



实数编码的遗传算法及其在逆变器 馈电交流电机中的应用¹⁾

王秀峰

(南开大学计算机与系统科学系 天津 300071)

Luis A Cabrera Malik E Elbuluk He Wei

(Dept. of Electrical Engineering, University of Akron, Akron, OH 44325-3904, U. S. A)

关键词 遗传算法, 神经网络

1 引言

直接转矩控制(DTC)是工业应用交流电机的最简单的转矩控制. DTC的关键部件是状态选择器. 用神经网络模拟通常DTC的状态选择器, 并且用遗传算法训练该神经网络. 这里所用的遗传算法(Genetic Algorithm——GA)采用了实数编码和一些特殊遗传操作, 它大大改进了遗传算法的性能.

2 问题的描述

与文献[1]所讨论的问题一样, 考虑一个用直接转矩控制的逆变器馈电交流电机. 开关状态选择器的输入是电磁转矩误差(E_{te}), 定子磁通误差(E_{ψ})和磁通角(θ). 其输出是开关状态(u_1, u_2, u_3). 神经网络是用来模拟该开关状态选择器. 训练神经网络的结构图如图1所示, 神经网络的结构如图2所示. 图2中, $r_1 = E_{te}$, $r_2 = E_{\psi}$, $r_3 = \theta$. 目标是寻求一组权值和阈值, 使得性能指标

$$E(\omega) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N \mathbf{e}^T(j) \Lambda \mathbf{e}(j) \quad (1)$$

达到极小. 其中 $\mathbf{e} = (e_1, e_2, e_3)^T$ 是通常DTC的状态选择器输出和神经网络输出之间的误差. Λ 是半正定矩阵, N 是训练样本的长度. 这里训练神经网络采用遗传算法.

1) 天津自然科学基金资助.

收稿日期 1996-01-23

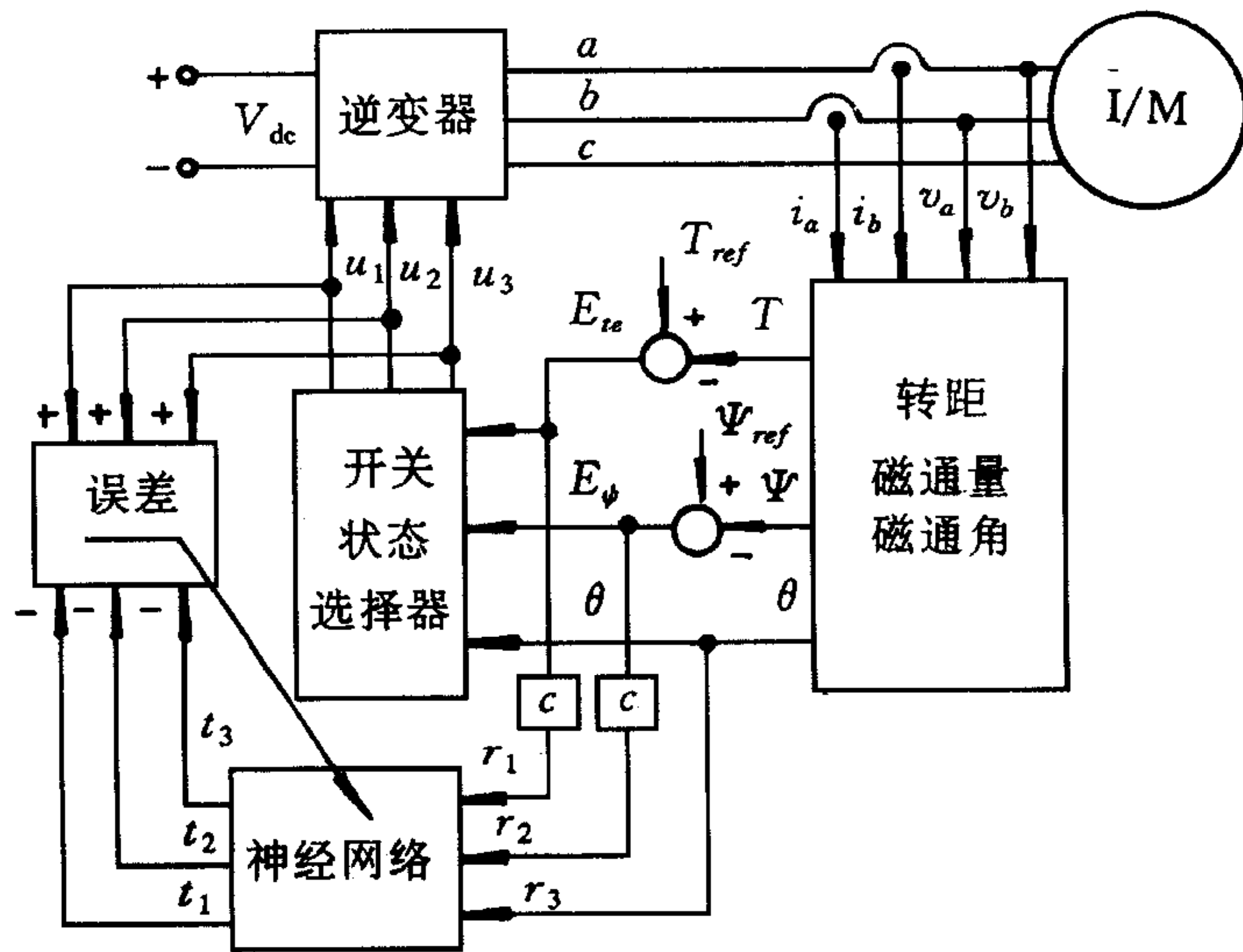


图1 神经网络训练结构示意图

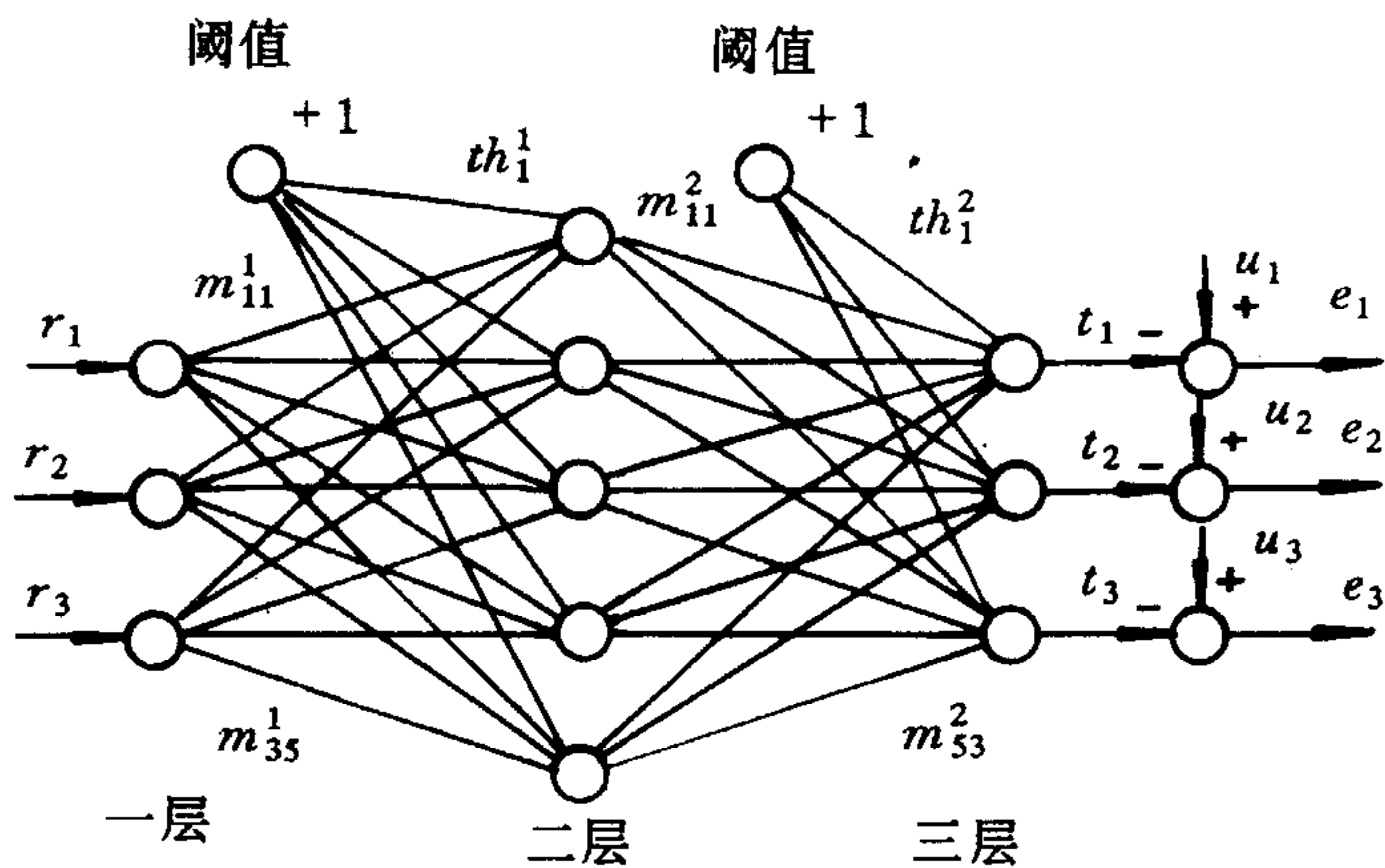


图2 神经网络结构

3 遗传算法的实现

3.1 染色体 在神经网络中,取所有权值和阈值组成的 n 维(这里 $n=38$)实数向量

$$\omega = [th_1^2 \quad m_{11}^2 \cdots m_{51}^2 \cdots th_5^1 \quad m_{15}^1 \cdots m_{35}^1] \triangleq [\omega_1, \omega_2, \cdots, \omega_{38}] \quad (2)$$

为染色体,每个元素的初始值都选在所指定的域内.

3.2 评价函数 对于染色体 ω 的评价函数取为

$$\text{eval}(\omega) = \frac{100}{1 + E(\omega)}, \quad (3)$$

其中染色体向量 ω 是由(2)式所定义的实数向量, $E(\omega)$ 如(1)式所定义.

3.3 遗传操作

1) 均匀变异(Uniform Mutation——UM) $\omega' = (\omega_1, \omega_2, \cdots, \omega_n)$ 是一染色体,经变异

后为 $\omega^{t+1} = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega'_k, \dots, \omega_n)$, $1 \leq k \leq n$, ω'_k 是由相应域 $[L_k, U_k]$ 产生的随机数.

2) 非均匀变异(Non-Uniform Mutation——NUM) 设 $\omega^t = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n)$ 是一个染色体, 元素 ω_k 被选为变异, $\omega_k \in [L_k, U_k]$, 变异结果为

$$\omega^{t+1} = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega'_k, \dots, \omega_n), k \in \{1, 2, \dots, n\}.$$

其中

$$\omega'_k = \begin{cases} \omega_k + \Delta(t, U_k - \omega_k), & \text{如果随机数取 0;} \\ \omega_k - \Delta(t, \omega_k - L_k), & \text{如果随机数取 1.} \end{cases}$$

这里函数 $\Delta(t, y)$ 返回 $[0, y]$ 区间的一个值, 取如下函数

$$\Delta(t, y) = y(1 - r^{(1-t/T)^b}),$$

其中 r 是 $[0, 1]$ 区间的随机数, t 是群体的当时代龄, T 是最大代龄, b 是参数.

3) 非均匀算术变异(Non-Uniform Arithmetical Mutation——NUAM)

设 $\omega^t = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n)$ 是一个染色体, 元素 ω_k 被选为经受该变异, 其结果为

$$\omega^{t+1} = (\omega_1, \dots, \omega'_k, \dots, \omega_n),$$

其中 $\omega'_k = \alpha\omega_k + (1-\alpha)\text{random}$, 这里 random 是从区间 $[L_k, U_k]$ 中产生的随机数, ($\omega_k \in [L_k, U_k]$), α 是一个参数.

4) 两点交叉(Two-Points Crossover——TPC) 设染色体 $\omega_1^t = (\omega_1^1, \omega_2^1, \dots, \omega_n^1)$ 和 $\omega_2^t = (\omega_1^2, \omega_2^2, \dots, \omega_n^2)$ 在第 i 个元素和第 j 个元素之间交叉, 则产生的后代是

$$\omega_1^{t+1} = (\omega_1^1, \dots, \omega_i^2, \dots, \omega_j^2, \omega_{j+1}^1, \dots, \omega_n^1),$$

$$\omega_2^{t+1} = (\omega_1^2, \dots, \omega_i^1, \dots, \omega_j^1, \omega_{j+1}^2, \dots, \omega_n^2).$$

5) 两点算术交叉(Two-Points Arithmetical Crossover——TPAC)

设 $\omega_1^t = (\omega_1^1, \omega_2^1, \dots, \omega_n^1)$, $\omega_2^t = (\omega_1^2, \omega_2^2, \dots, \omega_n^2)$ 是两个染色体, 在第 i 点至第 j 点实施两点算术交叉, 产生后代为

$$\omega_1^{t+1} = (\omega_1^1, \dots, \omega_i', \dots, \omega_j', \omega_{j+1}^1, \dots, \omega_n^1),$$

$$\omega_2^{t+1} = (\omega_1^2, \dots, \omega_i'', \dots, \omega_j'', \omega_{j+1}^2, \dots, \omega_n^2).$$

其中向量 ω_1^{t+1} 中从 ω_i' 至 ω_j' 间的每个元素 ω_k' ($i \leq k \leq j$) 由如下线性组合产生

$$\omega_k' = \alpha\omega_k^1 + (1-\alpha)\omega_k^2,$$

向量 ω_2^{t+1} 中的从 ω_i'' 到 ω_j'' 的每个元素 ω_k'' ($i \leq k \leq j$), 由下式确定

$$\omega_k'' = \alpha\omega_k^2 + (1-\alpha)\omega_k^1,$$

这里 ω_k^1, ω_k^2 分别是向量 ω_1^t, ω_2^t 中相应元素.

3.4 算法的参数

本算法中, 取变异概率 $P_m: 0.006-0.01$; 交叉概率 $P_c: 0.8-0.9$, 群体容量为 100. 另外, 父母染色体的选择是采用赌盘式选择来实现的^[2].

4 结果

训练该神经网络, 采用了不同的操作组合构成四种具体遗传算法: GA1——由 TPC 和 UM 构成; GA2——由 TPC 和 NUM 构成; GA3——由 TPAC 和 NUM 构成; GA4——由 TPAC 和 NUAM 构成. 对每种实现和每组参数都进行了三次随机运行并记

录最好的结果. 四种算法得到的结果都比文献[1]给出的结果好, 其中 GA4 的结果最好. 如表 1 中所示.

表 1

| 算 法 | 基本 GA | GA1 | GA2 | GA3 | GA4 |
|-------|------------|------------|------------|------------|------------|
| 最好适合值 | 3. 287 648 | 6. 350 414 | 6. 555 747 | 6. 704 008 | 6. 741 626 |

由 GA4 训练的神经网络代替通常的状态选择器在交流电机上运行, 得到满意的结果.

参 考 文 献

- 1 Wang Xiufeng, Malik E Elbuluk, Luis A. Cabrera, Wei He. Training neural network of inverter-fed induction machines using genetic algorithm. Proceedings of OAI Neural Networks Symposium and Workshop, 1995, 205—214. Ohio University, Athens, Ohio, USA
- 2 Michalewicz Z. Genetic algorithms + Data dtructures = Evolution programs. Sprngier-Verlag Berlin Heidelberg New York, 1994

GENETIC ALGORITHM USING FLOATING ENCODING AND ITS APPLICATION TO INVERTER-FED INDUCTION MACHINES

WANG XIUFENG

(Dept. of computer & System Science, Nankai University, Tianjin 300071)

Luis A Cabrera Malik E Elbuluk He Wei

(Dept. of Electrical Engineering, University of Akron, Akron, OH 44325—3904, U. S. A)

Key words Genetic algorithm, neural network