

一种基于人工智能的风能控制方法

申请号：[200810047981.X](#)

申请日：2008-06-11

申请(专利权)人 [武汉事达电气股份有限公司](#)
地址 430070湖北省武汉市洪山区书城路36号
发明(设计)人 [常黎](#) [赵明](#) [杨峰](#)
主分类号 [F03D7/00\(2006.01\)I](#)
分类号 [F03D7/00\(2006.01\)I](#)
公开(公告)号 101603502
公开(公告)日 2009-12-16
专利代理机构 [武汉楚天专利事务所](#)
代理人 [雷速](#)



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 101603502 B

(45) 授权公告日 2011. 11. 16

(21) 申请号 200810047981. X

(22) 申请日 2008. 06. 11

(73) 专利权人 长江三峡能事达电气股份有限公司

地址 430070 湖北省武汉市洪山区书城路 36 号

(72) 发明人 常黎 赵明 杨峰

(74) 专利代理机构 武汉楚天专利事务所 42113
代理人 雷速

(51) Int. Cl.

F03D 7/00(2006. 01)

(56) 对比文件

WO 2007/099936 A1, 2007. 09. 07, 全文.

CN 101054951 A, 2007. 10. 17, 全文.

杨金明, 吴捷. 风力发电系统中控制技术的最新发展. 《中国电力》. 2003, 第 36 卷 (第 8

期), 65-67.

叶运骅. 并网型变速风力发电机组的控制技术与策略. 《哈尔滨建筑大学学报》. 2002, 第 35 卷 (第 6 期), 125-129.

张新燕. 用 BP 网进行变速风力发电机组控制分析. 《重庆大学学报(自然科学版)》. 2005, 第 28 卷 (第 11 期), 65-68.

姚兴佳等. 变速恒频风力发电系统变桨距智能控制. 《沈阳工业大学学报》. 2008, 第 30 卷 (第 2 期), 159-172.

审查员 武利媛

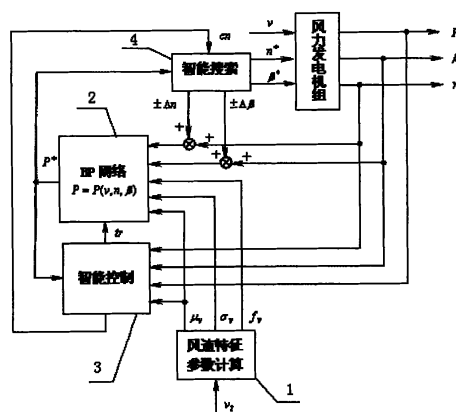
权利要求书 2 页 说明书 5 页 附图 1 页

(54) 发明名称

一种基于人工智能的风能控制方法

(57) 摘要

一种基于人工智能的风能控制方法, 计算风速 v 的特征参数: 均值 μ_v 、均方值 σ_v 和频率 f_v ; 应用神经网络的方法在线辨识风速 v 的特征参数、风力机转速 n 、桨距角 β 与风力发电机组输出功率 P 的非线性关系曲线 $P = P(v, n, \beta)$, 智能控制根据风力发电机组输出功率 P 与神经网络计算功率 P^* 的偏差值 ($\Delta P = P - P^*$), 适时启动人工神经网络的训练; 在此基础上, 智能控制根据风速的特征参数变化, 实时启动智能搜索: 在额定风速以下 ($\mu_v < v_r$) 时, 搜索使风力发电机组获得最大风能 $P^* = \text{Max}\{P(v, n, \beta)\}$ 的最佳转速 n^* , 风力发电机组依据 n^* 调节风力机的转速; 在额定风速以上 ($\mu_v \geq v_r$) 时, 搜索使风力发电机组的功率保持额定值 ($P = P_r$) 不变的最佳桨距角 β^* , 风力发电机组依据 β^* 调节风力机的桨距角。所述方法可实现风力发电机组最大功率捕获和最佳恒功率控制。



CN 101603502 B

1. 一种基于人工智能的风能控制方法,其特征在于:针对变速变桨距风力发电机组,选取风速 v 的均值 μ_v 、均方值 σ_v 和风速特征频率 f_v 作为特征参数来描述其统计特性和频率特性;应用人工神经网络的方法在线辨识风速 v 的特征参数、风力机转速 n 、桨距角 β 与风力发电机组输出功率 P 的非线性关系曲线 $P = P(v, n, \beta)$,根据风力发电机组输出功率 P 与人工神经网络计算功率 P^* 的偏差值 ($\Delta P = P - P^*$),适时启动人工神经网络的训练;在此基础上,根据风速的特征参数变化,实时启动智能搜索:在风速 v 的均值 μ_v 小于额定风速 v_r 时,搜索使风力发电机组获得人工神经网络计算功率 $P^* = \text{Max}\{P(v, n, \beta)\}$ 的最佳转速 n^* ,风力发电机组依据 n^* 调节风力机的转速;在 μ_v 大于等于额定风速 v_r 时,搜索使风力发电机组的输出功率保持额定值 $P = P_r$ 不变的最佳桨距角 β^* ,风力发电机组依据 β^* 调节风力机的桨距角。

2. 根据权利要求 1 所述的基于人工智能的风能控制方法,其特征在于采用数理统计和频谱分析的理论与方法计算风速 v 的特征参数,方法为:

1) 对风速 v 在时间窗 T ($30s \leq T \leq 60s$) 内进行 N 点采样,得到风速 v 的离散序列 v_t ($t = 0, 1, 2, \Lambda, N-1$);

$$2) \text{ 计算风速均值 } \mu_v = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} v_t;$$

$$3) \text{ 计算风速均方值 } \sigma_v = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} (v_t - \mu_v)^2;$$

4) 计算风速特征频率 f_v , 其计算方法为

$$S(f_v) = \text{Max}_{k=0,1,2,\Lambda,N-1} S_v(k);$$

$$\text{式中: } S_v(k) = \sum_{t=0}^{N-1} v_t e^{-j2\pi k t / N} \quad (k = 0, 1, 2, \Lambda, N-1) \text{ 为风速 } v \text{ 的频谱。}$$

3. 根据权利要求 1 所述的基于人工智能的风能控制方法,其特征在于应用人工神经网络算法在线辨识风速 v 的特征参数、风力机转速 n 、桨距角 β 与风力发电机组输出功率 P 的非线性关系曲线 $P = P(v, n, \beta)$;所述人工神经网络为包括输入层、隐含层和输出层的三层网络结构和 BP 网络算法,其中:输入层节点包括风速均值 μ_v 、风速均方值 σ_v 、风速特征频率 f_v 、风力机转速 n 和桨距角 β ;隐含层节点数不小于 9;输出层节点为风力发电机组输出功率 P 。

4. 根据权利要求 1 所述的基于人工智能的风能控制方法,其特征在于根据风速的特征参数变化与风力发电机组的额定功率,实时启动智能搜索,在风速 v 均值 μ_v 小于额定风速 v_r 或风力发电机组输出功率 P 小于额定功率 P_r 时,在风力发电机组输出功率 P 的非线性关系 $P = P(v, n, \beta)$ 曲线上搜索使风力发电机组获得人工神经网络计算功率 $P^* = \text{Max}\{P(v, n, \beta)\}$ 的最佳转速 n^* ;所述智能搜索采用以转速 n 为变量的爬山搜索算法,在 BP 网络中输入当前风速的特征参数 μ_v 、 σ_v 、 f_v 和桨距角 β ,并以风力机当前转速 n 为初始值,以转速步长 Δn 为增量,增加或减少风轮转速 ($n \pm \Delta n$),通过 BP 网络的正向计算,搜索风力发电机组的人工神经网络计算功率 P^* 的最大功率点及其对应的最佳转速 n^* ,风力发电机组依据 n^* 调节风力机的转速。

5. 根据权利要求 1 所述的基于人工智能的风能控制方法,其特征在于根据风速的特征参数变化,实时启动智能搜索:在风速 v 的均值 μ_v 大于等于额定风速 v_r 时,在风力发电机

组输出功率 P 的非线性关系 $P = P(v, n, \beta)$ 曲线上搜索使风力发电机组的输出功率为额定值 $P = P_r$ 的最佳桨距角 β^* , 所述智能搜索采用以桨距角 β 为变量的爬山搜索算法即在 BP 网络中输入当前风速的特征参数 μ_v 、 σ_v 、 f_v 和转速 n , 并以风力机当前桨距角 β 为初始值, 以桨距角步长 $\Delta\beta$ 为增量, 增加或减少风力机桨距角 $\beta \pm \Delta\beta$, 通过 BP 网络的正向计算, 搜索风力发电机组的额定功率点 P_r 及其对应的最佳桨距角 β^* , 风力发电机组依据 β^* 调节风力机的桨距角。

6. 根据权利要求 1 或 3 所述的基于人工智能的风能控制方法其特征在于, 所述基于风力发电机组输出功率 P 的非线性关系 $P = P(v, n, \beta)$ 曲线, 智能控制根据风力发电机组输出功率 P 与人工神经网络计算功率 P^* 的偏差值 ($\Delta P = P - P^*$), 适时启动 BP 网络的训练, BP 网络训练的启动条件是: 当风力发电机组运行于稳定工况即风速 v 、风力机转速 n 、桨距角 β 和风力发电机组输出功率稳定时, 计算的功率偏差值 $\Delta P = P - P^*$ 大于允许误差 δ ($|\Delta P| > \delta$), 并将该工况条件下的运行参数作为新增的 BP 网络训练样本, BP 网络的初始训练样本为风力发电机组的理论或试验功率曲线。

一种基于人工智能的风能控制方法

技术领域

[0001] 本发明涉及风力发电控制方法,特别是将人工智能、优化计算、数理统计和频谱分析的理论与方法,应用于风力发电领域变速变桨距风力发电机组,使其以最大风能捕获为目标的风能控制方法。

背景技术

[0002] 一个性能优良的风力发电系统首先要保证风能最大限度地转化为电能。目前获得最大功率的控制方法有叶尖速比 (TSR) 控制、功率信号反馈 (PSF) 控制和爬山搜索 (HCS) 控制三种:

[0003] 1、叶尖速比控制是通过调节风轮桨矩来影响风轮的转速,从而获得一个最优的叶尖速比的方法。在这个方法中,风速和风轮的速度都要作为已知信息输入。测量风速会增加成本,并且在实践中建立风轮转速和风速之间的关系也存在困难。由于最优叶尖速比和风轮的空气动力学特性有关,而且限于风轮的制造水平,不同风轮之间的特性也会不同,因而在实际应用中最优叶尖速比也不容易获得。

[0004] 2、功率信号反馈 (PSF) 控制方法采用风轮的最大功率曲线作为给定,与系统输出功率相比较,得到一个功率的误差信号,然后用这个信号控制风力机的转速和桨距角。该方法避免了风速测量的问题,但在实际应用中存在最大功率曲线很难获得的问题,以及成本和系统复杂等问题。

[0005] 3、爬山搜索 (HCS) 控制方法的实现途径是尝试小幅度增加风轮转速,如果机组的转速低于最佳转速,则机组的功率就会随着风轮转速的增加而增加。一旦功率出现减少的状况,则说明机组转速高于最佳转速。这表明找到了最大的功率点。显然,在风轮转动惯量比较小的时候,爬山搜索方法有较好的效果。但当转动惯量较大时,这种方法会引起机组输出功率的振荡。

[0006] 另外,风力发电机组在额定风速以上时的恒功率控制采用了以桨距角为控制变量、以输出功率为反馈的 PID 调节。该方法以机组的输出功率减去机组的给定功率得到功率偏差,通过 PID 调节规律得到桨距角的改变量,在此基础上对风力机桨距角实施控制。

发明内容

[0007] 本发明针对变速变桨距风力发电机组,提出一种基于人工智能的风能控制方法,目的是使风力发电机组在低风速时应用该方法得到风力机的最佳转速,实现最大风能捕获;在高风速时应用该方法得到使风力发电机组的功率保持恒定的桨距角。

[0008] 为了达到上述发明目的,本发明针对变速变桨距控制的风力发电系统,采用由外环控制器和内环控制器组成的双模控制结构对风力发电机组实施控制,用基于人工智能的风能控制方法构成外环控制器,在低风速时向内环控制器提供实现风能的最大捕获的风力机转速 n^* ;在高风速时向内环控制器提供保持额定功率的桨距角 β^* 。在此基础上,内环控制器实现对风力机转速和桨距角的闭环调节。

[0009] 本发明所述基于人工智能的风能控制方法的特征在于：针对变速变桨距风力发电机组，选取风速 v 的均值 μ_v 、均方值 σ_v 和变化风速特征频率 f_v 作为特征参数来描述其统计特性和频率特性；应用人工神经网络的方法在线辨识风速 v 的特征参数、风力机转速 n 、桨距角 β 与风力发电机组输出功率 P 的非线性关系曲线 $P = P(v, n, \beta)$ ，根据风力发电机组输出功率 P 与人工神经网络计算功率 P^* 的偏差值 ($\Delta P = P - P^*$)，适时启动人工神经网络的训练；在此基础上根据风速的特征参数变化，实时启动智能搜索：风速 v 的均值 μ_v 小于额定风速 v_r 时，搜索使风力发电机组获得人工神经网络计算功率 $P^* = \text{Max}\{P(v, n, \beta)\}$ 的最佳转速 n^* ，风力发电机组依据 n^* 调节风力机的转速；在 μ_v 大于等于额定风速 v_r 时，搜索使风力发电机组的输出功率保持额定值 ($P = P_r$) 不变的最佳桨距角 β^* ，风力发电机组依据 β^* 调节风力机的桨距角。

[0010] 应用人工神经网络算法在线辨识风速 v 的特征参数、风力机转速 n 、桨距角 β 与风力发电机组输出功率 P 的非线性关系曲线 $P = P(v, n, \beta)$ ；所述人工神经网络为包括输入层、隐含层和输出层的三层网络结构和 BP (Back Propagation) 网络算法（以下简称 BP 网络），其中：输入层节点包括风速均值 μ_v 、风速均方值 σ_v 、风速特征频率 f_v 、风力机转速 n 和桨距角 β ；隐含层节点数在 9 到 15 之间；输出层节点为风力发电机组输出功率 P 。

[0011] 根据风速的特征参数变化与风力发电机组的额定功率，实时启动智能搜索，在风速 v 均值 μ_v 小于额定风速 v_r 或风力发电机组输出功率 P 小于额定功率 P_r 时，在风力发电机组输出功率 P 的非线性关系 $P = P(v, n, \beta)$ 曲线上搜索使风力发电机组获得人工神经网络计算功率 $P^* = \text{Max}\{P(v, n, \beta)\}$ 的最佳转速 n^* ；所述智能搜索采用以转速 n 为变量的爬山搜索算法，在 BP 网络中输入当前风速的特征参数 μ_v 、 σ_v 、 f_v 和桨距角 β ，并以风力机当前转速 n 为初始值，以转速步长 Δn 为增量，增加或减少风轮转速 ($n \pm \Delta n$)，通过 BP 网络的正向计算，搜索风力发电机组的人工神经网络计算功率 P^* 的最大功率点及其对应的最佳转速 n^* ，风力发电机组依据 n^* 调节风力机的转速。

[0012] 在风速 v 的均值 μ_v 大于等于额定风速 v_r 时，在风力发电机组输出功率 P 的非线性关系 $P = P(v, n, \beta)$ 曲线上搜索使风力发电机组的输出功率为额定值 $P = P_r$ 的最佳桨距角 β^* ，所述智能搜索采用以桨距角 β 为变量的爬山搜索算法即在 BP 网络中输入当前风速的特征参数 μ_v 、 σ_v 、 f_v 和转速 n ，并以风力机当前桨距角 β 为初始值，以桨距角步长 $\Delta \beta$ 为增量，增加或减少风力机桨距角 $\beta \pm \Delta \beta$ ，通过 BP 网络的正向计算，搜索风力发电机组的额定功率点 P_r 及其对应的最佳桨距角 β^* ，风力发电机组依据 β^* 调节风力机的桨距角。

[0013] 所述基于风力发电机组输出功率 P 的非线性关系 $P = P(v, n, \beta)$ 曲线，智能控制根据风力发电机组输出功率 P 与人工神经网络计算功率 P^* 的偏差值 ($\Delta P = P - P^*$)，适时启动 BP 网络的训练，BP 网络训练的启动条件是：当风力发电机组运行于稳定工况即风速 v 、风力机转速 n 、桨距角 β 和风力发电机组输出功率稳定时，计算的功率偏差值 $\Delta P = P - P^*$ 大于允许误差 δ ($|\Delta P| > \delta$)，并将该工况条件下的运行参数作为新增的 BP 网络训练样本，BP 网络的初始训练样本为风力发电机组的理论或试验功率曲线。

[0014] 本发明具有的有益效果是：

[0015] 1) 针对风速 v 的随机特性，应用数理统计和频谱分析的理论与方法来选取风速的均值 μ_v 、均方值 σ_v 和变化频率 f_v 作为风速 v 的特征参数。因此，特征参数不仅描述了风速 v 的统计特性和频率特性，而且在风力发电机组功率控制中具有抗风速波动的作用，为实现

风力发电机组最大功率捕获和恒功率控制提供了基础。

[0016] 2) 在风力发电机组最大功率捕获和恒功率控制中,需要精确的风力发电机组数学模型,由于空气动力学的不确定性、电力电子装置的复杂性、风速变化的随机性,以及各种扰动存在,使得风力发电系统的精确模型难以建立。本发明应用 BP 网络的方法在线辨识风速 v 的特征参数、风力机转速 n 、桨距角 β 与风力发电机组输出功率 P 的非线性关系曲线 $P = P(v, n, \beta)$, 利用人工神经网络的非线性、变结构和自学习等特点来克服建立风力发电机组非线性、变参数数学模型的困难。

[0017] 3) 在 BP 网络构成的 $P = P(v, n, \beta)$ 曲线上搜索使风力发电机组获得最大风能 $P^* = \text{Max}\{P(v, n, \beta)\}$ 的最佳转速 n^* , 以及使风力发电机组保持功率恒定的桨距角 β^* 。与其它方法相比,既避免了由于搜索而引起的风力发电机组机械负载力矩和输出功率振荡,又提高了搜索效率。

附图说明

[0018] 图 1 为采用本发明实现变速变桨距风力发电机组风能控制的系统图;

[0019] 图中: v_t - 风速测量值; P - 风力发电机组输出功率; β - 风力机桨距角; n - 风力机转速; P^* - 风力发电机组输出功率计算值; n^* - 在额定风速以下时,风力机获取最大风能的最佳机械转速; β^* - 在额定风速以上时,使风力机保持恒功率的桨距角; tr - 启动 BP 网络训练; cn - 启动智能搜索; μ_v - 风速均值; σ_v - 风速均方值; f_v - 风速的特征频率, v - 风速,1- 风速特征参数计算模块,2- 人工神经网络(BP 网络)模块,3- 智能控制模块,4- 智能搜索模块。

[0020] 附图 2 为采用本发明的人工神经网络(BP 网络)结构图。

[0021] 图中:5- 输入层,6- 隐含层,7- 输出层。

具体实施方式

[0022] 用基于人工智能的风能控制方法构成的外环控制器主要由风速特征参数计算模块 1、人工神经网络(BP 网络)模块 2、智能控制模块 3 和智能搜索模块 4 组成,其中:

[0023] 1、风速特征参数计算模块将风速的均值 μ_v 、均方值 σ_v 和特征频率 f_v 作为风速 v 的特征参数,并采用数理统计和频谱分析的理论与方法计算:

[0024] 1) 对风速 v 在时间窗 $T(30s \leq T \leq 60s)$ 内进行 N 点采样,得到风速 v 的离散序列 $v_t(t = 0, 1, 2, \dots, N-1)$;

[0025] 2) 计算风速均值 $\mu_v = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} v_t$;

[0026] 3) 计算风速均方值 $\sigma_v = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} (v_t - \mu_v)^2$;

[0027] 4) 计算风速特征频率 f_v , 其计算方法为

[0028] $S(f_v) = \text{Max}_{k=0,1,2,\dots,N-1} S_v(k)$;

[0029] 式中: $S_v(k) = \sum_{t=0}^{N-1} v_t e^{-j2\pi tk/N}$ ($k = 0, 1, 2, \dots, N-1$) 为风速 v 的频谱。

[0030] 2、BP 网络模块根据智能控制模块的命令,应用人工神经网络算法在线辨识风速 v 的特征参数、风力机转速 n 、桨距角 β 与风力发电机组输出功率 P 的非线性关系曲线 $P = P(v, n, \beta)$ 。BP 网络为包括输入层 5、隐含层 6 和输出层 7 的三层结构。其中:输入层节点包括风速均值 μ_v 、风速均方差 σ_v 、风速特征频率 f_v 、风力机转速 n 和桨距角 β ;隐含层节点数不小于 9,多在 9 到 15 之间;输出层节点为风力发电机组输出功率 P 。

[0031] 3、智能控制模块根据风速和风力发电机组工况的变化,对智能搜索模块和人工神经网络模块下达控制命令:

[0032] 1) 在额定风速以下 ($\mu_v < v_r$) 或风力发电机组在额定功率以下 ($P < P_r$) 时,命令智能搜索模块启动最大风能捕获搜索;

[0033] 2) 在额定风速以上 ($\mu_v \geq v_r$) 时,命令智能搜索模块启动恒定功率搜索;

[0034] 3) 智能控制根据风力发电机组输出功率 P 与 BP 网络计算功率 P^* 的偏差值 ($\Delta P = P - P^*$),适时启动 BP 网络的训练。BP 网络训练的启动条件是:当风力发电机组运行于稳定工况(即风速 v 、风力机转速 n 、桨距角 β 和风力发电机组输出功率稳定)时,计算的功率偏差值 $\Delta P = P - P^*$ 大于允许误差 δ ($|\Delta P| > \delta$),并将该工况条件下的运行参数作为新增的人工神经网络训练样本。

[0035] 4、智能搜索模块根据智能控制模块发出的最大风能捕获搜索命令和恒定功率搜索命令,分别执行如下搜索:

[0036] 1) 最大风能捕获搜索采用以转速 n 为变量的爬山搜索算法:在 BP 网络中输入当前风速的特征参数 μ_v 、 σ_v 、 f_v 和桨距角 β ,并以风力机当前转速 n 为初始值,以转速步长 Δn 为增量,增加(或减少)风轮转速 ($n \pm \Delta n$),通过 BP 网络的正向计算,搜索风力发电机组的最大功率点 P^* 及其对应的最佳转速 n^* ;

[0037] 2) 恒定功率搜索采用以桨距角 β 为变量的爬山搜索算法:在 BP 网络中输入当前风速的特征参数 μ_v 、 σ_v 、 f_v 和转速 n ,并以风力机当前桨距角 β 为初始值,以桨距角步长 $\Delta \beta$ 为增量,增加(或减少)风力机桨距角 $\beta \pm \Delta \beta$,通过 BP 网络的正向计算,搜索风力发电机组的额定功率点 P_r 及其对应的桨距角 β^* 。

[0038] 结合图 2 对 BP 网络算法进行描述:节点 i 的输出为 o_{ik} 。当输入第 k 个样本时,第 1 层的第 j 个节点的输入为:

[0039]

$$net_{jk}^l = \sum_i \omega_{ij}^l o_{ik}^{l-1}$$

[0040] o_{ik}^{l-1} 表示 $l-1$ 层的第 i 个单元节点的输出,该神经元的输出

$$[0041] \quad o_{jk}^l = f(net_{jk}^l) = \frac{1}{1 + e^{-net_j}}$$

[0042] BP 网络算法的计算步骤为:

[0043] 1) 初始化 BP 网络,选定权值;

[0044] 2) 正向过程:计算每层单元的 o_{jk}^{l-1} , net_{jk}^l , P_k ;

[0045] 3) 反向过程:对各层的各个单元,计算 δ_{jk}^l ;

[0046] 4) 修正权值

[0047] 权值调整 $\Delta w_{ij} = \eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}$

[0048] 修正权值 $w_{ij} = w_{ij} - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}$

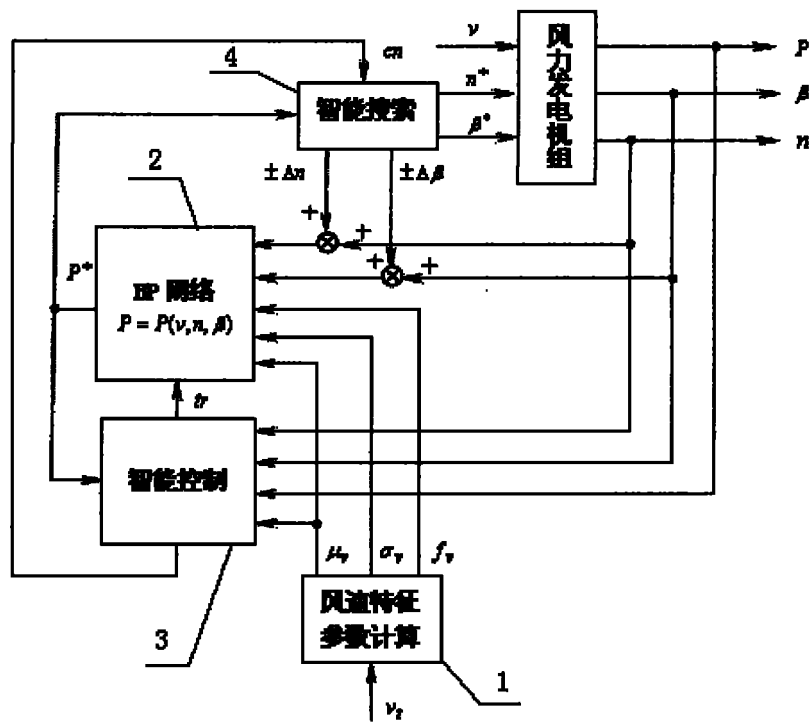


图 1

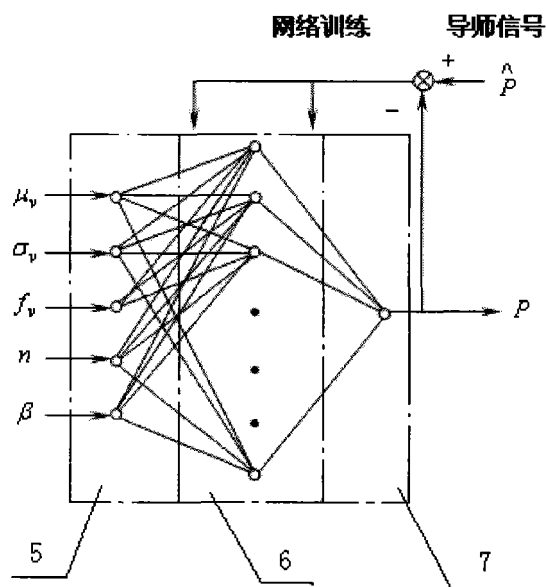


图 2