DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)07-0041-06

# 配电网支撑下的电力系统图卷积神经网络韧性评估方法

汪楚暑[1], 伏祥运[1], 刘瀚阳[2], 王逸飞[2], 胡明辉[1]

(1.国网连云港供电公司,江苏 连云港 222000; 2.东南大学 电气工程学院,南京 210096)

**摘　要**:随着增量配电网规模化接入,其所包含的分布式能源、储能及柔性负荷等资源将对电力系统故障传播过程和恢复能力产生显著影响。现有电力系统韧性评估大多未充分考虑配电网资源支撑作用,且传统基于蒙特卡洛的仿真方法计算量大,难以满足韧性指标快速评估需求。为此,提出一种考虑配电网资源支撑的电力系统图卷积神经网络韧性评估方法。首先,将大规模接入的增量配电网集群等效为虚拟储能模型,并纳入连锁故障仿真流程;其次,结合台风诱发初始故障、隐性故障、切负荷及系统恢复过程,构建不同系统运行点下的韧性指标样本集;然后,利用图卷积神经网络拟合系统运行点与韧性指标之间的非线性映射关系,实现韧性指标快速预测。最后,基于改进 IEEE 30 节点系统开展算例分析,并与其他模型进行对比。结果表明,所提方法能够较准确地评估考虑增量配电网资源支撑时的电力系统韧性指标,具有较好的拟合精度与应用价值。

**关键词**:韧性评估方法;系统运行点;连锁故障仿真;韧性指标;图卷积神经网络;增量配电网

**中图分类号**: TP183;TM7　　**文献标志码**: A　　**文章编号**: 1003-7241(2026)07-0041-06

# Resilience assessment method of power system graph convolutional neural network considering distribution network support

Wang Chushu[1], Fu Xiangyun[1], Liu Hanyang[2], Wang Yifei[2], Hu Minghui[1]

(1. State Grid Lianyungang Electrical Power Supply Company, Lianyungang 222000, Jiangsu, China;
2. School of Electrical Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

**Abstract**: With the large-scale integration of incremental distribution networks, the distributed energy resources, energy storage devices, and flexible loads contained in these networks can significantly influence the fault propagation process and recovery capability of power systems. Existing power system resilience assessment methods generally do not fully consider the support effect of distribution network resources, while traditional Monte Carlo simulation-based methods involve heavy computational burdens and are therefore difficult to apply to fast resilience assessment. To address this issue, a graph convolutional network (GCN)-based resilience assessment method for power systems considering distribution network resource support is proposed. First, incrementally integrated distribution network clusters are equivalently modeled as virtual energy storage and incorporated into the cascading failure simulation framework. Then, by considering typhoon-induced initial faults, hidden failures, load shedding, and system restoration processes, a resilience index sample set under different operating points is constructed. Finally, a GCN is employed to fit the nonlinear mapping relationship between system operating points and resilience indices, thereby enabling rapid resilience prediction. Case studies are carried out on a modified IEEE 30-bus system, and comparisons are made with other models. The results show that the proposed method can accurately assess the resilience indices of power systems with distribution network resource support, and it exhibits good fitting accuracy and practical application value.

**Keywords**: resilience assessment methods; system operating point; cascading fault simulation; resilience indicators; graph convolutional neural network; incremental distribution network

随着新一轮电力体制改革的不断推进,增量配电业务改革成为最受关注的一个部分[1]。增量配电网通过引入分布式能源资源(distributed energy resource,DER)和先进的通信和控制技术,将传统的单向配电网转变为具有双向能量流和多能源互联的智能配电网。增量配电网通过将电力消费用户直接与分布式能源相联系[2-4],可以有效地集成可再生能源、提高供电可靠性、降低能源消耗并促进能源交互。近年来,自然灾害的频发给配电网造成较大的冲击,亟需提高配电网应对自然灾害的能力以及灾后恢复的能力[5-11]。增量配电网的大量接入会对系统的网架结构以及拓扑造成较大影响,同时增量配电网中新能源出力的间歇性和波动性也会影响系统的潮流分布,进而对系统韧性造成影响。因此需要考虑一种增量配电网支撑的电力系统韧性评估方法。

**收稿日期**:2026-01-08;**录用日期**:2026-02-11

**基金项目**:国网江苏省电力有限公司科技项目(SGJSLYOOKJJS2201444)

**作者简介**:汪楚暑(1990—),男,硕士,工程师,研究方向为电力系统自动化,主要从事电网调控工作。

**引用本文**:汪楚暑, 伏祥运, 刘瀚阳, 等. 配电网支撑下的电力系统图卷积神经网络韧性评估方法[J]. 自动化技术与应用, 2026,45(7):41-46. (Wang Chushu, Fu Xiangyun, Liu Hanyang, et al. Resilience assessment method of power system graph convolutional neural network considering distribution network support[J]. Techniques of Automation and Applications, 2026,45(7):41-46.)

韧性评估反映了电力系统应对极端灾害的抵抗力和恢复力。近年来,由于极端自然灾害导致大范围停电的次数越来越多,电力系统的韧性受到了日益广泛的关注。国内外学者针对韧性评估的方法做了大量的研究。文献[12]提出了一种台风灾害下配电网的韧性评估框架,通过模拟台风过境时配电网的切负荷量来评估配电网的韧性。文献[13]提出了一种考虑分布式能源的韧性评估方法,对综合能源系统进行了建模并提出了最小减载策略。文献[14]提出了一种韧性约束机组组合(resilience-constrained unit commitment,RCUC)模型,通过引入两个惩罚项来对线路潮流进行均匀分配,从而减少在极端天气下的减载量,提升系统的韧性。文献[15]提出了一种考虑灾后恢复能力的韧性评估方法,从多角度建立评估体系来体现不同负荷对系统韧性的重要程度。文献[16]在评估电力系统韧性时考虑了负荷优先级,这会改变线路潮流的分布,从而影响网络的韧性。文献[17]开发了一种考虑线路故障概率的两阶段鲁棒优化方法,从而显著减少甩负荷。上述研究从应用场景上来说是在传统配电网支撑的场景下进行,而在增量配电网支撑条件下的韧性评估方法有待研究。此外,这些研究只考虑了极端事件带来的一次影响,而忽略了后续连锁故障的分析。

针对上述研究的不足,本文提出一种增量配电网支撑下考虑连锁故障的韧性评估方法。考虑到增量配电网内部分布式资源的柔性调控能力,将增量配电网等效为虚拟储能模型,并将其作为可调节发电机出力与负荷加入到连锁故障仿真模型当中。所提韧性评估方法通过韧性指标对系统韧性进行表征,首先通过对系统进行均匀采样生成系统运行点样本集,随后将生成样本输入到连锁故障仿真模型中得到对应的韧性指标。考虑到系统中潮流的分布与系统的拓扑高度相关,且潮流分布影响连锁故障的传播,因此通过图卷积神经网络(graph convolution network,GCN)构建系统运行点和韧性指标的映射关系,从而实现了对系统韧性的评估。算例分析证明了所提模型的有效性。

本文属于“国网江苏省电力有限公司科技项目:增量配电网(群)接入电网优化调度控制技术研究与应用(项目编号:SGJSLYOOKJJS2201444)”的多类型增量配电网(群)接入下主网承载能力评估及交互模式研究。

## 1 配电网虚拟储能模型

虚拟储能作为一种用户侧可调度的分布式储能资源,在近年来受到大量关注。考虑到增量配电网中同样含有大量可调节分布式资源,因此对于增量配电网中可调柔性负荷,建立增量配电网等效电池模型;对于增量配电网中剩余不可调部分按照常规负荷进行处理。增量配电网等效电池模型如下所示。

$$P_{\mathrm{IDN}}^{+} = r_P^{+} \cdot (P_{\mathrm{IDNmax}} - P_{\mathrm{IDNmin}}) \tag{1}$$

$$P_{\mathrm{IDN}}^{-} = r_P^{-} \cdot (P_{\mathrm{IDNmax}} - P_{\mathrm{IDNmin}}) \tag{2}$$

$$E = r_E \cdot E_0 = P_{\mathrm{IDN}}^{-} \cdot T \tag{3}$$

式中,$P_{\mathrm{IDN}}^{+}$、$P_{\mathrm{IDN}}^{-}$、$E$ 分别为等效充电功率、等效放电功率、等效储电量。增量配电网等效电池模型的运行功率介于 $P_{\mathrm{IDNmax}}$ 和 $P_{\mathrm{IDNmin}}$ 之间,最大等效充放电功率为 $P_{\mathrm{IDNmax}} - P_{\mathrm{IDNmin}}$,等效储能电量在 0 到 $E_0$ 之间变化。$r_{\mathrm{P}}^{+}$,$r_{\mathrm{P}}^{-}$,$r_{\mathrm{E}}$ 分别为等效充电功率折算系数、等效放电功率折算系数和等效储电量折算系数,取值在[0,1]之间,与虚拟储能的实际调度策略有关。$T$ 表示虚拟储能可持续放电的时间。

## 2 基于连锁故障模型的韧性评估

韧性指标通过连锁故障仿真获得。所提连锁故障模型是由台风引起的初始故障触发。在故障传播阶段,考虑线路拓扑变化引起的隐性故障和共因故障,并进行最佳减载。在恢复阶段,构建了线路和负载恢复模型。引入时间参数来表征线路在传播和恢复过程中的中断和恢复时间。根据上述数据,生成韧性曲线,并计算韧性指标。如图 1 所示。下面提供每个阶段的详细描述。

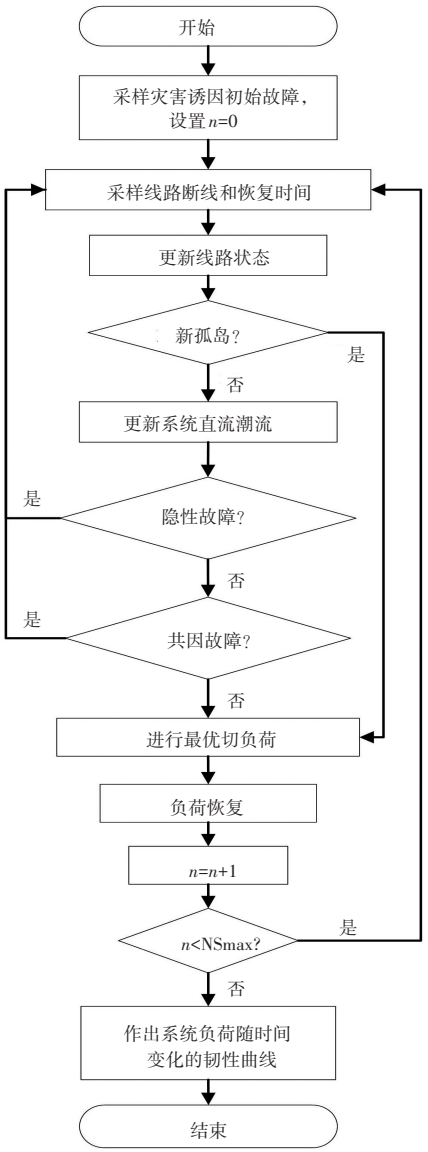



**图 1 基于连锁故障模型的韧性评估流程**

Fig. 1 Resilience assessment process based on the cascading failure model

### 2.1 连锁故障传播

在故障传播阶段,系统负载受到初始线路中断和后续连锁故障(包括隐性故障和共因故障)的影响。当故障传播结束后进行系统减载以满足故障后的运行约束。各故障阶段和最优切负荷策略详情如下。

#### 2.1.1 灾害诱因线路故障

我们考虑台风事件影响下线路的故障停运模型。当所有线路都处于同一气象条件时,长度为 $L$ 的输电线路 $m$ 的故障率和风速的关系近似表示为

$$\lambda_m(t) = L \cdot \exp\left(\mathrm{otg_}a \frac{V_m(t)}{V_\mathrm{d}} + \mathrm{otg_}b\right) \tag{4}$$

式中,$\lambda_m(t)$ 为第 $m$ 条输电线路在时刻 $t$ 的故障率;$V_m(t)$ 为第 $m$ 条输电线路在时刻 $t$ 受到的台风风速,$V_\mathrm{d}$ 为线路额定风速,模型参数 otg_$a$ 和 otg_$b$ 可通过对历史数据的统计分析得到。

由于台风天气下输电线路的停运率随时间变化,输电线路 $i$ 在时间 $t_\mathrm{m}$ 内发生故障的概率分布可以用如下的时变停运模型表示为

$$p_i(t_\mathrm{m}) = 1 - \exp\left(-\int_0^{t_m} \lambda_m(t)\,\mathrm{d}t\right) \tag{5}$$

#### 2.1.2 隐性故障

隐性故障是指在正常运行情况下不会发生,而当线路的潮流超过限制时,系统继电保护装置可能误动作,从而导致连锁故障事件的发生。本文考虑线路潮流超限,构建继电保护隐性故障概率模型。

$$p_{h,m} = \begin{cases} p_\mathrm{H},\ p_{l,m} < p_{l,m}^{\mathrm{rated}} \\ \dfrac{(p_{l,m} - p_{l,m}^{\mathrm{rated}})(1 - p_H)}{p_{l,m}^{\lim} - p_{l,m}^{\mathrm{rated}}} + p_\mathrm{H}, p_{l,m}^{\mathrm{rated}} < p_{l,m} < p_{l,m}^{\lim} \\ 1,\ p_{l,m} > p_{l,m}^{\lim} \end{cases} \tag{6}$$

式中,$p_{h,m}$ 为第 $m$ 条线路的隐性故障概率,$p_\mathrm{H}$ 为初始隐性故障概率,取决于线路参数,$p_{l,m}$ 为第 $m$ 条线路的负载率,$p_{l,m}^{\mathrm{rated}}$ 为第 $m$ 条线路的额定负载率,$p_{l,m}^{\lim}$ 为第 $m$ 条线路的极限负载率。

为确定线路是否发生故障,在计算出各线路故障概率后,采用蒙特卡洛法对线路进行抽样,生成满足均匀分布随机数 $\rho_1 \in (0,1)$,当线路故障概率 $p_1$ 大于 $\rho_1$ 时认为线路发生故障。

#### 2.1.4 最优切负荷

当没有新的故障发生或系统解体成孤岛时,故障传播过程终止。在传播过程结束时,为了减轻级联故障的影响并尽可能保证负载供应,提出最优减载模型,以满足功率平衡约束,发电机出力约束,负荷切除量约束和线路潮流约束。

$$\mathrm{Min} \sum_{j=1}^{\mathrm{NB}} \mathrm{PDcut}_j \tag{7}$$

$$\text{s.t.} \sum_{i=1}^{\mathrm{NG}} \mathrm{PG}_i + \sum_{k=1}^{N_\mathrm{IDN}} P_{\mathrm{IDN}_k}^- = \sum_{j=1}^{\mathrm{NB}} \mathrm{PD}_j - \sum_{j=1}^{\mathrm{NB}} \mathrm{PDcut}_j + \sum_{k=1}^{N_\mathrm{IDN}} P_{\mathrm{IDN}_k}^+ \tag{8}$$

$$\sum_{l=1}^{\mathrm{NL}} K_{\mathrm{L}b,l} \cdot \mathrm{PL}_l = \sum_{i=1}^{\mathrm{NG}} K_{\mathrm{P}b,i} \cdot \mathrm{PG}_i + \sum_{k=1}^{N_{IDN}} K_{1b,k} \cdot P_{\mathrm{IDN}_k}^- - \sum_{j=1}^{\mathrm{ND}} K_{\mathrm{D}b,j} \cdot (\mathrm{PD}_j - \mathrm{PDcut}_j) - \sum_{k=1}^{N_\mathrm{IDN}} K_{1b,k} \cdot P_{\mathrm{IDN}_k}^+, \forall b \tag{9}$$

$$\mathrm{PG}_{i,\min} \leqslant \mathrm{PG}_i \leqslant \mathrm{PG}_{i,\max}, \forall i \tag{10}$$

$$0 \leqslant \mathrm{PDcut}_j \leqslant \mathrm{PD}_j, \forall j \tag{11}$$

$$\mathrm{PL}_l = B_l(\theta_{fl} - \theta_{tl}), \forall l \tag{12}$$

$$-\mathrm{PL}_{l,\max} \leqslant \mathrm{PL}_l \leqslant \mathrm{PL}_{l,\max}, \forall l \tag{13}$$

式中:$\mathrm{PDcut}_j$ 为节点 $j$ 的负荷切除量,$i$、$j$、$l$ 分别表示第 $i$ 台发电机、电网中第 $j$ 个节点和第 $l$ 条线路;NB,NG 和 $N_\mathrm{IDN}$ 分别为系统节点数、发电机数量和接有增量配电网的节点数;$\boldsymbol{K}_\mathrm{L}$,$\boldsymbol{K}_\mathrm{P}$,$\boldsymbol{K}_\mathrm{D}$ 和 $\boldsymbol{K}_\mathrm{I}$ 分别为节点-线路关联矩阵、节点-发电机关联矩阵、节点-负荷关联矩阵和节点-增量配电网关联矩阵。$\mathrm{PG}_i$ 表示第 $i$ 台发电机的有功出力,$\mathrm{PG}_{i,\max}$ 和 $\mathrm{PG}_{i,\min}$ 分别为其出力上下限。$\mathrm{PL}_l$ 表示第 $l$ 条线路的有功潮流,$\mathrm{PL}_{l,\max}$ 为线路 $l$ 的潮流容量上限。$\theta_{fl}$ 和 $\theta_{tl}$ 分别表示线路 $l$ 首端节点和末端节点的电压相角,$\boldsymbol{B}$ 为电纳矩阵,$\mathrm{LS}_l$ 表示线路状态变量,当线路断开时 $\mathrm{LS}_l = 0$,线路投入运行时 $\mathrm{LS}_l = 1$。在功率平衡约束中需要考虑增量配电网储能模型的影响,将增量配电网等效放电功率 $P_\mathrm{IDN}^-$ 视作可调发电机出力,等效充电功率 $P_\mathrm{IDN}^+$ 视作可调负荷。

基于可靠性理论,认为线路断线时间分布服从指数分布。线路停电时间分布如下:

$$F(t_i) = a_i + b_i(1 - \mathrm{e}^{-c_i t_i}), t_i \geqslant 0 \tag{14}$$

式中 $a_i$ 是固有时间,$b_i$ 是时间系数,$1/c_i$ 是断线时间期望值。

### 2.2 负荷恢复

在负荷恢复阶段,需要尽可能多地使被切除的负荷得以恢复,参考电网在实际运行中的故障后恢复模式,建立线路故障恢复时间模型,此时相对于切负荷模型来说增加了电机爬坡约束。

$$\mathrm{Min.} \ -\sum_{j=1}^{\mathrm{NB}} \mathrm{PDre}_j \tag{15}$$

$$\text{s.t.} \sum_{i=1}^{\mathrm{NG}} \mathrm{PG}_i + \sum_{k=1}^{N_\mathrm{IDN}} P_{\mathrm{IDN}_k}^- = \sum_{j=1}^{\mathrm{NB}} \mathrm{PD}_j + \sum_{j=1}^{\mathrm{NB}} \mathrm{PDre}_j + \sum_{k=1}^{N_\mathrm{IDN}} P_{\mathrm{IDN}_k}^+ \tag{16}$$

$$\sum_{l=1}^{\mathrm{NL}} K_{\mathrm{L}b,l} \cdot \mathrm{PL}_l = \sum_{i=1}^{\mathrm{NG}} K_{\mathrm{P}b,i} \cdot \mathrm{PG}_i + \sum_{k=1}^{N_{IDN}} K_{1b,k} \cdot P_{\mathrm{IDN}_k}^- - \sum_{j=1}^{ND} K_{\mathrm{D}b,j} \cdot (\mathrm{PD}_j + \mathrm{PDre}_j) - \sum_{k=1}^{N_\mathrm{IDN}} K_{1b,k} \cdot P_{\mathrm{IDN}_k}^+, \forall b \tag{17}$$

$$\mathrm{PG}_{i,t-t_{re}} - t_\mathrm{re} \cdot \mathrm{PG}_{i,.\max} \cdot v_{\mathrm{re},i} \leqslant \mathrm{PG}_{i,t} \leqslant \mathrm{PG}_{i,t-t_{re}} + t_\mathrm{re} \cdot \mathrm{PG}_{i,.\max} \cdot v_{\mathrm{re},i}, \forall i \tag{18}$$

$$0 \leqslant \mathrm{PDre}_j \leqslant \mathrm{PD}_{j,0} - \mathrm{PD}_j, \forall j \tag{19}$$

$$-\mathrm{LS} \cdot \mathrm{PL}_\mathrm{max} \leqslant \mathrm{PL} \leqslant \mathrm{LS} \cdot \mathrm{PL}_\mathrm{max}, \forall l \tag{20}$$

$$\text{约束(12)、(13)} \tag{21}$$

式中,$\mathrm{PDre}_j$ 为节点 $j$ 的负荷恢复量;$\mathrm{PG}_{i.t}$、$\mathrm{PD}_{j,t}$ 和 $\mathrm{PL}_{l,t}$ 分别为时刻 $t$ 发电机 $i$ 的有功出力、节点 $j$ 的有功负荷和线路

$l$ 的有功潮流；$P^{-}_{\mathrm{IDN}_k}$ 和 $P^{+}_{\mathrm{IDN}_k}$ 分别为第 $k$ 个增量配电网的等效放电功率和等效充电功率。$K_{\mathrm{L}b,l}$、$K_{\mathrm{P}b,i}$、$K_{\mathrm{D}b,j}$ 和 $K_{\mathrm{I}b,k}$ 分别为相应关联矩阵的元素，表示节点 $b$ 与线路、发电机、负荷及增量配电网之间的关联关系；$t_{\mathrm{re}}$ 为相邻两次线路恢复之间的时间间隔，$v_{\mathrm{re}}$ 为第 $i$ 台发电机爬坡占最大出力百分比的速度，两者相乘再乘以最大出力表示两条线路恢复中的发电机允许的出力变化，$\mathrm{PG}_{i,t-t_{\mathrm{re}}}$ 为前一条线路恢复后的发电机出力；$\mathrm{PD}_{j,0}$ 为第 $j$ 个节点在故障前的负荷情况。约束(18) 表示增加的发电机爬坡约束，约束(19) 表示节点负荷恢复量不能超过故障前原始负荷。

## 3 韧性指标计算

在韧性评估的指标方面，现有研究主要是通过构建灾害发生前后系统性能随时间变化的曲线，并据此计算系统的韧性指标。图 1 为典型的电力系统韧性曲线，其中 $Q$ 为无量纲系统性能指标，$Q \in (0,1)$。

$Q$ 基于图 1 的韧性曲线提出的韧性指标从系统故障的适应性阶段和恢复性阶段两个方面进行计算。从初始性能 $Q(t_1)$ 下降到最低性能 $Q(t_2)$，维持该性能经过故障发展到 $t_3$，期间通过被动的调整以适应破坏事件带来的消极影响的能力被称为吸收能力，可由以下两个吸收性指标刻画：一是图 2 中由性能曲线 BCD 与初始性能基准线 $Q(t_1)$ 围成的面积 $R_{13}$，表示电网系统累计的性能损失；二是线段 BC 的斜率 $K_{\mathrm{BC}}$，表示故障传播速度。

$$R_{13} = \int_{t_1}^{t_3} [\,Q(t_1) - Q(t)\,]\,\mathrm{d}t \tag{22}$$

$$K_{\mathrm{BC}} = \frac{Q(t_1) - Q(t_2)}{t_1 - t_2} \tag{23}$$

恢复阶段韧性的主要特征是恢复能力，是电网由外界干预而恢复性能的能力，恢复能力可由性能恢复速率 $V_{\mathrm{rs}}$ 刻画，使用 DG 段的斜率进行表示。

$$V_{\mathrm{rs}} = \frac{Q(t_5) - Q(t_3)}{t_5 - t_3} \tag{24}$$

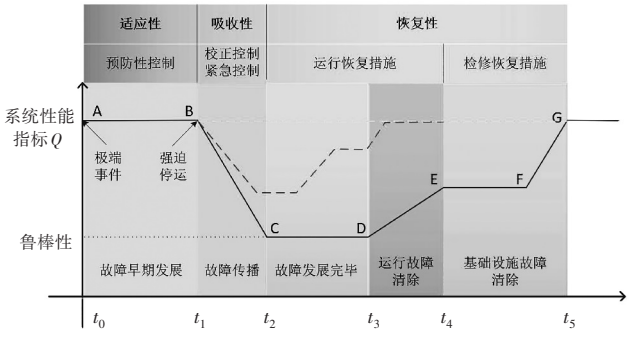



**图 2 韧性指标曲线**

Fig. 2 Resilience index curve

## 4 韧性指标映射

### 4.1 网络结构设计

通过连锁故障仿真，可以获得每个系统运行点对应的韧性指标值。万能逼近定理表明，神经网络具有强大的非线性拟合能力，因此可以用来构建二者之间的关系。考虑到系统拓扑对级联故障传播的影响以及 GCN 从图结构数据中提取拓扑特征的有效性，本文采用 GCN 构建系统运行点到韧性指标的映射。对于具有 $N$ 个节点的电力网络，GCN 模型的输入特征矩阵 $\boldsymbol{X}^{(0)} \in \mathbb{R}^{|N|\times 2}$ 可以表述为

$$\boldsymbol{X}^{(0)} = [\overrightarrow{PD}, \overrightarrow{PG}] \tag{25}$$

式中，$\overrightarrow{PD}$ 和 $\overrightarrow{PG}$ 分别表示节点负载和发电机输出的向量。

所提出的 GCN 模型由两个 GCN 层和一个全连接网络组成，如图 3 所示。在两个 GCN 层之间，每个节点通过聚合相邻节点或边的特征并执行加权求和来更新自己的特征。然后更新的特征被传播到下一个 GCN 层中的相应节点。特征更新的递归关系为

$$\boldsymbol{X}^{(l+1)}_{|N|\times d_{\mathrm{o}}} = \sigma\left((\hat{\boldsymbol{D}}^{-\frac{1}{2}}\hat{\boldsymbol{A}}\hat{\boldsymbol{D}}^{-\frac{1}{2}})_{|N|\times|N|}\,\boldsymbol{X}^{(l)}_{|N|\times d_{\mathrm{i}}}\boldsymbol{W}^{(l)}_{d_{\mathrm{i}}\times d_{\mathrm{o}}}\right),\quad l = 0,1,\cdots,L-1 \tag{26}$$

式中，$L$ 为 GCN 网络层数，$d_{\mathrm{i}}$ 和 $d_{\mathrm{o}}$ 分别表示输入和输出特征维度。$\boldsymbol{X}^{(l)}$ 和 $\boldsymbol{X}^{(l+1)}$ 分别表示输入和输出矩阵，$\boldsymbol{I}$ 是单位矩阵，$\hat{\boldsymbol{A}} = \boldsymbol{A} + \boldsymbol{I}$ 是加上自环的邻接矩阵，$\hat{\boldsymbol{D}} = \boldsymbol{D} + \boldsymbol{I}$ 是加上自环的节点度矩阵。$\sigma$ 为激活函数，本文使用 ReLU 激活函数，计算公式为

$$y = \sigma(x) = \begin{cases} x, & x > 0 \\ 0, & x \leqslant 0 \end{cases} \tag{27}$$

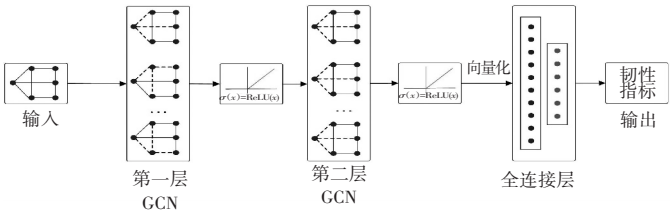



**图 3 GCN 网络结构**

Fig. 3 GCN network structure

使用 GCN 捕获级联故障传播的拓扑模式后，采用全连接层建立 GCN 提取的电气特征与弹性指标之间的映射关系。由于 GCN 提取的特征也是图结构数据，因此我们将这些提取的特征 $X^{L}_{|N\times d_o|}$ 向量化成 $\boldsymbol{X}^{L}_{|1\times(N\times d_o)|}$ 作为全连接层的输入，确保与全连接层的输入维度兼容。

为选择合适的神经网络训练方法，设计两种训练模式：单输出和多输出。在单输出模式下，为每个韧性指标分别构造一个 GCN 预测器。每个预测器都使用均方根误差 (root mean square error, RMSE) 作为损失函数。

$$\begin{aligned} \hat{R}_{13} &= \mathrm{GCN}_1(\overrightarrow{PG}, \overrightarrow{PD}) \\ \hat{K}_{\mathrm{BC}} &= \mathrm{GCN}_2(\overrightarrow{PG}, \overrightarrow{PD}) \\ \hat{V}_{\mathrm{rs}} &= \mathrm{GCN}_3(\overrightarrow{PG}, \overrightarrow{PD}) \end{aligned} \tag{28}$$

在多输出模式下，韧性指标被合并到一个统一的向量中，并且构建了一个 GCN 预测器，即

$$\hat{\boldsymbol{R}} = [\hat{R}_{13}, \hat{K}_{\mathrm{BC}}, \hat{V}_{\mathrm{rs}}] = \mathrm{GCN}(\overrightarrow{PG}, \overrightarrow{PD}) \tag{29}$$

由于各韧性指标具有不同的量纲和数值尺度,例如,累积性能损失区域 $R_{13}$ 的数据大约为 $10^{1}$,而代表系统性能下降的斜率仅约为 $10^{-3}$。输出数据值的巨大差异使得传统神经网络难以学习多输出模式下小数量级数据的分布模式。因此,我们采用均方根百分比误差(root mean square percentage error RMSPE)作为损失函数来消除维度的影响。

$$\mathrm{RMSPE}=\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}\sqrt{\left(\frac{R_i-\hat{R}_i}{R_i}\right)^2} \tag{30}$$

式中,$M$ 是样本数,$R_i$ 和 $\hat{R}_i$ 分别是韧性指标的真实值和预测值。

## 5 算例分析

本文采用 IEEE-30 节点案例进行仿真验证,假设节点 8,节点 12 和节点 25 带有大规模增量配电网集群,此时节点拓扑如图 4 所示。为生成用于拟合连锁故障仿真过程的数据集,设置系统各节点的负荷和发电机出力在给定值的 50%~150%范围内均匀波动,通过连锁故障仿真模型生成每个系统运行点对应的 3 个韧性指标 $R_{13}$,$K_{\mathrm{BC}}$ 和 $V_{\mathrm{rs}}$。共生成了 2 000 组输入输出样本集。

### 5.1 GCN 收敛性能

为了直观地了解GCN的稳定性和收敛速度,图5展示了 GCN 的单输出和多输出模式下,训练集和验证集的损失函数值随着训练次数增加的变化情况。由图 5 可知,GCN 单输出和多输出模式的损失函数都随训练次数增加逐渐下降,当训练次数达到 500 代左右时,GCN 的训练集和验证集的误差都趋于稳定,这表明模型的损失函数是收敛的,并且没有发生过拟合行为。

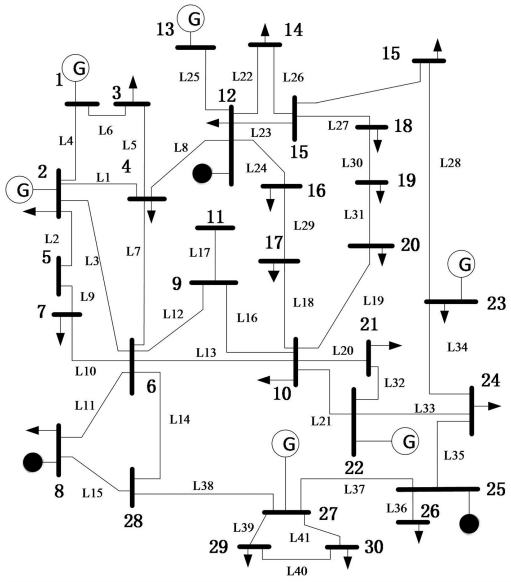
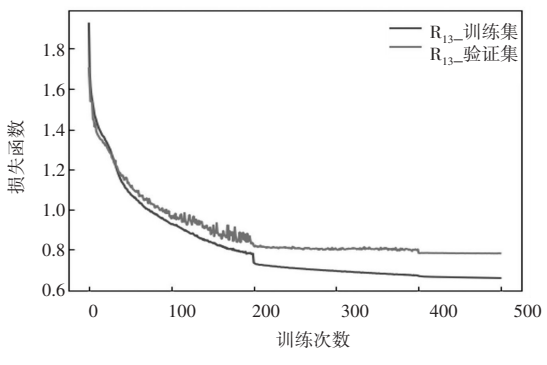
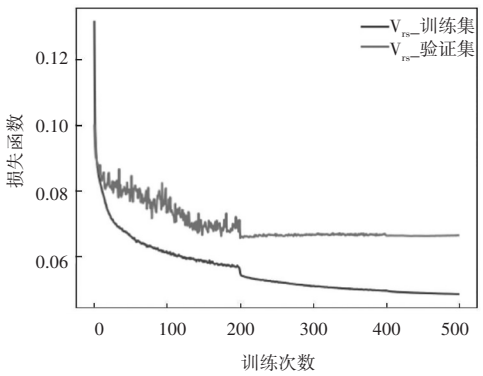



**图 4 含增量配电网的 IEEE 30 节点系统**

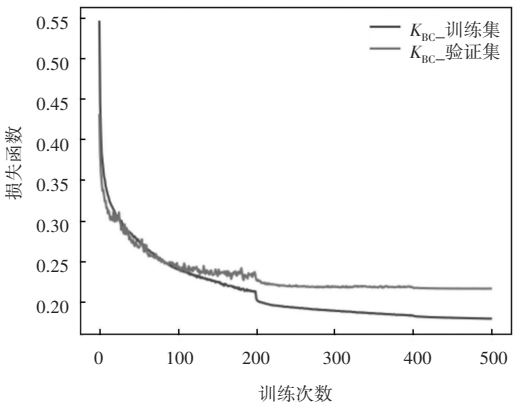
Fig. 4 IEEE 30-bus system with incremental distribution networks



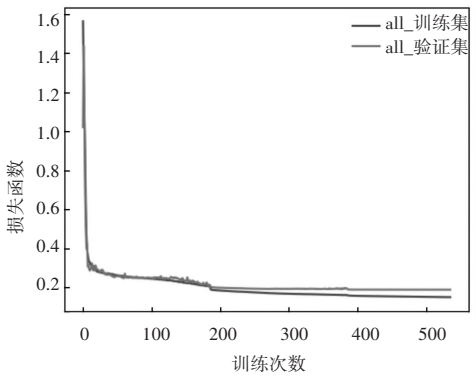

(a) $R_{13}$ 单输出收敛曲线




(b) $V_{\mathrm{rs}}$ 单输出收敛曲线




(c) $K_{\mathrm{BC}}$ 单输出收敛曲线




(d) 多输出收敛曲线

**图 5 GCN 损失函数收敛过程**

Fig. 5 Convergence process of the GCN loss function

### 5.2 损失函数有效性

为了证明所提出的损失函数的有效性,对 RMSPE、RMSE 和均方误差(mean square error,MSE)作为损失函数进行了比较。在测试集中评估实际值和预测值之间拟合误差最小的样本。

如表 1 所示,在学习大数量级韧性指标 $R_{13}$ 的分布规律时,3 种损失函数都达到了很高的精度。然而,对于小数量级的韧性指标 $K_{BC}$ 和 $V_{rs}$,使用 RMSE 和 MSE 损失函数的预测值均为 0,而 RMSPE 的预测精度明显更高。由于 RMSPE 计算百分比误差,有效减轻了维度对神经网络训练的影响,表明 RMSPE 在学习小规模数据的分布模式方面具有显著优势。

**表 1 测试集误差最小点的预测值与真实值的比较**

Tab. 1 Comparison between the predicted and true values at the minimum-error point in the test set

| 损失函数 | $R_{13}$ 真实值 | $R_{13}$ 预测值 | $V_{rs}$ 真实值 | $V_{rs}$ 预测值 | $K_{BC}$ 真实值 | $K_{BC}$ 预测值 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| RMSPE | 12.647 | 12.803 | 0.010 | 0.010 | 0.047 | 0.047 |
| RMSE | 13.553 | 13.550 | 0.011 | 0.000 | 0.047 | 0.000 |
| MSE | 11.845 | 11.817 | 0.009 | 0.000 | x0.040 | 0.036 |

### 5.3 GCN 模型准确性

为了测试所提出的 GCN 模型的准确性,比较了单输出和多输出模式下 GCN 和传统深度神经网络(deep neural network, DNN)的平均绝对百分比误差 mean absolute percentage error,MAPE)。MAPE 以百分比表示,表示预测值与实际值之间的相对偏差,使其在不同规模的预测场景中更具可比性。MAPE 计算公式为

$$\mathrm{MAPE}=\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}\left|\frac{R_i-\hat{R}_i}{R_i}\right|\times 100\% \tag{31}$$

DNN 模型由 3 个全连接层组成,输入层维度为 $X^{L}_{|1\times(\aleph\times 2)|}$,通过向量化 ***PD*** 和 ***PG*** 并作为 DNN 的输入。所有模型都采用相同的数据集和激活函数,训练结果如表 2 所示。可以看出,所提出的 GCN 单输出模式能够实现对每个韧性指标更精准的预测。

**表 2 测试集每个韧性指标的 MAPE**

Tab. 2 MAPE of each resilience index in the test set

| 韧性指标 | $\hat{R}_{13}$ | $\hat{K}_{BC}$ | $\hat{V}_{rs}$ |
|---|---|---|---|
| GCN 单输出 | 9.09 | 14.87 | 14.95 |
| GCN 多输出 | 11.39 | 16.82 | 15.79 |
| DNN 单输出 | 10.37 | 16.46 | 17.06 |
| DNN 多输出 | 11.82 | 19.53 | 16.18 |

## 6 结论

本文提出了一种利用 GCN 进行增量配电网支撑条件下韧性评估的方法,将增量配电网等效为虚拟储能单元并加入到连锁故障仿真模型当中,并对连锁故障仿真的过程进行了拟合,通过算例证明了结果的有效性。本方法从系统运行点的角度提供了一种增量配电网支撑条件下韧性评估的思路,可以在灾害发生前规划系统的负荷和发电机出力分布,减少极端事件对增量配电网的影响,提升系统的韧性。

## 参考文献

[1]国家发展改革委, 国家能源局. 有序放开配电网业务管理办法: 发改经体〔2016〕2120 号[EB/OL]. (2016-10-08)[2026-06-17]. https://www.nea.gov.cn/2016-10/11/c_135746081.htm.

[2]马伟, 刘景青, 贺楠, 等. 市场环境下增量配电网运营模式及交易机制研究[J]. 电力需求侧管理, 2020, 22(4):51-55.

[3]朱进, 岳付昌, 汪楚暑, 等. 考虑增量配电网资源支撑的频率安全约束机组组合优化决策方法[J]. 电网与清洁能源, 2023, 39(8):73-81, 88.

[4]冯子烜. 含氢储能的增量配电网容量配置和运行策略研究[D]. 秦皇岛:燕山大学, 2023.

[5]王婷婷, 王玥, 于红丽, 等. 含高比例新能源的新型配电系统韧性资源调度[J]. 可再生能源, 2022, 40(9):1249-1256.

[6]张笑弟, 高强, 潘弘. 面向态势全感知的高弹性配电网一二次协同规划问题研究[J]. 供用电, 2022, 39(3):3-8.

[7]彭佳盛, 文云峰, 梁晓锐, 等. 基于弹性系数的配电网重构与故障抢修协同优化方法[J]. 电力系统自动化, 2025, 49(6):88-95.

[8]陈浩昆. 基于三维 GIS 的智能配网自动巡检技术[J]. 自动化技术与应用, 2025, 44(8):106-110.

[9]张回兵, 鲍小锋, 许志松, 等. 基于 GPRS 网络的配电网接地线故障区段在线定位方法[J]. 自动化技术与应用, 2026, 45(1):102-105,136.

[10]刘冲. 极端天气情况下配电网弹性提升和优化配置模型研究[D]. 南昌:南昌大学, 2023.

[11]杨扬. 面向配电网弹性提升的分布式电源优化配置及故障恢复策略研究[D]. 北京:华北电力大学, 2023.

[12]Wang Y, Huang T, Li X, et al. A resi-lience assessment framework for dist- ribution systems under typhoon disa-sters[J]. IEEE Access, 2021(9):155224-155233.

[13]Liu Z, Qiu H, Weng L, et al. Resili-ence assessment of integrated energy distribution networks considering distributed energy resources[C]//2021 International Conference on Power System Technology (POWERCON). Haikou, China:IEEE, 2021:188-193.

[14]Wang Y, Huang L, Shahidehpour M, et al. Resilience-constrained hourly unit commitment in electricity grids[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(5):5604-5614.

[15]高鑫, 唐飞, 王晨旭, 等. 含分布式电源的配电网韧性与评估方法研究[J]. 武汉大学学报(工学版), 2023, 56(1):1-8.

[16]Sabouhi H, Doroudi A, Fotuhi-Firuzabad M, et al. Electrical power system resilience assessment: a com-prehensive approach[J]. IEEE Systems Journal, 2019, 14(2):2643-2652.

[17]Trakas D N, Hatziargyriou N D. Resilience constrained day-ahead unit commitmentunder extreme weather events[J]. IEEE Transactions on power systems, 2019, 35(2):1242-1253.