文章编号:1000 - 582X(2003)03 - 0035 - 04

# 基于 NLPNN 的电网可靠性评估模型*

吴开贵, 李学明, 吴中福
(重庆大学 计算机学院,重庆 400044)

**摘　要**:电力系统的根本任务是尽可能经济而可靠地将电力供给各种用户,安全、经济、可靠是对电力系统的根本要求。运用 NLPNN 模型,进行了电力系统故障状态的行为分析研究,提出了该问题的稳定性和收敛性定理,证明了求解负荷优化削减问题的可行性和收敛性。同时还提出了用 NLPNN 来对电力系统进行可靠性分析的新思路,且在电网可靠系计算分析模型方面取得了很大进展,为可靠性的计算提供了新的技术手段和理论基础。

**关键词**:可靠性; 算法; 神经网络
**中图分类号**:TM732; TM711　　**文献标识码**:A

电力系统在故障状态下的行为分析实质上是一个非线性优化问题[1-2]。如果考虑 DC 潮流(直流潮流),那么问题可转化为一个线性规划问题[3]。线性规划是一个理论上非常成熟的问题,其求解方法主要是单纯形法,是一个具有指数复杂度的算法。1986 年,Tank 和 Hopfield 给出了第一个求解线性优化的神经网络——TH 线性优化网络,它可以在一般电路时间常数数量(几百纳秒)内求解复杂的优化问题,从而开辟了一个求解优化问题的新途径。但是,在用 TH 网络求解线性优化问题时,仍存在如下问题:

1)有时得到的解不满足线性优化问题的约束条件,即可行解问题;

2)TH 网络有可能出现不稳定的特殊情况;

3)局部最优和伪最优解问题。

针对 TH 线性优化网络存在的可行性问题和稳定性问题,文献[4]给出了一种新的线性规划神经网络 NLPNN(New Linear Programming Neural Network)。可以证明:这一网络不仅是大范围渐近稳定的,而且它所给出的解可与线性优化的最优解任意接近。因此,NLPNN 可用于电力系统在故障状态下的行为分析。

## 1　NLPNN 模型[4]

在 TH 网络中,首先是将一线性优化问题转化为 TH 网络的能量函数的无约束优化问题,然后通过 TH 网络自身的动态演化,使网络达到平衡态,从而求得能量函数的极小点。与 TH 网络不同,可将线性优化问题转换成能量函数的非负约束优化问题。

设一般线性规划问题:

$$\min\{C^T x \mid Ax = b, x \geqslant 0\} \tag{1}$$

可以得到如下定理。

**定理 1**:设(1)式存在最优解,其最优值 $M$,$x_{\lambda,\mu}$ 是下列问题:

$$\min\{C^T x + \lambda \|Ax - b\|^2 + \mu \|x\|^2,\ x \geqslant 0 (\lambda > 0, \mu > 0)\} \tag{2}$$

的最优解,那么当 $\lambda \to \infty$, $\mu \to 0^+$ 时,有 $C^T x_{\lambda,\mu} \to M$, $Ax_{\lambda,\mu} \to b$

证明:因(1)的最优解存在,由线性规划的对偶定理,存在矢量 $g \in R^m$,使 $C - A^T g \geqslant 0$,这样(2)式的目标函数可表示为

$$(C - A^T g)^T x + g^T Ax + \lambda \|Ax - b\|^2 + \mu \|x\|^2 \tag{3}$$

设 $x*$ 是(1)式的一最优解,则有

$$g^T (Ax_{\lambda,\mu}) + \lambda \|Ax_{\lambda,\mu} - b\|^2 \leqslant M + \mu \|x\|^2 \tag{4}$$

由上式知:当 $\lambda \to \infty$, $\mu \to 0^+$ 时,有 $Ax_{\lambda,\mu} \to b$。

设 $M_{\lambda,\mu}$ 是线性优化:

$$\min\{C^T x \mid Ax = Ax_{\lambda,\mu}, x \geqslant 0\} \tag{5}$$

* 收稿日期:2002 - 11 - 17
基金项目:国家自然科学基金资助项目(60073047)
作者简介:吴开贵(1966 - ),男,重庆人,重庆大学博士后。主要从事神经网络、电力系统可靠性评估及电子商务等研究。

的最优解,则当 $\lambda\to\infty$ ,$\mu\to 0^+$ 时,有 $M_{\lambda,\mu}\to M$,显然有

$$M_{\lambda,\mu}\leqslant C^T x_{\lambda,\mu}\leqslant M^*+\mu\|x^*\|$$

因此当 $\lambda\to\infty$ ,$\mu\to 0^+$ 时 $C^T x_{\lambda,\mu}\to M$。证毕。

引入一种新的神经网络模型,它由如下方程描述:

$$\begin{cases}\dfrac{dx}{dt}=Tx+I\\ x\geqslant 0\end{cases}\tag{6}$$

式中 $x\in BR^n_+=\{x\geqslant 0\}$ ,$T$ 是 $n\times n$ 权矩阵,$I\in R^n$ 为常量。把能量函数定义为:

$$E(x)=-\frac{1}{2}x^T Tx-x^T I\tag{7}$$

由于 $R^n_+$ 是闭凸集,$E(x)$ 是严格凸函数,所以 $E(x)$ 在 $R^n_+$ 上存在唯一的全局最小点 $x_{\min}$。因此有:

**定理2**:对(3)式所描述的线性优化神经网络,有:

①$x_{\min}$是大范围渐近稳定的;

②若设 $x=x(t)$ 是(6)式的非平衡解,则 $E(x(t))$ 单调减($\lambda\to\infty$)且 $E(x(t))\to E(x_{\min})$。所以(6)式的任一个解都是有界的。进一步令

$$\begin{cases}T=-2\lambda A^T A-2\mathrm{diag}(\mu,\cdots,\mu)\\ I=C+2\lambda A^T b\end{cases}\tag{8}$$

则有(6)式的能量函数(7)式与(2)式的目标函数仅差一个常数,所以有 $x_{\lambda,\mu}=x_{\min}$,即(6)式的大范围渐近稳定点 $x_{\min}$ 是(2)式的最优解 $x_{\lambda,\mu}$,这样利用这种神经网络可以求解(1)式所述的线性优化问题。

**证明**:1) 先证:若 $x=x(t)$ 是(6)式的非平衡解,则 $E(x(t))$ 是 $t$ 的单调减函数。显然,只要考虑(6)式的局部解。设 $\varphi:(0,\delta)(C$ 是(6)式的局部解,这样当 $t\in(0,\delta)$ 时

$$E(\varphi(t))=-\frac{1}{2}(\varphi(t)^T T\varphi(t)-(\varphi(t))^T I\tag{9}$$

$$\frac{dE(\varphi(t))}{dt}=-(T\varphi(t))+I)^2\tag{10}$$

因此 $E(\varphi(t))$ 是 $t$ 的单调函数。

2) 证明 $x_{\min}$ 是(6)式唯一的平衡点。

由1)可知:$x=x_{\min}$ 是(6)式的平衡点,设 $x^*$ 是异于 $x_{\min}$ 的(6)式的平衡点,定义:

$$f(t)=E(x^*+t(x_{\min}-x^*))\quad t\in[0,1]$$

显然 $f(t)$ 是严格凸函数,且 $f(t)$ 是严格单调减函数,因此

$$\left.\frac{df(t)}{dt}\right|_{t=0}<0\tag{11}$$

即:$(Tx^*+I)^T(x_{\min}-x^*)<0$

又因 $x^*+t(x_{\min}-x^*)\in[0,1]$。因此矛盾,故 $x_{\min}$ 是唯一的平衡点。

3) 证明 $x_{\min}$ 是稳定平衡点。不失一般性,设

$$(Tx_{\min}+I)_i<0\qquad i=1,2,\cdots,m$$

$$(Tx_{\min}+I)_i<0\qquad i=m+1,\cdots,n$$

显然有 $(x_{\min})_i=0\ (i=1,2,\cdots,m)$,因此 $x_{\min}$ 是 $E(x)$ 在 $D=\{x\in R^n\mid x_i=0,\ i=1,2,\cdots,m\}$ 的全局最小点。由于 $E(x)$ 在 $D$ 上是严格负定二次函数,所以存在 $\beta>0$,使

$$E(x)-E(x_{\min})\leqslant\beta\|x-x_{\min}\|^2\ x\in D\tag{12}$$

设当 $\|x-x_{\min}\|<\varepsilon$ 时,有

$$(T_x-I)_i<-\delta\ (\delta>0)\ i=1,2,\cdots,m\tag{13}$$

则当 $x\in R^n_+$,且 $\|x-x_{\min}\|<\varepsilon$ 时,

$$E(x)-E(x_{\min})\geqslant\beta\sum_{i=m+1}^{n}(x_i-(x_{\min})_i)^2+\delta\sum_{i=1}^{m}x_i\tag{14}$$

由常微分方程理论和上式可知 $x_{\min}$ 是稳定平衡点。

这样就证明了 $x_{\min}$ 是唯一的稳定平衡点。由(1)可知定理结论成立。因此,该神经就可以解决线性优化问题。因此,该 NLPNN 的动态方程为:

$$\begin{cases}\dfrac{dx}{dt}=-C-2\mu x-2\lambda A^T(Ax-b)\\ x\geqslant 0\end{cases}\tag{15}$$

## 2 基于NLPNN的负荷调整模型

由于电力系统可靠性评估考虑的因素较多,如网络的结构、电压质量,功角关系、元件的响应过程等,这就使得可靠性计算极为复杂。可靠性分析的基本步骤为:

1)产生(或枚举)系统(网络)可能的故障状态(事件);系统的故障状态,可通过潮流计算或神经网络来识别。

2)对每一个故障状态(事件),进行系统(网络)的行为分析,形成"系统(网络)的失效事件集";进行系统行为分析,并在可靠性评估中转为负荷削减计算。

3)根据所形成的"系统(网络)的失效事件集",按概率的方法累积形成所需要的可靠性指标。

电力系统可靠性评估中,负荷削减计算,即计算该状态对用户的影响,可以归结为一个线性规划问题:

$$\min\quad Z(R)=\sum_{i\in N}R_i\tag{16}$$

$$\text{subject to}\quad P_G+R-B\theta=P_D\tag{17}$$

$$|P|\leqslant\overline{P}\tag{18}$$

$$\underline{P_{G1}}\leqslant P_G\leqslant\overline{P_G}\tag{19}$$

$$0\leqslant R\leqslant P_D\tag{20}$$

其中,$R$ 是节点的削负荷量,$\overline{P}$ 是线路转送的最大有功

功率,$P_D$是节点的负荷量，$\underline{P_{G1}}$、$P_G$、$\overline{P_G}$分别是发电机的最小发电有功、发电机的有功出力、发电机的最大发电有功。$P$ 是线路上传送的有功功率。

**定理 3**：负荷削减计算规划问题(16)、(17)、(18)、(19)、(20)等价与一般线性规划问题(1)。

证明：假设平衡节点的编号为 0，由(17)式可推出

$$\theta=\begin{pmatrix}0\\(B')^{-1}(P_G+R-P_D)\end{pmatrix}\tag{21}$$

式中 $B'$是 $B$ 中去掉第一行和第一列所得到的矩阵，且为可逆矩阵，$B$ 为系统电纳矩阵，其非对角元素为 $B_{ij}=-B_k$，对角元素为 $B_{ii}=\sum_{j\in N(i)}B_K$，$N(i)$为直接同节点 $i$ 相连的节点集。

由于线路的功率 $P_{ij}=\dfrac{\theta_i-\theta_j}{x_{ij}}$，$i,j$ 分表示节点 $i$ 和节点 $j$，$x_{ij}$表示电抗。也可表示为：

$$P=A\theta\tag{22}$$

式(22)中，$A$ 必须存在，即 $x_{ij}\neq 0$。把(21)代入(22)得：

$$P=A\begin{pmatrix}0\\(B')^{-1}(P_G+R-P_D)\end{pmatrix}\tag{23}$$

即：

$$P=\left(A\begin{pmatrix}0\\(B')^{-1}\end{pmatrix}\right)(P_G+R-P_D)\tag{24}$$

记 $A'=\left(A\begin{pmatrix}0\\(B')^{-1}\end{pmatrix}\right)$，则：

$$P=A'(P_G+R)-A'P_D\tag{25}$$

设

$$P'_G=P_G-\underline{P_G}\tag{26}$$

把(25)、(26)代入(18)，经过调整，得：

$$\begin{pmatrix}A'&A'\\A'&A'\end{pmatrix}\begin{pmatrix}R\\P'_G\end{pmatrix}\le\begin{pmatrix}A'P_D-A'\underline{P_G}+\overline{P}\\A'p_D0A'\underline{P_G}-\overline{P}\end{pmatrix}\tag{27}$$

将(26)代入(19)，且与(20)合并，得：

$$\begin{pmatrix}R\\P'_G\end{pmatrix}\le\begin{pmatrix}\overline{P_G}-\overline{P_G}\\P_D\end{pmatrix}\tag{28}$$

将(27)和(28)合并，得：

$$\begin{pmatrix}A'&A'\\A'&A'\\E&0\\0&E\end{pmatrix}\begin{pmatrix}R\\P'_G\end{pmatrix}\le\begin{pmatrix}A'P_D-A'\underline{P_G}+\overline{P}\\A'P_D-A'\underline{P_G}-\overline{P}\\\overline{P_G}-\underline{P_G}\\P_D\end{pmatrix}\tag{29}$$

因此，线性规划问题(16)～(20)可等价于下规划问题：

$$\min z(R)=\sum_{i\in N}R_i\tag{30}$$

subject to

$$\begin{pmatrix}A'&A'\\A'&A'\\E&0\\0&E\end{pmatrix}\begin{pmatrix}R\\P'_G\end{pmatrix}\le\begin{pmatrix}A'P_D-A'\underline{P_G}+\overline{P}\\A'P_D-A'\underline{P_G}-\overline{P}\\\overline{P_G}-\underline{P_G}\\P_D\end{pmatrix}\tag{31}$$

在不等式(31)中，假设右边的计算结果 $B$ 中，有 $M$ 个值小于 0，把这 $M$ 个取绝对值，就得到 $B'$。那么，就可以通过加人工变量的方法，把(30)和(31)所表示的规划等价于下述线性规划：

$$\begin{pmatrix}A'&A'&\\A'&A'&F\\E&0&\\0&E&\end{pmatrix}\begin{pmatrix}R\\P'_G\end{pmatrix}\le B'\tag{32}$$

subject to

$$\begin{pmatrix}A'&A'&\\A'&A'&F\\E&0&\\0&E&\end{pmatrix}\begin{pmatrix}R\\P'_G\end{pmatrix}\le B'\tag{33}$$

式中 $M\sum_{i=N+1}^{M}R_i$ 是惩罚项，$F$ 是稀疏矩阵。然后，对(33)加入人工变量，就可把(32)和(33)所表示的线性规划等价为：

$$\min z(R)=\sum_{i\in N}R_i+M\sum_{i=N+1}^{M}R_i\tag{34}$$

subject to

$$\begin{pmatrix}A'&A'\\A'&A'\\E&0\\0&E\end{pmatrix}\begin{pmatrix}R\\P'_G\end{pmatrix}=B'\tag{35}$$

式(35)中，$E'$是单位矩阵。由文献[3]中 32 页的讨论

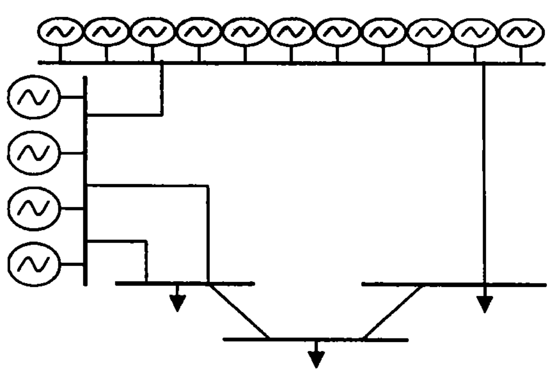

图 1　发输电组合系统接线图

可以知道，式(34)和(35)所表达规划问题等价于一般线性规划问题(1)式，因此，可用前述的的神经网络模型(15)进行求解。

定理4:负荷削减计算规划问题(16)~(20)所等价的神经网络模型是收敛的。

证明:先用定理3,然后可由定理1直接得到。

定理5:负荷削减计算规划问题(16)~(20)所等价的神经网络模型是稳定的。

证明:先用定理3,然后可由定理2直接得到。

由定理3、定理4和定理5可知,负荷削减计算规划问题(16)~(20)可由NLPNN来求解,且其解是稳定和收敛的。

表1 对发输电系统的计算结果

| 负荷削减算法 | 失负荷概率 LOLP | 电量不足期望 EENS |
|---|---|---|
| 单纯形[5] | 0.012049581 | 9.1513181 |
| 就近削减法[5] | 0.014870515 | 9.1549307 |
| 神经网络法 | 0.014968014 | 9.4201478 |

## 3 模拟结果及分析

作者用VC6.0在WINDOWS98平台上实现了上述神经网络的模拟计算。作者开发了一个神经网络模拟计算类Cnlpnet,该类从MFC类中Cobject类派生出来,具有完整的数据输入输出功能。把参数$\mu$选为0.001,$\lambda$选为100,迭代收敛判据为0.000 001,迭代步长为0.000 1,使用龙格库塔法来模拟神经网络,并对图1的5节点电力系统的可靠性进行了可靠性计算,其数据参见文献[6],基准功率为100MVA,基准电压为220千伏。计算结果(标么值)如表1所示。可以看出,在电力系统可靠性评估中,可用优化神经网络来进行负荷削减计算,其结果与单纯形法、就近削减法相近[2]。

## 4 小结

笔者阐述了NLPNN模型,分析了它收敛性和稳定性,奠定了NLPNN在电力系统可靠系评估中应用的理论基础。同时阐述了电力系统负荷削减模型,证明了用NLPNN模型求解该负荷削减问题的可行性,论证得出的定理3~5,为网络可靠性的计算提供了新的技术手段和理论基础。在上述理论研究基础上,用VC6.0编制了基于OOP(面向对象技术)的Cnlpnet类,来模拟该神经网络的计算过程。将此模拟神经网络用于电力系统可靠性计算,结果表明:该神经网络能可靠地进行电力系统故障状态的负荷削减计算。

**参考文献:**

[1] 焦李成. 神经网络计算[M],西安:西安电子科技大学出版社,1993.

[2] 吴开贵. 电力系统可靠性评估的智能模型及算法研究[D]. 重庆:重庆大学,1999.

[3] 吴开贵,张安邦,周家启. 基于自组织RBFN神经网络的预想事故分类器的设计[J]. 中国电机工程学报,1999,12(19):61-64.

[4] BILLINTON R, LI WENYUAN. Reliability assessment of electric power systems using monte carlo methods[M]. New York,Plenum Press, 1994.

[5] 甘应爱,田丰. 运筹学[M]. 北京:清华大学出版社,1998.

[6] 周家启,任震译. 电力系统可靠性评估[M]. 重庆:科学技术文献出版社重庆分社,1986.

# NLPNN Model in Power Systems Reliability Evaluation

*WU Kai-gui, LI Xue-ming, WU Zhong-fu*

(College of Computer Science, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

**Abstract**: The purpose of a power system is to deliver the power the customers require in real time, on demand, within acceptable voltage and frequency limit, and in a reliable and economic manner. Using NLPNN (New Linear Programming Neural Network) model, the behavior analysis of power system under fault conditions is carried through. The stability and convergence theorems are set up to obtain the resolution for the problem of the load curtailment strategy. A new way is open up to evaluate the reliability of power systems and the great progress in calculation analysis model is achieved. The new calculation technique and theory foundation of reliability evaluation are supplied.

**Key words**: reliability; algorithm; neural network

(责任编辑 吕赛英)