。Aghion 等人 [1], 在 Zeira 型框架内将人工智能建模为自动化 [4], ，发现人工智能既能增强劳动力，又会消耗资本——这一反直觉的结果凸显了非平凡的再平衡过程。Huang [6], 运用任务型模型 [7], 表明，人工智能应用会在价格效应的作用下引发跨行业资本与劳动力流动。这些研究共同表明，将人工智能视为独立要素并对其相互作用进行动态建模，对于准确评估政策至关重要 [5]。

为弥补这一空白，我们引入生态经济学中的耦合系统视角。我们采用广义洛特卡–沃尔泰拉（捕食者–猎物）框架，对中国人工智能资本、物质资本与劳动力之间的两两关系进行建模。该方法不仅能够量化相互作用的方向（正向／负向），还能衡量其强度与非对称性，并将经济概念化为一个生态系统，其中每种要素的增长都取决于其他要素的状态。洛特卡–沃尔泰拉模型已被证明能有效分析技术与工业领域中的竞争动态 [9, 10, 11, 12], ，因此适用于本研究。

利用中国年度数据（2016–2023年），我们估计了人工智能—物质资本子系统和人工智能—劳动力子系统的相互作用参数。随后，我们开展均衡与稳定性分析，以确定估计所得动态特征所预示的长期稳态。最后，我们进行全局敏感性分析（Sobol指数），以确定对这些均衡结果影响最关键的参数——这对于评估政策杠杆和系统稳健性至关重要。

我们的分析得出三项与政策相关的发现。第一，我们发现两个子系统中都存在稳定的捕食者–猎物动态：人工智能资本充当“猎物”，推动实物资本积累和劳动力报酬增长，同时受到的约束性反馈较弱。第二，均衡点均为稳定节点，表明系统在当前政策设定的作用下单调收敛，而非出现内生周期。第三，敏感性分析揭示了一种不对称性：劳动力市场结果主要由人工智能侧参数驱动，而物质资本结果也受到其自身饱和动态的影响。这些结果为制定兼顾创新与稳定的人工智能融合政策提供了定量的系统性依据。

本文其余部分安排如下。第 2 节介绍洛特卡–沃尔泰拉建模框架。第 3 节说明数据与实证估计。第 4 节分析平衡与稳定性特征。第 5 节报告全局敏感性分析。第 6 节总结有针对性的政策启示，并提出未来研究方向。

2. 模型构建

为分析共同演化的经济因素中与政策相关的动态特征，我们采用洛特卡-沃尔泰拉模型。该模型最初用于研究相互竞争的生物物种，如今越来越多地应用于经济系统。

等 [9, 10, 11, 12] 以捕捉非线性反馈和相互依赖。双物种洛特卡-沃尔泰拉模型的一般形式如下

$$\frac{dx}{dt} = a_1 x(t) + b_{11} x(t)^2 + b_{12} x(t) y(t), \tag{1}$$

$$\frac{dy}{dt} = a_2 y(t) + b_{21} y(t) x(t) + b_{22} y(t)^2, \tag{2}$$

其中， a_i 是物种 i的增长参数， b_{ii} 表示物种 i 的环境容纳量参数， b_{ij}和 $i \neq j$ 代表物种 i的交互参数。具体而言，我们可以确定交互类型，如表1所示。

b_{12}	b_{21}	Type	说明
$+$	$+$	纯竞争	两个物种均对彼此产生负面影响 从而影响彼此的增长或存活。
$-$	$-$	互利共生	两个物种都受益于 彼此的存在 （共生或双赢）。
$+/-$	$-/+$	捕食者-猎物	一种物种（捕食者）受益 而代价由另一种物种（猎物）承担。
$+/0$	$0/+$	偏害共生	一种物种受到负面影响， 而另一种不受影响。
$-/0$	$0/-$	偏利共生	一种物种受益， 而另一种不受影响。
0	0	中性共生	无相互作用 发生于物种之间。

表 1： b_{12} 和 b_{21} 的符号决定了物种相互作用的类型。

Leslie [13] 指出，方程（1）和（2）可以表示为以下离散形式，以便与离散时间下的数据进行比较（参见 [9, 10, 11, 12]中的更多应用）

$$x(k+1) = \frac{\alpha_1 x(k)}{1 - \beta_1 x(k) - \gamma_1 y(k)}, \tag{3}$$

$$y(k+1) = \frac{\alpha_2 y(k)}{1 - \beta_2 y(k) - \gamma_2 x(k)}, \tag{4}$$

其中，$a_i = \ln \alpha_i$、$b_{ii} = \frac{\beta_i \ln \alpha_i}{\alpha_i - 1}$和 $b_{ij} = \frac{\gamma_i \ln \alpha_i}{\alpha_i - 1}$、$i$、$j = 1$、2、$i \neq j$和$k = 1$、2、.....、$n - 1$，索引 n表示数据的规模。注意，当没有其他物种影响物种 i 的生存时，α_i 和 β_i 是物种 x 和 y 的逻辑斯蒂参数，而 γ_i 表示每个物种对另一个物种产生的交互效应。此外，当 $\alpha_i > 0$ 和 $\alpha_i \neq 1$时，变换形式中的参数定义良好。

上述方程（3）和（4）可以进一步改写为以下形式，以便进行回归分析

$$\frac{x(k)}{x(k+1)} = \alpha_1' + \beta_1' x(k) + \gamma_1' y(k), \tag{5}$$

$$\frac{y(k)}{y(k+1)} = \alpha_2' + \beta_2' x(k) + \gamma_2' y(k), \tag{6}$$

其中 $\alpha_i' = \frac{1}{\alpha_i}$、$\beta_i' = -\frac{\beta_i}{\alpha_i}$和 $\gamma_i' = -\frac{\gamma_i}{\alpha_i}$、$i = 1$，2。

3. 模型的实证模拟

中国人工智能市场是全球规模最大、增长最快的市场之一，这得益于政府的大力支持、企业投资、各行业的广泛应用，以及产学研融合 [14]。中国采取积极的国家主导型人工智能治理方式，因此是一个关键案例研究对象，也是考察政策如何塑造新技术要素与传统经济结构动态融合的理想场景。人工智能市场规模以人工智能公司获得的融资额作为代理指标。本文所采用的人工智能市场规模涵盖人工智能领域的六个不同细分行业，包括人工智能机器人、自主与传感器技术、计算机视觉、机器学习、自然语言处理和生成式人工智能。我们假设人工智能资本、物质资本和劳动力之间的相互作用可以用洛特卡-沃尔泰拉模型来表示。

人工智能资本以人工智能市场规模 [17, 18] 衡量，而物质资本则以固定资产投资总额 [19]衡量。参考文献 [19, 23, 25]提供了城镇职工平均工资和城镇就业人口的数据。总劳动力通过城镇职工平均工资乘以就业人口计算得出。所有数据集均采用可获取年份中最新的数据，时间范围为2016年至2023年，如表2所示。

Year	人工智能资本（单位：十亿元）	物质资本（单位：十亿元）	劳动力（单位：十亿元）
2016	15.40	37202.10	22770
2017	31.80	39492.60	25500
2018	59.30	41821.50	28210
2019	93.60	43954.10	31820
2020	138.90	45115.50	34880
2021	162.10	47300.30	39700
2022	170.60	49596.60	42390
2023	213.70	50970.80	44650

表 2：中国2016年至2023年人工智能和物质资本数据。

请注意，在方程（5）和（6）中，$\alpha_i' = \frac{1}{\alpha_i}$ 假设为正值且不等于1。因此，我们采用零截距回归法[20] 进行模型拟合。截距 α_i' 被视为事后参数，并根据拟合值与经验值之间的差异，对比率 $^{x}{}_{(k)}\ {}_{x}{}_{(k+1)}$ 和 $^{y}{}_{(k)}\ {}_{y}{}_{(k+1)}$ 分别进行评估。模型（5）和（6）与表2中的数据拟合良好，详细回归结果见表 3。此外，原始系数值也已推导并列于表 3。

人工智能资本、物质资本和劳动力的拟合值，是利用表 3 中给出的估计系数，通过离散洛特卡-沃尔泰拉方程（3）和（4）得出的。这些结果以图1和图2呈现，展示了模型与经验趋势的吻合程度。

为定量评估模型的准确性，我们采用平均绝对百分比误差（MAPE）指标，其定义如下：

$$\mathrm{MAPE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{w_i - \hat{w}_i}{w_i}\right| \times 100\%,$$

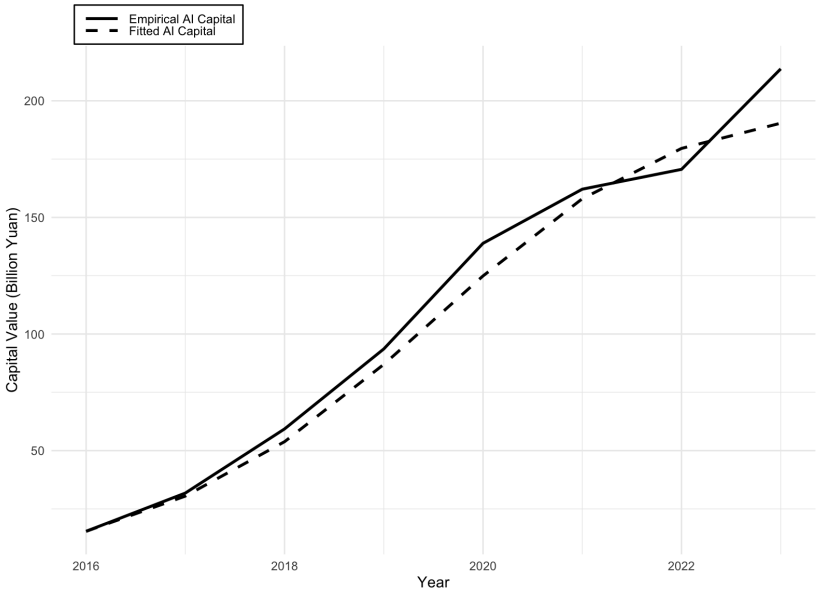
其中，w_i 表示观测到的经验值，$\hat{}w_i$ 表示模型的预测值。MAPE衡量模型与数据之间的平均百分比偏差，数值越小表示预测性能越好。如表4所示，所有变量的MAPE值均较低，这证实模型能够稳健地捕捉人工智能资本、物质资本与劳动力之间相互作用的内在动态特征。

参数	人工智能资本与物质资本	人工智能资本与劳动力
方程 (5)**和**(6)		
α_1'	0.021224	0.023710
β_1'	0.001769	0.000246
γ_1'	0.000012	0.000021
调整后的 R^2	0.9908	0.9909
α_2'	0.007191	0.011324
β_2'	-0.001578	-0.004431
γ_2'	0.000025	0.000041
调整后的 R^2	0.9995	0.9989
方程 (3)**和**(4)		
α_1	47.1160	42.1757
β_1	-0.08337	-0.010375
γ_1	-0.000578	-0.000888
α_2	139.0605	88.3049
β_2	0.219529	0.391303
γ_2	-0.003539	-0.003656
方程 (1)**和**(2)		
a_1	3.852613	3.741844
b_{11}	-0.006965	-0.000943
b_{12}	-0.000048	-0.000081
a_2	4.934909	4.480796
b_{21}	0.007846	0.020083
b_{22}	-0.000126	-0.000187

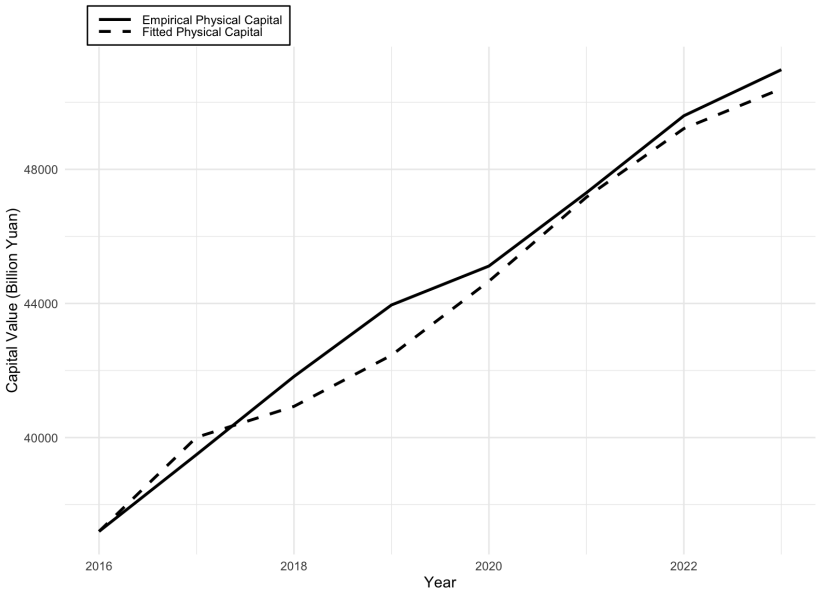
表 3：参数估计值和拟合优度。

	人工智能资本	物质资本
MAPE	6。15%	1。25%
	人工智能资本	劳动力
MAPE	6.33%	1.75%

表4：两个模型的经验值与拟合值的平均绝对百分比误差。

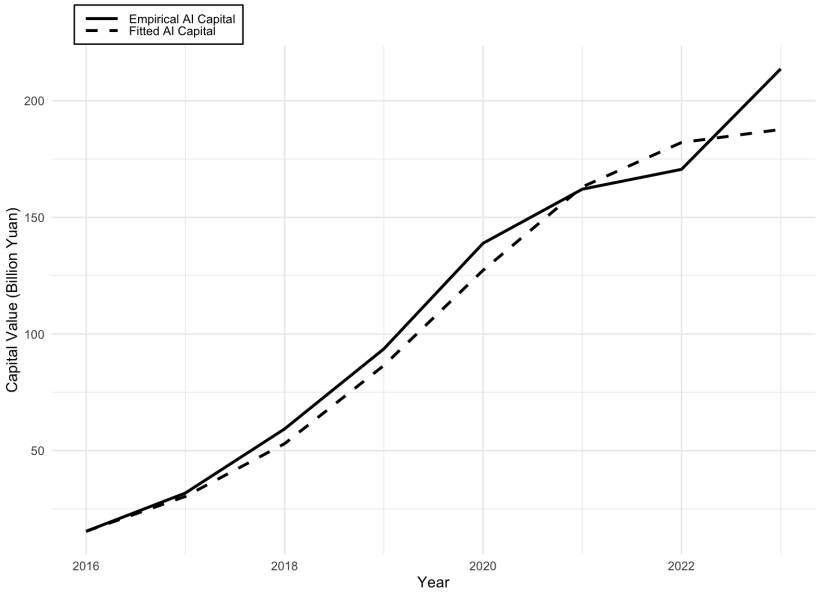


(a) 实际人工智能资本与拟合人工智能资本的比较。

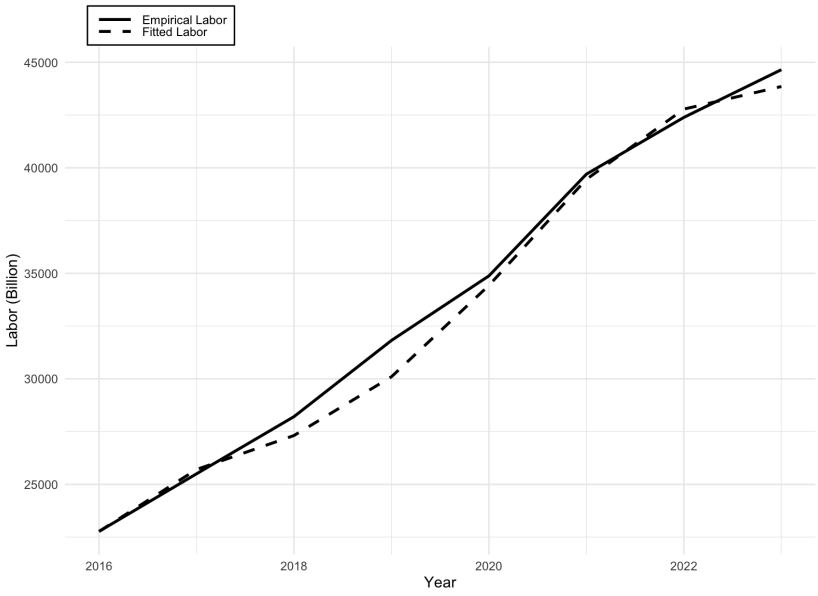


(b) 实际物质资本与拟合物质资本的比较。

图1：实际与拟合人工智能资本和物质资本的比较。



(a) 人工智能资本的实证值与拟合值。



(b) 物质资本的实证值与拟合值。

图 2：人工智能资本和劳动力的实证值与拟合值对比。

3.1. 人工智能资本与物质资本

首先，探讨人工智能资本与物质资本之间的相互作用。令 x 表示人工智能资本， y 表示物质资本。根据上述回归系数，我们得到以下洛特卡-沃尔泰拉方程组

$$\frac{dx}{dt} = 3.852613x(t) - 0.006965x(t)^2 - 0.000048x(t)y(t), \tag{7}$$

$$\frac{dy}{dt} = 4.934909y(t) - 0.000126y(t)^2 + 0.007846y(t)x(t). \tag{8}$$

方程（7）和（8）中系数 b_{12} 和 b_{21} 的符号揭示了人工智能资本与物质资本之间长期存在的捕食者-猎物动态。具体而言， $b_{12} = -0.000048$ 表明物质资本会抑制人工智能资本增长，类似于捕食者消耗猎物；而 $b_{21} = 0.007846$ 则会促进物质资本积累，这与猎物维持捕食者的方式相似。 b_{12} 的数值较小，相较于 b_{21}，这进一步表明，物质资本的捕食效应较弱，而人工智能驱动的刺激对其影响更大。这些结果印证了中国的现实：人工智能与自动化确实有益于推动中国传统产业的发展，例如电动汽车、智能手机制造等。另一方面，由于传统产业能够提供更多就业机会，国家政策禁止地方政府向纯粹的人工智能重点项目提供无差别补贴，并防止科技巨头垄断资源，从而使传统产业能够保持相对于人工智能产业的强劲竞争地位。后续第 3.2 小节将进一步验证这些结果。

3.2. 人工智能资本与劳动力

接下来，我们分析人工智能资本与劳动力的动态特征。我们用 x 表示人工智能资本，用 y表示劳动力。根据实证估计系数，该系统由以下方程支配

$$\frac{dx}{dt} = 3.741844x(t) - 0.000943x(t)^2 - 0.000081x(t)y(t), \tag{9}$$

$$\frac{dy}{dt} = 4.480796y(t) - 0.000187y(t)^2 + 0.020083y(t)x(t). \tag{10}$$

由 $b_{12} < 0$ 和 $b_{21} > 0$可知，长期来看，人工智能资本与劳动力之间呈现捕食—被捕食关系。具体而言，$b_{21} = 0.020083$表明人工智能资本有助于工资增长，而 $b_{12} = -0.000008$则表明劳动力对人工智能资本具有较弱的捕食效应。这些发现与第3.1小节的上述结果一致。我们的模型表明，中国的人工智能资本能够提高整体工资水平；这并不令人意外，也与众多现有观点相符 [1, 3, 15, 16] ，这些观点认为人工智能能够提升全要素生产率。然而，我们的模型还揭示，劳动力会对人工智能资本产生较弱的抑制作用。这主要是因为，正如第3.1小节所述，国家政策使人工智能创新与劳动力市场稳定相协调，并引导人工智能治理朝着有利于就业的结果发展。

4. 均衡分析

本节分析两个系统的均衡点，即方程（7）-（8）和方程（9）-（10）。方程（1）-（2）中的洛特卡-沃尔泰拉系统在长期内，当物种数量趋于恒定时将达到平衡，即得到以下方程组

$$x(t)(a_1 + b_{11}x(t) + b_{12}y(t)) = 0, \tag{11}$$
$$y(t)(a_2 + b_{21}x(t) + b_{22}y(t)) = 0. \tag{12}$$

排除不变直线 $x = 0$ 和 $y = 0$后，我们关注的非平凡均衡点为

$$(x^*, y^*) = \left(\frac{a_1 b_{22} - b_{12} a_2}{b_{12} b_{21} - b_{11} b_{22}}, \frac{b_{11} a_2 - a_1 b_{21}}{b_{12} b_{21} - b_{11} b_{22}} \right). \tag{13}$$

根据哈特曼-格罗布曼定理 [21] ，非线性常微分方程（ODE）的系统可通过其在均衡点处的线性化进行局部近似。线性化系统的雅可比矩阵可以对均衡的稳定性进行定性评估。方程（1）和（2）中系统的雅可比矩阵为

$$J(x, y) = \begin{bmatrix} a_1 + 2b_{11}x + b_{12}y & b_{12}x \\ b_{21}y & a_2 + b_{21}x + 2b_{22}y \end{bmatrix}. \tag{14}$$

4.1. 人工智能资本与物质资本

人工智能资本（x）和物质资本（y）的具体动态特征见方程（7）和（8）。相应的非平凡均衡点由以下零流线确定

$$3.852613 - 0.006965x - 0.000048y = 0, \tag{15}$$
$$4.934909 - 0.000126y + 0.007846x = 0. \tag{16}$$

并且我们发现均衡点（x_1^*，y_1^*）=（198.18，51506.42）。对应的特征值 $\lambda_1 = -2.29$ 和 $\lambda_2 = -5.57$ 表明，（x_1^*，y_1^*）是一个稳定节点。如图3所示，零流线（15）和（16）分别以红色和蓝色虚线表示。可以看出，零流线将第一象限划分为4个区域。在区域I中，$\frac{dx}{dt} < 0$ 和 $\frac{dy}{dt} > 0$，这表明人工智能资本减少而物质资本增加。在区域II中，由于 $\frac{dx}{dt} < 0$和$\frac{dy}{dt} < 0$，人工智能资本和物质资本均减少。由 $\frac{dx}{dt} > 0$ 和 $\frac{dy}{dt} < 0$ 可知，在区域III中，人工智能资本增加而物质资本减少。在区域IV中，由于 $\frac{dx}{dt} > 0$和 $\frac{dy}{dt} > 0$，人工智能资本和物质资本均增加。该模型表明，中国的人工智能资本与物质资本之间存在捕食—被捕食关系。识别出稳定节点而非周期轨道或不稳定均衡点，说明当前的政策组合能够有效实现可预测的收敛路径。然而，这种稳定性可能以结构僵化为代价，限制系统适应最优资源配置的灵活性，而这正是长期政策设计需要考虑的关键因素。

4.2. 人工智能资本与劳动力

人工智能资本（x）与劳动力（y）之间的相互作用由方程（9）和（10）表示。相应的零流线为

$$3.741844 - 0.000943x(t) - 0.000081y(t) = 0, \tag{17}$$
$$4.480796 - 0.000187y(t) + 0.020083x(t) = 0. \tag{18}$$

均衡点为（x_2^*，y_2^*）=（186.78，44021.09），特征值为$\lambda_1 = -2.52$ 和 $\lambda_2 = -5.89$。结果表明，（x_2^*，y_2^*）是一个稳定节点。方程（17）和（18）的零流线分别以红色和蓝色虚线显示在图4中。我们可以看到，在区域I中，由于 $\frac{dx}{dt} < 0$和 $\frac{dy}{dt} > 0$，人工智能资本下降，而劳动力增加。观察区域II可见，当 $\frac{dx}{dt} < 0$ 和 $\frac{dy}{dt} < 0$时，人工智能资本和劳动力均减少。由于$\frac{dx}{dt} > 0$ 和 $\frac{dy}{dt} < 0$，

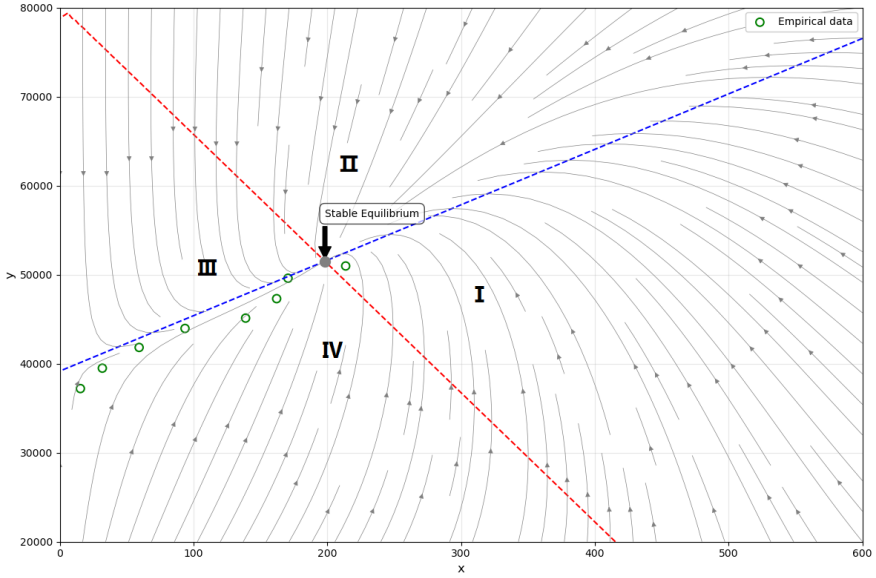


图3：人工智能资本与物质资本的长期演变趋势。

在区域III中，人工智能资本增长，而劳动力收缩。正如 $\frac{dx}{dt} > 0$ 和 $\frac{dy}{dt} > 0$ 所示，在区域IV中，人工智能资本和劳动力均有所增长。我们的模型表明，中国的人工智能资本与劳动力之间呈现捕食者-猎物动态。图4所示的实证数据支持我们的结果。结果表明，均衡状态主要受国家干预影响。政府政策在有效稳定劳动力市场动态的同时，也对人工智能资本的发展施加了限制。这种双重效应造成了市场稳定性与技术增长潜力之间的权衡。

5. 全局敏感性方法

为制定稳健的政策设计提供依据，我们通过 Sobol全局敏感性分析 [24] 评估研究发现的稳定性，并找出关键的政策杠杆点。该方法量化了估计的交互参数中的不确定性如何转化为长期均衡结果的不确定性，从而揭示政策制定者应重点关注哪些关系。

从方程（13）可以看出，均衡状态由以下因素决定：

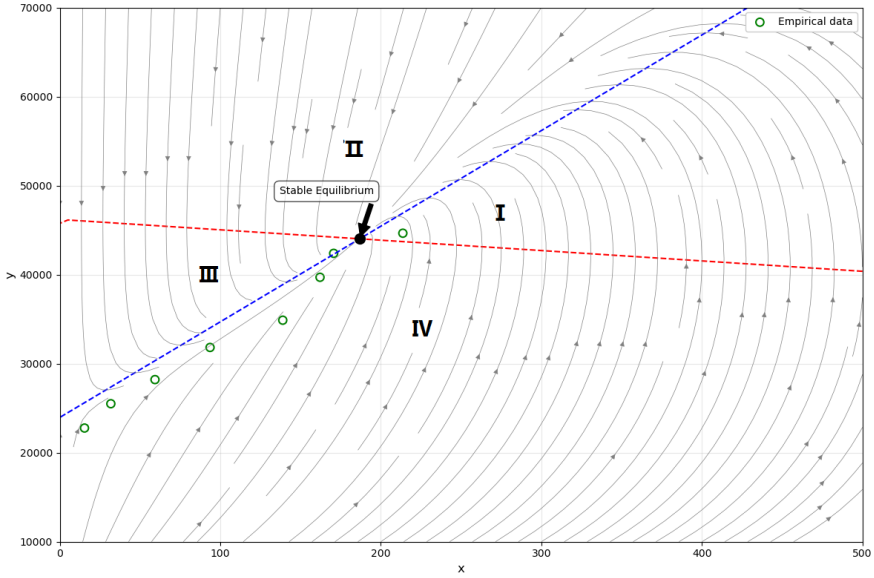


图4：人工智能资本和劳动力的长期演变趋势。

LV方程中的六个参数

$$\mathbf{Y} = f(\boldsymbol{\theta}) = \begin{bmatrix} x^* \\ y^* \end{bmatrix},$$

其中 $\boldsymbol{\theta} = (a_1,\ b_{11},\ b_{12},\ a_2,\ b_{21},\ b_{22})$。Sobol方法将均衡产出 $V(\mathbf{Y})$ 的总方差分解为与各模型参数 $\theta_i,\ i = 1,\ \ldots,\ 6$ 相关的加性项和交互项。本检验旨在量化各模型参数（$a_1,\ b_{11},\ b_{12},\ a_2,\ b_{21},\ b_{22}$）对人工智能资本 x^* 及其对应变量 y^* （物质资本或劳动力）稳态均衡的相对影响。该方法提供了一个系统框架，用于评估参数不确定性如何在非线性系统中传递并影响均衡结果。

一阶和总阶敏感性指数分别表示为

$$S_i = \frac{V_i}{V(\mathbf{Y})}, \qquad S_{Ti} = 1 - \frac{V_{\sim i}}{V(\mathbf{Y})}, \tag{19}$$

其中，V_i 表示参数 i导致的部分方差，$V_{\sim i}$ 表示固定 i 时输出的方差，而 V（$\mathbf{Y}$）表示均衡向量$\mathbf{Y} = [x^*\ y^*]^T$的总方差。

分析采用 Python SALib 中的 Saltelli采样算法 [24]，基础样本量为（$N = 1024$），对 AI–资本和 AI–劳动力两个子系统分别进行 6（$N + 2$）次评估。六个参数（$a_1, b_{11}, b_{12}, a_2, b_{21}, b_{22}$）均在估计基准值的 $\pm 10\%$范围内均匀扰动（见表 5，其中列出了所有系数及其置信区间）。

5.1. 人工智能-物理资本子系统

对于每组抽样参数，均根据稳态LV方程（13）解析计算均衡点（x^*, y^*）。为保持物理一致性，系统会自动剔除产生非有限值或负值均衡的样本。

对于每个有效实现，均记录所得均衡，并用于计算部分方差和总方差。例如，当 a_1 扰动 $+5\%$ 时，即 $(a_1' = 1.05a_1)$，模型得到 $x^* = 205.1$ 和 $y^* = 52084$；当 b_{21} 降低 10%（$b_{21}' = 0.9b_{21}$）时，均衡变为 $x^* = 191.3$, $y^* = 50762$。所有此类实现的方差定义了相应参数的 V_i 和 $V_{\sim i}$。

对于人工智能均衡 x^*，方差主要由人工智能资本的内禀增长（a_1, $S_{Ti} = 0.334$）和物质资本的自限制效应（b_{22}, $S_{Ti} = 0.254$）驱动。人工智能与物质资本的 $\rightarrow$ 交互项（ b_{12}）也有显著贡献，其值为 $S_{Ti} = 0.249$, 表明人工智能的内部扩张动态及其向物质部门的溢出效应共同决定了人工智能的均衡水平。其他参数，包括反馈交互项 b_{21} 和资本自身的增长率（a_2），影响较小（$S_{Ti} < 0.09$ ）。

相比之下，物理资本平衡态的方差模式 y^*变得更加集中。总阶方差 $S_{Ti} = 0.542$ 表明，物质资本的自限系数 b_{22}占主导地位，其次是资本的内禀增长 a_2 $(S_{Ti} = 0.175)$以及人工智能$\rightarrow$ 资本耦合项 $b_{12}(S_{Ti} = 0.106)$。

此外，我们注意到，与人工智能本身相关的参数（例如 a_1, b_{11}）具有次级效应。

这种不对称性表明，平衡物理资本产出主要受其内部饱和与增长反馈调节，而非人工智能参数调节，这凸显了一种层级结构：人工智能通过耦合项间接影响物质资本。 x^* 和 y^* 对应的 Sobol指数均在图 5 中进行了可视化。

Parameter	**Symbol**	**Estimated Value**	**95 % CI**
(a) AI–Physical Capital Subsystem			
Intrinsic growth rate (AI capital)	a_1	3.8526	[3.35, 4.35]
Self-limiting coefficient (AI capital)	b_{11}	-6.97×10^{-3}	$[-8.36 \times 10^{-3}, -5.58 \times 10^{-3}]$
Interaction coefficient (AI $\to$ capital)	b_{12}	-4.8×10^{-5}	$[-5.8 \times 10^{-5}, -3.8 \times 10^{-5}]$
Intrinsic growth rate (physical capital)	a_2	4.9349	[4.45, 5.42]
Interaction coefficient (capital $\to$ AI)	b_{21}	7.85×10^{-3}	$[6.30 \times 10^{-3}, 9.40 \times 10^{-3}]$
Self-limiting coefficient (physical capital)	b_{22}	-1.26×10^{-4}	$[-1.51 \times 10^{-4}, -1.01 \times 10^{-4}]$
(b) AI–Labor Subsystem			
Intrinsic growth rate (AI capital)	a_1	3.7418	[3.20, 4.28]
Self-limiting coefficient (AI capital)	b_{11}	-9.43×10^{-4}	$[-1.13 \times 10^{-3}, -7.54 \times 10^{-4}]$
Interaction coefficient (AI $\to$ labor)	b_{12}	-8.1×10^{-5}	$[-9.7 \times 10^{-5}, -6.5 \times 10^{-5}]$
Intrinsic growth rate (labor)	a_2	4.4808	[4.00, 4.96]
Interaction coefficient (labor $\to$ AI)	b_{21}	2.01×10^{-2}	$[1.61 \times 10^{-2}, 2.41 \times 10^{-2}]$
Self-limiting coefficient (labor)	b_{22}	-1.87×10^{-4}	$[-2.24 \times 10^{-4}, -1.50 \times 10^{-4}]$

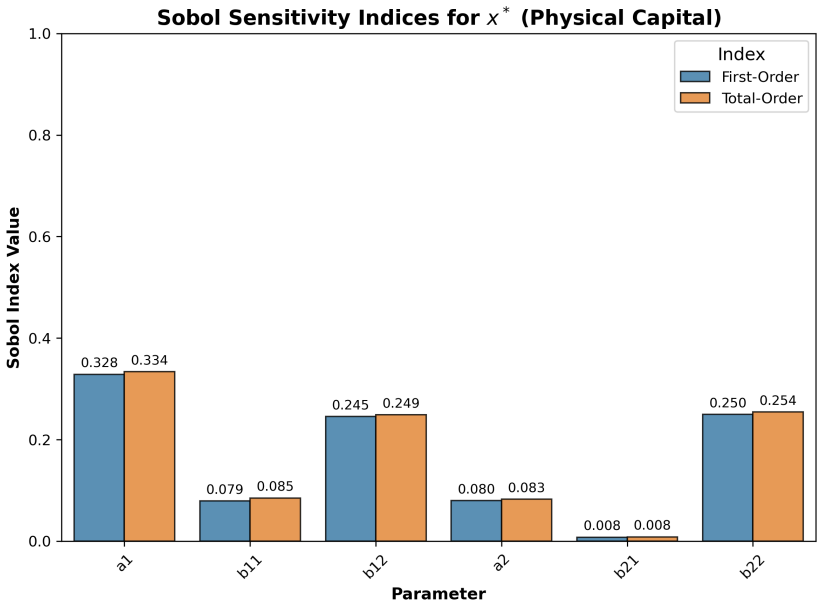
Table 5: Baseline parameter estimates and 95 % confidence intervals for the AI–capital and AI–labor Lotka–Volterra subsystems (2016–2023).

参数	符号	一阶 S_i	总阶 S_{Ti}
内禀增长率（人工智能资本）	a_1	0.328	0.334
自限系数（人工智能资本）	b_{11}	0.079	0.085
相互作用系数（人工智能 → 资本）	b_{12}	0.245	0.249
内禀增长率（物质资本）	a_2	0.080	0.083
相互作用系数（资本 → 人工智能）	b_{21}	0.008	0.008
自限系数（物质资本）	b_{22}	0.250	0.254
S_i之和		0.990	

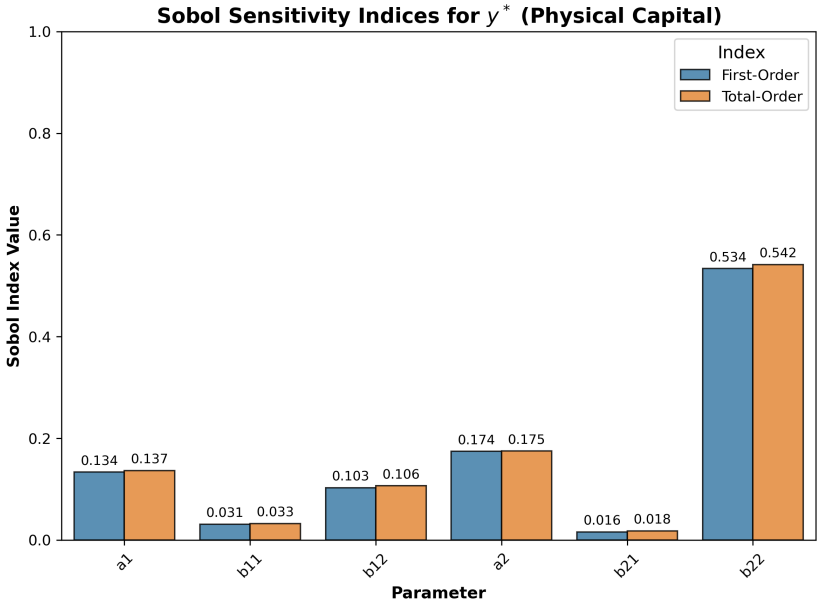
表6：人工智能–物质资本子系统中平衡变量 x^* 的一级和总阶Sobol敏感性指数（S_i、S_{Ti}）。

参数	符号	一阶 S_i	总阶 S_{Ti}
内禀增长率（人工智能资本）	a_1	0.134	0.137
自限系数（人工智能资本）	b_{11}	0.031	0.033
相互作用系数（人工智能 → 资本）	b_{12}	0.103	0.106
内禀增长率（物质资本）	a_2	0.174	0.175
相互作用系数（资本 → 人工智能）	b_{21}	0.016	0.018
自限系数（物质资本）	b_{22}	0.534	0.542
S_i之和		0.992	

表7：人工智能–物质资本子系统中平衡变量 y^* 的一阶和总阶Sobol敏感性指数（S_i、S_{Ti}）。



(a) x^*：人工智能–物质资本子系统中均衡人工智能变量的 Sobol敏感性指数。



(b) y^*：人工智能–物质资本子系统中均衡物质资本变量的 Sobol敏感性指数。

图5：人工智能–物质资本子系统的一阶和总阶 Sobol敏感性指数（S_i, S_{Ti}）。

5.2. 人工智能—劳动力子系统

针对人工智能—劳动力子系统进行了平行的Sobol分析，其中 x^* 表示人工智能资本的平衡水平， y^* 表示劳动力的平衡水平。

参数	符号	一阶 S_i	总阶 S_{Ti}
内禀增长率（人工智能资本）	a_1	0.208	0.216
自限系数（人工智能资本）	b_{11}	0.002	0.001
相互作用系数（人工智能 $\to$ 劳动力）	b_{12}	0.347	0.354
内禀增长率（劳动力）	a_2	0.056	0.056
相互作用系数(劳动力 $\to$ 人工智能)	b_{21}	0.045	0.045
自限系数(劳动力)	b_{22}	0.333	0.344
S之和	$_i$	0.989	

表8：人工智能—劳动力子系统中平衡变量 x^* 的Sobol一阶和总阶敏感性指数（S_i， S_{Ti}）。

与 AI-物理资本子系统相比，人工智能—劳动力子系统的耦合显著更紧密。在其两个平衡点上，系统主要受人工智能与 $\to$ 劳动力交互参数（b_{12}）以及人工智能内禀增长率（a_1）支配。

对 x^* 平衡点的详细分析表明，三个参数占据了大部分方差：交互项 b_{12}（S_{Ti} =0.354）、劳动力自限系数 b_{22} （$S_{Ti} = 0.344$）以及人工智能增长率 a_1（ $S_{Ti} = 0.216$ ）。这一结果凸显了一种反馈机制：人工智能的扩张不仅受其自身增长潜力调节，也受到劳动力适应能力和饱和动态的影响。

对于 y^*，主导效应十分显著： b_{12} 和 a_1 分别占总方差的61%（ $S_{T_i} = 0.619$）和37%（$S_{T_i} = 0.375$）。其余参数的影响可以忽略不计。

因此，劳动力平衡几乎完全由人工智能驱动的交互作用所支配。这意味着，劳动力的稳态水平主要取决于

参数	符号	一阶 S_i	总阶 S_{Ti}
内禀增长率（人工智能资本）	a_1	0.368	0.375
自限系数（人工智能资本）	b_{11}	0.002	0.002
相互作用系数（人工智能 $\to$ 劳动力）	b_{12}	0.614	0.619
内禀增长率（劳动力）	a_2	0.001	0.001
相互作用系数（劳动力 $\to$ 人工智能）	b_{21}	0.000	0.001
自限系数（劳动力）	b_{22}	0.007	0.008
S_i之和		0.992	

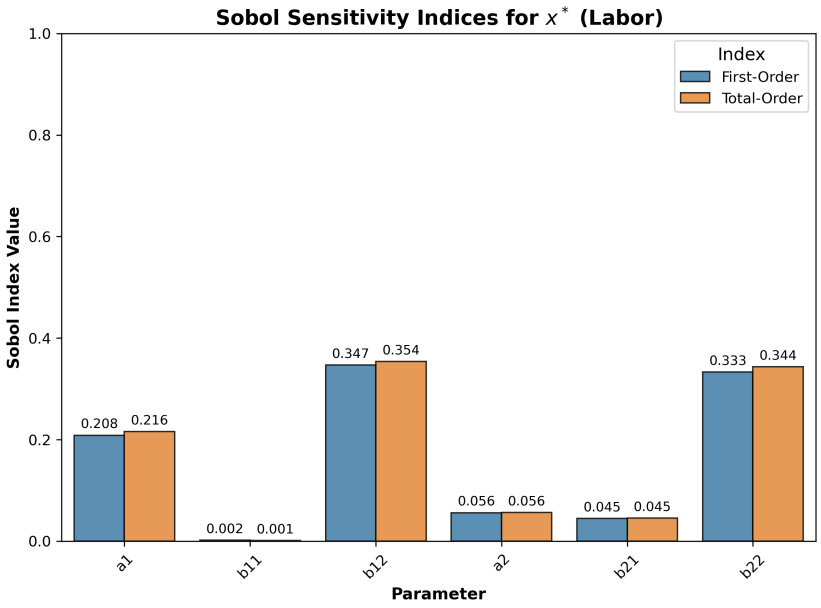
表9：人工智能—劳动力子系统中平衡变量 y^* 的一级和总阶Sobol敏感性指数（S_i，S_{Ti}）。

技术投入的强度和人工智能生产率，而劳动力内禀增长和饱和参数的影响微乎其微。

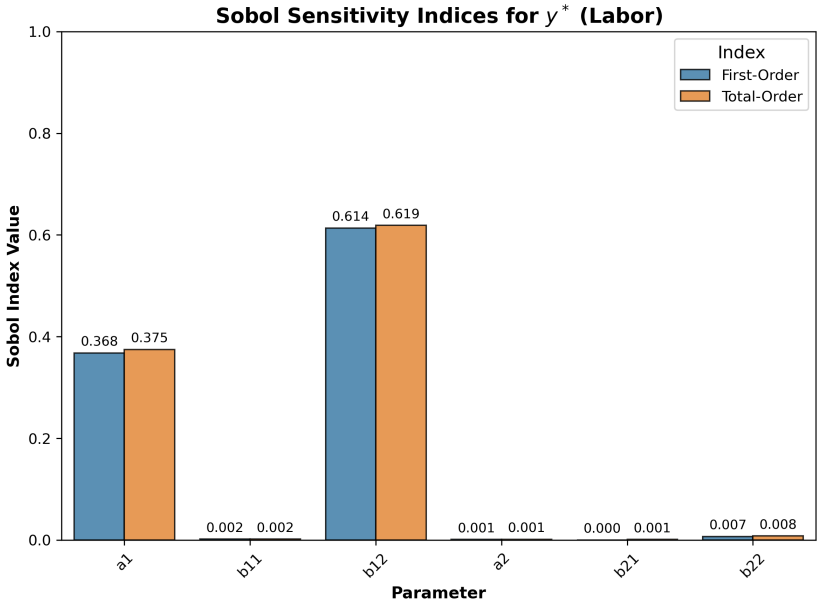
5.3. 子系统间分析

结果表明，系统发生了明确的结构转变：从人工智能—物质资本系统中平衡且部分耦合的状态——其平衡由人工智能交叉效应和资本自限反馈共同塑造——转变为人工智能—劳动力系统中单向的技术主导状态，在该状态下，方差几乎完全集中于人工智能相关参数。

人工智能驱动的交互项 b_{12}作用的演变定量地体现了这一转变：其影响从中等程度（$S_{Ti} \approx 0.10$）转变为系统行为的主要决定因素（$S_{Ti} > 0.60$）。因此，Sobol分解证实，人工智能—劳动力耦合的依赖性比人工智能—资本反馈更强且更不对称，从而证实了扩展的Lotka-Volterra框架中关于显著技术替代与强化的理论预期。图 6 展示了人工智能—劳动力子系统中 x^* 和 y^* 的Sobol指数可视化结果。



(a) x^*：人工智能—劳动力子系统中均衡人工智能变量的Sobol敏感性指数。



(b) y^*：人工智能—劳动力子系统中均衡劳动力变量的Sobol敏感性指数。

图 6：人工智能–劳动力子系统的一阶和总阶Sobol敏感性指数（S_i，S_{Ti}）。

6. 结论与政策启示

本研究采用耦合动力系统框架，量化了中国人工智能（AI）资本、物质资本与劳动力之间的非线性相互作用。通过将人工智能视为独立的生产要素 [5] ，并利用洛特卡–沃尔泰拉捕食者–猎物结构对其与传统投入要素的共同演化进行建模，我们超越了静态相关性分析，捕捉到中国当前技术转型 [14]所具有的反馈回路。估计参数、平衡分析和全局敏感性分析结果共同带来了一系列具体且具有政策相关性的启示，有助于管理人工智能驱动的结构性变革。

我们的核心实证发现是，在与物质资本和劳动力的相互作用中，中国的人工智能资本充当了“猎物”：它刺激前者积累，并提高后者的工资总额 [8, 3]„ 而自身仅受到来自二者反馈的微弱约束。这一独特的符号模式，加之我们所识别出的稳定节点均衡，反映了中国当前人工智能治理中有意为之的平衡。一方面，产业政策积极推动人工智能应用，以实现传统部门现代化 [6]；另一方面，监管保障措施（例如反垄断执法、就业稳定指南）防止人工智能完全取代现有资本存量或劳动力需求 [1]。由此形成了一种由政策调节的动态过程，并单调收敛至稳态，避免了在管理程度较低的技术竞争中可能出现的剧烈振荡。

敏感性分析进一步揭示了政策杠杆在哪些方面作用最大。对于人工智能与实物资本的关联，均衡结果在很大程度上取决于人工智能侧参数以及资本自身的饱和动态，这表明，针对技术扩散或传统产业产能的产业政策能够有效引导长期格局。相比之下，人工智能—劳动力子系统主要由人工智能相关参数驱动，这意味着，在人工智能密集型经济中，劳动力市场结果主要取决于人工智能的部署方式和速度。除非劳动力侧政策（如最低工资标准、培训计划）能直接改变人工智能与劳动力的相互作用强度，否则单靠这些政策对稳态的影响可能有限。

基于这些发现，我们为政策制定者提出三项有针对性的建议：

1. **校准人工智能促进政策：**物质资本对人工智能的负反馈较弱，这表明仍有政策空间，可以

加快人工智能投资，而不会立即引发传统产业的强烈反制。不过，敏感性分析结果提醒我们，一旦人工智能—劳动力耦合加剧，劳动力市场结果就会对人工智能驱动参数高度敏感，因此在实施人工智能刺激政策的同时，也需要前瞻性地进行劳动力市场规划。

2. **管理结构转型：** 稳定节点性质意味着当前政策组合成功避免了扰动性周期，但也揭示出可能减缓最优资源重新配置的结构刚性。政策制定者可以考虑逐步放宽部分限制（例如行业准入壁垒和劳动力流动限制），在监测系统稳定裕度的同时，促进更平稳的调整。

3. **优先考虑干预渠道：** 各子系统之间的不对称敏感性凸显出，政策有效性取决于目标关系。人工智能与物质资本之间的产业再平衡需要采用双轨方法，而面对人工智能时的劳动力市场韧性，则在很大程度上取决于如何塑造人工智能的部署模式——例如，通过激励人机协作，而非全面自动化。

总而言之，本研究为设计旨在释放增长潜力、同时维护社会经济稳定的人工智能政策，提供了定量且具备系统意识的基础。洛特卡–沃尔泰拉框架虽然简约，却捕捉到了传统政策模型中常被忽略的关键反馈机制 [9, 12]。未来研究应将这一方法扩展为涵盖人工智能–资本–劳动力同步相互作用的三因素模型，纳入空间或行业异质性 [6], ，并通过动力学模拟评估政策冲击。此类进展将进一步提升这一工具在循证技术经济治理中的实用性，帮助政策制定者应对人工智能时代固有的复杂权衡。

参考文献

[1] Aghion, P.、Jones, B. F. 与 Jones, C. I.（2017）。人工智能与经济增长（第23928卷）。马萨诸塞州剑桥：美国国家经济研究局。[2] Gonzales, J. T.（2023）。人工智能创新对经济增长的影响：一项面板数据研究。《经济结构期刊》，12(1)，13。[3]Drydakis, N.（2024）。人工智能资本与就业前景。《牛津经济论文集》，76(4)，901-919。[4] Zeira, J.（1998）。工人、机器与经济增长。《经济学季刊》，113(4)，1091-1117。[5] Lu, C. H.（2021）。人工智能对经济增长与福利的影响。《宏观经济学期刊》，69，103342。[6] Huang, X.（2024）。人工智能与非人工智能行业中的劳动力与资本动态：双产业模型分析。《PLOS ONE》，19(1)，e0295150。[7] Acemoglu, D. 与 Restrepo, P.（2018）。人工智能、自动化与工作。载于《人工智能经济学：研究议程》（第197-236页）。芝加哥大学出版社。[8] He, Y.（2019）。人工智能对经济增长的影响：来自跨省面板数据的证据。《韩国人工智能期刊》，7(2)，9-12。[9] Lee, S. J.、Lee, D. J. 与 Oh, H. S.（2005）。韩国股票市场的技术预测：运用洛特卡–沃尔泰拉模型的动态竞争分析。《技术预测与社会变迁》，72(8)，1044-1057。[10] Wu, L.、Liu, S. 与 Wang, Y.（2012）。灰色洛特卡–沃尔泰拉模型及其应用。《技术预测与社会变迁》，79(9)，1720-1730。[11] Chiang, S. Y.（2012）。洛特卡–沃尔泰拉模型在台湾从200毫米向300毫米硅晶圆转型中的应用。《技术预测与社会变迁》，79(2)，383-392。

[12] Xia, M.、He, X.、Lin, H.、Xie, Z.和Zhou, Y.（2022年）。基于洛特卡-沃尔泰拉模型分析中国高科技产业技术创新的生态关系。《PLOS ONE》，17（5），e0267033。[13] Leslie, P. H.（1958年）。通过数值方法研究某些生物系统性质的随机模型。《生物计量学》，45（1-2），16-31。[14] Zhu, J.、Huang, T.、Chen, W.和Gao, W.（2018年）。中国人工智能的未来。《ACM 通讯》，61（11），44-45。[15] Brynjolfsson, E.、Rock, D.和Syverson, C.（2021年）。生产率J曲线：无形资产如何补充通用技术。《美国经济学杂志：宏观经济学》，13（1），333-372。[16] Bughin, J.、Seong, J.、Manyika, J.、Chui, M.和Joshi, R.（2018年）。人工智能前沿报告：模拟人工智能对世界经济的影响。麦肯锡全球研究院，4（1）。[17]前瞻产业研究院。（2024年5月20日）。2016年至2023年中国人工智能（AI）市场规模及2024年估计值（单位：十亿元） [图表]。载于Statista。检索日期：2025年3月20日，网址：https://www.statista.com/statistics/1262377/china-ai-market-size/。[18]人工智能——中国。（无日期）。检索日期：2025年3月20日，网址：https://www.statista.com/outlook/tmo/artificial-intelligence/china?currency=CNY。[19] 中华人民共和国国家统计局。（2023年）。《中国统计年鉴2023》。北京：中国统计出版社。[20] Eisenhauer, J. G.（2003年）。过原点回归。《统计学教学》，25（3），76-80。[21] Hirsch, M. W.、Smale, S.和Devaney, R. L.（2013年）。《微分方程、动力系统及混沌导论》。学术出版社。[22] Tosin, M.、Côrtes, A. M.和Cunha, A.（2020年）。应用于生物模型的Sobol’全局敏感性分析教程。《系统生物学网络：疾病建模应用》，93-118。

[23] 中华人民共和国国家统计局。（2024年）。2016年至2023年城镇单位就业人员平均工资统计数据。中华人民共和国国家统计局。https://www.stats.gov.cn/。
[24] Saltelli, A.、Annoni, P.、Azzini, I.、Campolongo, F.、Ratto, M.和 Tarantola, S.（2010年）。模型输出的基于方差的敏感性分析：总敏感性指数的设计与估计。《计算机物理通讯》，181（2），259-270。[25]中华人民共和国国家统计局。（2024年）。《2023年全国平均工资报告》。中华人民共和国国家统计局。检索自https://www.stats.gov.cn/xxgk/sjfb/zxfb2020/202405/t20240520_1950434.html。