引用格式:燕磊,严国灿,郭创新,等.新型电力系统优化调度经济–安全权衡方法:综述与展望[J].电力科学与技术学报,2026,41(4):180-196.
Citation: Yan Lei, Yan Guocan, Guo Chuangxin, et al. Economic-security trade-off methods for optimal dispatch in new power systems: review and prospects[J]. Journal of Electric Power Science and Technology,2026,41(4):180-196.

新型电力系统优化调度经济–安全权衡方法:综述与展望

燕 磊,严国灿,郭创新,周逸麟,孟 琰,林柔余,陈珂怡,李祖毅
(浙江大学电气工程学院,浙江 杭州 310058)

摘 要:新型电力系统的强不确定性使日前优化调度的经济–安全权衡挑战更突出。从风险偏好与优化模型交互的视角,将权衡方法归纳为先验设定、后验选择及内生权衡3种模式。首先,剖析先验设定模式依赖主观经验设定风险参数(如风险水平、不确定性预算)的局限,及后验选择模式在高维风险下的计算复杂性挑战;其次,重点讨论以可调机会约束为代表的内生权衡模式,阐述其将风险参数内生为决策变量并引入风险成本函数,以实现经济–安全自适应最优权衡的内在机理;再次通过简化算例说明内生权衡模式的潜在优势,并对3种权衡模式进行多维度的对比总结;最后,围绕风险刻画、模型转化与高效求解等关键挑战展望了未来研究方向。

关 键 词:新型电力系统;优化调度;风险偏好;可调机会约束;内生风险
DOI:10.19781/j.issn.1673-9140.2026.04.015 **中图分类号**:TM73 **文章编号**:1673-9140(2026)04-0180-17

Economic-security trade-off methods for optimal dispatch in new power systems: review and prospects

Yan Lei, Yan Guocan, Guo Chuangxin, Zhou Yilin, Meng Yan, Lin Rouyu, Chen Keyi, Li Zuyi
(College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China)

Abstract: The strong uncertainty of new power systems makes the economic-security trade-off in day-ahead optimal dispatch more challenging. From the perspective of the interaction between risk preferences and optimization models, this paper categorizes trade-off methods into three modes: the a priori setting mode, the a posteriori selection mode, and the endogenous trade-off mode. First, it analyzes the limitations of the a priori setting mode, which relies on subjective experience to determine risk parameters, such as risk levels and uncertainty budgets, as well as the computational challenges of the a posteriori selection mode in high-dimensional risk settings. Second, it focuses on the endogenous trade-off mode represented by adjustable chance constraints, explaining how this mode endogenizes risk parameters as decision variables and introduces risk cost functions to achieve an adaptive optimal economic-security trade-off. Furthermore, a simplified numerical example illustrates the potential advantages of the endogenous trade-off mode, followed by a multidimensional comparison of the three modes. Finally, future research directions are outlined with respect to key challenges in risk characterization, model transformation, and efficient solution methods.

Key words: new power system; optimal dispatch; risk preference; adjustable chance constraint; endogenous risk

新型电力系统正经历着以新能源为主体的深刻变革,随着电源侧新能源快速发展,风电、光伏等可再生能源的大规模并网带来了显著的不确定性,推动电力电量平衡模式由传统的源随荷动转变为源网荷储互动[1-3]。调度计划作为电网实时控制的前提与基础,是保障系统安全稳定运行的核心环

收稿日期:2025-12-12;**修回日期**:2026-01-26
基金项目:国家自然科学基金(U24B6009)
通信作者:燕 磊(1990—),男,博士,研究员,主要从事电力系统优化调度方面的研究;E-mail: yan_lei@zju.edu.cn

节。调度决策越科学准确，系统的综合效益越高。然而，强不确定性迫使优化调度必须在经济性和安全性之间做出权衡[4-5]。

传统的确定性调度方法难以适应新能源的强不确定性[6]，考虑不确定性的方法应运而生，其中以随机优化（stochastic optimization，SO）[7]、鲁棒优化（robust optimization，RO）[8]和分布鲁棒优化（distributionally robust optimization，DRO）[9]为代表。这些经典的不确定性优化调度方法普遍要求决策者（调度人员）在模型求解之前，就先验地设定反映其风险偏好的风险参数，如机会约束的风险水平、RO的不确定性预算或DRO的模糊集半径[10]。

然而，在新型电力系统海量不确定性、源侧波动剧烈及源网荷储深度耦合的背景下，预设风险参数存在根本性的困难。一方面，系统安全域（如备用约束、断面潮流等）随新能源波动与负荷工况呈现出显著的时变性，由固定风险参数等构建的刚性边界难以适配复杂多变的运行场景。过紧会导致日前决策过度保守，可能引发大规模弃电，甚至在极端工况下导致模型不可行；过松则可能使风险敞口超出运行阶段的调节能力，从而放大越限与紧急干预风险。另一方面，此类方法通常仅在日前目标函数中计入常规运行成本，而未刻画其诱发的日内调节成本与紧急控制风险成本，易造成灵活性资源配置与调用的错配，进而削弱经济-安全的整体最优性。

在新型电力系统优化调度与电力市场环境下，调度决策的时效性、可行性与最优性尤为关键。决策者的风险规避意愿与系统物理可行性之间存在固有矛盾：决策者往往基于主观经验设定保守的风险参数[11]，但在源侧剧烈波动环境下，这种风险规避容易因约束过紧而导致模型不可行。为在有限时间内稳定获得可行解，可能需要被迫收缩不确定性的覆盖范围，其代价是低估部分尾部风险，这也使风险参数的选择具有一定的盲目性。若通过反复调参来寻找可行性的临界点，则会因风险参数数量众多和大规模系统的单次求解耗时，而难以契合实际调度的时效性要求。因此，这种模式难以实现真正有效的经济-安全权衡。

为克服风险参数先验设定的不足，研究者从不同路径出发，探索了多种改善经济-安全权衡过程的建模求解方案。与现有综述大多侧重于优化算法的视角不同，本文旨在从风险偏好与优化模型交互模式这一独特视角，剖析现有的不确定性优化调度方法。根据风险偏好的注入方式，本文将权衡方法划分为3种不同的模式，新型电力系统经济-安全权衡方法分类如图1所示。

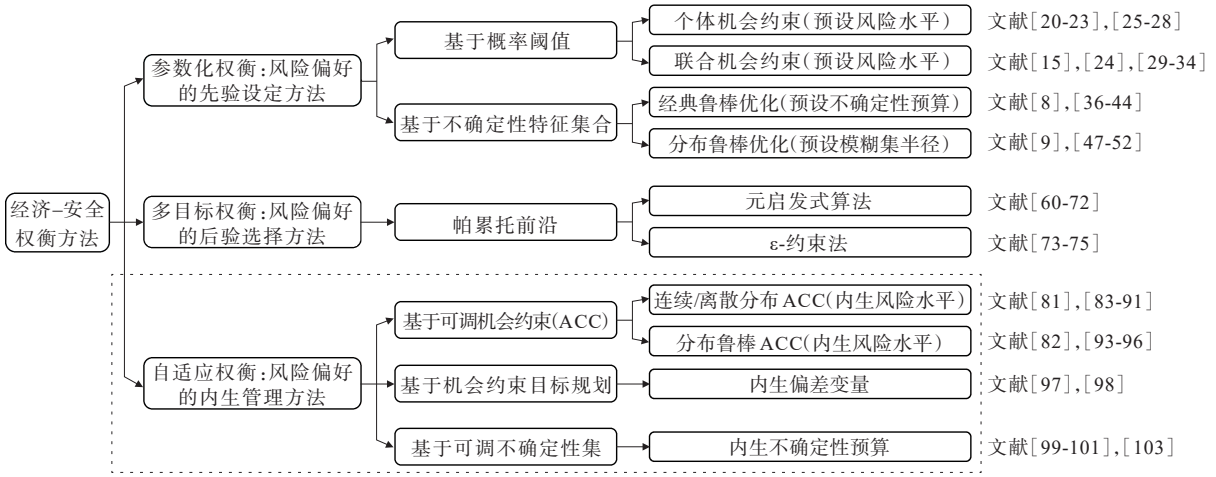

图1　新型电力系统经济-安全权衡方法分类

Figure 1　Classification of economic-security trade-off methods for new power systems

1）风险偏好作为先验输入（参数化权衡）。决策者需要在模型求解前预先确定风险参数，模型在该参数设置下求得唯一的最优解。该模式计算简便，但难以在事前精准权衡经济性与安全性。

2）风险偏好作为后验选择（多目标权衡）。模型先多次或迭代求解经济-安全的帕累托前沿，决策者再选择决策方案。该模式决策全面，但在大规模系统中容易因计算复杂度过高而难以实现。

3）风险偏好作为内生变量（自适应权衡）。为克服上述方法的局限，模型将风险参数作为内生决策变量，计及风险成本，自适应地求得总成本最小的决策方案。

鉴于自适应权衡模式有潜力解决新型电力系统源荷双侧强随机性带来的风险参数设定难题，本文在综述各类方法的基础上，重点剖析风险偏好作为内生变量的建模思想、模型类型及其转化方法。为保持焦点，本文所综述的方法均针对此时此地的调度决策，而不探讨观望的调度决策[12]，后者包括多阶段随机规划[13]和可调鲁棒优化[14]等，这类方法的核心在于利用计划本身的可调性来被动地适应未来的不确定性，而本文的范畴是决策者如何在日前调度主动注入其风险偏好来管理不确定性。此外，本文讨论的“风险”特指由不确定性导致的运行风险（如潮流越限、备用不足等[15-19]），而不考虑元器件故障等可靠性风险或市场价格波动的金融风险。

1 参数化权衡：风险偏好的先验设定

参数化先验设定模式是权衡不确定性条件下经济性与安全性应用最为广泛的方法，其核心在于将决策者抽象的风险偏好具象化为模型中外生给定的特定参数。本节先解析参数化权衡的基本思想，再剖析基于概率阈值和不确定性集合的两类方法在新型电力系统环境下的运行机制、面临的参数设定困境及其适用边界。

1.1 参数化权衡的思想

参数化权衡方法的核心思想是，将决策者的风险偏好外生映射为一组风险参数$\boldsymbol{\pi}$，并在给定$\boldsymbol{\pi}$的条件下求解优化调度模型，在单次求解中隐式确定经济性与安全性的取舍。由于这组参数的设定基于决策者的主观经验，单次求解的结果未必是决策者最满意的权衡点。为此，决策者可能需要多次调整风险参数并重新求解，以确定一个可接受且较好反映其风险偏好的决策方案。

该权衡模式直观且易嵌入现有经济调度和机组组合问题，但实际中，$\boldsymbol{\pi}$的数量众多且到日内调节代价的映射尚未明确，其经验设定难以避免。$\boldsymbol{\pi}$设置的过紧或过松可能导致模型无解或掩盖尾部极端风险，而反复调参又难以契合调度时效性要求。

参数化权衡模式的一般流程可概括如下：

1）设定风险参数：根据历史情况和自身经验，决策者先验地设定$\boldsymbol{\pi}$；

2）求解模型：在给定$\boldsymbol{\pi}$的条件下求解不确定性优化调度模型，并输出单一的调度结果；

3）结果评估：决策者评估该调度结果的质量，若方案可接受，则将其作为调度决策；否则，返回步骤1）。

针对不确定性的不同建模和处理方法，风险偏好的先验设定大致可分为基于概率阈值的参数化和基于不确定性特征集合的参数化。

1.2 基于概率阈值的参数化

机会约束规划（chance constrained programming，CCP）在电力系统机组组合和经济调度问题中被广泛应用[20-22]，用于处理新能源的随机预测误差。其基本形式可概括为

$$\min_{\boldsymbol{x}\in\mathcal{X}} C_{\mathrm{op}}(\boldsymbol{x}) \tag{1}$$

$$\text{s.t. } \mathbb{P}(\boldsymbol{T}(\boldsymbol{\xi})\boldsymbol{x}+\boldsymbol{b}\geqslant\boldsymbol{q}(\boldsymbol{\xi}))\geqslant 1-\alpha \tag{2}$$

式中，$\boldsymbol{x}$为决策变量（如机组启停状态、计划出力等）；$\mathcal{X}$为决策变量的确定性可行域；$C_{\mathrm{op}}(\cdot)$为运行成本函数，包括机组启停成本、发电成本及为满足风险参数的覆盖承诺而预留的备用容量成本；$\boldsymbol{\xi}$为随机向量（如新能源出力预测误差）；$\boldsymbol{T}(\boldsymbol{\xi})$为含随机向量的约束系数矩阵；$\boldsymbol{b}$为确定性常数向量；$\boldsymbol{q}(\boldsymbol{\xi})$为含随机向量的右端项向量；$\boldsymbol{T}(\boldsymbol{\xi})\boldsymbol{x}+\boldsymbol{b}\geqslant\boldsymbol{q}(\boldsymbol{\xi})$为机会约束的基础约束（如潮流上下限等运行约束）；$\mathbb{P}(\cdot)$为概率测度；$\alpha$为风险水平（或可接受的违反概率），称$1-\alpha$为置信水平。

风险水平反映了决策者的风险偏好，其值由决策者在求解前根据经验给定，通常接近0，如将备用需求[23-24]、电压约束[25]或潮流约束[26-27]的风险水平设为0.01～0.10。式（2）的含义是，基础约束至少以$1-\alpha$的概率被满足，机会约束风险水平示意如图2所示。α值越大，决策者允许的约束违反概率越高，风险偏好越激进，常对应运行成本较低但风险较高的决策。

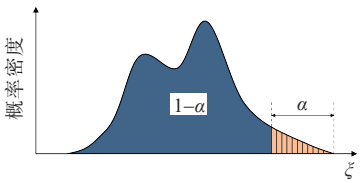

图2 机会约束风险水平示意图

Figure 2 Risk level of chance constraints

为保证计算效率，可采用仅含右侧不确定性的个体机会约束（individual chance constraints，ICC），此时的式（2）中仅包含单条基础约束，且$\boldsymbol{T}(\boldsymbol{\xi})$退化为$\boldsymbol{T}$，可通过分位点实现确定性的等价转化[28]。而系统级的安全往往要求多个基础约束同时满足，这对应于联合机会约束（joint chance constraints，JCC），其求解通常依赖样本平均近似（sample average approximation，SAA）[29]或将JCC近似拆解为多个

ICC，如利用 Bonferroni 不等式[30]、CVaR 保守凸近似[31-32]和 ALSO-X 改进近似[33]。

从风险偏好表达是否可靠这一问题出发，普通机会约束方法在新型电力系统中表现出一系列短板。α 的设定直接改变了基础约束的边界，但如何把多时段、多实体、多类型约束 α 映射为系统层面的整体风险目标缺少统一标准。因此，其设定相对盲目，往往依赖经验规则与反复试错。更重要的是，机会约束只关注越限概率，未能对轻微与严重越限的后果加以区分，在风电不确定性的厚尾特征下[34]，这可能导致尾部风险被低估，运行阶段的潜在调节代价难以度量。此外，JCC 的近似扭曲了真实的风险偏好[29]，且若真实分布与预测分布产生较大偏差，则机会约束难以兑现其安全承诺[35]。

1.3　基于不确定性特征集合的参数化

鲁棒优化的不确定性集和分布鲁棒优化的模糊集是参数化权衡的另一条路径，决策者的风险偏好体现为对集合大小或形状的先验设定。

RO 以不确定性集 $\mathcal{U}$ 刻画不确定性变量的取值范围，要求决策对 $\mathcal{U}$ 内的所有实现保持可行[36-37]。研究者提出了盒式、椭球[38]和预算[39-40]等不确定性集，并通过变量上下界、缩放因子[41-42]或不确定性预算 Γ[43-46]来控制集合的保守程度，反映决策者的风险偏好。以 Γ 为例，u_1 和 u_2 为两个不确定性分量，$\underline{u}_1$ 和 $\underline{u}_2$ 为对应的下界，$\bar{u}_1$ 和 $\bar{u}_2$ 为对应的上界，不确定性预算示意如图 3 所示。从图 3 中可以看出，Γ 越大，不确定性覆盖范围越广，求得的解越保守、成本越高，甚至可能无解；Γ 越小则通常更经济，但 $\mathcal{U}$ 外的不确定性实现难以保证安全。在新型电力系统的高维不确定性下，集合 $\mathcal{U}$ 难以先验地准确设定，且为了确保集合内的 100% 可行，可能须人为收缩不确定性集。

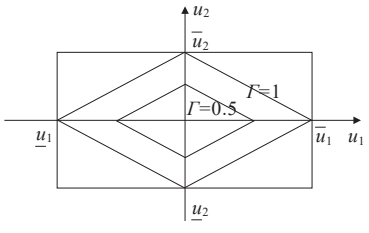

图 3　不确定性预算示意图

Figure 3　Uncertainty budget

分布鲁棒优化[47-48]进一步计及概率分布本身的不确定性，通过先验设置模糊集的散度容差、分布距离、矩信息或半径等风险参数来表达对标称分布的信任程度及自身的风险偏好[49-54]。以模糊集半径 δ 为例，模糊集半径示意如图 4 所示。从图 4 中可以看出，若半径为 0，DRO 退化为基于名义分布 $\hat{P}$ 的随机优化，风险偏好最为激进；当半径足够大时，DRO 收敛于经典 RO，风险偏好最为保守。尽管 DRO 的数学意义明确，且可以连续调节其风险偏好，单其风险参数设定同样缺乏客观依据，决策者难以凭借经验判断模糊集大小的变化对实际调节成本或弃电风险的影响。

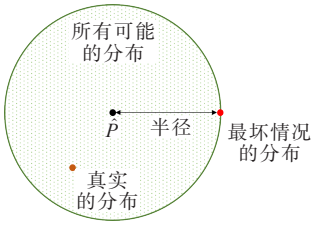

图 4　模糊集半径示意

Figure 4　Ambiguity set radius

2　多目标权衡：风险偏好的后验选择

针对参数化权衡模式中风险参数难以先验地被准确量化的局限，多目标权衡模式采用了先优化、后决策的后验选择机制。本节旨在阐述该模式如何通过构建帕累托前沿，客观地揭示经济性与安全性之间固有的非线性冲突，并重点剖析其在新型电力系统环境下面临的计算与决策困境。

2.1　多目标权衡的思想

多目标优化改变了决策者风险偏好与优化模型的先后关系，其核心思想是先求取经济与风险的权衡解集，决策者后验地选择符合其风险偏好的最优方案[55-56]。考虑运行风险的多目标优化的目标函数为

$$\min_{x\in\mathcal{X}} F(x,\xi)=\left[f_1(x,\xi),f_2(x,\xi),\cdots,f_K(x,\xi)\right] \tag{3}$$

式中，K 为目标数量；$F(\cdot,\cdot)$ 为多目标向量函数；$f_k(\cdot,\cdot)$ 为第 k 个性能度量函数，$k=1,2,\cdots,K$。例如，$f_1(\cdot)$ 和 $f_2(\cdot)$ 可分别表示经济性和某一风险目标。常见的风险目标包括可靠性指标（如期望缺供电量[57]）、风险度量指标（如 CVaR[58]、期望损失[59]等）以及状态越限量（如电压越限[60]）。

该模式最重要的环节是寻找帕累托前沿[61-62]。帕累托前沿示意如图 5 所示，帕累托前沿揭示了经济-安全的权衡边界。在前沿上的任一点，若想进一步降低风险，必须支付额外的经济成本，反之亦

然。因此,决策者的风险偏好直观反映于帕累托前沿的选点决策中。

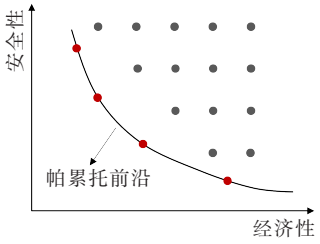

图5 帕累托前沿示意

Figure 5 Pareto frontier

2.2 多目标权衡的方法和局限

多目标权衡的关键挑战是如何高效、准确地计算出完整、分布合理的帕累托前沿,若前沿计算不准确或不完整,将会向决策者呈现错误的权衡关系。现有的帕累托前沿求取方法主要采用两类路径。其一是基于种群迭代的元启发式算法[63],包括进化算法[64-66]、群体智能算法[67-71]以及两者的混合算法[72]。其二是经典的ϵ-约束法[73-75],选定主目标并将其他目标转化为约束,通过改变ϵ多次求解得到前沿。另外,加权和法[76-78]、分层序列法[79]和交互式方法[80]也可求取前沿,但其仍需事先给定权重或优先级,风险偏好的注入并未真正后移。

多目标权衡模式理论上提供了直观且全面的决策支持,但因其计算复杂性和前沿不可用性,难以应用于工程实际。一方面,相对完整的帕累托前沿通常需要多次求解或长时间迭代,其计算开销在含海量不确定性的新型电力系统优化调度中呈指数级增长。为满足调度的时效性要求,通常只能求得局部或稀疏的前沿,可能误导决策。另一方面,新型电力系统风险具有显著的多维特征,备用、频率、电压、断面潮流及新能源弃电等风险往往难以在物理上归约为同一量纲,过多的目标导致帕累托前沿无法可视化或让支配关系趋于失效。此时,决策者须面对大量非支配解,在时间压力下可能只能被迫依靠主观经验进行选点。

3 自适应权衡:风险偏好的内生管理

在新型电力系统源荷双侧强随机性与源网荷储深度耦合的背景下,先验设定模式容易因无法预知实时工况而陷入过度保守或风险失控的困境;后验选择模式则因计算负担过重而无法满足大电网的调度时效要求。为更好地应对强不确定性下的经济–安全权衡需求,电力系统不确定性优化调度正逐步从基于刚性边界的被动防御转向基于柔性边界的主动权衡。本节重点阐述自适应权衡模式在新型电力系统优化调度问题中的适配性,该模式将风险参数从外生固定的边界转化为待优化的内生决策变量,并通过引入风险成本函数量化约束违反代价,从而在系统总成本最小化的目标下实现经济性与安全性的自动寻优。

本节将首先从权衡困境出发,构建自适应权衡的通用理论框架;其次,在概率规划视角下,围绕两类风险内生化路径,先后剖析基于可调机会约束与机会约束目标规划的建模范式与求解技术,并揭示二者在特定条件下的内在等价性;最后,将视角扩展至鲁棒优化,进一步探讨基于可调不确定性集的内生权衡方法。

3.1 新型电力系统优化调度的权衡困境

随着新型电力系统不确定性来源的多样化,后验选择模式极易面临维数灾难,难以在调度时效内获得稳定可用的权衡解。与此同时,系统安全域随工况剧烈波动,先验设定模式的刚性边界难以适配多变场景,容易导致日前决策过度保守或风险敞口过大。

从本质上看,风险参数界定了日前调度计划对不确定性的覆盖承诺。鲁棒优化保证调度决策对不确定性集$\mathcal{U}$内的所有实现均保持可行,其不确定性的覆盖范围受不确定性预算Γ的影响;机会约束以概率形式提供可行性承诺,其覆盖程度受风险水平α的影响。这两者的共同点在于:当实际不确定性落在承诺之外或尾部事件触发约束越限时,系统可能须通过日内滚动重调度或实时快速调节进行再平衡,必要时采取限发或切负荷等紧急控制措施。因此,风险参数确立了日前计划与运行阶段调节责任的分界。与此同时,新型电力系统的源网荷储深度耦合扩展了运行阶段可调用的在线灵活性资源,如储能快速功率调节、虚拟电厂聚合调节与紧急需求响应等,为尾部偏差的处置提供了除切负荷等高代价应急措施之外的替代性调节方案。

因此,日前调度计划对不确定性的全覆盖既不经济也无必要,且新型电力系统的高不确定性难以避免,全局鲁棒性要求将显著收缩可行域,可能导致决策过度保守甚至模型不可行。在此背景下,新型电力系统的调度目标不再仅是给定风险参数及刚性约束下的最小化运行成本,而是转变为复杂不确定性风险和运行边界变化下,实现经济–安全的动态权衡。这要求调度范式从风险参数外生的被

动设定转向风险参数内生的主动优化。此时，日前调度不仅需要优化机组启停、出力和备用决策，还须使风险参数能够随工况与风险后果自适应调整。

3.2　自适应权衡的框架

在日前阶段不可能完全规避不确定性风险的客观条件下，自适应权衡思想主张将风险参数从一个外生给定的超参数转变为一个内生的决策变量。在优化目标函数中嵌入风险成本函数，量化因接受一定风险而导致的预期代价。此时，优化调度模型的目标转变为最小化系统总成本，即

$$\min_{\boldsymbol{x},\boldsymbol{\pi}} C_{\text{total}} = C_{\text{op}}(\boldsymbol{x},\boldsymbol{\pi}) + C_{\text{risk}}(\boldsymbol{x},\boldsymbol{\pi}) \tag{4}$$

式中，$\boldsymbol{\pi}$转变为内生风险参数决策变量；C_{total}为总成本；C_{risk}为风险成本，近似表征了系统运行阶段的预期调节支出及风险代价，可表示风险度量的加权和：

$$C_{\text{risk}}(\boldsymbol{x},\boldsymbol{\pi}) = \sum_{m\in\mathcal{M}} \lambda_m \rho_m(\boldsymbol{x},\pi_m) \tag{5}$$

式中，$\mathcal{M}$为不同的风险事件集合，包括备用不足、线路潮流越限、弃风弃光等；$\rho_m(\cdot)$、λ_m、π_m分别为第m类风险事件的风险度量、风险定价系数和风险参数。

由于潮流越限等风险事件的处置往往涉及储能、需求响应等多类灵活性资源，并与再调度、限发等多种运行手段协同配合实现，λ_m无须亦难以严格等同于某一措施的单位调节成本。λ_m也非单纯的数学惩罚因子，可解释为第m类风险的等效定价系数，在新型电力系统的应用中可参考调峰调频辅助服务的价格、阻塞管理边际成本、需求响应的补偿标准以及弃电和切负荷惩罚因子。对功率平衡和系统备用约束，λ_m表征了调用快速储能、可中断负荷、弃电乃至切负荷的综合代价；对线路潮流约束，λ_m表征了虚拟电厂聚合调节、储能或柔性设备快速动作以消除过载的等效边际代价。当缺乏直接市场信号时，λ_m亦可由历史越限处置代价的统计数据或可靠性偏好进行参数化设定。自适应权衡框架无须显式引入具体的日内调节过程，而是通过λ_m对尾部风险事件近似货币化，在日前运行成本和不同风险约束之间建立可比较的经济尺度。

自适应权衡示意如图6所示。从图6中可以看出，当风险参数$\boldsymbol{\pi}$保守设定以追求日前计划对不确定性的广域覆盖时（如较小的α或较大的Γ），系统需配置更多的备用并调用昂贵的机组以抵御大范围的新能源波动，导致运行成本居高不下；反之，调整$\boldsymbol{\pi}$以适度放宽安全边界通常可降低运行成本，但尾部风险更易触发，从而推高运行阶段调用调节资源的预期代价，使风险成本上升。这二者叠加使得系统总成本大致呈现先降后升的趋势，自适应权衡模式据此在求解过程中内生定位使总成本最低的风险参数$\boldsymbol{\pi}^*$及最优决策$\boldsymbol{x}^*$。因此，模型在日前裕度配置成本与尾部事件处置代价之间实现内生平衡，并在多类风险情形下，将有限的安全裕度优先配置给违反后果更严重、调节手段更受限的关键约束（如主网频率安全），而对调节手段相对丰富、边际后果较为可控的约束允许更大的风险容忍度，最终，在系统层面实现综合效果更优的风险-成本配置。

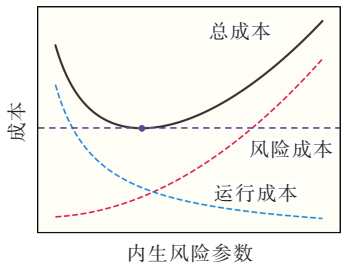

图6　自适应权衡示意图

Figure 6　Adaptive trade-off

3.3　可调机会约束的权衡机理分析

在基于概率阈值的风险参数化先验设定方法中，机会约束的风险水平α代表了决策者的风险偏好，其值是作为固定参数预设的。然而，固定的风险水平存在3个潜在问题[81]：

1）风险水平难以准确设定：过小的风险水平可能会导致非常高的成本，甚至导致模型不可行；过大的风险水平可能导致基础约束的严重越限，带来不可接受的运行风险。

2）风险水平的设定缺乏客观依据：风险水平的设定高度依赖决策者的主观经验，缺乏客观的设定标准，决策者无法先验地判断其设定的风险水平是否在经济性与安全性之间达到了最优平衡。

3）风险水平未能量化风险后果：机会约束规划模型只关注基础约束违反概率，而完全忽视了违反时的幅度及对应的风险代价，且隐含了不同约束的风险后果同质、可替代的假设。

为解决这3个问题，一个思路是让风险水平α变为决策变量而非预设的参数，并在目标函数中嵌入机会约束的越限风险成本。据此构建的可调机会约束规划方法可表示如下[82]：

$$\begin{cases} \min\limits_{\boldsymbol{x}\in\mathcal{X},\alpha} C_{\text{op}}(\boldsymbol{x},\alpha) + C_{\text{risk}}(\boldsymbol{x},\alpha) \\ \text{s.t. } \mathbb{P}(\boldsymbol{T}(\boldsymbol{\xi})\boldsymbol{x} + \boldsymbol{b} \geqslant \boldsymbol{q}(\boldsymbol{\xi})) \geqslant 1-\alpha \\ \alpha \in [0, \bar{\alpha}] \end{cases} \tag{6}$$

式中，α为可变风险水平，与$\boldsymbol{x}$一样是决策变量，$\bar{\alpha}$为其上限；风险成本C_{risk}为α的单调递增函数。

可调机会约束方法通过最小化总成本，在求解过程中自适应地寻优，从而确定兼顾经济性与安全性的最优风险水平及对应的最优决策方案。

为直观展示可调机会约束在新型电力系统背景下兼顾风险代价、降低总成本及提升可行性的优势，本节引入如图7所示的三节点示例系统。其中，p为机组计划出力，r为预留上调备用，$P_{\max}$为机组最大出力，x_{ij}为线路阻抗。

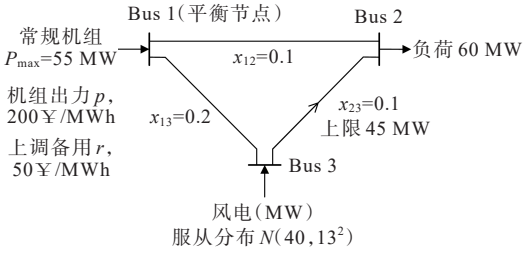

图7 三节点系统算例

Figure 7 Three-bus system case study

假设风电预测出力为40 MW，计划出力$w\leqslant 40$，随机误差服从正态分布$\varepsilon\sim N\left(0,13^2\right)$，由直流潮流可得线路3→2的潮流：

$$f_{3\to 2}=15+0.5(w+\varepsilon) \tag{7}$$

该线路潮流上限为45 MW，当风电出力偏高时，该线路潮流容易越限；当风电出力偏低时，则需常规机组增加出力并提供上调备用。因此，该线路潮流和系统上调备用为关键风险约束，其(可调)机会约束可表示为

$$\mathbb{P}\left(15+0.5(w+\varepsilon)\leqslant 45\right)\geqslant 1-\alpha_{\text{F}} \tag{8}$$

$$\mathbb{P}\left(r\geqslant -\varepsilon\right)\geqslant 1-\alpha_{\text{R}} \tag{9}$$

式中，α_{F}、α_{R}分别为潮流和备用约束的风险水平。

设$F_{\varepsilon}^{-1}(\cdot)$为风电随机误差的分位数函数，上述机会约束等价为

$$w\leqslant 60-F_{\varepsilon}^{-1}(1-\alpha_{\text{F}}) \tag{10}$$

$$r\geqslant -F_{\varepsilon}^{-1}(\alpha_{\text{R}}) \tag{11}$$

令ρ_{F}、ρ_{R}分别为上述机会约束的风险度量、用约束的期望越限量，并取风险定价系数$\lambda_{\text{F}}=3\,000$元/(MW·h)、$\lambda_{\text{R}}=5\,000$元/(MW·h)。结合其他必要约束及常规机组发电和备用成本，分别采用可调机会约束(将α_{F}、α_{R}内生化并在目标函数中计入风险成本)与普通机会约束(给定α_{F}、α_{R}组合且目标函数不含风险成本)进行求解。ACC与CC对比：三节点算例见表1。

表1 ACC与CC对比：三节点算例

Table 1 ACC vs. conventional CC: three-bus case study

方法	α_{R}	α_{F}	对应RO不确定性集/MW	风电计划出力/MW	常规机组出力/MW	常规机组备用/MW	发电成本/元	备用成本/元	风险成本/元	总成本/元
ACC	0.009 8	0.062 0	[−30.32,20.01]	39.99	20.01	30.32	4 002	1 516	739	6 257
CC	0.038 5	0.038 5	[−22.99,22.99]	37.01	22.99	22.99	4 599	1 150	1 304	7 053
CC	0.050 0	0.050 0	[−21.38,21.38]	38.62	21.38	21.38	4 277	1 069	1 765	7 111
CC	0.010 0	0.050 0	[−30.24,21.38]	38.62	21.38	30.24	4 277	1 512	628	6 417
CC	0.050 0	0.010 0	[−21.38, 30.24]	29.76	30.24	21.38	6 049	1 069	1 424	8 542
CC	0.010 0	0.010 0	[−30.24,30.24]	—	—	—	—	—	—	—

ACC与普通CC的风险水平对比如图8所示。从图8中可以看出，可调机会约束方法提高了备用配置($r=30.32$ MW)以抑制备用不足的尾部风险代价，保证备用约束违反的概率不超过0.98%；对潮流约束则允许相对更高的风险水平($\alpha_{\text{F}}=0.062\,0$)，从而释放风电消纳空间并降低常规机组发电成本($w=39.99$ MW、$p=20.01$ MW)。

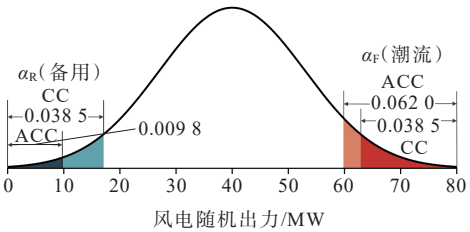

图8 ACC与普通CC的风险水平对比

Figure 8 Risk level comparison: ACC vs. conventional CC

与普通机会约束在统一风险水平下的最优解($\alpha_{\text{F}}=\alpha_{\text{R}}=0.038\,5$)相比，ACC虽然增加了366元的备用成本，但减少了597元的发电成本和565元的风险成本，降低了4.02%的日前运行成本及11.29%的总成本，体现了模型在日前裕度配置成本与尾部事件处置代价之间的内生平衡。此外，表1中多组事先设定的固定风险水平方案呈现出明显的波动：当$\alpha_{\text{R}}=0.01$、$\alpha_{\text{F}}=0.05$时，其总成本仍高于可调机会约束方法；当$\alpha_{\text{R}}=0.05$、$\alpha_{\text{F}}=0.01$时，潮流

风险被过度压缩导致风电受限，发电成本显著上升；当 $\alpha_{\mathrm{R}}=\alpha_{\mathrm{F}}=0.01$ 时，可行域收缩至无解。

此外，在该三节点算例下，可根据给定风险水平逆向构造出对应鲁棒优化问题的盒式不确定性集，如表 1 所示。以统一风险水平的 $\alpha_{\mathrm{F}}=\alpha_{\mathrm{R}}=0.05$ 为例，该风险水平对应先验的风电预测误差区间为 $\varepsilon\in[-21.38,21.38]$。虽然鲁棒优化能够保证该区间内的所有约束在优化意义上均得到严格满足，但在概率意义上，不确定性的实现仍有 10% 的概率落在集合外，分别有 5% 的概率导致备用不足和潮流越限。这表明简单地认为鲁棒优化比（可调）机会约束更安全并不准确。在实际求解中，为避免过度保守而导致模型不可行，鲁棒优化预先设定的不确定性集往往被迫收缩，即以牺牲部分尾部覆盖为代价换取可行解。普通机会约束亦是如此，因为决策者无法先验地知道所设风险水平是否可行。

相比之下，可调机会约束将风险水平由外生设定转为与日前决策联合优化的变量，并考虑了尾部风险的代价，从而在可行的风险水平组合及更大的可行域内寻优总成本更小的解，有效规避了风险参数先验设定模式的过度保守或可行性差的问题。这在高不确定性、大规模新型电力系统及电力市场环境中尤为关键。实际系统可能需要数小时的计算与校验，依赖人工反复调参将显著抬升试错成本并削弱调度和出清时效；若盲目收缩风险覆盖范围，又容易对尾部风险估计不足而导致运行阶段灵活性资源匮乏。同时，可调机会约束通过显式量化风险定价与风险成本，赋予了市场出清结果更高的稳定性与经济解释性。

3.4　可调机会约束的建模与转化

可调机会约束（或可变风险水平）的思想最早可追溯到文献[83]，该文献探讨了金属熔化炉操作成本和不合规可能性之间的权衡。近年来，可调机会约束的思想已被应用在诸多领域，如设施选址定容问题[84]、库存管理问题[85]、投资组合问题[86]以及电力系统优化调度问题[81]等。

在电力系统优化调度领域，文献[87]用可调机会约束来建模备用约束和潮流约束。其形式与固定风险水平的机会约束相似，以备用约束为例：

$$\mathbb{P}\left(\Delta L_t^{t+1}\leqslant\sum_{i\in\mathcal{G}}r_{i,t}^{\mathrm{up}}\right)\geqslant 1-\alpha_t^{\mathrm{up}},\forall t \tag{12}$$

式中，ΔL_t^{t+1} 为 t 时段的净负荷爬坡量，与新能源出力直接相关，因此为一个随机变量；$\mathcal{G}$ 为机组集合；$r_{i,t}^{\mathrm{up}}$ 为机组上爬坡备用；α_t^{up} 为可变风险水平。

式（12）的含义是，上调备用约束违反的概率必须控制在 α_t^{up} 内，但与传统机会约束规划方法不同的是，α_t^{up} 本身是一个待优化的决策变量。模型在目标函数中通过风险成本函数量化承担风险水平 α_t^{up} 所付出的代价，如期望切负荷量的惩罚成本。因此，为了实现准确的经济-安全权衡，风险成本函数的合理设置至关重要。文献[88]将风险成本函数设置为可变风险水平的加权和，即

$$C_{\mathrm{risk}}=\sum_m\mu_m\alpha_m \tag{13}$$

式中，α_m 为第 m 个可调机会约束的可变风险水平；μ_m 为给定的风险定价系数。

虽该风险成本函数保证了风险成本随风险水平单调递增，但其仅惩罚了风险的概率水平，而未能捕捉该概率下基础约束违反的严重程度。为此，文献[89]提出了更精细化的风险成本函数，该函数基于风险价值（value at risk，VaR）来量化预期的越限成本，即

$$C_{\mathrm{risk}}=\sum_m\lambda_m\mathbb{E}([\xi_m-V_{1-\alpha_m}(\xi_m)]_+) \tag{14}$$

式中，$V_{1-\alpha_m}(\xi_m)$ 为随机变量 ξ_m 在 $1-\alpha_m$ 置信度下的风险价值（或分位点）；$\mathbb{E}(\cdot)$ 为期望算子，$[\cdot]_+$ 表示取正部；λ_m 为第 m 个可调机会约束的单位越限风险成本。

相比于式（13），基于风险价值的风险成本函数量化了基础约束越限的期望幅度，并用取正部函数限定了仅对越限部分进行惩罚，且 λ_m 有更明确的物理意义。例如，对于式（12）中描述的上调备用可调机会约束，λ_m 可设置为单位弃电惩罚成本[81]。尽管式（14）在形式上较式（13）更为复杂，但由于期望函数和取正部运算均保持了凸性，该风险成本函数可以方便地进行分段线性化。

在可调机会约束模型的求解方面，其挑战在于风险水平 α 是一个决策变量。若对其进行确定性转化，会因为分位数函数项 $F_{\xi}^{-1}(1-\alpha)$ 的存在而导致转化后仍为非凸约束，无法直接求解。文献[81, 90]巧妙避免了这一求解障碍，在仅含右侧不确定性且逆分布函数连续单调的假设下，采用变量替换方法转化可调机会约束模型：不直接优化风险水平 α，而转为优化其对应的分位点 $\gamma=F_{\xi}^{-1}(1-\alpha)$，使得确定性转化后的约束变为线性约束。待模型求解完成后，可通过累积分布函数对最优分位点进行反向计算，从而得到对应的最优风险水平。

若随机变量服从有限离散分布(或利用SAA对连续分布进行采样),文献[86,88-89]结合整数建模的方法进行精确转化。其关键在于:利用个体机会约束的独立性,对每个可调机会约束所对应随机变量ξ_m的N个场景实现值进行排序,从而将原先连续风险水平α_m的选择问题离散化为N个有序分位点边界的选择问题。随后,通过引入一组二进制变量并利用大M法表示场景是否违反基础约束,进而根据二进制变量由0到1的跳变位置来确定有序分位点的边界,最终构建等价的混合整数线性规划(mixed integer linear programming, MILP)模型。但随着场景数量的增加,标准大M法很快在计算上变得难以处理。为此,文献[89]对二进制变量进行了削减,采用有效不等式和强化星型不等式[91]来实现更紧凑的MILP转化,大幅提高了大规模可调机会约束规划算例的计算速度。相比于分位点替换方法,这种基于整数建模的方法可在模型中考虑风险水平的耦合约束:

1)风险水平总预算约束:要求所有可调机会约束的风险水平之和不大于一个给定值;

2)相对重要性约束:要求某可调机会约束的风险水平不得大于另一个约束的风险水平。

这些约束的引入使得决策者能更灵活地表达对不同约束的风险偏好,其一般形式表示为[89]

$$\boldsymbol{A}\boldsymbol{\alpha}\leqslant\boldsymbol{h} \tag{15}$$

式中,$\boldsymbol{\alpha}$为一组可变风险水平向量;$\boldsymbol{A}$、$\boldsymbol{h}$分别为相应的系数矩阵和向量。

当随机变量的精确分布未知时,可调机会约束的思想可进一步扩展至DRO框架。该框架要求分布鲁棒可调机会约束在模糊集内最劣分布下,基础约束违反概率不大于内生风险水平α,其基本形式[82]为

$$\begin{cases}\min\limits_{x\in\mathcal{X},\alpha} C_{\mathrm{op}}(\boldsymbol{x},\alpha)+C_{\mathrm{risk}}(\boldsymbol{x},\alpha)\\ \text{s.t.}\begin{cases}\inf\limits_{g\in\mathcal{D}}\mathbb{P}_g(\boldsymbol{T}(\boldsymbol{\xi})\boldsymbol{x}\geqslant\boldsymbol{q}(\boldsymbol{\xi}))\geqslant 1-\alpha\\ \alpha\in[0,\bar{\alpha}]\end{cases}\end{cases} \tag{16}$$

式中,$\mathcal{D}$为模糊集;g为其中的一个分布。

文献[92]将可再生能源(do-not-exceed, DNE)[93]限制表征为分布鲁棒可调机会约束,并在特定的模糊集假设下将其转化为二阶锥规划(second-order cone programming, SOCP)问题。文献[94]在垂直起降机场规划问题中,构建了乘客需求的分布鲁棒可调机会约束,将其精确转化为确定性的非凸约束后,开发了自适应离散化算法进行求解。文献[95]在建筑负荷控制中,采用分布鲁棒可调机会约束来权衡运营成本和可靠性,将基于矩信息的分布鲁棒优化模型转化为两个混合整数二阶锥规划(mixed-integer SOCP, MISOCP)问题,利用CVaR的对偶性将基于Wasserstein距离的分布鲁棒优化模型保守近似为MILP问题。文献[96]将电力市场中产消者的可靠性容忍度视为内生决策变量,将基于矩信息的分布鲁棒可调机会约束转化为一系列确定性的凸约束。

在理论分析方面,文献[82]证明了分布鲁棒可调机会约束问题是强NP难的,并对分布鲁棒可调机会约束规划中的3种模型进行了转化:对于仅含右侧不确定性且分布为有限离散的模型,重构为MILP问题;对于仅含右侧不确定性且分布为连续的模型,重构为MISOCP问题;对于仅含左侧不确定性且决策变量均为二进制变量的模型,重构为混合整数锥规划问题。

3.5 基于机会约束目标规划的方法

在风险偏好内生化的框架下,除了将风险水平α视为决策变量外,机会约束目标规划(chance constrained goal programming, CCGP)[97-98]作为可调机会约束的变体和理论补充,提供了另一种思路。该方法预设一个风险水平β,同时引入偏差变量d来构造软约束,从而对原机会约束进行松弛,并在目标中嵌入关于d的惩罚项。假设仅存在右侧不确定性和个体机会约束,CCGP的基本形式为

$$\begin{cases}\min\limits_{x\in\mathcal{X},d} C_{\mathrm{op}}(\boldsymbol{x},d)+C_{\mathrm{risk}}(\boldsymbol{x},d)\\ \text{s.t.}\begin{cases}\mathbb{P}\big(\boldsymbol{T}\boldsymbol{x}+b\geqslant\boldsymbol{\xi}-d\big)\geqslant 1-\beta\\ d\geqslant 0\end{cases}\end{cases} \tag{17}$$

与一般机会约束不同,CCGP通过偏差变量d使模型能够进行内生的风险管理。模型依然严格要求基础约束违反的概率不超过β,但偏差变量放宽了基础约束的物理边界,C_{risk}量化了这个偏差量带来的风险成本。当偏差变量d较小时,物理约束更为严格,运行成本高而风险成本低;当偏差变量d较大时,物理约束更宽松,运行成本低而风险成本高。因此,CCGP通过最小化总成本,自适应地确定最优的偏差变量及对应的决策方案。利用这个机制,文献[97-98]分别建模并求解了高比例风电接入电力系统的机组组合模型和综合能源系统的运行优化模型。

需要指出的是,虽然可调机会约束和CCGP形式上不同,但在特定条件下可相互转化。假设随机

变量服从连续分布，并忽略风险水平上限 $\bar{\alpha}$，对这两种模型中的机会约束进行确定性转化可得：

$$Tx+b\geqslant F_{\xi}^{-1}(1-\alpha) \tag{18}$$

$$Tx+b+d\geqslant F_{\xi}^{-1}(1-\beta) \tag{19}$$

若在最优解处，定义偏差变量 d 为

$$d(\alpha)=F_{\xi}^{-1}(1-\beta)-F_{\xi}^{-1}(1-\alpha)\geqslant 0 \tag{20}$$

要使得 $d\geqslant 0$，则要求 $\alpha\geqslant\beta$。此时，式(18)、(19)是相同的。进一步比较目标函数，在可调机会约束模型中，风险成本函数通常定义为

$$C_{\mathrm{risk}}^{\mathrm{A}}(\alpha)=\mathbb{E}\left([\xi-F_{\xi}^{-1}(1-\alpha)]_{+}\right) \tag{21}$$

而在机会约束目标规划中，风险成本函数也可类似设置为[97]

$$C_{\mathrm{risk}}^{\mathrm{B}}(d)=\mathbb{E}\left([\xi-(F_{\xi}^{-1}(1-\beta)-d)]_{+}\right) \tag{22}$$

将式(20)代入式(22)，有 $C_{\mathrm{risk}}^{\mathrm{B}}(d(\alpha))=C_{\mathrm{risk}}^{\mathrm{A}}(\alpha)$，即这两种模型的目标函数相同。

因此，在上述条件下，可调机会约束与CCGP可相互转化。

3.6　基于可调不确定性集的方法

经典RO要求决策方案对预设不确定性集内所有实现保持可行。这种硬性边界虽保证了决策的鲁棒性，但也存在两大局限：对边界外的实现难以提供保证；为抵御极低概率的最坏情况，决策者需要被迫将 $\mathcal{U}$ 设置得过大，导致决策方案过度保守。

作为自适应权衡思想在鲁棒视角的延伸，可调不确定性集[99]将不确定性集的边界(如预算 Γ)视为内生决策变量，同时在目标函数中嵌入边界外不确定性实现导致的预期损失。基于可调不确定性集的RO模型[100]如下：

$$\begin{cases}\min\limits_{x\in\mathcal{X},\,\underline{u},\bar{u}} C_{\mathrm{op}}(\boldsymbol{x},\underline{\boldsymbol{u}},\bar{\boldsymbol{u}})+C_{\mathrm{risk}}(\boldsymbol{x},\underline{\boldsymbol{u}},\bar{\boldsymbol{u}})\\ \text{s.t.}\begin{cases}f(\boldsymbol{x},\boldsymbol{u})\leqslant 0,\forall\boldsymbol{u}\in\mathcal{U}(\underline{\boldsymbol{u}},\bar{\boldsymbol{u}})\\ h(\boldsymbol{x},\boldsymbol{u})=0,\forall\boldsymbol{u}\in\mathcal{U}(\underline{\boldsymbol{u}},\bar{\boldsymbol{u}})\end{cases}\end{cases} \tag{23}$$

式中，$\underline{\boldsymbol{u}}$，$\bar{\boldsymbol{u}}$ 为不确定性参数边界，是决策变量；$\mathcal{U}(\underline{\boldsymbol{u}},\bar{\boldsymbol{u}})$ 为可调不确定性集；$f(\cdot)$、$h(\cdot)$ 分别为不等式和等式约束函数。

在基于可调不确定性集的两阶段鲁棒优化中，不确定性参数边界被视为第一阶段的决策变量[101]。因此，可调不确定性集具有典型的决策依赖特征，其特殊结构需要更复杂的算法来求解[102]。文献[103]在可调不确定性集的基础上，引入需求响应作为灵活性资源[104-105]，在不确定性参数超出预期范围时对冲运行风险。

3.7　不同权衡模式和方法的对比

为了清晰界定不同模式的适用边界与技术特征，3种权衡模式的多维度对比见表2。面对新型电力系统海量不确定性挑战及风险价值显性化的市场需求，内生权衡模式具有机制优越性与应用潜力。

表 2　3种权衡模式的多维度对比

Table 2　Multidimensional comparison of three trade-off modes

维度	先验设定	后验选择	内生权衡
典型方法	鲁棒优化(RO)，机会约束(CC)	多目标优化	可调机会约束，可调不确定性集
风险参数确定时间	优化之前	优化之后	优化之中
风险偏好表达形式	刚性参数	人工选点	风险定价
尾部风险是否显式计入优化目标	通常不显式	显式(多目标)	显式(近似货币化，单目标)
场景快速波动适应性	弱(刚性边界)	弱(求解时间受限)	强(风险参数自动寻优)
计算复杂度	低(CC)/中(RO、DRO)	极高(维度灾难)	低(连续)/中(离散、DRO)
求解可行性保证	低(参数不当可能不可行)	高(通常存在可行的权衡点)	高(约束边界可变)
经济-安全综合表现	较差(过于保守或激进)	中等(依赖帕累托前沿，求取困难)	较好(计及风险成本)
风险边际信息可解释性	低(需结合事后校验)	中(帕累托前沿)	较高(风险定价)
电力市场兼容性	弱(未反映日内灵活性资源价值)	中	较强(风险定价)
算法成熟度	高	高	低

综合而言，先验设定模式受限于刚性的风险边界，在新型电力系统源荷双侧大幅波动的环境下，容易面临风险参数设定过宽导致安全约束越限频发或过紧导致模型无解的两难困境。后验选择模式虽然在理论上提供了较全面的权衡信息，但在大规模系统的调度中面临严重的维数灾难，求解效率难以满足时效性要求。内生权衡模式则通过将刚性的物理约束转化为弹性的边界，在优化过程中实现了风险参数与调度决策的一次性同步寻优。这种机制不仅通过软约束特性提升了模型在极端场景下的求解可行性，还能适应新能源运行场景的频繁波动，避免了人工调参的盲目性。此外，内生权衡模式通过将尾部风险以近似货币化的形式纳入目标函数，可在优化过程中内生形成一类可解释的

边际权衡信号(如风险成本的影子价格或边际风险代价)。因此,安全风险能够与电能量成本在同一价值尺度下进行权衡,其机制与现货市场的边际成本定价思想具有潜在兼容性。

然而,表2也反映了内生权衡模式目前的两类短板。其一,相关研究与工程应用的成熟度相对较低,且计算复杂度对不确定性的建模形式较敏感。当分布复杂(如离散分布或模糊集)时,内生变量的引入会显著增加模型的非凸性与求解难度。其二,风险定价系数的制定会直接影响权衡结果,且在实际系统中往往只能通过离线的近似刻画获得,这对模型的落地可靠性提出了更高的要求。

4 研究挑战与展望

4.1 不确定性的高质量建模

新型电力系统的重要特征是强不确定性,不确定性的高质量建模是所有经济-安全权衡模式的共同基础。不论采用先验、后验还是内生风险偏好的模式,新能源不确定性变量的建模质量都直接决定了权衡结果的有效性,以及该结果是否正确地反映了决策者的风险偏好。例如,在基于概率阈值的参数化权衡方法中,若随机变量的预测分布与真实分布存在较大偏差,基础约束违反的真实概率可能超过决策者预设的风险水平。分布鲁棒优化利用模糊集刻画了概率分布之间的可能偏差,但也依赖于标称分布和模糊集大小的合理选取。

不确定性变量的时空相关性也是影响权衡质量的关键因素。相关性的精确刻画对于降低模型保守度、准确反映决策者的真实风险偏好具有重要意义。因此,未来研究应重点关注高维时空相关性下不确定性变量高效刻画方法,并提升这些精细化模型在优化问题中的转化效率和计算易处理性。

4.2 风险偏好参数的有效设置

基于风险偏好先验设定的参数化权衡方法在新型电力系统的工程应用中仍具备较好的可行性。但是,不论是机会约束中的风险水平,还是鲁棒优化中的不确定性预算,其参数的合理设定仍极具挑战。缺乏依据的风险参数将使经济-安全权衡发生偏差,导致决策方案过于保守或激进。

为此,未来的研究可从多个角度提升参数设置的有效性。可利用数据驱动方法,结合历史表现(如潮流重载率、弃电率),通过仿真分析不同风险参数下的系统表现,标定其较优设定范围。同时,应基于安全重要性对风险参数进行差异化设置。例如,通过N-1安全校核对约束违反的严重程度进行排序,为关键断面潮流设定更保守的风险参数,而为非关键区域的电压、备用约束设定相对宽松的参数。此外,可结合多目标优化的思想,弥补参数化权衡方法仅提供单一解的不足,或利用可调机会约束模型指导风险水平的选取。模型在输出最优解的同时,应基于灵敏度分析或对偶信息,揭示风险参数的边际成本,即量化调整风险水平(例如从5%收紧至4%)所需的额外经济代价,为决策者提供更丰富的权衡信息。

4.3 风险成本的精确度量

新型电力系统的不确定性调度需要在经济性与安全性之间作出可解释的权衡。自适应权衡方法虽然避免了风险参数的先验设定,但其效果高度依赖于风险成本刻画的合理性。从机理上看,风险成本可视为对多阶段随机规划中运行阶段追索成本的等效代理。多阶段随机规划需显式构造场景树而易受维数灾难影响;自适应权衡方法则将日内/实时纠偏的代价浓缩为目标函数中的风险项,以较低复杂度保留尾部风险的经济权衡。

但现实中的风险纠偏代价往往具有明显的非线性与组合性,难以用简单线性惩罚逼近:轻度越限可通过市场化再调度与拥塞管理消解;更严重时须调用更昂贵的紧急需求响应、储能快速支撑等;极端情况下才触发切负荷等高代价应急措施。此外,风险处置往往涉及多类资源的组合调用。例如,消除潮流越限通常需要储能、需求响应与机组再调度等多种手段的配合,这使风险定价系数并非固定常数,而是与系统实时状态强相关的。因此,过于粗糙的风险成本可能系统性地高估或低估尾部后果,进而扭曲风险分配与裕度配置。

未来的突破点在于实现对真实风险代价的精准数学表达:既要保持在线求解的高效性,又要还原实际调节成本的复杂性。一方面,风险定价系数需与实际市场指标挂钩,如辅助服务出清价、节点边际电价差及各类惩罚标准;另一方面,可通过数据驱动方法离线辨识不确定性扰动与系统纠偏成本之间的非线性映射机理,形成形式简洁但精度可信的风险成本函数,兼顾计算效率与代价刻画的真实性。

4.4 内生风险模型的高效转化求解

内生风险模型在理论上实现了经济性与安全性的自动权衡,但其高效转化与求解是将其从理论

推向新型电力系统应用的关键。对于连续分布，尽管分位点变量替换法能巧妙处理个体机会约束，但该方法扩展性差，一旦考虑不同约束间的风险耦合（如风险水平排序），问题将重新变得非凸。对于离散分布，虽然可精确重构为MILP，但所需二进制变量众多，导致在大规模电力系统优化问题中计算效率低下。这亟需更高效的场景抽样方法与更紧凑的整数建模技术。当扩展至分布鲁棒框架时，可调机会约束的求解在计算上将更为困难。

此外，当前可调机会约束的转化求解大多面向个体机会约束，但电力系统安全运行（如多条线路潮流同时不越限）在本质上是一个联合机会约束问题。将联合机会约束近似为多个个体机会约束会不可避免地引入保守性，这与实现精确经济–安全权衡的目标相悖。为此，研究联合可调机会约束的非保守近似或精确转化方法，是未来实现自适应权衡的关键研究方向。如何在保持风险内生机制优势的同时，提升其在大规模系统中的计算效率，是该类方法走向工程应用必须跨越的障碍。

5　结语

在新型电力系统高比例不确定性日益凸显的背景下，如何在海量不确定性下打破过度保守与风险失控的困境，是当前优化调度面临的核心难题。本文从决策者风险偏好与优化模型交互模式的角度，对现有不确定性优化调度方法进行了系统性的梳理和归纳，并将其划分为风险偏好先验设定、后验选择与内生管理三类权衡模式。

通过对比分析，本文指出：前两类方法受限于静态参数设定或高昂的计算代价，难以在多变工况下实现经济性与安全性的动态最优权衡。相比之下，以可调机会约束为代表的自适应权衡模式提供了解决上述痛点的有效路径。该模式打破了物理约束的刚性边界，将风险参数转化为内生的决策变量，并在目标函数中嵌入风险成本函数来实现经济–安全的自适应权衡。这种模式避免了先验风险偏好的主观性和后验风险偏好的计算复杂性，提高了模型在极端场景下的求解可行性，并降低计及风险成本在内的总成本。自适应权衡方法具有较大的发展潜力，但需要有明确物理意义的风险价格标定和精细的风险量化，且该方法增加了优化调度问题的非凸性，对高效转化求解算法提出了更高的挑战。

参考文献：

[1] 舒印彪，陈国平，贺静波，等．构建以新能源为主体的新型电力系统框架研究[J]. 中国工程科学，2021, 23 (6): 61-69.
Shu Yinbiao, Chen Guoping, He Jingbo, et al. Building a new electric power system based on new energy sources [J]. Chinese Journal of Engineering Science, 2021, 23 (6): 61.

[2] 周孝信，赵强，张玉琼．“双碳”目标下我国能源电力系统发展前景和关键技术[J]. 中国电力企业管理，2021 (31): 14-17.
Zhou Xiaoxin, Zhao Qiang, Zhang Yuqiong. Development prospect and key technologies of China's energy and power system under targets of carbon peak and carbon neutrality[J]. China Power Enterprise Management, 2021(31): 14-17.

[3] 叶骏，何一冰，李先锋，等．城市电力系统演化路径的系统动力学建模分析[J]. 上海交通大学学报，2025, 59 (11): 1732-1741+I0015.
Ye Jun, He Yibing, Li Xianfeng, et al. System dynamics modeling analysis of urban power system evolution path [J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2025, 59 (11): 1732-1741+I0015.

[4] 刘德伟，郭剑波，黄越辉，等．基于风电功率概率预测和运行风险约束的含风电场电力系统动态经济调度[J]. 中国电机工程学报，2013, 33(16): 9-15+前插 2.
Liu Dewei, Guo Jianbo, Huang Yuehui, et al. Dynamic economic dispatch of wind integrated power system based on wind power probabilistic forecasting and operation risk constraints[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(16): 9-15+前插 2.

[5] 卢有飞，邹时容，刘璐豪，等．基于知识共享的高比例可再生能源系统发电控制[J]. 高压电器，2024, 60(10): 33-45.
Lu Youfei, Zou Shirong, Liu Luhao, et al. Generation control of high percentage renewable energy systems based on knowledge sharing[J]. High Voltage Apparatus, 2024, 60(10): 33-45.

[6] 周任军，刘志勇，闵雄帮，等．不确定性优化方法在电力系统研究中的应用[J]. 电力科学与技术学报，2014, 29(2): 21-29.
Zhou Renjun, Liu Zhiyong, Min Xiongbang, et al. A review on application of uncertainty optimization method in power systems[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2014, 29(2): 21-29.

[7] 许书伟，吴文传，朱涛，等．机会约束随机动态经济调度的凸松弛迭代求解法[J]. 电力系统自动化，2020, 44 (17): 43-59.
Xu Shuwei, Wu Wenchuan, Zhu Tao, et al. Convex relaxation based iterative solution method for stochastic dynamic economic dispatch with chance constrains[J].

Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(17): 43-59.

[8] Ye H X, Wang J H, Li Z Y. MIP reformulation for max-Min problems in two-stage robust SCUC[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(2): 1237-1247.

[9] 施云辉, 王橹裕, 陈玮, 等. 基于风电预测误差聚类的分布鲁棒含储能机组组合[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(22): 3-12+121.
Shi Yunhui, Wang Luyu, Chen Wei, et al. Distributed robust unit commitment with energy storage based on forecasting error clustering of wind power[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(22): 3-12+121.

[10] 杜刚, 赵冬梅, 刘鑫. 计及风电不确定性优化调度研究综述[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(7): 2608-2626+11.
Du Gang, Zhao Dongmei, Liu Xin. Research review on optimal scheduling considering wind power uncertainty [J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(7): 2608-2626+11.

[11] Klein Haneveld W K, van der Vlerk M H, Romeijnders W. Stochastic Programming: Modeling Decision Problems Under Uncertainty[M]. Cham: Springer International Publishing, 2020.

[12] Shapiro A, Dentcheva D, Ruszczyński A. Lectures on Stochastic Programming: Modeling and Theory, Second Edition[M]. Philadelphia, PA: Society for Industrial and Applied Mathematics, 2014.

[13] Zou J K, Ahmed S, Sun X A. Multistage stochastic unit commitment using stochastic dual dynamic integer programming[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(3): 1814-1823.

[14] Ben-Tal A, Goryashko A, Guslitzer E, et al. Adjustable robust solutions of uncertain linear programs[J]. Mathematical Programming, 2004, 99(2): 351-376.

[15] 吴文传, 许书伟, 杨越, 等. 风险量化的高比例新能源电力系统概率调度[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(15): 3-11.
Wu Wenchuan, Xu Shuwei, Yang Yue, et al. Risk-quantified probabilistic dispatch for power system with high proportion of renewable energy[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(15): 3-11.

[16] 马晓光, 马瑞. 基于随机模糊的配电网故障停电风险评估方法[J]. 电力科学与技术学报, 2023, 38(6): 123-131.
Ma Xiaoguang, Ma Rui. A random fuzzy-based risk assessment method for outages in distribution networks [J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2023, 38(6): 123-131.

[17] 卢明, 郭志明, 孟高军, 等. 输电线路气象风险精细化建模及气象灾害的在线预警防御策略[J]. 电力科学与技术学报, 2024, 39(1): 208-217.
Lu Ming, Guo Zhiming, Meng Gaojun, et al. Refined meteorological risk modeling of transmission lines and online warning and defense strategies of meteorological disasters[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2024, 39(1): 208-217.

[18] 许竞, 赵铁军, 高小刚, 等. 高比例新能源电力系统调节资源灵活性不足风险分析[J]. 中国电力, 2024, 57(11): 129-138.
Xu Jing, Zhao Tiejun, Gao Xiaogang, et al. Risk analysis of insufficient flexibility from regulation resources in high proportion renewable energy power systems[J]. Electric Power, 2024, 57(11): 129-138.

[19] 刘颂凯, 秦浩, 胡畔, 等. 可量化风电不确定性风险的暂态稳定约束最优潮流模型[J]. 智慧电力, 2025, 53(9): 28-36.
Liu Songkai, Qin Hao, Hu Pan, et al. Transient stability constrained optimal power flow model quantifying wind power uncertainty risk[J]. Smart Power, 2025, 53(9): 28-36.

[20] 胡泽春, 王锡凡. 考虑负荷概率分布的随机最优潮流方法[J]. 电力系统自动化, 2007, 31(16): 14-18+44.
Hu Zechun, Wang Xifan. Stochastic optimal power flow approach considering load probabilistic distributions[J]. Automation of Electric Power Systems, 2007, 31(16): 14-18+44.

[21] 黎静华, 文劲宇, 程时杰, 等. 基于p-有效点理论的含大规模风电电力系统最小储能功率配置方法[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(13): 45-52.
Li Jinghua, Wen Jinyu, Cheng Shijie, et al. Method of minimum energy storage power allocation for electric power systems with large-scale wind power based on p-efficient point theory[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(13): 45-52.

[22] Xu S W, Wu W C, Yang Y, et al. Chance-constrained joint dispatch of generation and wind curtailment-load shedding schemes with large-scale wind power integration[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2023, 14(4): 2220-2233.

[23] Wu H Y, Shahidehpour M, Li Z Y, et al. Chance-constrained day-ahead scheduling in stochastic power system operation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2014, 29(4): 1583-1591.

[24] Wen Y L, Guo Y, Hu Z C, et al. Multiple joint chance constraints approximation for uncertainty modeling in dispatch problems[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2025, 40(1): 662-675.

[25] Dall'Anese E, Baker K, Summers T. Chance-constrained AC optimal power flow for distribution systems with renewables[J]. IEEE Transactions on Power Systems,

2017, 32(5): 3427-3438.

[26] Bienstock D, Chertkov M, Harnett S. Chance-constrained optimal power flow: risk-aware network control under uncertainty[J]. SIAM Review, 2014, 56(3): 461-495.

[27] Lubin M, Dvorkin Y, Backhaus S. A robust approach to chance constrained optimal power flow with renewable generation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(5): 3840-3849.

[28] Wang Z W, Shen C, Liu F, et al. Chance-constrained economic dispatch with non-Gaussian correlated wind power uncertainty[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(6): 4880-4893.

[29] Wang Q F, Guan Y P, Wang J H. A chance-constrained two-stage stochastic program for unit commitment with uncertain wind power output[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2012, 27(1): 206-215.

[30] Nemirovski A, Shapiro A. Convex approximations of chance constrained programs[J]. SIAM Journal on Optimization, 2007, 17(4): 969-996.

[31] Chen W Q, Sim M, Sun J, et al. From CVaR to uncertainty set: implications in joint chance-constrained optimization[J]. Operations Research, 2009, 58(2): 470-485.

[32] Zhang Y, Giannakis G B. Distributed stochastic market clearing with high-penetration wind power[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(2): 895-906.

[33] Jiang N, Xie W J. ALSO-X and ALSO-X+ : better convex approximations for chance constrained programs [J]. Operations Research, 2022, 70(6): 3581-3600.

[34] Xu S W, Wu W C. Tractable reformulation of two-side chance-constrained economic dispatch[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2022, 37(1): 796-799.

[35] Birge J R, Louveaux F. Introduction to Stochastic Programming[M]. New York, NY: Springer New York, 2011.

[36] Natarajan K, Pachamanova D, Sim M. Constructing risk measures from uncertainty sets[J]. Operations Research, 2009, 57(5): 1129-1141.

[37] Bertsimas D, Sim M. The price of robustness[J]. Operations Research, 2004, 52(1): 35-53.

[38] Ben-Tal A, Nemirovski A. Robust convex optimization [J]. Mathematics of Operations Research, 1998, 23(4): 769-805.

[39] 程远林, 张舒, 张毅, 等 . 计及价格敏感区间下惩罚型碳价的CCS-P2G虚拟电厂鲁棒优化[J]. 电力科学与技术学报, 2024, 39(6): 251-259.
Cheng Yuanlin, Zhang Shu, Zhang Yi, et al. Robust optimization of CCS-P2G virtual power plants considering penalized carbon prices in price-sensitive intervals[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2024, 39(6): 251-259.

[40] 丁浩, 高峰, 刘坤, 等 . 基于鲁棒优化的含风电工业微电网经济调度模型[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(17): 160-167.
Ding Hao, Gao Feng, Liu Kun, et al. An economic dispatch model in an industrial microgrid with wind power based on robust optimization[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(17): 160-167.

[41] Zhou B, Fang J K, Ai X M, et al. Partial-dimensional correlation-aided convex-hull uncertainty set for robust unit commitment[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2023, 38(3): 2434-2446.

[42] Zhang Y P, Ai X M, Wen J Y, et al. Data-adaptive robust optimization method for the economic dispatch of active distribution networks[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(4): 3791-3800.

[43] Bertsimas D, Litvinov E, Sun X A, et al. Adaptive robust optimization for the security constrained unit commitment problem[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 28(1): 52-63.

[44] Dehghani Filabadi M, Mahmoudzadeh H. Effective budget of uncertainty for classes of robust optimization[J]. INFORMS Journal on Optimization, 2022, 4(3): 249-277.

[45] 王鹤, 刘子悦, 边竞, 等 . 面向高比例分布式能源接入的输配网两阶段风险调度研究[J]. 电网与清洁能源, 2024, 40(1): 119-129.
Wang He, Liu Ziyue, Bian Jing, et al. Research on two-stage risk scheduling for transmission and distribution power grids with high proportion of distributed energy access[J]. Power System and Clean Energy, 2024, 40(1): 119-129.

[46] 朱海军, 鞠立伟, 杨慧, 等 . 计及不确定性的新型灵活性资源两阶段鲁棒配置优化模型[J]. 电力建设, 2024, 45(7): 1-11.
Zhu Haijun, Ju Liwei, Yang Hui, et al. Optimal two-stage robust configuration model and algorithm of new flexibility resources considering uncertainty[J]. Electric Power Construction, 2024,45(7): 1-11.

[47] 张振强, 王宏波, 赵阳, 等 . 考虑灵活性的交直流混联配电网分布鲁棒优化运行[J]. 电力科学与技术学报, 2024, 39(2): 64-73.
Zhang Zhenqiang, Wang Hongbo, Zhao Yang, et al. Distributionally robust optimal operation of AC/DC hybrid distribution network considering flexibility evaluation index[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2024, 39(2): 64-73.

[48] 何森, 刘洁, 王奇, 等 . 交直流并联输电通道功率分配的分布鲁棒优化[J]. 电力科学与技术学报, 2023, 38(6): 225-236.
He Sen, Liu Jie, Wang Qi, et al. Distributionally robust optimization for the power allocation of AC/DC parallel

transmission channels[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2023, 38(6): 225-236.

[49] Ruszczyński A, Shapiro A. Optimization of convex risk functions[J]. Mathematics of Operations Research, 2006, 31(3): 433-452.

[50] Royset J O. Risk-adaptive approaches to stochastic optimization: a survey[J]. SIAM Review, 2025, 67(1): 3-70.

[51] 贺帅佳, 阮贺彬, 高红均, 等. 分布鲁棒优化方法在电力系统中的理论分析与应用综述[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(14): 179-191.
He Shuaijia, Ruan Hebin, Gao Hongjun, et al. Overview on theory analysis and application of distributionally robust optimization method in power system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(14): 179-191.

[52] Wang C, Gao R, Qiu F, et al. Risk-based distributionally robust optimal power flow with dynamic line rating[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(6): 6074-6086.

[53] 吕小红, 刘维, 刘克恒, 等. 虚拟电厂供需侧双层协调自适应鲁棒优化调度[J]. 全球能源互联网, 2024, 7(4): 431-442.
Lyu Xiaohong, Liu Wei, Liu Keheng, et al. Two-layer coordinated adaptive robust optimal scheduling on supply and demand side of virtual power plant[J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2024, 7(4): 431-442.

[54] 王宇绅, 陈皓勇, 黄宇翔, 等. 多重不确定性下的虚拟电厂参与电能量和需求响应市场鲁棒优化调度策略[J]. 发电技术, 2024, 45(6): 1173-1185.
Wang Yushen, Chen Haoyong, Huang Yuxiang, et al. Robust optimal scheduling strategy for virtual power plant participation in electric energy and demand response markets under multiple uncertainties[J]. Power Generation Technology, 2024, 45(6): 1173-1185.

[55] Ananth D V N, Vineela K S T. A review of different optimisation techniques for solving single and multi-objective optimisation problem in power system and mostly unit commitment problem[J]. International Journal of Ambient Energy, 2021, 42(14): 1676-1698.

[56] Khaloie H, Vallée F, Lai C S, et al. Day-ahead and intraday dispatch of an integrated biomass-concentrated solar system: a multi-objective risk-controlling approach [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2022, 37(1): 701-714.

[57] Rocchetta R, Li Y F, Zio E. Risk assessment and risk-cost optimization of distributed power generation systems considering extreme weather conditions[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2015, 136: 47-61.

[58] 邓创, 鞠立伟, 刘俊勇, 等. 基于模糊CVaR理论的水火电系统随机调度多目标优化模型[J]. 电网技术, 2016, 40(5): 1447-1454.
Deng Chuang, Ju Liwei, Liu Junyong, et al. Stochastic scheduling multi-objective optimization model for hydro-thermal power systems based on fuzzy CVaR theory[J]. Power System Technology, 2016, 40(5): 1447-1454.

[59] 谢绍宇, 王秀丽, 王锡凡. 电力系统的分割多目标风险分析框架及算法[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(34): 53-60, 7.
Xie Shaoyu, Wang Xiuli, Wang Xifan. Risk Assessment framework and algorithm of power systems based on the partitioned multi-objective risk method[J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(34): 53-60, 7.

[60] 李帅虎,刘兆朋,徐亢,等. 基于模糊综合评价的主配网一体化经济与风险双目标综合优化运行点决策方法[J/OL]. 电网技术, 1-12[2025-11-17]. https://link.cnki.net/urlid/11.2410.TM.20250808.1452.002.
Li Shuaihu, Liu Zhaopeng, Xu Kang, et al. A decision-making method for optimal operation point of main-distribution network integration economy and risk based on fuzzy comprehensive evaluation[J/OL]. Power System Technology, 1-12[2025-11-17]. https://link.cnki.net/urlid/11.2410.TM.20250808.1452.002.

[61] Qiu J, Zhao J H, Wang D X. Multi-objective generation dispatch considering the trade-off between economy and security[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2018, 12(3): 633-642.

[62] 孙惠娟, 彭春华, 易洪京. 大规模风电接入电网多目标随机优化调度[J]. 电力自动化设备, 2012, 32(5): 123-128.
Sun Huijuan, Peng Chunhua, Yi Hongjing. Multi-objective stochastic optimal dispatch of power system with wind farms[J]. Electric Power Automation Equipment, 2012, 32(5): 123-128.

[63] Sharma S, Kumar V. A comprehensive review on multi-objective optimization techniques: past, present and future[J]. Archives of Computational Methods in Engineering, 2022, 29(7): 5605-5633.

[64] Xu Y, Xie X K, Dong Z Y, et al. Risk-averse multi-objective generation dispatch considering transient stability under load model uncertainty[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2016, 10(11): 2785-2791.

[65] Zitzler E, Thiele L. Multiobjective evolutionary algorithms: a comparative case study and the strength Pareto approach[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1999, 3(4): 257-271.

[66] Zhou A M, Zhang Q F, Zhang G X. A multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition and probability model[C]//2012 IEEE Congress on Evolutionary Computation. Brisbane, QLD, Australia. IEEE, 2012: 1-8.

[67] 程先龙, 王川, 张杰, 等. 基于多目标原子轨道搜索算法的风电场集群最优经济调度[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(6): 77-87.
Cheng Xianlong, Wang Chuan, Zhang Jie, et al. Optimal economic dispatch of wind farm clusters based on multi-objective atomic orbital search[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(6): 77-87.

[67] Mostaghim S, Teich J. Strategies for finding good local guides in multi-objective particle swarm optimization (MOPSO) [C]//Proceedings of the 2003 IEEE Swarm Intelligence Symposium. SIS'03. Indianapolis, IN, USA. IEEE, 2003: 26-33.

[68] 欧思源, 彭显刚, 王星华, 等. 计及跨区电力传输风险的多目标经济调度[J]. 电力科学与技术学报, 2014, 29(3): 59-65.
Ou Siyuan, Peng Xiangang, Wang Xinghua, et al. Multi-obj ective economic dispatch considering interregional power transmission risk[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2014, 29(3): 59-65.

[69] 马艳霞, 周静涵, 董晓晶, 等. 计及不确定性和混合储能设备的综合能源系统多目标优化调度模型[J]. 电力科学与技术学报, 2022, 37(3): 19-32.
Ma Yanxia, Zhou Jinghan, Dong Xiaojing, et al. Multi-objective optimal scheduling model for multi-energy system considering uncertainty and hybrid energy storage devices[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2022, 37(3): 19-32.

[70] Angus D, Woodward C. Multiple objective ant colony optimisation[J]. Swarm Intelligence, 2009, 3(1): 69-85.

[71] 杨晓辉, 王晓鹏, 邓叶恒. 含电动汽车的主动配电网多目标分层优化调度[J]. 电力工程技术, 2024, 43(4): 156-165.
Yang Xiaohui, Wang Xiaopeng, Deng Yeheng. Multi-objective hierarchical optimization dispatch of active distribution network with electric vehicles[J]. Electric Power Engineering Technology, 2024, 43(4): 156-165.

[72] 杨家然, 王兴成, 隋林涛, 等. 采用混合智能算法的含风电电力系统多目标优化调度[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(11): 21-27.
Yang Jiaran, Wang Xingcheng, Sui Lintao, et al. Multi-objective optimal scheduling of wind integrated power systems with hybrid intelligent algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(11): 21-27.

[73] Haimes Y Y, Lasdon L S, Wismer D A. On a bicriterion formulation of the problems of integrated system identification and system optimization[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1971, 1(3): 296-297.

[74] Paterakis N G, Gibescu M, Bakirtzis A G, et al. A multi-objective optimization approach to risk-constrained energy and reserve procurement using demand response [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(4): 3940-3954.

[75] 赵立进, 黄良, 吕黔苏, 等. 基于ε约束花授粉算法的输电线路年检修计划多目标优化算法[J]. 电力科学与技术学报, 2017, 32(3): 162-168.
Zhao Lijin, Huang Liang, Lyu Qiansu, et al. Multi-objective optimization method for transmission line annual maintenance scheduling based on ε-constrained flower pollination algorithm[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2017, 32(3): 162-168.

[76] 张简炼, 罗刚, 章立宗, 等. 计及负荷波动及线路可靠性的两阶段风险调度[J]. 电网技术, 2020, 44(4): 1543-1551.
Zhang Jianlian, Luo Gang, Zhang Lizong, et al. Two-stage risk dispatching considering load fluctuation and line reliability[J]. Power System Technology, 2020, 44(4): 1543-1551.

[77] 信向誉, 王涛, 顾雪平, 等. 规模风电接入下考虑多区域频率动态安全的机组组合与风险调度[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(15): 5824-5838.
Xin Xiangyu, Wang Tao, Gu Xueping, et al. Unit commitment and risk dispatch considering multi-regional frequency dynamic security under large-scale wind power access[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(15): 5824-5838.

[78] Fang Y C, Zhao S Q, Chen Z. Multi-objective unit commitment of jointly concentrating solar power plant and wind farm for providing peak-shaving considering operational risk[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2022, 137: 107754.

[79] 赵志鹏, 于志辉, 程春田, 等. 水风光综合基地多风险量化及长期多目标协调优化调度方法[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(22): 118-130.
Zhao Zhipeng, Yu Zhihui, Cheng Chuntian, et al. Multi-risk quantification and long-term multi-objective coordinative optimal dispatch method for hydro-wind-solar integrated energy base[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(22): 118-130.

[80] Pereira J L J, Oliver G A, Francisco M B, et al. A review of multi-objective optimization: methods and algorithms in mechanical engineering problems[J]. Archives of Computational Methods in Engineering, 2022, 29(4): 2285-2308.

[81] Wang Z W, Shen C, Liu F, et al. An adjustable chance-constrained approach for flexible ramping capacity allocation[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2018, 9(4): 1798-1811.

[82] Zhang Y L. Integer programming approaches for distributionally robust chance constraints with adjustable risks[J]. Computers & Operations Research, 2025, 177: 106974.

[83] Evers W H. A new model for stochastic linear

programming[J]. Management Science, 1967, 13(9): 680-693.

[84] Rengarajan T, Morton D P. Estimating the efficient frontier of a probabilistic bicriteria model[C]// Proceedings of the 2009 Winter Simulation Conference (WSC). Austin, TX, USA. IEEE, 2009: 494-504.

[85] Rengarajan T, Dimitrov N, Morton D P. Convex approximations of a probabilistic bicriteria model with disruptions[J]. INFORMS Journal on Computing, 2011, 25(1): 147-160.

[86] Lejeune M A, Shen S Q. Multi-objective probabilistically constrained programs with variable risk: Models for multi-portfolio financial optimization[J]. European Journal of Operational Research, 2016, 252(2): 522-539.

[87] Zhang N, Kang C Q, Xia Q, et al. A convex model of risk-based unit commitment for day-ahead market clearing considering wind power uncertainty[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2015, 30(3): 1582-1592.

[88] Shen S Q. Using integer programming for balancing return and risk in problems with individual chance constraints[J]. Computers & Operations Research, 2014, 49: 59-70.

[89] Elçi Ö, Noyan N, Bülbül K. Chance-constrained stochastic programming under variable reliability levels with an application to humanitarian relief network design [J]. Computers & Operations Research, 2018, 96: 91-107.

[90] Tang C H, Xu J, Sun Y Z, et al. Look-ahead economic dispatch with adjustable confidence interval based on a truncated versatile distribution model for wind power[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(2): 1755-1767.

[91] Luedtke J, Ahmed S, Nemhauser G L. An integer programming approach for linear programs with probabilistic constraints[J]. Mathematical Programming, 2010, 122(2): 247-272.

[92] Ma H Y, Jiang R W, Yan Z. Distributionally robust co-optimization of power dispatch and do-not-exceed limits [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(2): 887-897.

[93] Zhao J Y, Zheng T X, Litvinov E. Variable resource dispatch through do-not-exceed limit[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2015, 30(2): 820-828.

[94] Kai W, Jacquillat A, Vaze V. Vertiport planning for urban aerial mobility: an adaptive discretization approach[J]. Manufacturing & Service Operations Management, 2022, 24(6): 3215-3235.

[95] Zhang Y L, Dong J. Building load control using distributionally robust chance-constrained programs with right-hand side uncertainty and the risk-adjustable variants[J]. INFORMS Journal on Computing, 2022, 34 (3): 1531-1547.

[96] Ramyar S, Tanaka M, Liu A L, et al. Endogenous risk management of prosumers by distributionally robust chance-constrained optimization[J]. IEEE Transactions on Energy Markets, Policy and Regulation, 2023, 1(1): 48-59.

[97] Wang Y, Zhao S Q, Zhou Z, et al. Risk adjustable day-ahead unit commitment with wind power based on chance constrained goal programming[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2017, 8(2): 530-541.

[98] Zhou X J, Hu J M, Li C J, et al. Risk adjustable optimal operation for electricity-hydrogen integrated energy system based on chance constrained goal programming [J]. Journal of Central South University, 2025, 32(6): 2224-2238.

[99] An Y, Zeng B. Exploring the modeling capacity of two-stage robust optimization: variants of robust unit commitment model[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2015, 30(1): 109-122.

[100] Wang C, Liu F, Wang J H, et al. Risk-based admissibility assessment of wind generation integrated into a bulk power system[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2016, 7(1): 325-336.

[101] Wang C, Liu F, Wang J H, et al. Robust risk-constrained unit commitment with large-scale wind generation: an adjustable uncertainty set approach[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(1): 723-733.

[102] Tan T, Yang M, Xie R, et al. Adjustable robust optimization with decision-dependent uncertainty for power system problems: a review[J]. Energy Conversion and Economics, 2025, 6(3): 155-169.

[103] Du Y F, Li Y Z, Duan C, et al. Adjustable uncertainty set constrained unit commitment with operation risk reduced through demand response[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(2): 1154-1165.

[104] 孟琰, 肖居承, 洪居华, 等 . 计及需求响应不确定性的节点负荷准线: 概念与模型[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(13): 28-39.
Meng Yan, Xiao Jucheng, Hong Juhua, et al. Nodal customer directrix load considering demand response uncertainty: concept and model[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(13): 28-39.

[105] 孟琰, 肖居承, 洪居华, 等 . 计及需求响应不确定性的节点负荷准线: 概念与模型[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(13): 28-39.
Meng Yan, Xiao Jucheng, Hong Juhua, et al. Nodal customer directrix load considering demand response uncertainty: concept and model[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(13): 28-39.