

模糊优选神经网络在水利投资项目评价中的应用

杨义灿，郑垂勇，戴树声

(河海大学技术经济学院，江苏 南京 210098)

摘要 建立了一个三层前向式神经网络结构，将模糊优选理论与神经网络理论相结合，通过改进的 BP 算法对网络进行训练，并把该网络用于对水利投资项目的评价。应用成果表明模糊优选神经网络用于水利投资项目评价结果更加合理，并且具有简单实用、客观准确的优点，有着广泛的应用前景。
关键词 模糊优选理论，神经网络，水利投资项目，评价
中图分类号 :O224 ;TV214 文献标识码 :A 文章编号 :1000-1980(2001)01-0083-05

1 模糊优选理论模型分析^[1 2]

设有 n 个待优选非劣方案构成方案集 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ ，每个方案要考虑 m 个指标，记指标集 $G = \{G_1, G_2, \dots, G_m\}$ ，其属性矩阵为 $X = (x_{ij})_{m \times n}$ ，其中 x_{ij} 是方案 X_j 的第 i 个指标值。指标通常有四种类型：效益型、成本型、固定型和区间型。为增加可比性和消除不同物理量纲对优选结果的影响，一般要求先作规格化处理。评价的指标类型不同，规格化处理的方法也不同。

对于效益型指标，设 $x_{i\max}$ 和 $x_{i\min}$ 为效益型指标的最大值和最小值，一般可令

$$r_{ij} = (x_{ij} - x_{i\min}) / (x_{i\max} - x_{i\min}) \quad j = 1, 2, \dots, n \tag{1}$$

对于成本型指标，设 $x_{i\max}$ 和 $x_{i\min}$ 为成本型指标的最大值和最小值，可令

$$r_{ij} = (x_{i\max} - x_{ij}) / (x_{i\max} - x_{i\min}) \quad j = 1, 2, \dots, n \tag{2}$$

对于固定型指标，设 x_i^* 为固定型指标的最佳稳定值，令

$$r_{ij} = 1 - |x_{ij} - x_i^*| / (\max_i |x_{ij} - x_i^*|) \quad j = 1, 2, \dots, n \tag{3}$$

对于区间型指标，令

$$r_{ij} = \begin{cases} 1 - (d_i - x_{ij}) / \Delta_i & x_{ij} < d_i \\ 1 & x_{ij} \in [d_i, d^i] \\ 1 - (x_{ij} - d^i) / \Delta_i & x_{ij} > d^i \end{cases} \quad j = 1, 2, \dots, n \tag{4}$$

式中 $\Delta_i = \max\{d_i - x_{i\min}, x_{i\max} - d^i\}$ ， $[d_i, d^i]$ 是区间型指标的最佳区间。

于是可将目标矩阵转变为隶属度矩阵

$$R = (r_{ij})_{m \times n} \tag{5}$$

按照优选的相对性，可定义相对理想方案与负理想方案为

$$G = (1, 1, \dots, 1)^T \quad B = (0, 0, \dots, 0)^T \tag{6}$$

决策者偏好、期望等可通过目标权重向量 w 来体现，设方案集中 m 个目标的权向量为

$$w = (w_1, w_2, \dots, w_m)^T \quad \sum_{i=1}^m w_i = 1 \tag{7}$$

根据模糊优选理论，可得方案 j 评价的相对优属度 U_j 模型为

$$U_j = 1 / [1 + (1 / \sum_{i=1}^m w_i r_{ij} - 1)^2] \tag{8}$$

令 $v_j = \sum_{i=1}^m w_{ij} r_{ij}$ ($j = 1, 2, \dots, n$), 则式(8)可改写成

$$U_j = 1/[1 + (1/v_j - 1)^2] \quad (9)$$

文献[1][2]证明了式(9)的函数是有界单调递增的, 函数图形在区间[0, 0.5]为凹性, 在区间[0.5, 1]为凸性, 这些性质与神经网络BP算法的激励函数Sigmoid函数的性质相似. 因此, 模糊优选理论模型为Sigmoid型函数, 可以用来描述神经网络系统中神经元的非线性特性或激励函数. 选用模糊优选理论模型作为激励函数, 与通常的Sigmoid型函数相比, 具有比较清晰、直观的物理意义.

2 模糊优选神经网络和BP学习算法^[3,4]

人工神经网络中用称为神经元的简单元件来处理信息, 各神经元之间通过连接通道可以进行许多不同的连接. 本文采用的模糊优选神经网络是一个前向式多层网络, 网络的输入层具有 m 个输入节点、隐含层具有 l 个隐节点和输出层仅有一个单节点(节点 u).

对于给定的 n 个样本, 设样本 j 的输入为 r_{ij} ($i = 1, 2, \dots, m$; $j = 1, 2, \dots, n$). 有如下结果:

输入层单元的输出

$$Y_{ij}^I = r_{ij} \quad (10)$$

隐含层单元的输出

$$Y_{kj}^V = 1/\{1 + [(1 - \sum_{i=1}^m w_{ik} r_{ij}) \vee \sum_{i=1}^m w_{ik} r_{ij}]^2\} \quad (11)$$

输出层单元的输出

$$Y_{uj}^O = 1/\{1 + [(1 - \sum_{k=1}^l v_{ku} Y_{kj}^V) \vee \sum_{k=1}^l v_{ku} Y_{kj}^V]^2\} \quad (12)$$

式中: w_{ik} ——输入层节点 i 和隐含层节点 k 的连接权重; v_{ku} ——隐含层节点 k 和输出层节点 u 的连接权重.

若记相应于样本 j 的期望输出为 $\hat{Y}_{uj}$, 则全部输出层的误差平方和为

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n (\hat{Y}_{uj} - Y_{uj}^O)^2 \quad (13)$$

以上各式中的 w_{ik} 和 v_{ku} 需通过人工神经网络的学习规则和算法确定. 由于传统的BP算法存在着学习速度慢、一般需要上千次迭代或者更多、容易陷入局部极小点、影响网络收敛速度的缺点, 为了提高网络模型的学习速度, 加快收敛速度, 本文采用添加惯性冲量、动态调整学习效率 η 和惯性因子 α 的方法. 具体学习过程如下:

a. 令 $t = 1$, 分别赋予 $w_{ik}(0)$ 和 $v_{ku}(0)$ 随机小量, 并赋予 $\alpha(t) \in (0, 1)$, $\eta(t) \in (0, 1)$, $\lambda \in (0, 1)$, 令 $w_{ik}(t) = w_{ik}(0)$, $v_{ku}(t) = v_{ku}(0)$, $E(0) = 0$.

b. 输入一组学习样本数据 $r_j = \{r_{1j}, r_{2j}, \dots, r_{mj}\}$ 和期望输出 $\hat{Y}_{uj}$ ($j = 1, 2, \dots, n$).

c. 按式(10)(11)(12)计算输入层输出 Y_{ij}^I 、隐含层输出 $Y_{kj}^V(t)$ 和输出层输出 $Y_{uj}^O(t)$.

d. 应用式(13)计算误差平方和 $E(t)$.

e. 计算 $\Delta E(t) = E(t) - E(t-1)$:

(a) 若 $\Delta E(t) < 0$, 则表明第 t 次迭代是有效的, 此时, 按下式调整 α 和 η :

$$\alpha(t+1) = \alpha(t) + \lambda \alpha(t) \quad (14)$$

$$\eta(t+1) = \eta(t) + \lambda \eta(t) \quad (15)$$

以第 t 次迭代的结果作为迭代起点, 对权值进行修正:

$$v_{ku}(t+1) = v_{ku}(t) + \eta(t+1) \sum_{j=1}^n \delta_{uj}(t) Y_{kj}^V(t) + \alpha(t+1) [v_{ku}(t) - v_{ku}(t-1)] \quad (16)$$

其中

$$\delta_{uj}(t) = f' \left(\sum_{k=1}^l v_{ku}(t) Y_{kj}^V(t) \right) [\hat{Y}_{uj} - Y_{uj}^O(t)] =$$

$$2(Y_{uj}^O(t)) \{ (1 - \sum_{k=1}^l v_{ku}(t) Y_{kj}^V(t)) (\sum_{k=1}^l v_{ku}(t) Y_{kj}^V(t)) \} [\hat{Y}_{uj} - Y_{uj}^O(t)]$$

$$w_{ik}(t+1) = w_{ik}(t) + \gamma(t+1) \sum_{j=1}^n \delta_{kj}(t) Y_{ij}^l(t) + \alpha(t+1) [w_{ik}(t) - w_{ik}(t-1)] \quad (17)$$

其中

$$\delta_{kj}(t) = f' \left(\sum_{i=1}^m w_{ik}(t) Y_{ij}^l(t) \right) v_{ku}(t) \delta_{uj}(t) =$$

$$\mathcal{A} \left(Y_{kj}^V(t) \right) \mathcal{H} \left(1 - \sum_{i=1}^m w_{ik}(t) Y_{ij}^l(t) \right) \mathcal{H} \left(\sum_{i=1}^m w_{ik}(t) Y_{ij}^l(t) \right)^3 \mathcal{I} \left(v_{ku}(t) \delta_{uj}(t) \right)$$

(b) 若 $\Delta E(t) > 0$,则表明第 t 次迭代是无效的 ,此时 ,按下式调整 α 和 γ :

$$\alpha(t+1) = \alpha(t) - \lambda \alpha(t) \quad (18)$$

$$\gamma(t+1) = \gamma(t) - \lambda \gamma(t) \quad (19)$$

以第 $(t-1)$ 次迭代的结果作为迭代起点 ,对权值进行修正 :

$$v_{ku}(t+1) = v_{ku}(t-1) + \gamma(t+1) \sum_{j=1}^n \delta_{uj}(t-1) Y_{kj}^V(t-1) + \alpha(t+1) [v_{ku}(t-1) - v_{ku}(t-2)] \quad (20)$$

其中

$$\delta_{uj}(t-1) = f' \left(\sum_{k=1}^l v_{ku}(t-1) Y_{kj}^V(t-1) \right) [\hat{Y}_{uj} - Y_{uj}^O(t-1)] =$$

$$\mathcal{A} \left(Y_{uj}^O(t-1) \right)^3 \mathcal{H} \left(1 - \sum_{k=1}^l v_{ku}(t-1) Y_{kj}^V(t-1) \right) \mathcal{H} \left(\sum_{k=1}^l v_{ku}(t-1) Y_{kj}^V(t-1) \right)^3 \mathcal{I} \left(\hat{Y}_{uj} - Y_{uj}^O(t-1) \right)$$

$$w_{ik}(t+1) = w_{ik}(t-1) + \gamma(t+1) \sum_{j=1}^n \delta_{kj}(t-1) Y_{ij}^l(t-1) + \alpha(t+1) [w_{ik}(t-1) - w_{ik}(t-2)] \quad (21)$$

其中

$$\delta_{kj}(t-1) = f' \left[\sum_{i=1}^m w_{ik}(t-1) Y_{ij}^l(t-1) \right] v_{ku}(t-1) \delta_{uj}(t-1) =$$

$$\mathcal{A} \left(Y_{kj}^V(t-1) \right)^3 \mathcal{H} \left(1 - \sum_{i=1}^m w_{ik}(t-1) Y_{ij}^l(t-1) \right) \mathcal{H} \left(\sum_{i=1}^m w_{ik}(t-1) Y_{ij}^l(t-1) \right)^3 \mathcal{I} \left(v_{ku}(t-1) \delta_{uj}(t-1) \right)$$

f. 为了使权重 $v_{ku}(t)$ 和 $w_{ik}(t)$ 符合权重的定义 ,成为真正权重 ,如果有 $v_{ku}(t)$ 为负值 ,则对每一个 $v_{ku}(t)$ 都加一个按式 (22) 确定的正值 $P(t)$;若有 $w_{ik}(t)$ 为负值 ,则对每一个 $w_{ik}(t)$ 都加一个按式 (23) 确定的正值 $Q(t)$.

$$P(t) > \bar{P}(t) = \max \left\{ \left| v_{ku}(t) \right| \right\}_{v_{ku}(t) < 0}, k = 1, 2, \dots, l \quad (22)$$

$$Q(t) > \bar{Q}(t) = \max \left\{ \left| w_{ik}(t) \right| \right\}_{w_{ik}(t) < 0}, i = 1, 2, \dots, m \quad (23)$$

将上述处理后的权重修正值 $v_{ku}(t)$ 和 $w_{ik}(t)$ 作归一化 ,仍记作 $v_{ku}(t)$, $w_{ik}(t)$.

g. 若前后两次输出结果的最大绝对误差满足训练精度要求时 ,即有

$$\max | Y_{uj}^O(t+1) - Y_{uj}^O(t) | < \epsilon$$

其中 ϵ 为预先给定的训练精度 ,则认为已达到极小点 ,输出结果并停止计算 ,网络训练结束 ,否则 ,转入下一步 .

h. 令 $t \leftarrow t+1$,转向第三步 .

3 应用实例

3.1 网络训练

本文以水利投资项目的综合评价为例 ,说明模糊优选神经网络在项目评价中的应用 .考虑的评价指标有 8 个 ,分别是装机容量 (X_1) ,保证出力 (X_2) ,年发电量 (X_3) ,单位千瓦投资 (X_4) ,单位千瓦迁移人口 (X_5) ,单位千瓦淹没耕地 (X_6) ,净现值 (X_7) ,投资回收期 (X_8) .为增加可比性和消除不同物理量纲对评价结果的影响 ,先作规格化处理 ,求各指标的相对隶属度 .由于评价的指标既有效益型 ,又有成本型 ,所以 ,对于效益型指标按式 (1) 进行规格化处理 ,对于成本型指标按式 (2) 进行处理 .

收集具有较为权威性的同类方案的评价案例若干项,一般取 10 余项即可.本文取 10 项,作为网络训练的学习样本.经规格化处理后,其隶属度见表 1.

表 1 样本指标隶属度

Table 1 Degree under the jurisdiction of sample index

样本 序号	样本隶属度值								期望值
	R_1	R_2	R_3	R_4	R_5	R_6	R_7	R_8	E
1	0.024	0.000	0.114	0.765	1.000	1.000	0.431	0.653	0.316
2	0.390	0.438	0.445	0.666	0.848	0.826	0.853	0.803	0.729
3	0.000	0.150	0.056	0.333	0.969	0.982	0.091	0.300	0.115
4	0.451	0.658	0.626	0.888	0.901	0.801	0.873	0.854	0.883
5	1.000	1.000	1.000	0.000	0.340	0.102	1.000	0.000	0.632
6	0.329	0.356	0.348	0.555	0.787	0.781	0.700	0.658	0.541
7	0.234	0.143	0.000	0.344	0.674	0.672	0.000	0.166	0.066
8	0.573	0.809	0.725	1.000	0.992	0.844	0.995	1.000	0.971
9	0.878	0.626	0.734	0.200	0.219	0.100	0.660	0.285	0.467
10	0.659	0.538	0.610	0.100	0.000	0.000	0.518	0.204	0.253

建立三层 BP 神经网络,网络的输入层有 8 个节点,对应于 8 个评价指标.隐含层节点的选取没有统一规定.根据经验,本文隐含层节点选取为 7,输出节点 1 个,为综合评价值.取学习效率 $\eta = 0.9$,冲量因子 $\alpha = 0.5$,训练精度 $\epsilon = 10^{-5}$.经过 87 次学习,神经网络满足设定的条件,其学习结果见表 2.

表 2 学习结果

Table 2 Study result

样本号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
训练值	0.334	0.726	0.120	0.890	0.636	0.539	0.074	0.973	0.480	0.262
期望值	0.316	0.729	0.115	0.883	0.632	0.541	0.066	0.971	0.467	0.253
绝对误差	0.018	0.003	0.005	0.006	0.003	0.001	0.008	0.001	0.013	0.008

3.2 方案评价

利用已经训练好的模糊优选 BP 神经网络,就可以对待优选的项目方案进行评价.本文待评价方案的资料取自参考文献[5],资料为桑郎河规划河段的四个梯级开发比较方案.为了选出最优方案,需要对各规划方案进行评价.各规划方案的技术经济指标见表 3,经过规格化处理后的各指标隶属度见表 4.

表 3 各方案技术经济指标

Table 3 Technological economic index of each scheme

比较 方案	装机容量 /kW	保证出力 /kW	年发电量 (亿 kW·h)	投资 (元·kW ⁻¹)	迁移人口 (万人·kW ⁻¹)	淹没耕地 (万 hm ² ·kW ⁻¹)	净现值 /万元	投资回收期 /a
I	38 400	15 640	16 420	1 800	237	9.27	9 328	9.72
II	37 200	14 950	15 960	1 940	245	9.16	7 340	11.75
III	36 700	14 688	15 810	1 868	63	6.07	7 580	11.26
IV	30 900	9 918	14 030	1 845	74	5.48	9 346	7.47

表 4 各方案指标隶属度

Table 4 Degree under the jurisdiction of index of each scheme

方案	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	X_8
I	1.000	1.000	1.000	1.000	0.044	0.000	0.991	0.474
II	0.840	0.879	0.807	0.000	0.000	0.029	0.000	0.000
III	0.773	0.833	0.744	0.513	1.000	0.845	0.119	0.114
IV	0.000	0.000	0.000	0.678	0.939	1.000	1.000	1.000

利用训练好的 BP 神经网络 ,分别输入四个待评价方案的数据进行计算 ,最后得到了满意的结果 .结果及方案排序见表 5.

最终规划方案的排序为 I ,Ⅲ ,Ⅳ ,Ⅱ ,与文献 6 和《桑郎河流域规划报告》推荐的方案相一致 ,说明本文所述的模糊优选 BP 神经网络的综合评价方法是有效的 .而且本文的评价值比较分散 ,结果直观明了 ,更有利于方案的优选 .

4 结 语

模糊优选神经网络用于水利投资项目的评价 ,具有下列特点 :

- a. 用模糊优选理论模型来代替神经网络中常用的 Sigmoid 函数 ,使得神经网络的激励函数具有较清晰、直观的物理意义 ,而且比一般单独使用神经网络系统的效果要好 .
- b. 用模糊优选神经网络评价水利项目 ,只需利用已有的数据对网络进行训练 ,用训练后得到的网络就可以对待决策方案进行评价 .所以 ,一旦训练好了网络模型 ,就可以推广应用于同一类型水利投资项目的评价 ,因此 ,模糊优选神经网络具有广泛的通用性 .
- c. 神经网络主要根据所提供的数据 ,通过学习和训练 ,找出输入与输出之间的关系 ,从而求取问题的解 ,而不是依据对问题的经验知识和规则 ,因而具有自适应功能 ,这对于弱化权重确定中人为的因素是十分有益的 .因而其评价结果具有客观性 .
- d. 用模糊优选神经网络对待决策水利投资项目进行评价时 ,利用已训练好的网络模型 ,只需输入有关数据 ,无需多余计算即可得出结论 ,比较简单实用 .

参考文献 :

[1] 陈守煜 . 模糊优选神经网络多目标决策理论 [J]. 大连理工大学学报 ,1997 ,37(6) :693 ~ 698 .
[2] 李登峰 . 多属性决策问题的模糊神经网络综合决策方法 [J]. 系统工程理论方法应用 ,1995 ,14(2) :45 ~ 52 .
[3] 焦李成 . 神经网络系统理论 [M]. 西安 :西安电子科技大学出版社 ,1995 .137 ~ 141 .
[4] 高洪深 , 陶有德 . BP 神经网络模型的改进 [J]. 系统工程理论与实践 ,1996(1) :67 ~ 71 .
[5] 丁时至 . 流域梯级开发方案模糊层次综合优选问题的探讨 [J]. 水利经济 ,1988(3) :25 ~ 28 .
[6] 刘正才 . 水利水电规划方案优选的灰色决策模型 [J]. 水利经济 ,1990(1) :40 ~ 45 .

Application of Neural Network with Fuzzy Optimum Selection to Hydropower Investment Projects

YANG Yi-can , ZHENG Chui-yong , DAI Shu-sheng
(College of Technical Economics , Hohai Univ . , Nanjing 210098 ,China)

Abstract :A three-layer forward neural network construction is built in the paper , combining the fuzzy optimum selection theory with the neural network . The network , which is operated with the improved BP algorithm , is applied to the evaluation of hydropower investment projects . Application shows that the result of evaluation is more reasonable , and it possesses practicality , objectivity and generality .

Key words :fuzzy optimum selection theory ; neural network ; hydropower investment project ; evaluation

表 5 评价结果比较

Table 5 Comparison of appraisal results

方案	本文方法		文献 6 方法	
	评价值	名次	评价值	名次
I	0.929	1	0.872	1
Ⅱ	0.286	4	0.797	4
Ⅲ	0.656	2	0.860	2
Ⅳ	0.486	3	0.851	3