植物工厂经济脆弱性诊断方法与转型路径

谢俊华，王　森，杨其长*

（中国农业科学院都市农业研究所，四川成都 610299，中国）

摘　要：［**目的/意义**］植物工厂具有全年连续生产、环境高度可控和产品一致性高等优势，但其经济可行性长期受到高资本投入、高电力依赖，以及市场价值实现不足的共同约束。［**方法**］针对现有研究中作物生产、自动化控制、能源条件和市场实现分散处理的问题，本研究以公开数据较充分、参数易获取的植物工厂生菜原型为研究对象，构建作物、控制、能源及市场耦合的经济脆弱性诊断框架，并在国内情景下设置3类控制成熟度、3类能源条件和3类市场条件，共形成27个确定性情景。模型通过控制成熟度将商品产量、单位商品电耗和劳动替代系数映射到利润函数，并在此基础上构建由盈利缺口、能源暴露度和碳约束暴露度组成的经济脆弱性指数。［**结果和讨论**］第一，27个情景中仅有5个情景实现了正利润，占比为18.5%；第二，在常规电网型与高值直供市场的基准比较情景下，控制成熟度由基础控制提升至闭环智能后，利润由−258.36增至518.04元/（m^2·年），跨越盈亏平衡点，改善幅度是原亏损额的3倍左右；第三，盈利边界与脆弱性排序并不完全一致，部分情景虽有相近利润表现，但由于能源暴露度和碳约束暴露度差异，经济脆弱性指数出现了显著分化。［**结论**］植物工厂生菜的可行性本质上是一个窄窗口问题，单一降本措施难以跨越盈亏线，较为稳健的转型路径应建立在控制升级、较优电力条件和价值链升级的协同基础上。

关键词：植物工厂；生菜；经济脆弱性；转型路径

中图分类号：F323.3;[S-9]　　**文献标识码：**A　　**文章编号：**SA202604003

引用格式：谢俊华, 王森, 杨其长 . 植物工厂经济脆弱性诊断方法与转型路径[J]. 智慧农业(中英文), 2026, 8(3): 99-118. DOI：10.12133/j.smartag.SA202604003

XIE Junhua, WANG Sen, YANG Qichang. Economic Vulnerability Assessment Method and Transition Pathways for Plant Factories[J]. Smart Agriculture, 2026, 8(3): 99-118. DOI：10.12133/j.smartag.SA202604003 (in Chinese with English abstract)

0　引　言

在耕地约束、气候不确定性、城市近地供应需求增强，以及食品安全要求提升的背景下，植物工厂（Plant Factory with Artificial Lighting, PFAL）因其对光、温、湿、二氧化碳（CO_2）和营养液环境的高度可控性[1,2]，被视为受控环境农业（Controlled-Environment Agriculture, CEA）向高度集约化阶段迈进的重要形态之一[3]。PFAL通过将作物生长过程与外部气候、土壤和季节波动部分解耦[4]，可实现全年连续生产[5]、更高产品一致性[6]，以及更强的可追溯和生物安全控制能力[7]；但与此同时，其扩张也长期受到高资本投入、高电力依赖和运营复杂度高的共同约束[8,9]。

现有研究表明PFAL当前最主要的商业化应用仍集中于绿叶菜、种苗和部分药用植物，其中生菜因株型紧凑、生长周期短、单位面积产出高、商品分级相对标准化而成为全球消耗量较大的蔬菜种类之一，同时也是最常用的研究和商业生产对象[10,11]。GARGARO等[10]对121篇论文和979个观测值的元分析显示，生菜的平均单茬产量约为6.88 kg/m^2，达到可收获大小的平均时间约为40天。另外光环境与栽培管理对生菜品质及产量具有显著调节作用[12]，相关文献也表明，光质、光周期与

收稿日期：2026-04-01

基金项目：新疆维吾尔自治区重点研发计划（2023B02014-1）；国家重点研发计划项目（2023YFF1001500）；四川省科技计划重点研发项目（2023YFN0003）；中国农业科学院重大科技任务（CAAS-ZDRW202415）

作者简介：谢俊华，硕士，研究方向为植物工厂。E-mail：xiejunhua@caas.cn

*通信作者：杨其长，博士，研究员，研究方向为植物工厂资源节约技术。E-mail：yangqichang@caas.cn

copyright©2026 by the authors

栽培制度优化仍是植物工厂叶菜研究的重要技术基础[11, 13]。同时，围绕生菜的单位面积产量及不同栽培构型比较[14]、光能利用效率[15, 16]、室内生产足迹能耗控制[17]，以及水培CEA与田间供应链环境足迹比较的研究[18]，也进一步巩固了其作为PFAL经济性研究原型的数据基础。

关于PFAL经济性和资源效率，现有研究大体可归纳为资源能耗、经济规模和控制优化三条线索。资源能耗研究普遍认为，PFAL在土地和水利用效率方面具有优势，但这种优势通常以更高的电力投入为代价[6]，其环境表现高度依赖照明效率[19]、暖通空调系统（Heating, Ventilation and Air Conditioning, HVAC）负荷[20]、运行管理与能源成本控制方式[21]和电网碳强度[22]。以生菜为例，现有研究报告的单位商品电耗多处于10～18 kWh/kg区间，也有基于建筑能耗模型和运行方案优化的研究给出6.2～12.0 kWh/kg的模拟区间，并进一步提出更低能耗的技术优化目标[19, 22]。经济规模研究则表明，PFAL建设具有一定规模经济[23]，但项目财务表现对单位投资、售价、产量、融资条件和设施规模设定高度敏感[24]。控制优化研究进一步显示，最优控制可用于分析植物工厂生菜系统的盈利性[25]，模型预测控制可用于垂直农场能源优化[26]，智能传感、自动化和AI环境控制能够改善作物生产调控[27]，动态光环境管理则会同时影响资源利用效率、产品质量和能源成本[28]。同时，光环境控制[29]、深度学习方法[30]、AI赋能的能源管理系统[31]、光伏耦合CEA的鲁棒模型预测控制[32]、物联网（Internet of Things, IoT）与人工智能（Artificial Intelligence, AI）驱动技术[33]，以及智能垂直农业自动化系统[34]等研究共同表明，控制技术并非单纯节能手段，而是会同时影响能耗、产量、品质一致性和运营稳定性。另外，围绕资源消耗与碳排放建模[22]、病虫害管理[35]、照明与能耗策略[36]、气流组织[37]和资源效率评价[38]的研究提示，PFAL的可持续性判断高度依赖系统边界、设施设计、控制架构和能耗建模粒度，单一维度的技术或经济推断往往不足以支撑稳健结论。

尽管相关研究已有很多，但目前PFAL研究仍有两方面不足。一是作物生产、控制系统、能耗结构、碳排放和市场实现往往分开讨论，数字化与自动化在许多研究中仍停留在技术综述[39]或者展望层面[40]，尚未被系统纳入利润函数和脆弱性诊断[41]。二是已有经济性研究较多依赖企业个案或单一设施设定，公开、可复核、可跨研究比较的参数链条和情景链条仍不充分，导致不同研究之间难以形成一致的边界判断[23, 24]。基于此，本研究选择中国情景下较易利用公开数据构建的PFAL生菜原型作为研究对象，建立一个作物、控制、能源、市场耦合的经济脆弱性分析框架。旨在分析决定PFAL生菜的盈利边界的共同变量，控制成熟度的机制改变商品产量、单位商品电耗、劳动替代系数和最终利润与脆弱性，以及能够将系统从高脆弱状态推向相对可行区间的路径组合。

1 集成框架与边界设定

1.1 集成框架

为识别植物工厂经济脆弱性的形成机制，并比较不同转型路径在盈利性、抗冲击性与可持续性上的表现，本研究构建了一个耦合作物生产生物学、数字-物理控制、技术经济分析、可持续性评价的集成框架（图1）。该框架以全人工光植物工厂为分析对象，以单茬次与年化运行周期相结合的方式进行核算，其核心目的并非仅判断植物工厂是否可以实现盈利，而是进一步解释在不同生物学、控制、能源和市场的约束下，植物工厂的盈利边界具体由哪些变量决定，以及如何转型可以将植物工厂系统从高脆弱性推到低脆弱、可持续的运行区间。

该框架首先定义了四类边界条件。第一，生物学条件决定作物原型、品种适配度、生长周期及品质潜力，是产量上限与商品率形成的基础。第二，数字-物理条件表征植物工厂的传感、执行、反馈与自动化能力，影响环境控制精度、生产一致性和劳动替代水平。第三，能源-空间条件包括电价、电网碳强度、建筑成本和设施规模，直接影响能源成本、碳排放、投资强度及规模经济。第四，市场条件包括产品价格与市场溢价，决定收益实现能力，以及系统受外部市场波动的影响程度。

在分析模块中，第一层为作物生产生物学层。该层中重点分析品种/作物原型B、栽培管理策略M，以及控制成熟度C对产量Y、品质一致性Q及商品率α的影响。在框架图层面，图1将产量记为Y，为与后文的可计算模型保持一致，在正式建模时将其区分为毛产量Y_g与商品产量Y_s，其中商品产量可理解为毛产量经商品率折算后的有效产出。与传统以单位面积产量衡量生产性能的做法不同，本研究将商品率和品质一致性纳入核心变量，以反映植物工厂高投入并不一定换来高价值产出的现实。



注：β表示自动化与数字化带来的劳动替代与运行效率提升系数；经济脆弱性指数（Economic Vulnerability Index，EVI）；运营性支出（Operating Expenditure，OPEX）。

图1　植物工厂经济脆弱性诊断与转型路径的集成框架

Fig. 1　Integrated framework for diagnosing economic vulnerability and identifying transition pathways in PFAL systems

总体来看，产量水平主要受品种或作物原型、栽培管理策略和控制成熟度等因素共同作用，而商品率α与品质实现能力则受生物学适配性、控制稳定性和品质等共同影响。

第二层为数字、物理控制层。该层将环境感知、反馈控制、补光策略L、温湿调控H、自动化程度A和数字化水平D进行统一分析。体现了通过控制精度和运行一致性，作用于产量形成、品质稳定与能耗结构。能耗E为变量L、H、C的函数，自动化A与数字化D共同决定的劳动替代与运行效率提升系数β。该部分将智能控制从背景性技术变量转化为经济模型的决定因素，以此来解释相同设施配置、不同控制成熟度下呈现出来的不同经济效果。

第三层为经济技术核心层。该层将生物学与控制变量进一步映射为成本、收益和盈利边界，计算年化资本成本A_{cap}、运营成本C_{OP}、盈亏平衡及情景间差异。在后文的计算中，进一步将其展开为年化资本成本A_{cap}、商品产量Y_{s}和细分化运营成本C_{op}，其中P为产品价格，I为初始投资，T为寿命期，运营成本C_{OP}可拆分为能源成本C_{e}、人工成本C_{l}、维护成本C_{m}、营养及耗材成本C_{n}和其他运营成本C_{o}。在这部分可得到净利润、单位产品成本、投资回收期及不同情景下的盈利边界。

第四层为可持续性与转型层，该层在盈利性之外，同时还考察抗冲击性与可持续性目标，具体包括碳排放强度，以及对电价、商品价格和产量扰动的敏感性。除了验证系统在基准情况下是否可行之外，同时还要关注其在冲击条件下是否保持可运行、可恢复和可调整。基于以上几点，植物工厂的经济脆弱性可被理解为其相对于盈利可行边界的位置，以及在外部扰动下对利润、成本和碳约束指标的响应程度。

该集成框架的输出分为两部分。一部分是经济脆弱性诊断，即通过基准情景、最低脆弱性基准和最高脆弱性基准的相对比较，识别不同区域、技术和作物类型下系统处于哪一区间。另一部分是转型路径识别，根据关键约束来源的不同，植物工厂可形成至少四类路径：效率优先型、能源耦合型、价值升级型与综合转型。

1.2　变量与映射关系

为了进行量化分析，通过表1将图1的概念框架展开为可计算变量。与传统的产量、成本、利润三元结构不同，本研究引入三个中间变量商品率α、控制成熟度C和经济脆弱性指数（Economic Vulnerability Index, EVI），通过α指标将生产结果与市场进行连接，通过控制C将数字-物理控制由背景变量转化为经济变量，通过EVI将盈利缺口G、能源暴露度S_{e}、碳约束暴露度S_{c}归纳到统一比较尺度上。

1.3　研究对象与系统边界

以PFAL生菜作为研究对象进行实证研究。主要原因有三点：一是生菜是PFAL中最常见、最成熟且公开数据最丰富的作物类型[1,2]；二是生产周期短、品质等级和α对产出影响直接，适合作为控制程度影响经济性的验证原型[10,13]；三是关于生菜的市场价格、工资、碳排放[22]等数据都更容易获得。

表1 植物工厂经济脆弱性诊断的变量与映射关系表

Table 1 Variable definitions and mapping relationships for economic vulnerability assessment of plant factories with artificial lighting

模块	核心变量	操作性定义	主要映射关系	植物工厂经济脆弱性诊断中的角色
生物学层	B,M	作物原型与栽培管理	$Y_g = f(B, M, C)$ (1)	决定毛产量上限
生物学层	α,Q	商品率与品质一致性	$Y_s = Y_g\alpha$ (2)	将产品转化为商品
数字-物理控制层	C	控制成熟度	Y_g、α、e_s、β均为C的函数	连接控制升级与经济结果
数字-物理控制层	L, H, A, D	补光、温湿调控、自动化和数字化	$e_s = f(L, H, C)$ (3) $\beta = f(A, D)$ (4)	决定能耗与劳动替代
技术经济层	I(元/m^2),r(%),T(年),η_m(%)	单位资本性支出(capital expenditure, CAPEX)、贴现率、寿命期、维护率	$A_{cap} = I\cdot\mathrm{CRF}(r, T)$ (5) $C_m = \eta_m I$ (6)	构成资本年化压力
技术经济层	p_e元/kWh,w_1(元/(人·年)),c_n(元/kg),c_o(元/kg)	电价、工资、耗材与其他运营成本	C_e,C_l,C_v	构成OPEX主体
技术经济层	P(元/kg),UC(元/kg),π_a(元/(m^2·年))	售价、单位成本、单位面积利润	$\pi_a = R - C_{tot}$ (7) $P^* = UC$ (8)	识别盈亏边界
脆弱性层	G,S_e,S_c	盈利缺口、能源暴露度、碳约束暴露度	$\mathrm{EVI} = \omega_1 G + \omega_2 S_e + \omega_3 S_c$ (9)	对情景稳健性排序
输出层	TP	转型路径类型	结果反馈	形成效率优先、能源耦合、价值升级和综合转型四类路径

注：r为贴现率，%；T为寿命期，年；η_m为维护费率，%；p_e为电价水平，元/kWh；w_1为生产制造及有关人员平均工资，元/（人·年）；C_v为可变成本，元/kg；UC为单位产品成本，元/kg；π_a为单位面积利润，元/(m^2·年)；TP为转型路径类型；C_{tot}为单位面积成本，元/(m^2·年)；P^*为盈亏平衡价格，元/kg；e_s为单位商品电耗；R为销售收入，元/(m^2·年)；ω_i为指标权重；CRF为资本回收系数。

本研究系统边界条件计入的成本包括：年化资本成本、维护成本、电力成本、人工成本、营养液和种子等耗材成本，以及其他运行成本。不计入的环节包括：冷链物流、零售终端、消费者损耗、品牌广告和金融费用。该边界设定主要考虑减少难以公开验证的商业机密参数，同时将重心集中在PFAL最核心、最可复核的生产端经济机制上。

本研究采用两种核算单位进行分析。一是以每平方米每年可种植面积作为设施运行和资本核算单位，用于描述年化利润和单位面积成本；二是以每千克生菜商品作为产品核算单位，用于描述单位产品成本、单位商品耗电和碳排放强度。两种核算单位分析避免了仅按面积或仅按单位产品核算造成的解释偏差。

需要进一步说明的是，本研究采用生产端边界，并不意味着政策支持、渠道建设和商业化成本在现实项目中不重要。在中国，植物工厂项目可能受到地方财政补贴、示范项目资金、设备购置补贴、土地或建筑空间优惠、电价优惠、绿电政策，以及科研示范项目支持等因素影响。这些因素会改变企业实际资本负担和运营成本，从而影响项目的财务表现。同时，若植物工厂产品进入品牌化、净菜化、活体供应、合同直供或餐饮供应链等高值市场，也通常需要承担包装、冷链、认证、履约配送、渠道维护、销售组织和终端损耗等额外成本。由于上述政策支持和渠道成本具有较强的地区性、阶段性和项目差异，本研究不将其直接纳入基准模型，而是在后续扩展情景和讨论中分析其对盈利边界的影响。这样处理既能保持基准模型公开、透明和可复算，也能避免将某一地区或某一项目的特殊政策误推广为一般性结论。

1.4 数据来源与参数标定

为了提高本研究的可完成性和可复现性，优先采用公开且可追溯的数据源。表2为植物工厂生菜经济脆弱性模型参数设定与说明，其中作物与能耗参数主要来自同行评议文献，GARGARO等[10]的元分析给出了PFAL/CEA条件下生菜平均单茬产量6.88 kg/m^2、平均收获周期40天的公开基准。若简单年化，对应约62.8 kg/（m^2·年）的实验型估算值。ZHUANG等[23]在研究PFAL规模经济时给出了先进商业化叶菜操作条件下的生菜毛产量115 kg/（m^2·年）、采后损失5%的设定。基于这两个数据，将基础控制下的年毛产量Y_0设定为80 kg/（m^2·年），使其介于公开实验平均水平和现阶段商业水平之间，更适合作为中国情景下的中性基准。MISEROCCHI和FRANCO[19]指出，当前垂直农场生菜的单位商品电耗通常处于10～

18 kWh/kg区间，对应850～1 150 kWh/m²/年的单位面积能耗。EATON等[22]基于EnergyPlus的模拟则给出6.2～12.0 kWh/kg的区间，并表明在不同设计和运行选择下，单位产品碳排放可在更大的范围内变化。为避免过于积极，本研究将基础控制情景下的单位商品电耗e_0设为12 kWh/kg，并通过控制成熟度映射，使其在闭环智能控制情景下降至8.4 kWh/kg。

表2　植物工厂生菜经济脆弱性模型参数设定与说明

Table 2　Parameter settings and description for the economic vulnerability model of plant factories with artificial lighting lettuce

参数	符号	取值	来源/说明
基础控制下毛产量/(kg/(m²·年))	Y_0	80	介于元分析年化代理值(62.8)与先进商业值(115)之间
控制成熟度对毛产量提升系数	η_y	0.437 5	使C=1时达到115 kg/(m²·年)
基础控制下商品率/%	α_0	0.88	闭环智能情景提升至0.95
控制成熟度对商品率提升系数	η_α	0.07	模型设定,使C=1时达到0.95
基础控制下单位商品电耗/(kWh/kg)	e_0	12.0	位于公开文献当前区间内
控制成熟度对单位商品电耗降低系数	η_e	0.30	使C=1时e_s = 8.4 kWh/kg
基准单位CAPEX/(元/m²)	I_0	8 000	位于公开PFAL投资区间内部
控制升级导致CAPEX增加系数	η_I	0.15	模型设定,反映自动化与控制升级成本
贴现率/%	r	5	沿用PFAL规模经济研究设定[23]
寿命期/年	T	15	沿用PFAL规模经济研究设定[23]
维护费率/%	η_m	1.5	沿用PFAL规模经济研究设定[23]
生产制造及有关人员平均工资/(元/(人·年))	w_1	78 561	国家统计局2024年数据
基础人工需求系数/(人·年/m²)	η_0	1/250	模型设定,人工成本核算
基础自动化替代率	β_0	0.10	模型设定,人工替代基准
控制成熟度对自动化提升系数	η_β	0.35	使C=1时β=0.45
营养液、种子和卫生材料成本/(元/kg)	c_n	1.6	模型设定
其他可变运营成本	c_o	0.4元/kg	模型设定

资本成本采用规模经济文献提供的单位投资范围。ZHUANG等[23]收集的26个PFAL案例表明，单位投资成本约为668～4 167美元/m²（可种植面积），并采用15年寿命、1.5%维护率和5%利率作为经济性基准假设。考虑到研究对象是公开数据原型，而非特定企业或单位的超大规模工厂，因此将基准单位CAPEX I_0设为8 000元/m²，控制升级时再按15%的比例上调。

工资数据采用国家统计局2024年规模以上企业岗位工资数据[42]。其中，生产制造及有关人员年平均工资为78 561元，而PFAL的一线操作更接近该岗位级别，本研究采用78 561元/（人·年）作为劳动成本标定值。在缺乏公开企业工时数据的情况下，基础人工需求系数设为1/250人·年/m²，作为可种植面积年度劳动投入的中间代表值。

市场价格部分采用“官方价格下限代表+模型情景扩展”的策略。农业农村部2025年第19周和第51周监测数据显示[43, 44]，重点监测的28种蔬菜周均批发价分别为4.35和5.91元/kg，且相关周报均提到生菜价格变动。由于该数据反映的是综合蔬菜均价而非PFAL生菜单一价格，本研究只将其视为常规鲜食市场下限代表，在此基础上设置6、15、24元/kg共3类市场情景，分别代表常规鲜食市场、品牌溢价市场和高值直供市场。后两类价格设定是模拟情景，而非官方现货统计数据。

电力碳排放因子采用生态环境部和国家统计局联合发布的2023年全国、区域和省级电力CO_2排放因子[45]。全国平均值为0.530 6 kg CO_2/kWh；四个代表省份北京、天津、四川和云南的数据为0.555 4、0.679 6、0.156 4和0.133 3 kg CO_2/kWh，反映出明显的电网碳强度异质性。为避免把研究做成省份案例大杂烩，进一步将这些数据归纳为低碳电网、常规电网和高碳电网3类能源情景。

2　情景设计与核心模型

2.1　控制成熟度定义

为避免“智能化”沦为空泛概念，本研究将数字、物理控制压缩为一个可计算的连续变量

$C \in [0, 1]$，并解释为感知完整度、执行精度、反馈频率和运营调度能力的综合表征。设置三个离散水平用于情景模拟：基础控制（C0 = 0）、增强控制（C1 = 0.5）和闭环智能（C2 = 1）。

控制成熟度通过3方面影响经济模型的计算。首先，它提升作物生产性能，包括提高年毛产量和商品率；其次它降低单位商品电耗，反映补光策略、温湿控制和运行调度的优化；再就是它提升自动化替代程度，降低单位面积人工投入。这一处理遵循图1中的数字-物理控制层连接作物生产和技术经济层的运行逻辑。

需要说明的是，η_y、η_α、η_e、η_β和η_1均不是通过计量模型估计得到的因果参数，而是基于公开文献和本研究设定的先进情景端点构造的确定性映射系数。其目的在于建立可复算的边界识别模型，而不是估计控制成熟度对产量、能耗、劳动替代或资本成本的真实边际因果效应。同时为检验关键映射系数设定对核心结论的影响，对相关参数进行了±10%单参数扰动分析，结果见附表1。

2.2 能源及市场模型情景

本研究的能源、市场模拟情景均采用三类风格。其中能源情景设定为能源富裕型、常规电网型和高价高碳型，其电价p_e水平分别设定为0.55、0.75、0.95元/kWh，其电力碳排放因子g_e水平分别设定为0.133 3、0.530 6、0.679 6 kg CO_2/kWh。市场情景设定为常规鲜食市场、品牌溢价市场和高值直供市场，其商品单价P分别设定为6、15、24元/kg。以上市场与电价取值是模型情景设定，并非对某一现实合同的记录，设定的目的在于识别PFAL从不可行到可行的边界，而不是对特定企业运营的仿真计算。

2.3 情景组合设计

为识别PFAL从不可行到可行的边界，构建3×3×3的情景组合库，共27种确定性情景，具体设置见表3，其中市场价格情景用于识别价格阈值，而非描述PFAL生菜的现实平均售价。其中，M1以公开蔬菜批发价格上沿作为常规鲜食市场的近似锚点；M2和M3分别设置为中等价格阈值情景和高价格阈值情景，用于测试在不同价格水平下控制升级和能源条件能否共同推动系统跨越盈亏线。由于目前缺乏覆盖PFAL生菜商超、餐饮、即食加工和活体供应渠道的统一公开价格数据库，M2和M3不应被解释为实际市场均价或特定企业合同价格。

表3 植物工厂生菜控制、能源、市场情景组合与取值依据

Table 3 Control-Energy-Market scenario combinations and value basis for PFAL lettuce

维度	符号	取值	含义	设定依据
控制成熟度	C0	0.0	基础控制	规则控制+有限自动化
控制成熟度	C1	0.5	增强控制	传感、执行与调度增强
控制成熟度	C2	1.0	闭环智能	闭环调控+较高自动化
能源情景	E1	p_e = 0.55 元/kWh g_e = 0.133 3 kg CO_2/kWh	能源富裕型	低碳低价电力锚点
能源情景	E2	p_e = 0.75 元/kWh; g_e = 0.530 6 kg CO_2/kWh	常规电网型	全国平均电网碳因子锚点
能源情景	E3	p_e = 0.95 元/kWh; g_e = 0.679 6 kg CO_2/kWh	高价高碳型	不利能源条件
市场情景	M1	P = 6元/kg	常规鲜食市场	官方周均蔬菜批发价上沿
市场情景	M2	P = 15元/kg	品牌溢价市场	中等价格阈值情景
市场情景	M3	P = 24元/kg	高值直供市场	高价格阈值情景

2.4 核心模型

核心模型的构建遵循“情景输入-控制映射-成本收益计算-盈利边界识别-脆弱性诊断”的递进逻辑。首先，控制成熟度、能源条件和市场条件作为外部情景输入，分别与设施控制水平、电力价格与电网碳强度、产品售价3类关键约束挂钩。其次，控制成熟度并不直接等同于经济结果，而是通过若干中间变量进入模型，一方面影响毛产量、商品率和商品产量，决定系统能够形成多少可销售产品；另一方面影响单位商品电耗和自动化替代系数，决定电力成本和人工成本；同时，控制升级还会提高单位CAPEX，从而影响年化资本成本。再次，作

物生产模块、能源与自动化模块、资本成本模块共同决定单位面积总成本和单位产品成本，并与市场售价共同形成利润、盈亏平衡售价和可承受电价上限。最后，在利润结果之外，进一步将盈利缺口、能源暴露度和碳约束暴露度合成脆弱性指数，用于识别不同情景下系统是否不仅当前可盈利，而且具有相对较低的能源与碳约束风险。

由此构建计算链条：作物生产模块给出商品产量；能源与自动化模块给出单位商品电耗、总用电量和劳动替代水平；资本与运营成本将产量、电耗、劳动和投资转化为总成本；利润与阈值模块判断系统能否跨越盈亏线；碳强度与经济脆弱性模块则在利润之外进一步评价能源和碳约束风险。

基于上述逻辑，本研究依次构建作物生产模块、能源与自动化模块、年化资本模块、运营成本与利润函数模块，以及碳强度与经济脆弱性模块。

2.4.1　作物生产模块

基于基础控制下的毛产量Y_0和控制成熟度C影响下的年毛产量Y_g如公式（10）所示：

$$Y_g = Y_0\left(1 + \eta_y C\right) \tag{10}$$

定义商品率α如公式（11）所示：

$$\alpha = \alpha_0 + \eta_\alpha C, 0 < \alpha < 1 \tag{11}$$

基于年毛产量Y_g和商品率α给出年商品产量Y_s，如公式（2）所示。

2.4.2　能源与自动化模块

单位商品电耗e_s为公式（12）：

$$e_s = e_0\left(1 - \eta_e C\right) \tag{12}$$

单位面积年总用电量E_a为公式（13）：

$$E_a = e_s Y_s \tag{13}$$

自动化替代系数β为公式（14）：

$$\beta = \beta_0 + \eta_\beta C, 0 \leqslant \beta < 1 \tag{14}$$

式中：β并不表示完全无人化，而是表示播种、移栽、巡检、采收和包装等流程中可由自动化设备和算法调度替代人工的份额。

2.4.3　年化资本成本

采用资本回收因子$\mathrm{CRF}(r, T)$处理寿命期资本回收，如公式（15）所示：

$$CRF(r, T) = \frac{r(1 + r)^T}{(1 + r)^T - 1} \tag{15}$$

年化资本成本A_{cap}如公式（5）所示。维护成本C_m如公式（6）所示。设备投资增加可表示为公式（16）：

$$I = I_0\left(1 + \eta_I C\right) \tag{16}$$

2.4.4　运营成本与利润函数

人工成本为公式（17）：

$$C_l = w_l n_0 (1 - \beta) \tag{17}$$

式中：n_0为无自动化替代时单位面积所需人工数量，人/m^2。

能源成本为公式（18）：

$$C_e = p_e E_a \tag{18}$$

营养液、种子等其他可变成本为公式（19）：

$$C_v = \left(c_n + c_o\right) Y_s \tag{19}$$

于是单位面积总成本为公式（20）：

$$C_{tot} = A_{cap} + C_m + C_l + C_e + C_v \tag{20}$$

单位面积收入为公式（21）：

$$R = PY_s \tag{21}$$

单位面积利润函数如公式（7）所示。

单位产品成本为公式（22）：

$$UC = \frac{C_{tot}}{Y_s} \tag{22}$$

在本研究设定下，盈亏平衡销售价格等于单位成本，如公式（8）所示。

在给定商品单价P的条件下，系统可承受的盈亏平衡电价为公式（23）：

$$p_e^* = \frac{PY_s - A_{cap} - C_m - C_l - C_v}{E_a} \tag{23}$$

可解释为：若现实电价高于p_e^*，则PFAL在该商品单价P下必然亏损；若现实电价低于p_e^*，PFAL才具备正利润空间。

2.4.5　碳强度与经济脆弱性

单位产品碳排放强度定义为公式（24）：

$$CI = \frac{g_e E_a}{Y_s} = g_e e_s \tag{24}$$

经济脆弱性方面，首先定义盈利缺口为公式（25）：

$$G = max\left(0, \frac{P^* - P}{P^*}\right) \tag{25}$$

即当售价低于盈亏平衡价时，缺口占盈亏平衡价的比例；若售价高于阈值，则缺口记为0。其次定义能源暴露度为公式（26）：

$$S_e = \frac{C_e}{C_{tot}} \tag{26}$$

它表示总成本中由能源成本驱动的份额，S_e越高，PFAL越容易受到电价冲击。

再将单位产品碳强度标准化为碳约束暴露度，如公式（27）所示：

$$S_c = \frac{CI - CI_{min}}{CI_{max} - CI_{min}} \tag{27}$$

式中：CI_{min}和CI_{max}分别是当前情景集合中的最小和最大产品碳强度。S_c越大，表明PFAL面临的碳约束风险越高，对于未来碳价波动及低碳转型政策的敏感度越高。

最终，本研究将经济脆弱性指数EVI见公式（9）所示，ω_i为指标权重系数，见公式（28）。

$$\omega_1 + \omega_2 + \omega_3 = 1 \tag{28}$$

本研究中基准设定采取等权重$\omega_1 = \omega_2 = \omega_3 = \frac{1}{3}$，并非基于三者具有理论上的同等重要性，主要由于当前阶段缺乏充足的实证数据或明确的利益相关方偏好以支撑更具区分度的加权方案，因此采用经济合作与发展组织和欧盟委员会联合研究中心（Organisation for Economic Co-operation and Development/European Commission Joint Research Centre, OECD/JRC）复合指标构建中常见的等权重作为基准方案。同时对替代权重进行了稳健性检验，结果显示最佳和最差情景的相对排序保持稳定，因此等权重的使用旨在提供一个可复现的比较基准，而非确立唯一的权重标准。

2.5 模型运行与结果输出

为避免模型沦为仅公式缺乏执行逻辑的黑箱，本研究将其求解过程概括为四个标准化步骤。第一步输入情景变量，基于全因子情景组合，对3类控制成熟度、3类能源情景、3类市场情景进行组合，构建包含27个确定性情景的分析矩阵。第二步执行变量映射，对每一个情景先由控制成熟度C推导关键中间变量Y_g、α、Y_s、e_s、β、E_a，再计算得到年化资本成本A_{cap}及各项运营成分C_m、C_l、C_e、C_v。第三步计算经济结果，基于单位面积收入R和单位面积总成本C_{tot}计算核心经济指标，包括单位面积利润π_a、单位成本UC、盈亏平衡售价P^*和盈亏平衡电价p_e^*。第四步计算稳健性和脆弱性指标，由盈利缺口G、能源暴露度S_e及碳约束暴露度S_c，计算EVI，并对所有情景进行排序与对比分析。

综上所述，本研究构建的是一个确定性情景集成模型，尽管当前版本尚未引入蒙特卡洛模拟以刻画参数的随机传播效应，但该框架已足以清晰地识别项目的盈利边界、脆弱性排序，以及不同路径组合的差异。

2.6 局部归一化弹性的定义与计算

为了在同一尺度上比较关键变量对单位成本的影响，将单位成本对选定变量的归一化弹性定义为局部对数弹性。选取“闭环智能+常规电网型+高值直供市场”作为代表性可行情景，主要基于3点考虑：第一，闭环智能情景代表本研究设定下较成熟的控制水平，能够反映控制升级后系统进入相对可行状态时的成本驱动结构。第二，常规电网型情景的电价和碳排放因子位于3类能源情景的中间位置，且电网碳因子采用全国平均值，能够避免以低价低碳或高价高碳等极端能源条件作为弹性分析基准。第三，在常规电网型条件下，常规鲜食市场和品牌溢价市场均难以使系统实现正利润，而高值直供市场情景能够呈现“基础控制亏损、增强控制转正、闭环智能盈利”提升的分化结构，适合观察可行情景下单位成本对产量、资本、能源和人工等变量的局部响应。由于只针对代表性情景，属于局部敏感性分析，而非对全部27个情景的全局敏感性排序。

为了便于推导，先将面积口径固定成本F定义为公式（29）：

$$F = A_{cap} + C_m + C_l \tag{29}$$

则单位产品成本函数为公式（30）：

$$UC = \frac{F}{Y_s} + p_e e_s + c_v \tag{30}$$

式中：Y_s为商品产量，kg/m²（年）；p_e为电价，元/kWh；e_s为单位商品电耗，kWh/kg；c_v为单位商品可变成本，元/kg，且$c_v = c_n + c_o$。

在其余变量保持不变的局部分析假设下，定义单位成本UC对变量x的归一化弹性为公式（31），ε为弹性系数：

$$\varepsilon_x^{UC} = \frac{\partial \ln UC}{\partial \ln x} = \frac{x}{UC} \cdot \frac{\partial UC}{\partial x} \tag{31}$$

商品产量Y_s的局部归一化弹性为公式（32）：

$$\varepsilon_{Y_s}^{UC} = \frac{Y_s}{UC} \cdot \frac{\partial UC}{\partial Y_s} = -\frac{F/Y_s}{UC} = -\frac{\left(A_{cap} + C_m + C_l\right)/Y_s}{UC} \tag{32}$$

维护成本按$C_m = \eta_m I$设定，因此单位CAPEX I的局部归一化弹性为公式（33）：

$$\varepsilon_I^{UC} = \frac{I}{UC} \cdot \frac{\partial UC}{\partial I} = \frac{I\left[\mathrm{CRF}(r,T) + \eta_m\right]}{Y_s UC} = \frac{\left(A_{cap} + C_m\right)/Y_s}{UC} \tag{33}$$

电价p_e与单位商品电耗e_s均通过电力成本项$p_e e_s$进入单位成本函数，因此二者的局部归一化弹性分别为公式（34）和公式（35）：

$$\varepsilon_{p_e}^{UC}=\frac{p_e}{UC}\cdot\frac{\partial UC}{\partial p_e}=\frac{p_e e_s}{UC} \tag{34}$$

$$\varepsilon_{e_s}^{UC}=\frac{e_s}{UC}\cdot\frac{\partial UC}{\partial e_s}=\frac{p_e e_s}{UC} \tag{35}$$

单位商品可变成本c_v的局部归一化弹性为公式（36）：

$$\varepsilon_{c_v}^{UC}=\frac{c_v}{UC}\cdot\frac{\partial UC}{\partial c_v}=\frac{c_v}{UC} \tag{36}$$

由人工成本定义$C_l=w_l n_0(1-\beta)$可得，工资w_l的局部归一化弹性为公式（37）：

$$\varepsilon_{w_l}^{UC}=\frac{w_l}{UC}\cdot\frac{\partial UC}{\partial w_l}=\frac{w_l n_0(1-\beta)}{Y_s UC}=\frac{C_l/Y_s}{UC} \tag{37}$$

在该代表性可行情景下，各参数由上述公式代入该代表性可行情景下相关设定系数计算，得到取值如下：

$$Y_s=109.25, I=9\,200, p_e=0.75, e_s=8.4,$$

$$c_v=2.0, w_l=78\,561, n_0=\frac{1}{250}, \beta=0.45,$$

$$UC=19.26$$

同时，CRF(0.05，15) = 0.09 634。

2.7 政策支持与渠道成本扩展情景

在基准情景之外，考虑到中国植物工厂项目在实际建设与运营过程中可能受到政策支持，同时高值市场的实现也往往伴随额外渠道成本，进一步设置政策支持与渠道成本扩展情景。该扩展情景不改变主模型的27个确定性情景结构，而是用于检验投资补贴、电价优惠和渠道建设成本对盈利边界的影响。

政策支持主要通过两类变量进入模型。一是投资补贴比例，用于表示政府补贴、示范项目资金或设备投资扶持对企业实际资本负担的降低；二是电价优惠比例，用于表示绿色电力、农业用电优惠或地方能源支持对实际用电价格的影响。同时，高值市场实现并非无成本过程，可能带来包装、冷链、认证、渠道维护、履约配送和销售组织等额外费用，因此设置单位渠道成本，用于表示每千克商品生菜进入高值市场所需承担的额外商业化成本。

政策支持与渠道成本扩展模型可表示为公式（38）～公式（42）：

$$I^{sub}=I(1-s_I) \tag{38}$$

$$p_e^{sub}=p_e(1-s_e) \tag{39}$$

$$C_{ch}=c_{ch}Y_s \tag{40}$$

$$C_{tot}^{sub}=I^{sub}\cdot CRF(r,T)+C_m+C_l+p_e^{sub}e_sY_s+(c_n+c_o+c_{ch})Y_s \tag{41}$$

$$\pi_a^{sub}=PY_s-C_{tot}^{sub} \tag{42}$$

式中：I^{sub}为考虑投资补贴后的企业实际资本负担，元/m²；p_e^{sub}为考虑电价优惠后的实际用电价格，元/kWh；C_{ch}为渠道建设和商业化实现成本，元/（m²·年）；C_{tot}^{sub}为扩展情境下的单位面积总成本，元/（m²·年）；π_a^{sub}为扩展情景下的单位面积利润，元/（m²·年）。若$s_I=0$、$s_e=0$、$c_{ch}=0$，则扩展模型退化为本研究基准模型。

需要说明的是，公式（41）中维护成本C_m不随投资补贴同步下降。原因在于，投资补贴降低的是企业实际资本支付压力，而不是设备本身的维护需求；即使企业获得设备购置补贴，设备运行、检修和维护仍然发生。因此，本研究仅将投资补贴作用于年化资本回收项，而不将其作用于维护成本项。

3 结果与分析

3.1 控制成熟度对产量、成本与利润的影响

为分析控制成熟度对产量、成本与利润的影响，首先选取“常规电网型+高值直供市场”作为基准比较情景。选择常规电网型而非E1和E3，主要由于其电价和碳排放因子位于3类能源情景的中间位置，且电网碳因子采用全国平均值，可视为中国PFAL一般工商业用电条件下的基准情景。选择高值直供市场而非M1和M2，则是由于在常规电网下，M1和M2中3类控制情景均为负利润，无法观察通过控制升级而跨越盈亏线的阈值效应；只有在高值直供市场下，系统表现为基础控制亏损、增强控制盈利、闭环智能盈利提升显著这种结构，最适合观察控制成熟度对产量、成本与利润的边际作用。

从表4可以看到，在本研究基准情景的参数设定下，控制成熟度由基础控制提升至闭环智能后，商品产量由70.40增至109.25 kg/（m²·年），增幅为55.2%；在给定能源情景不变的前提下，单位商品电耗由12.0降至8.4 kWh/kg，降幅为30.0%，说明控制升级不仅提高了产量，也提高了产品能源效率；单位成本由27.67降至19.26元/kg，利润由−258.36提升至518.04元/（m²·年），表明控制升级并非附属技术，而是实质性改变盈亏边界的经济变量。

如图2所示，进一步按单位产品成本分解可见，控制升级对不同成本的作用并不相同。闭环智能相对于基础控制，虽单位面积年化资本成本由

表4 E2+M3情景下不同控制成熟度的产量、成本、利润与碳强度结果

Table 4 Yield, cost, profit and carbon intensity under different control maturity levels in the E2+M3 Scenario

控制情景	毛产量 Y_g /(kg/(m²·年))	商品率 α	商品产量 Y_s /(kg/(m²·年))	单位商品电耗 e_s /(kWh/kg)	单位成本 UC /(元/kg)	利润 π_a /(元/(m²·年))	碳强度 CI /(kg CO_2/kg)
基础控制	80.0	0.880	70.40	12.0	27.67	−258.36	6.37
增强控制	97.5	0.915	89.21	10.2	22.94	94.83	5.41
闭环智能	115.0	0.950	109.25	8.4	19.26	518.04	4.46

770.74增至886.35元/(m²·年),但由于更高的产出对其进行摊薄,折算后的单位产品年化资本成本由10.95降到8.11元/kg,降幅为25.9%;这说明虽然控制升级会提高单位面积CAPEX,使其更快地产出扩张和实现更高的自动化替代,但其仍可显著摊薄单位年化资本成本和单位人工成本。劳动替代提升使单位人工成本由4.02降至1.58元/kg,降幅为60.7%;在电价给定前提下,由于单位商品电耗从12.0降至8.4 kWh/kg,单位电力成本同步由9.0降至6.3元/kg。相比之下,单位可变耗材成本约2.0元/kg,更多体现为边界设定而非结果发现。由此可见,控制升级改善经济性的关键不在单一成本项,而在于产量、商品率、能耗和用工结构的协同变化。

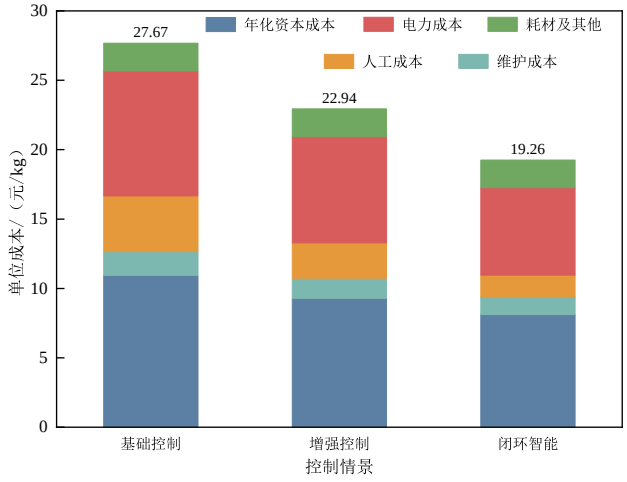


图2 常规电网型+高值直供市场下不同控制情景的单位成本构成

Fig. 2 Unit cost composition under different control scenarios for conventional grid-connected mode + high-value direct supply market

从成本构成结构比例上来看,PFAL的主要成本不仅是电费。对基础控制来说,年化资本成本和电力成本是并列的重要成本项;对闭环智能来说,尽管年化资本成本的单位面积绝对值增加,但折算为单位产品资本成本后反而有所减少,人工成本占比也明显收缩。这说明在PFAL的经济转型路径中,仅仅压低电价并不足够,提高商品产量、优化商品率,以及提高劳动替代水平同样关键。

3.2 盈亏平衡售价与电价边界

图3显示了不同控制成熟度下的盈亏平衡售价及电价边界,三条直线均随着电价上升而线性上移,但直线的斜率和截距随控制成熟度发生变化。由利润函数计算模型可知,盈亏平衡售价对电价的斜率恰好等于单位商品电耗。因此,基础控制、增强控制和闭环智能3条边界线的斜率分别是12.0、10.2和8.4;控制升级水平越高,边界线越平缓,表明系统对电价波动的敏感性越低。对应的截距分别为18.67、15.29和12.96元/kg,反映了控制升级在降低固定成本摊销和人工成本方面的综合效果。

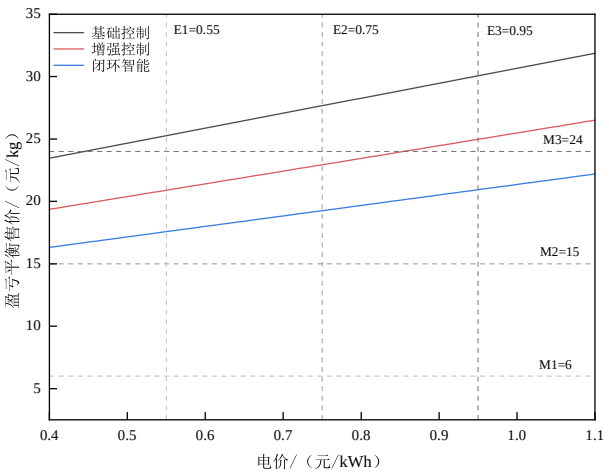


图3 不同控制成熟度下的盈亏平衡售价及电价边界

Fig. 3 Break-even price and electricity price boundary under different control maturity

在常规电网情景下,基础控制、增强控制和闭环智能对应的盈亏平衡售价分别为27.67、22.94和19.26元/kg,由图3可知,当市场只能提供约6元/kg的常规鲜食价格时,3类控制系统均无法实现盈利;当价格提升到15元/kg时,系统仍普遍低于盈亏线;只有在接近20元/kg以上的高值市场中,控制升级才开始使系统逐渐变得可盈利。对于高值直供市场,基础控制、增强控制和闭环智能对应的可承受电价上限分别为0.44、0.85和1.31元/kWh,

进一步说明控制升级既降低了售价门槛，也显著提高了抗电价冲击能力。

3.3 27个情景组合下的利润空间

图4对全部27个情景的利润进行了可视化，与单一基准比较不同，利润热图揭示了市场端和能源端约束的非对称性。最明显的是，27个情景中只有5个实现了正利润，而且全部集中于高值直供市场。这意味着在当前参数设定下，市场条件是PFAL生菜穿越盈亏线的首要条件。在常规鲜食市场下，即使采用闭环智能和能源富裕型条件，利润仍为−1 264.92元/（m²·年）；在品牌溢价市场下，最优情景仍为−281.67元/（m²·年），说明普通溢价仍不足以支撑PFAL生菜的经济可行性。

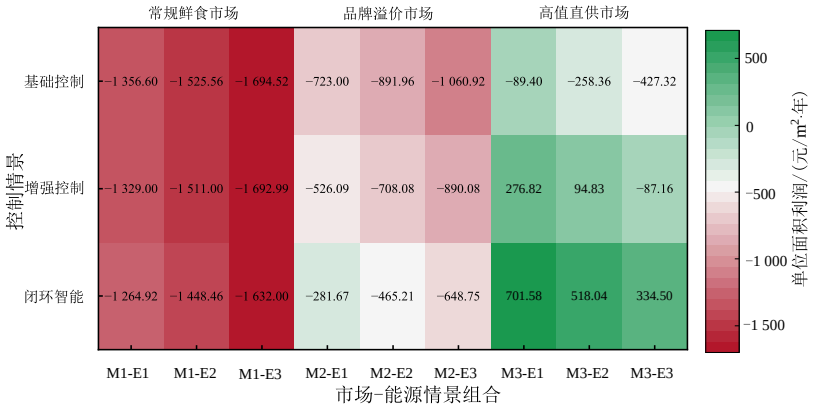


图4　27个情景组合下的单位面积利润热图

Fig. 4　Unit-area profit heat map for the 27 scenario combinations

在高值直供市场中，利润结果开始出现明显不同。基础控制在3类能源情境下均为负利润；增强控制仅在能源富裕型和常规电网型下利润转正；闭环智能在3类能源情景下均为正利润，其中“闭环智能+能源富裕型+高值直供市场”利润最高，达到701.58元/（m²·年）。从能源端来看，高值直供市场中，能源条件由E1转换至E3时，基础控制、增强控制和闭环智能的利润分别减少337.92、363.99和367.08元/（m²·年），说明电价和电网条件仍然决定着利润空间的大小。

由此可见，价值升级是必要条件，但不是充分条件，控制升级可以显著改善边界，但在能源劣势地区仍不足以单独解决问题。只有高值市场、较高控制成熟度和相对有利的能源条件同时出现时，PFAL生菜系统才可以在当前参数设定下处于正利润空间。为提高结果可复核性，在附录中列出27个情景的完整计算结果，包括单位成本、利润、盈亏平衡售价、可承受电价上限、碳强度、盈利缺口、能源暴露度、碳约束暴露度和EVI，详见附表2。

3.4 27个情景组合下的经济脆弱性

利润能够判断系统是否盈利，但不能充分回答系统是否稳健。为此，进一步计算全部27个情景的EVI，其结果展示在图5。从总体排序看，最佳情景为“闭环智能+能源富裕+高值直供市场”，EVI为0.088，最差情景为“基础控制+高价高碳型+常规鲜食市场”，EVI为0.727。按情景维度求均值后发现，控制成熟度由基础控制提升至闭环智能，平均EVI由0.461降至0.334，下降27.6%；市场条件由常规鲜食市场改善至高值直供市场，平均EVI由0.517降至0.287，下降了44.4%；能源条件由高价高碳型改善至能源富裕型时，平均EVI由0.540降至0.211，下降了60.9%。但是必须说明，这里的能源影响最强是基于本研究当前EVI构造方式的比较结果，在后文中将进一步讨论其解释边界。

另外，EVI提供了超越利润的增量信息。例

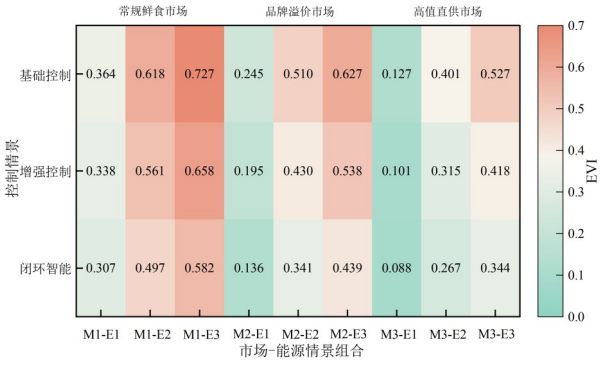


图5　控制成熟度、能源条件和市场情景组合下的EVI热图

Fig. 5　Heat map of the EVI across combinations of control maturity, energy conditions, and market scenarios

如，“基础控制+能源富裕型+高值直供市场”和“增强控制+高价高碳型+高值直供市场”的利润分别为−89.40和−87.16元/（m^2·年），二者当前亏损水平接近，但前者的EVI仅为0.127，后者高达0.418。产生这一差异的主要原因在于，后者虽然通过更高控制水平提高了产量，但其能源暴露度和碳约束暴露度明显更高。一旦面临电价上升或碳约束收紧，其恶化程度会更快。由此可见，在PFAL经济性研究中引入脆弱性评价，而不只看其利润，是非常必要的。

3.5 敏感度与转型路径识别

图6展示了代表性可行情景“闭环智能+常规电网型+高值直供市场”下单位成本的局部对数弹性。图6中弹性均为无量纲指标。结果表明，商品产量Y_s对单位成本的影响最大，弹性约为−0.57，单位CAPEX I次之，弹性约为0.49；电价p_e与单位商品电耗e_s的弹性均为0.33；其他可变成本和工资影响相对较小。电价与单位商品电耗弹性相同，并非人为设定，而是因为二者共同通过单位电力成本项$p_e e_s$进入单位成本函数。这说明在当前代表性情景下，PFAL降本不能只依赖压低电价，而是需要同时提高商品产量、降低资本强度，并改善运行电耗。

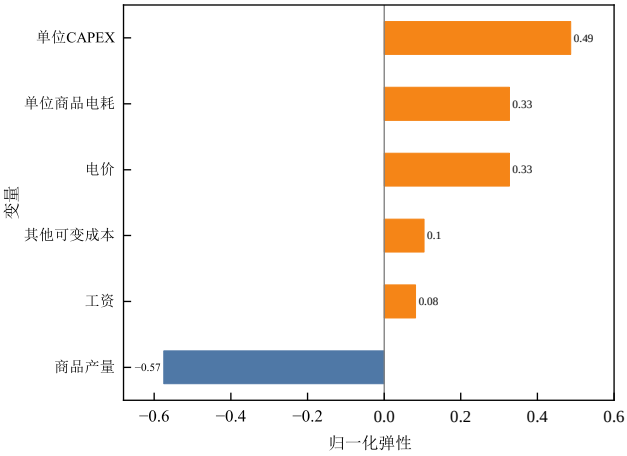


图6 C2-E2-M3情景下PFAL生菜单位成本的归一化局部弹性

Fig. 6 Normalized local elasticities of unit cost for PFAL lettuce under the C2-E2-M3 scenario

基于利润、EVI和灵敏度结果，进一步识别出结果驱动的转型路径，如表5结果驱动的转型路径识别所示。

表5 基于利润、EVI与局部弹性的植物工厂生菜结果驱动的转型路径识别

Table 5 Transformation path identification for plant factories with artificial lighting lettuce based on profit, EVI and local elasticity

典型情景	结果特征	主导约束	对应路径	优先措施
增强控制+常规电网型+高值直供市场	利润已转正但边际有限，EVI中等	商品产量、资本强度	效率优先型	提高商品率、降低单位CAPEX、优化作业节拍
闭环智能+高价高碳型+高值直供市场	利润为正但能源暴露度和碳约束暴露度偏高	电价、电网碳因子	能源耦合型	分时电价响应、绿电采购、储能或源网荷储协同
闭环智能+任意能源+品牌/常规市场	技术成熟但售价不足以覆盖总成本	市场实现	价值升级型	品牌化、净菜化、活体供应、合同直供
基础控制+常规鲜食市场+常规/高价高碳电网	利润和EVI均处于不利区间	控制、能源、市场三重约束	综合转型型	同步升级控制、能源获取与销售模式

从表5中可以发现，PFAL并不存在一个普适的最优路径，对于已经进入高值市场但盈利边际依旧偏低的系统，提升商品率和摊薄单位资本成本仍是首要任务；对处于高价高碳电网中的系统，能源耦合是降低脆弱性的关键；对技术成熟但仍停留在普通蔬菜价格逻辑中的系统，则需要通过品牌化、净菜化、活体供应和合同直供实现价值升级；而基础控制、普通市场和不利能源条件叠加的情景，则必须采取控制、能源和市场三端同步重构的综合转型策略。

3.6 政策支持与渠道成本敏感性分析

考虑到植物工厂可能受到政策支持和补贴影响的现实情况，以“常规电网型+高值直供市场”为代表，进一步考察投资补贴、电价优惠和渠道成本对利润结果的影响。结果见表6。

从表6可以看出，投资补贴和电价优惠均可明显改善PFAL生菜的财务表现。以基础控制为例，基准情景下其利润为−258.36元/（m^2·年），当投资补贴比例和电价优惠比例均为20%时，利润可转为22.51元/（m^2·年）。说明政策支持确实可能改变部分边界情景的盈亏状态。

但是，高价格阈值情景的实现并非无成本过程。若额外渠道成本分别为1、2和3元/kg，则增强控制情景下利润分别由94.83元/（m^2·年）降至5.62、−83.60和−172.81元/（m^2·年）。这表明中等控制水平下的盈利空间较薄，渠道建设、包装、履

表6　政策支持与渠道成本对E2+M3代表性情景利润的影响

Table 6　Effects of policy support and channel cost on profits under the E2+M3 representative scenario

扩展情景	基础控制C0/（元/(m²·年)）	增强控制C1/（元/(m²·年)）	闭环智能C2/（元/(m²·年)）
基准情景	−258.36	94.83	518.04
投资补贴20%	−104.21	260.54	695.31
电价优惠20%	−131.64	231.32	655.70
投资补贴20%+电价优惠20%	22.51	397.03	832.97
渠道成本增加1元/kg	−328.76	5.62	408.79
渠道成本增加2元/kg	−399.16	−83.60	299.54
渠道成本增加3元/kg	−469.56	−172.81	190.29
投资补贴20%+电价优惠20%+渠道成本增加1元/kg	−47.89	307.82	723.72

约和销售组织成本可能迅速抵消高价格情景带来的收益。相比之下，闭环智能情景在渠道成本增加3元/kg时仍保持190.29元/（m^2·年）的正利润，说明控制升级和较高商品产量能够提供更强的成本缓冲能力。因此，政策支持可以改善PFAL项目的短期财务表现，但不能完全替代生产端效率提升和市场端价值实现。

3.7　中国情境下的典型案例对照分析

为增强模型情景分析与中国植物工厂实践之间的对应关系，进一步选取两个公开资料较充分、路径特征较清晰的中国案例进行对照分析。需要说明的是，本节案例并非用于替代前文确定性情景模型，也不作为模型参数重新校准依据。由于公开资料中通常缺少完整的单位投资、折旧、能耗、渠道成本、售价和利润数据，本研究仅将其作为现实路径对照，用于说明前文识别的价值升级型、能源耦合型和效率优先型路径在中国情境中的现实表现。

案例一为京东植物工厂与价值链升级路径分析。京东植物工厂于2018年投入运营，是国内较早将植物工厂生产与生鲜电商、线下零售和自有品牌结合的代表案例。公开报道显示，该植物工厂种植菠菜、茼蒿、奶油生菜、红叶生菜、香菜、芝麻菜等多种绿叶蔬菜，产品作为京东生鲜自有品牌“京觅”的组成部分，在京东生鲜线上平台和七鲜线下超市同步销售，年产量约300 t，并依托京东冷链体系覆盖京津冀市场[46]。另有北京市农业农村部门报道指出，京东植物工厂属于太阳光与人工光结合型植物工厂，通过温度、湿度、光照等环境参数控制实现标准化生产，并强调产品安全性、标准化和供应链能力[47]。该案例说明，植物工厂高值市场的实现并不只是由生产端决定，还依赖品牌、渠道、冷链、消费者信任和线上线下终端协同。对应到本研究模型，这一案例与价值升级路径相呼应：当PFAL产品不能进入普通蔬菜批发价格体系竞争时，需要依靠产品一致性、生物安全性、稳定供货和渠道组织能力实现更高价格。但同时，该案例也提示，高值直供市场实现会引入冷链、包装、终端销售和渠道维护等额外成本，因而3.6节进行渠道成本敏感性分析具有现实必要性。

案例二是中科三安植物工厂与控制升级、规模化路径。中科三安植物工厂是中国较具代表性的LED植物工厂产业化案例。公开资料显示，中科三安由中国科学院植物研究所与福建三安集团于2015年合资成立，已形成包括福建泉州、安徽六安等基地在内的植物工厂产业化布局；福建省人民政府相关报道称，其已建成占地约0.2 km^2的植物工厂产业化基地，并在叶菜、药用植物、茄果类蔬菜等方向开展产业化布局[48]。该案例强调LED光谱、环境控制、智能装备和作物品类组合对植物工厂产业化的重要性。报道还指出，植物工厂中蔬菜育苗移栽后约20天可收获，生产周期相较传统方式明显缩短[48]。中国科学院相关报道进一步以生菜为例指出，1 000 m^2大田产量约3 t，相同面积温室约15 t，而植物工厂可达约100 t，并提到能源自供型集装箱式植物工厂已在高海拔等特殊场景中用于蔬菜供应保障[49]。该案例与本研究效率优先型和能源耦合型路径相对应，一方面，控制升级和多层栽培可以显著提高单位面积产出；另一方面，LED、环控和自动化系统也会提高资本投入与能源依赖，因此其经济可行性仍需依赖规模化、作物选择、能源条件和终端市场共同支撑。表7为对上述两个案例与本研究模型路径的对应关系进行概括。

由上述案例可见，本研究识别出的转型路径并非纯理论推演，而是能够在中国植物工厂实践中找到对应的现实基础。京东植物工厂更突出市场端和渠道端能力，说明高值直供市场需要品牌化、冷链和销售组织支撑；中科三安植物工厂更突出技术端和规模端能力，说明控制升级、LED光环境和多层栽培能够提高生产效率，但也伴随更高资本和能源约束。因此，PFAL生产的经济可行性不宜被理解为单一技术进步或单一价格提升的结果，而应被理

表 7 中国情境下典型植物工厂案例与模型路径对应关系

Table 7 Typical PFAL cases in China and their correspondence with model pathways

案例	公开资料显示的主要特征	对应模型路径	对本研究结论的启示
京东植物工厂	自有品牌“京觅”;线上京东生鲜与线下七鲜销售;冷链覆盖区域市场;年产量约 300 t;强调安全、标准化和渠道能力	价值升级型;综合转型型	高值直供市场需要品牌、冷链、销售渠道和终端信任支撑;高价格情景不能只看售价,也要计入渠道成本
中科三安植物工厂	LED 光谱、环境控制和智能装备;叶菜、药用植物、茄果类等多品类布局;规模化产业基地;生产周期缩短	效率优先型;能源耦合型	控制升级和规模化可提高单位面积产出,但同时带来资本强度和能源依赖,需与能源条件和高附加值作物组合协同

解为控制、能源、市场、渠道和政策支持共同作用下的系统性结果。

4 讨 论

4.1 PFAL 经济可行性是典型的“窄窗口”问题

本研究重要发现之一是PFAL生菜的经济可行性并不是线性改善问题，而是一个典型的“窄窗口”问题。27个情景中仅有5个实现了正利润，占全部情景的18.5%，而且全部集中于高值直供市场。说明，PFAL生菜只有当市场价格、控制成熟度和能源条件同时进入较优区间时，才有可能跨越盈亏平衡点。这一结果与ZHUANG等[23]关于PFAL生菜经济性对价格和产量高度敏感的结论一致，也与BAUMONT等[24]所呈现的在特定假设下可盈利，但对参数极为敏感的经验事实相呼应。同时，ZHUANG等[23]指出PFAL的主要销售出口往往不是普通批发市场，而是面向超市、即食食品企业、熟食店和餐饮渠道的合同供货。因此，PFAL的商业逻辑不应该与普通露地蔬菜在同一价格体系中竞争，而是在特定价值链中提供更高一致性、更高生物安全性、更高供货稳定性和更短供应半径的产品[50]。一旦市场端无法为这些价值属性买单，生产端再高效也难以穿越盈亏线。

4.2 控制成熟度同时改变收入项、成本项与单位成本的分母

从机制上看，控制成熟度的重要性并不在于智能化这一标签本身，而在于它同时改变收入项、成本项和单位成本的折算分母。具体而言，控制升级一方面通过提高毛产量和商品率扩大销售收入；另一方面通过降低单位商品电耗、提高劳动替代率，以及利用更高产量摊薄单位资本成本、压低电力成本、人工成本。近期关于智能环境控制[27]、动态光环境[28]与模型预测控制[26]的研究同样表明，控制策略不仅影响能耗，还会改变产量、品质与盈利性。因此在PFAL经济分析中，控制系统不应该仅被当作背景技术或定性描述，而应被量化入模型，成为作用于收入端与成本端的核心经济变量。这一特征在常规电网型与高值直供市场的基准的比较中表现最为明显，控制成熟度由基础控制提升至闭环智能后，商品产量由70.40 kg/(m²·年)增加至109.25 kg/(m²·年)，单位商品电耗由12.0 kWh/kg降至8.4 kWh/kg，单位成本由27.67元/kg降至19.26元/kg，利润由−258.36元/(m²·年)增加至518.04元/(m²·年)，绝对改善幅度为776.40元/(m²·年)，改善幅度约为原亏损额的3倍，实现盈亏平衡点的跨越。

结果表明，控制升级带来的不仅是单一省电效果，而是产量增加、商品率提高、单位商品电耗下降等共同作用。若只实施单一降本措施，如单纯降低电价、压缩用工或提高局部设备效率，而不能同步改善产量、商品率和单位成本，则很难复制这种跨越盈亏线的综合改善效果。

4.3 脆弱性评价能够补充利润视角,但应避免过度解读

引入EVI的目的，不是用一个指数代替利润，而是识别当前是否盈利与面对电价和碳约束冲击是否稳健之间的差异。按照OECD/JRC复合指标构建框架，复合指标的有效性取决于理论框架、标准化、权重设定和稳健性检验是否透明[51]。因此，本研究中的EVI应被理解为基于等权重的诊断性指标。从结果部分可以看到，本研究中的能源条件对平均EVI的影响最强，这一结果部分源于EVI同时包含能源暴露度与碳约束暴露度两个与能源直接相关的分量。未来若在分析模型中纳入分时电价、绿电采购、碳成本和不同权重方案，仍有必要对EVI的相对排序进行稳健性检验。

然而，盈利水平与经济脆弱性并不完全一致。部分情景利润接近，但由于能源和碳约束暴露不同，EVI结果明显分化。因此，利润主要用于判断当前是否盈利，而EVI可进一步识别系统可行性的

稳健程度及其主要风险来源。为检验EVI排序对权重设定的依赖程度，进一步设置盈利缺口加权、能源暴露加权、碳约束加权，以及剔除单一维度的极端方案，见附表3。基准EVI结果显示，最佳情景均为C2-E1-M3，EVI为0.088，最差情景均为C0-E3-M1，EVI为0.727，说明控制成熟度、能源条件和市场实现能力共同决定经济脆弱性水平。Spearman秩相关系数为0.944～0.999，表明基准排序具有较高稳健性。需要注意的是，当完全剔除盈利缺口G时，市场价格维度不再进入指数，最佳情景由C2-E1-M3变为C2-E1-M1、C2-E1-M2和C2-E1-M3并列最优，说明盈利缺口维度对识别“经济可行”情景不可省略。因此，将EVI定位为三维诊断性指标，而不把任一单维或二维指数作为主要结论依据。

4.4 技术发展趋势对敏感性结构的影响

图6中的归一化局部弹性结果还需要放在技术发展趋势中理解。图6显示在代表性可行情景下，商品产量对单位成本的局部弹性最大，约为−0.57，其次为单位CAPEX，约为0.49；电价p_e与单位商品电耗e_s对单位成本UC的归一化局部弹性均约为0.33。这一结果源于二者共同通过单位电力成本项$p_e e_s$进入单位成本函数，并不意味着二者具有相同的技术含义或政策含义。从未来技术演进看，二者的变化路径并不相同：电价更多受光伏和储能配置[52]绿电采购、电力市场[53]影响，而单位商品电耗则主要受LED光效[54]、光环境策略[29]、HVAC效率[55]和智能控制水平影响[27]。

随着光伏成本下降、绿电交易和储能技术发展，具备园区能源系统、自建光伏或长期购电协议条件的植物工厂，其有效电价暴露可能降低。国际能源署（International Energy Agency, IEA）预测，2025—2030年全球可再生电力装机仍将快速增长，其中太阳能光伏将贡献接近80%的新增可再生电力容量；同时，电池储能和需求响应在平衡可再生能源波动中的作用将进一步增强[52,53]。但是PFAL具有连续运行、夜间补光、温湿度控制和除湿负荷稳定存在等特点，仅依靠光伏并不能完全消除电价敏感性。因此，未来电价敏感性可能从单一零售电价暴露转变为由电价、储能成本、负荷调度能力和电力合同结构共同决定的综合能源暴露。

与此不同，单位商品电耗的下降更依赖生产端技术效率提升。LED照明正在向更高效率、更长寿命和智能控制方向发展[54]，动态光环境[28]、模型预测控制[26]和人工智能环境调控[27]也被证明能够同时影响能耗、产量和盈利性[25]。因此，未来PFAL的降本路径不能简单理解为降低电价或减少用电，而应在光谱、光周期、温湿度控制、作物响应和能源调度之间寻找协同优化方案。需要注意的是，光伏、储能、高效LED和智能控制系统通常也会提高单位CAPEX或维护成本，因此技术进步可能使成本压力从OPEX端部分转移到CAPEX端。由此可见，图6的弹性排序应理解为当前参数设定下的局部诊断结果，而非长期固定的技术重要性排序。

4.5 参数真实性、适用边界与局限性

本研究的所有参数采用官方锚点、风格化扩展，以及透明设定的方式构建，优势在于数据链条清晰、可复核、可由公开数据完成；但这也意味着其结果更适用于边界识别，而不是真实情景复刻。首先，本研究的商品电耗区间与当前文献报告的10～18 kWh/kg基准相融合[19]，但闭环智能情景下的8.4 kWh/kg已接近前瞻性优化水平[56,57]，应理解为可达到的未来先进情景，而非目前行业内普遍水平[19,57]。其次，将控制成熟度C对年毛产量、商品率、单位商品电耗、劳动替代系数和资本投入的影响处理为线性或分段等距映射，这是一种为了保持模型透明性、可复算性和情景可解释性的简化设定，并不意味着实际工程中的技术投入产出关系必然呈线性变化。在生产经济学中，追加投入的边际产出可能随固定要素约束而递减[58]，技术投入也可能表现出非恒定边际响应[59]。在PFAL系统中，产量和能效并非由单一控制变量决定，而是由照明、空调、风机、CO_2供应、营养液供给、空气流动和环境控制单元共同作用；相关研究也指出，PFAL的光能和电能利用效率仍有较大改进空间[60]，照明和HVAC系统是其能耗约束的主要来源[55]。作物端同样存在非线性响应，叶菜对光强、光谱、发育阶段和基因型的响应具有依赖性和交互效应，因而产量、品质和能效改善不宜简单理解为随控制成熟度等比例增加[61]。

在真实工程中，从基础控制升级到增强控制，通常可以通过传感器加密、环境参数联动和补光策略优化获得较明显的产量与能效改进；而从增强控制进一步升级到闭环智能，则可能涉及多源数据融合、在线表型识别、模型预测控制、机器学习预测

模型、设备协同调度和更复杂的软件运维体系。智能温室和CEA研究表明，模型预测控制（Model Predictive Control, MPC）、IoT、信息与通信技术（Information and Communication Technology, ICT）和机器学习方法能够改善微环境调控和能源管理[62]，但这类方法通常依赖预测模型、约束优化、数据校准和不确定性处理，其部署复杂度高于传统阈值控制或规则控制[33]。换言之，控制成熟度提升可能同时表现为产量、商品率和能效改善的边际收益递减，以及系统集成、算法开发、设备调试和运维成本的边际成本递增。若真实技术曲线具有这种非线性特征，本研究的线性映射可能高估闭环智能情景下的经济收益，或低估从C1向C2升级所需的综合成本，从而使C2相关情景的利润和EVI结果偏乐观。因此，本研究结果应理解为基于给定线性映射规则的边界识别，而不是对控制升级真实边际效应的因果估计。后续研究可采用分段函数、饱和型函数、S形技术扩散函数，或基于企业实测数据校准的非线性函数，进一步检验不同技术曲线下的盈利边界和经济脆弱性排序。另外，M2与M3的市场价格，以及基础用工规模、劳动替代系数等参数带有风格化色彩，宜被理解为阈值识别工具。最后，本研究尚未纳入分时电价、逐日天气、环控动态负荷、概率化价格、产量波动[63]，以及复合指标稳健性分析[64]。后续研究可结合区域电价、碳因子以及气象能耗模型，应用蒙特卡洛模拟和全局敏感性分析，将本研究提出的确定性脆弱性诊断扩展为概率化风险评估[65]。

5 结 论

以公开数据易获取的PFAL生菜原型为研究对象，构建了一个耦合作物生产、数字-物理控制、能源条件和市场实现的经济脆弱性分析框架，通过控制成熟度将商品产量、单位商品电耗、劳动替代和资本成本变化同时纳入计算，明确解释了控制升级如何改变盈亏边界。

研究发现，在本研究参数和生产端成本边界限定下，PFAL生菜的经济可行性表现为典型的“窄窗口”特征。27个情景中仅有5个情景实现正利润，占比为18.5%，在常规鲜食市场与一般品牌溢价市场中普遍难以盈利；只有进入高值直供市场，且控制至少达到增强水平时，系统才可能跨越盈亏线。控制成熟度提升不仅降低了盈亏平衡售价，也显著提高了可承受电价上限。在常规电网型与高值直供市场的基准比较情景下，控制成熟度由基础控制提升至闭环智能后，利润由−258.36元/（m^2·年）增至518.04元/（m^2·年），改善幅度约为原亏损额的3.0倍，说明控制升级可以通过收入端扩张与成本端压降的共同作用跨越盈亏平衡点。利润热图、EVI热图和扩展敏感性分析表明，盈利边界与经济脆弱性排序并不完全一致。部分情景虽然利润表现相近，但由于能源暴露度和碳约束暴露度不同，EVI出现明显分化，说明仅以利润判断PFAL项目是否可行是不充分的，还需要结合能源条件、电力碳排放强度和市场实现能力识别其脆弱性来源。同时，投资补贴和电价优惠能够改善部分边界情景的财务表现，但渠道建设、包装、履约配送和销售组织等额外成本也可能显著压缩高价格情景下的利润空间。因此，PFAL生菜项目的经济可行性既取决于生产端成本控制，也取决于能源暴露、碳约束和价值链实现能力的协同。

因此，PFAL生菜项目的可行性并不取决于单一补贴或单一降本措施，而是取决于控制升级、较优电力条件、政策支持和价值链实现能力的协同组合。较为稳健的转型路径应建立在生产端控制成熟度提升、能源端电价与碳暴露降低、市场端高值直供渠道实现的共同基础上。中国典型案例进一步表明，植物工厂的现实可行路径通常并非单一技术路径，而是生产端控制升级、能源条件、品牌渠道能力和政策支持共同作用的结果。

因此从路径识别角度看，PFAL生菜可行性应被理解为一个由生产端、能源端和市场端共同决定的窄窗口问题。已经进入高值市场但盈利边际偏低的系统应优先采用效率优先型路径；处于高价高碳电网中的系统应优先采用能源耦合型路径；技术较为成熟但价格偏低的系统应采用价值升级型路径；而基础控制且面向常规鲜食市场的系统则需要控制、能源和市场3端同步重构。本研究结果为后续扩展到区域化电价数据库、天气驱动复合模拟和随机脆弱性分析奠定了结构化基础。

利益冲突声明：本研究不存在研究者以及与公开研究成果有关的利益冲突。

参考文献：

[1] GUO M, JIN Z, MA L, et al. Application of plant factory with artificial lighting in horticultural production: Current progress and future trends[J]. Horticultural Plant Journal, 2026, 12(4): 747-763.
[2] VAN DELDEN S H, SHARATHKUMAR M, BUTTURINI M, et al. Current status and future challenges in implementing and up-

scaling vertical farming systems[J]. Nature Food, 2021, 2(12): 944-956.
[3] BENKE K, TOMKINS B. Future food-production systems: Vertical farming and controlled-environment agriculture[J]. Sustainability: Science, Practice and Policy, 2017, 13(1): 13-26.
[4] SHARATHKUMAR M, HEUVELINK E, MARCELIS L F M. Vertical farming: Moving from genetic to environmental modification[J]. Trends in Plant Science, 2020, 25(8): 724-727.
[5] GÓMEZ C, CURREY C J, DICKSON R W, et al. Controlled environment food production for urban agriculture[J]. HortScience, 2019, 54(9): 1448-1458.
[6] GRAAMANS L, BAEZA E, VAN DEN DOBBELSTEEN A, et al. Plant factories versus greenhouses: Comparison of resource use efficiency[J]. Agricultural Systems, 2018, 160(C): 31-43.
[7] BEACHAM A M, VICKERS L H, MONAGHAN J M. Vertical farming: A summary of approaches to growing skywards[J]. The Journal of Horticultural Science and Biotechnology, 2019, 94(3): 277-283.
[8] BUNGE A C, WOOD A, HALLORAN A, et al. A systematic scoping review of the sustainability of vertical farming, plant-based alternatives, food delivery services and blockchain in food systems[J]. Nature Food, 2022, 3(11): 933-941.
[9] LUBNA F A, LEWUS D C, SHELFORD T J, et al. What you may not realize about vertical farming[J]. Horticulturae, 2022, 8 (4): 322.
[10] GARGARO M, MURPHY R J, HARRIS Z M. Let us investigate: A meta-analysis of influencing factors on lettuce crop yields within controlled-environment agriculture systems[J]. Plants, 2023, 12 (14): 2623.
[11] JIN W Q, FORMIGA LOPEZ D, HEUVELINK E, et al. Light use efficiency of lettuce cultivation in vertical farms compared with greenhouse and field[J]. Food and Energy Security, 2023, 12 (1): e391.
[12] 王剑, 赵浩森, 马越, 等. 设施蔬菜智能管控技术研究进展与展望[J]. 智慧农业(中英文), 2026, 8(1): 104-119.
WANG J, ZHAO H S, MA Y, et al. Research progress and prospects of intelligent control technology for facility vegetable[J]. Smart Agriculture, 2026, 8(1): 104-119.
[13] 王鹏, 曾固, 熊姜玲, 等. 植物工厂中光质对高品质蔬菜生产的影响研究进展[J]. 安徽农学通报, 2021, 27(23): 24-29, 35.
WANG P, ZENG G, XIONG J L, et al. Research progress of the influence of light on high quality vegetable production in plant factory[J]. Anhui Agricultural Science Bulletin, 2021, 27(23): 24-29, 35.
[14] TOULIATOS D, DODD I C, MCAINSH M. Vertical farming increases lettuce yield per unit area compared to conventional horizontal hydroponics[J]. Food and Energy Security, 2016, 5(3): 184-191.
[15] PENNISI G, ORSINI F, BLASIOLI S, et al. Resource use efficiency of indoor lettuce (*Lactuca sativa* L.) cultivation as affected by red: Blue ratio provided by LED lighting[J]. Scientific Reports, 2019, 9: 14127.
[16] PENNISI G, PISTILLO A, ORSINI F, et al. Optimal light intensity for sustainable water and energy use in indoor cultivation of lettuce and basil under red and blue LEDs[J]. Scientia Horticulturae, 2020, 272: 109508.
[17] AVGOUSTAKI D D, BARTZANAS T, XYDIS G. Minimising the energy footprint of indoor food production while maintaining a high growth rate: Introducing disruptive cultivation protocols [J]. Food Control, 2021, 130: 108290.
[18] CASEY L, FREEMAN B, FRANCIS K, et al. Comparative environmental footprints of lettuce supplied by hydroponic controlled-environment agriculture and field-based supply chains[J]. Journal of Cleaner Production, 2022, 369: 133214.
[19] MISEROCCHI L, FRANCO A. Benchmarking energy efficiency in vertical farming: Status and prospects[J]. Thermal Science and Engineering Progress, 2025, 58: 103165.
[20] ENGLER N, KRARTI M. Review of energy efficiency in controlled environment agriculture[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2021, 141: 110786.
[21] ARCASI A, MAURO A W, NAPOLI G, et al. Energy and cost analysis for a crop production in a vertical farm[J]. Applied Thermal Engineering, 2024, 239: 122129.
[22] EATON M, SHELFORD T, COLE M, et al. Modeling resource consumption and carbon emissions associated with lettuce production in plant factories[J]. Journal of Cleaner Production, 2023, 384: 135569.
[23] ZHUANG Y F, LU N, SHIMAMURA S, et al. Economies of scale in constructing plant factories with artificial lighting and the economic viability of crop production[J]. Frontiers in Plant Science, 2022, 13: 992194.
[24] BAUMONT DE OLIVEIRA F J, FERSON S, DYER R A D, et al. How high is high enough Assessing financial risk for vertical farms using imprecise probability[J]. Sustainability, 2022, 14(9): 5676.
[25] XU D, AHMED H A, TONG Y X, et al. Optimal control as a tool to investigate the profitability of a Chinese plant factory - lettuce production system[J]. Biosystems Engineering, 2021, 208: 319-332.
[26] SOODERJANI H E, VAN HENTEN E J, BOERSMA S, et al. Model predictive control for energy optimization in vertical farming[J]. IFAC-PapersOnLine, 2025, 59(23): 431-436.
[27] KAYA C. Intelligent environmental control in plant factories: Integrating sensors, automation, and AI for optimal crop production [J]. Food and Energy Security, 2025, 14(1): e70026.
[28] KAISER E, KUSUMA P, VIALET-CHABRAND S, et al. Vertical farming goes dynamic: Optimizing resource use efficiency, product quality, and energy costs[J]. Frontiers in Science, 2024, 2: 1411259.
[29] ZOU H C, LI C Z, ZHANG A Y, et al. Light environment control for reducing energy loss and increasing crop yield in plant factories[J]. Solar Energy, 2024, 268: 112281.
[30] OJO M O, ZAHID A. Deep learning in controlled environment agriculture: A review of recent advancements, challenges and prospects[J]. Sensors, 2022, 22(20): 7965.
[31] HU G, YOU F. AI-enabled cyber-physical-biological systems for smart energy management and sustainable food production in a plant factory[J]. Applied Energy, 2024, 356: 122334.
[32] HU G Q, YOU F Q. Assessment of AI-based robust model predictive control application in large-scale photovoltaic-based controlled environment agriculture for urban agriculture[J]. IFAC-PapersOnLine, 2024, 58(13): 368-373.
[33] RATHOR A S, CHOUDHURY S, SHARMA A, et al. Empowering vertical farming through IoT and AI-Driven technologies: A comprehensive review[J]. Heliyon, 2024, 10(15): e34998.
[34] SAAD M H M, HAMDAN N M, SARKER M R. State of the art of urban smart vertical farming automation system: Advanced topologies, issues and recommendations[J]. Electronics, 2021, 10 (12): 1422.
[35] ROBERTS J M, BRUCE T J A, MONAGHAN J M, et al. Vertical farming systems bring new considerations for pest and disease management[J]. Annals of Applied Biology, 2020, 176(3): 226-232.
[36] PEREIRA J, GOMES M G. Lighting strategies in vertical urban farming for enhancement of plant productivity and energy consumption[J]. Applied Energy, 2025, 377(PD): 124669.
[37] ZHANG Y, KACIRA M, AN L L. A CFD study on improving air flow uniformity in indoor plant factory system[J]. Biosystems Engineering, 2016, 147: 193-205.
[38] ZHANG Y, KACIRA M. Enhancing resource use efficiency in plant factory[J]. Acta Horticulturae, 2020(1271): 307-314.
[39] 杨其长, 白音巴特尔, 程瑞锋. 智慧植物工厂发展历程及展望[J]. 农业工程学报, 2026, 42(3): 97-106.
YANG Q C, BAI Y, CHENG R F. Current situation and trend of smart plant factory[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2026, 42(3): 97-106.
[40] 程方平, 杨昌敏, 梅林森, 等. 我国植物工厂技术装备研究进展[J]. 农业工程, 2025, 15(2): 67-73.
CHENG F P, YANG C M, MEI L S, et al. Research progress on technology and equipment of plant factory in China[J]. Agricul-

tural Engineering, 2025, 15(2): 67-73.
[41] 余洋. 智能植物工厂控制系统研究与优化[D]. 杭州: 浙江大学, 2021.
[42] 2024年城镇单位就业人员年平均工资情况[EB/OL]. 国家统计局, (2025-05-14)[2026-05-22]. https://www.stats.gov.cn/sj/zxfb/202505/t20250516_1959826.html.
[43] 2025 年第 19 周国内外农产品市场动态[EB/OL]. 农业农村部市场与信息化司, (2025-05-12) [2026-05-21]. https://www.moa.gov.cn:10443/ztzl/nybrl/rlxx/202505/t20250514_6473958.htm.
[44] 2025 年第 51 周国内外农产品市场动态[EB/OL]. 农业农村部市场与信息化司, (2025-12-24) [2026-05-21]. http://smsnyj.sm.gov.cn/nyfw/schq/202512/t20251224_2178941.htm.
[45] 关于发布2023年电力二氧化碳排放因子的公告[EB/OL]. 生态环境部, 国家统计局, (2025-12-31) [2026-05-21]. https://www.mee.gov.cn/xxgk2018/xxgk/xxgk01/202512/t20251231_1139517.html.
[46] 国际种业10周年】探秘通州神奇植物工场:京东全资打造,长在床上的蔬菜长啥样?[EB/OL]. 北京市通州区人民政府, (2021-11-12) [2026-05-22]. https://www.bjtzh.gov.cn/bjtz/xxfb/202111/1497723.shtml.
[47] 北京通州: 神奇的植物工厂[EB/OL]. 北京市农业农村局, (2022-06-17) [2026-05-22]. https://nyncj.beijing.gov.cn/nyj/snxx/gqxx/325861893/index.html.
[48] 全球首座无人植物工厂探秘[EB/OL]. 福建省人民政府, (2023-06-18) [2026-05-22]. https://www.fujian.gov.cn/xwdt/fjyw/202306/t20230618_6188871.htm.
[49] 【中国科学报】沙漠里的蔬菜"绿洲"[EB/OL]. 中国科学院, (2021-11-03) [2026-05-22]. https://www.cas.cn/cm/202111/t20211103_4812254.shtml.
[50] 李宗耕, 周成波, 胡江涛, 等. 人工光植物工厂节能技术研究进展[J]. 照明工程学报, 2024, 35(5): 41-46.
LI Z G, ZHOU C B, HU J T, et al. Research progress on energy-saving technology in plant factories with artificial light[J]. China Illuminating Engineering Journal, 2024, 35(5): 41-46.
[51] OECD, EUROPEAN UNION, EC-JRC. Handbook on constructing composite indicators: Methodology and user guide[M]. Paris: OECD Publishing, 2008.
[52] INTERNATIONAL ENERGY AGENCY. Renewables 2025: Analysis and forecasts to 2030[R/OL]. Paris: International Energy Agency. (2025-10-07) [2026-04-02]. https://www.iea.org/reports/renewables-2025.
[53] INTERNATIONAL ENERGY AGENCY. Electricity 2026[R/OL]. Paris: International Energy Agency. (2026-02-06) [2026-04-02]. https://www.iea.org/reports/electricity-2026.
[54] DELMASTRO C, HARMSEN S, REY T. The next wave of LED lighting: Smarter, circular and more efficient[EB/OL]. Paris: International Energy Agency, 2026. https://www.iea.org/commentaries/the-next-wave-of-led-lighting-smarter-circular-and-more-efficient/.
[55] CAI W Y, BU K L, ZHA L Y, et al. Energy consumption of plant factory with artificial light: Challenges and opportunities[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2025, 210: 115235.
[56] WEIDNER T, YANG A D, HAMM M W. Energy optimisation of plant factories and greenhouses for different climatic conditions [J]. Energy Conversion and Management, 2021, 243: 114336.
[57] KEYVAN P, ROSHANDEL R. An integrated Energy-Yield-Cost model to evaluate clean energy solutions for vertical farms[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 219: 108809.
[58] SHEPHARD R W. Proof of the law of diminishing returns[J]. Zeitschrift für Nationalökonomie, 1970, 30(1): 7-34.
[59] LIU D, YOU J, WANG R B, et al. Agricultural production optimization and marginal product response to climate change[J]. Agriculture, 2022, 12(9): 1403.
[60] OHYAMA K, YAMAGUCHI J, ENJOJI A. Resource utilization efficiencies in a closed system with artificial lighting during continuous lettuce production[J]. Agronomy, 2020, 10(5): 723.
[61] WONG C E, TEO Z W N, SHEN L S, et al. Seeing the lights for leafy greens in indoor vertical farming[J]. Trends in Food Science & Technology, 2020, 106: 48-63.
[62] BERSANI C, OUAMMI A, SACILE R, et al. Model predictive control of smart greenhouses as the path towards near zero energy consumption[J]. Energies, 2020, 13(14): 3647.
[63] EICHELSBACHER S, LUKSCH C R, BIENERT G P, et al. What is the limit of vertical farming productivity [J]. Food and Energy Security, 2025, 14(2): e70061.
[64] KEERTHANA N S, NARAYANAMOORTHY S, AARTHI K, et al. A robust decision framework for vertical farming using integrated objective weighting and distance driven ranking approach [J]. Scientific Reports, 2025, 15: 40869.
[65] HUSSEN J S, AHMED G E. Role of vertical farming for sustainable urban horticulture: A review[J]. Advances in Horticultural Science, 2025, 39(1): 69-80.

Economic Vulnerability Assessment Method and Transition Pathways for Plant Factories

XIE Junhua, WANG Sen, YANG Qichang*

(*Institute of Urban Agriculture*, *Chinese Academy of Agricultural Sciences*, *Chengdu* 610299, *China*)

Abstract: [Objective] Plant factories with artificial lighting (PFALs) provide year-round production, controllable environments, consistent product quality, and high space-use efficiency, positioning them as an important form of controlled-environment agriculture (CEA) moving toward intensification and digitalization. However, their commercialization has been constrained by high capital investment, electricity dependence, labor and operation-and-maintenance costs, and insufficient realization of market value. Existing studies have typically examined crop yield, light-environment control, energy use, capital cost, or market price in isolation, with limited integration of crop production, control maturity, energy conditions, and market realization into a computable framework. The aim is to identify the profitability boundary of PFAL lettuce, clarify how control maturity affects marketable yield, unit electricity use, labor substitution, annualized capital cost, and unit cost, and identify feasible transition pathways. **[Methods]** A production-side accounting boundary was adopted. Annualized capital cost, maintenance cost, electricity cost, labor cost, nutrient solution and seed costs, and other operating costs were included, whereas cold-chain logistics, retail terminal costs, brand advertising costs, financing costs, and complete channel-organization costs were excluded. Three levels of control maturity, three energy scenarios, and three market scenarios were specified, resulting in 27 deterministic scenarios. The model was constructed following the logic of "scenario input – control mapping – cost – benefit calculation – profitability boundary identification – vulnerability diagnosis". Control maturity was incor-

porated into the profit function through gross yield, marketable rate, unit electricity consumption per unit of marketable product, labor-substitution coefficient, and unit capital expenditure (CAPEX). An economic vulnerability index (EVI), consisting of profit gap, energy exposure, and carbon-constraint exposure, was further constructed. Local elasticity analysis, weight-robustness tests, and extended scenarios involving policy support and channel costs were used to examine the explanatory boundary of the results. **[Results and Discussions]** The economic feasibility of PFAL lettuce exhibited a distinct "narrow-window" characteristic. Among the 27 deterministic scenarios, only 5 achieved positive profit, accounting for 18.5%, and all were concentrated in the high-value direct-supply market. Under the benchmark scenario of "conventional grid electricity + high-value direct-supply market", upgrading control maturity from basic control to closed-loop intelligent control increased marketable yield from 70.40 to 109.25 kg/(m^2·year), reduced unit electricity consumption from 12.0 to 8.4 kWh/kg, decreased unit cost from 27.67 to 19.26 CNY/kg, and increased profit from −258.36 to 518.04 CNY/(m^2·year). Cost decomposition showed that although control upgrading increased annualized capital cost per unit area, higher output diluted capital cost per unit product. Meanwhile, improved labor substitution and reduced unit electricity consumption lowered labor cost and electricity cost, respectively. Break-even analysis indicated that higher control maturity flattened the break-even boundary between selling price and electricity price, reflecting lower sensitivity to electricity price fluctuations. The EVI results further showed that profitability ranking and vulnerability ranking were not fully consistent. The best scenario was "closed-loop intelligent control + energy-abundant condition + high-value direct-supply market", with an EVI of 0.088, whereas the worst scenario was "basic control + high-price and high-carbon electricity condition + conventional fresh-food market", with an EVI of 0.727. Local elasticity analysis showed that marketable yield had the largest effect on unit cost, with an elasticity of approximately −0.57, followed by unit CAPEX at approximately 0.49. The elasticities of electricity price and unit electricity consumption were both approximately 0.33. Sensitivity analysis of policy support and channel costs showed that investment subsidies and preferential electricity prices improved the financial performance of some boundary scenarios, whereas additional costs associated with packaging, fulfillment, channel maintenance, and sales organization compressed profit margins in high-value markets. **[Conclusions]** The feasibility of PFAL lettuce production is not determined by single-factor cost reduction, but by the joint effects of control maturity, energy conditions, market value realization, and channel costs. Conventional fresh-food markets and general premium-brand markets are unlikely to support profitable PFAL lettuce production. Only in high-value direct-supply markets, and when the control level reaches at least the enhanced-control stage, can the system cross the break-even line. The value of control upgrading should not be understood merely as electricity saving, but as a comprehensive mechanism that simultaneously increases marketable yield, improves the marketable rate, reduces unit electricity consumption, enhances labor substitution, and dilutes capital cost. A more robust transition pathway should therefore be built on the synergy among control upgrading, favorable electricity conditions, value-chain upgrading, and policy support. The conclusions of this study are applicable to production-side boundary identification under publicly available data conditions, but should not be directly interpreted as evidence of stable profitability for specific commercial projects.

Keywords: plant factories with artificial lighting; lettuce; economic vulnerability; transformation path

Foundation items: Key Research and Development Program of Xinjiang Uygur Autonomous Region (2023B02014-1); National Key Research and Development Program of China (2023YFF1001500); Key Research and Development Program of Sichuan Provincial Science and Technology Plan (2023YFN0003); The Agricultural Science and Technology Innovation Program (CAAS-ZDRW202415)

First author: XIE Junhua, E-mail: xiejunhua@caas.cn

***Corresponding author:** YANG Qichang, E-mail: yangqichang@caas.cn

附录：

附表 1 关键映射系数±10%扰动结果

Appendix Table 1 Robustness under ±10% perturbations of key mapping coefficients

扰动对象	扰动幅度	正利润情景数	最佳EVI情景	最差EVI情景	最高利润情景
η_y	−10%	5	C2-E1-M3	C0-E3-M1	C2-E1-M3
η_y	10%	5	C2-E1-M3	C0-E3-M1	C2-E1-M3
η_α	−10%	5	C2-E1-M3	C0-E3-M1	C2-E1-M3
η_α	10%	5	C2-E1-M3	C0-E3-M1	C2-E1-M3
η_e	−10%	5	C2-E1-M3	C0-E3-M1	C2-E1-M3
η_e	10%	5	C2-E1-M3	C0-E3-M1	C2-E1-M3
η_β	−10%	5	C2-E1-M3	C0-E3-M1	C2-E1-M3
η_β	10%	5	C2-E1-M3	C0-E3-M1	C2-E1-M3
η_I	−10%	5	C2-E1-M3	C0-E3-M1	C2-E1-M3
η_I	10%	5	C2-E1-M3	C0-E3-M1	C2-E1-M3

附表2 27个情景组合下的主要计算结果

Appendix Table 2 Main computational results under 27 scenario combinations

情景	Y_s	e_s	$UC = P^*$	π	$P_e{}^*$	CI	G	S_e	S_c	EVI
C0-E1-M1	70.4	12.0	25.27	−1 356.60	−1.06	1.60	0.763	0.261	0.068	0.364
C0-E1-M2	70.4	12.0	25.27	−723.00	−0.31	1.60	0.406	0.261	0.068	0.245
C0-E1-M3	70.4	12.0	25.27	−89.40	0.44	1.60	0.050	0.261	0.068	0.127
C0-E2-M1	70.4	12.0	27.67	−1 525.56	−1.06	6.37	0.783	0.325	0.746	0.618
C0-E2-M2	70.4	12.0	27.67	−891.96	−0.31	6.37	0.458	0.325	0.746	0.510
C0-E2-M3	70.4	12.0	27.67	−258.36	0.44	6.37	0.133	0.325	0.746	0.401
C0-E3-M1	70.4	12.0	30.07	−1 694.52	−1.06	8.16	0.800	0.379	1.000	0.727
C0-E3-M2	70.4	12.0	30.07	−1 060.92	−0.31	8.16	0.501	0.379	1.000	0.627
C0-E3-M3	70.4	12.0	30.07	−427.32	0.44	8.16	0.202	0.379	1.000	0.527
C1-E1-M1	89.21	10.2	20.9	−1 329.00	−0.91	1.36	0.713	0.268	0.034	0.338
C1-E1-M2	89.21	10.2	20.9	−526.09	−0.03	1.36	0.282	0.268	0.034	0.195
C1-E1-M3	89.21	10.2	20.9	276.82	0.85	1.36	0.00	0.268	0.034	0.101
C1-E2-M1	89.21	10.2	22.94	−1 511.00	−0.91	5.41	0.738	0.334	0.610	0.561
C1-E2-M2	89.21	10.2	22.94	−708.08	−0.03	5.41	0.346	0.334	0.610	0.43
C1-E2-M3	89.21	10.2	22.94	94.83	0.85	5.41	0.000	0.334	0.610	0.315
C1-E3-M1	89.21	10.2	24.98	−1 692.99	−0.91	6.93	0.760	0.388	0.826	0.658
C1-E3-M2	89.21	10.2	24.98	−890.08	−0.03	6.93	0.399	0.388	0.826	0.538
C1-E3-M3	89.21	10.2	24.98	−87.16	0.85	6.93	0.039	0.388	0.826	0.418
C2-E1-M1	109.25	8.4	17.58	−1 264.92	−0.83	1.12	0.659	0.263	0.000	0.307
C2-E1-M2	109.25	8.4	17.58	−281.67	0.24	1.12	0.147	0.263	0.000	0.136
C2-E1-M3	109.25	8.4	17.58	701.58	1.31	1.12	0.000	0.263	0.000	0.088
C2-E2-M1	109.25	8.4	19.26	−1 448.46	−0.83	4.46	0.688	0.327	0.474	0.497
C2-E2-M2	109.25	8.4	19.26	−465.21	0.24	4.46	0.221	0.327	0.474	0.341
C2-E2-M3	109.25	8.4	19.26	518.04	1.31	4.46	0.000	0.327	0.474	0.267
C2-E3-M1	109.25	8.4	20.94	−1 632.00	−0.83	5.71	0.713	0.381	0.652	0.582
C2-E3-M2	109.25	8.4	20.94	−648.75	0.24	5.71	0.284	0.381	0.652	0.439
C2-E3-M3	109.25	8.4	20.94	334.50	1.31	5.71	0.000	0.381	0.652	0.344

附表3 EVI权重稳健性检验结果

Appendix Table 3 Robustness test of EVI weighting schemes

权重方案	权重设置(G,S_e,S_c)	最佳情景	最差情景	前5重合数	后5重合数	Spearman ρ	Kendall τ
等权重	0.333, 0.333, 0.333	C2-E1-M3	C0-E3-M1	5	5	1.000	1.000
盈利缺口加权	0.500, 0.250, 0.250	C2-E1-M3	C0-E3-M1	4	4	0.944	0.829
能源暴露加权	0.250, 0.500, 0.250	C2-E1-M3	C0-E3-M1	5	5	0.999	0.989
碳约束加权	0.250, 0.250, 0.500	C2-E1-M3	C0-E3-M1	5	4	0.976	0.886
剔除G	0.000, 0.500, 0.500	C2-E1-M1/M2/M3并列	C0-E3-M1	3	3	0.842	0.682
剔除S_e	0.500, 0.000, 0.500	C2-E1-M3	C0-E3-M1	5	5	0.991	0.943
剔除S_c	0.500, 0.500, 0.000	C2-E1-M3	C0-E3-M1	3	4	0.782	0.647