

# 基于动态数据交换技术的海洋蛋白酶发酵过程 GD-FNN 软测量

黄永红<sup>1</sup>, 孙丽娜<sup>1,2</sup>, 孙玉坤<sup>1</sup>, 刘国海<sup>1</sup>, 聂文惠<sup>1</sup>

(1. 江苏大学电气信息工程学院, 镇江 212013; 2. 苏州工业园区职业技术学院, 苏州 215123)

**摘要:** 为实现微生物发酵过程中关键生物参数(菌体浓度、基质浓度、产物浓度等)的实时显示与存储, 该文结合 MATLAB 与 WinCC 各自的优势, 提出了一种基于动态数据交换(dynamic data exchange, DDE)技术的广义动态模糊神经网络(generalized dynamic fuzzy neural network, GD-FNN)软测量方法。以海洋蛋白酶发酵过程为研究对象, 通过 MATLAB 编程, 建立发酵过程 GD-FNN 软测量模型, 获得生物参数的预测值; 以 Excel 软件为中间桥梁, 利用 DDE 技术实现 MATLAB 与上位机 WinCC 之间的实时数据通讯, 最终获得了生物参数的实时显示与存储。应用结果表明, 利用 GD-FNN 所建立的生物参数软测量模型具有很高的预测精度, 所得的最大均方根误差为 0.4266, 最大平均绝对误差为 0.2552, 满足系统测量的精度要求; 同时通过 DDE 技术连接 MATLAB 与 WinCC, 编程效率高, 实现方便, 通用性强。该研究为发酵过程的优化控制以及工业化生产提供了依据。

**关键词:** 微生物, 发酵, 神经网络, 动态数据交换, 软测量

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2013.19.033

中图分类号: TQ925<sup>+</sup>.2; S126

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2013)-19-0268-09

黄永红, 孙丽娜, 孙玉坤, 等. 基于动态数据交换技术的海洋蛋白酶发酵过程 GD-FNN 软测量[J]. 农业工程学报, 2013, 29(19): 268—276.

Huang Yonghong, Sun Li'na, Sun Yukun, et al. Soft sensor of generalized dynamic fuzzy neural network for marine protease fermentation process based on dynamic data exchange[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2013, 29(19): 268—276. (in Chinese with English abstract)

## 0 引言

在微生物发酵过程中关键生物参数(菌体浓度、基质浓度和产物浓度等)难以实时在线测量, 而这些生物参数对发酵产品品质有很大的影响<sup>[1-3]</sup>。组态软件 WinCC 实用性好, 组态灵活, 可生成复杂友好的交互式图形界面, 但它的数据处理能力较弱<sup>[4-5]</sup>, 不能实现生物参数的软测量建模<sup>[6-12]</sup>, 即无法估计出生物参数值。MATLAB 是一种用于数学分析和工程运算的专业软件, 提供了强大的数据处理能力和开放的应用程序接口, 但不能与现场工控设备进行直接数据通信<sup>[13-16]</sup>。鉴于此, 本文结合 MATLAB 和组态软件 WinCC 各自的优势, 以 Excel 软件为中介, 通过动态数据交换(dynamic data exchange, DDE)技术使两者之间能够实时通信, 最终实现了关键生物参数的实时显示与存储。

以典型的微生物发酵-海洋蛋白酶发酵过程为

例, 首先, 在 MATLAB 中, 利用训练样本集对发酵过程进行广义动态模糊神经网络(generalized dynamic fuzzy neural network, GD-FNN)软测量建模。然后, 通过 DDE 技术将组态软件 WinCC 实时采集的数据传给 Excel; 利用 MATLAB 编程调用 Excel 中的数据, 用建好的模型预测出关键生物参数并将预测值再传递给 Excel。最后, 通过组态软件 WinCC 中 DDE 设置, 使用其友好的人机界面, 实现了生物参数的实时显示与监视, 并建立了基于 WinCC 的海洋蛋白酶发酵过程智能监视系统, 期为发酵过程的优化控制以及工业化生产提供依据。

## 1 DDE 技术

DDE 是基于 Windows 的消息机制, 2 个 Windows 应用程序通过相互之间传递 DDE 消息进行 DDE 会话(conversation), 从而完成数据的请求、应答、传输<sup>[17-19]</sup>。这两个应用程序分别被称为服务器和客户。服务器是一个维护着其他 Windows 程序可以使用的数据库, 即数据的提供者。客户则是从服务器获得这些数据的程序, 即数据的请求和接受者。

DDE 会话是由客户程序发动的。当客户程序向服务器程序请求数据时, 客户程序将一条称为 WM\_DDE\_INITIATE 的消息发送给当前运行的所

收稿日期: 2013-05-14 修订日期: 2013-08-20

基金项目: 江苏高校优势学科建设工程资助项目(苏政办发〔2011〕6号); “十二五”国家 863 重点科技项目(2011AA09070301); 江苏省科技计划项目(BE2010354); 江苏大学高级专业人才科研启动基金项目(10JDG086)

作者简介: 黄永红(1970—), 女, 江苏如东人, 教授, 博士, 研究方向为微生物反应过程的智能检测与优化控制。镇江 江苏大学电气信息工程学院, 212013。Email: hyh@ujs.edu.cn

有 Windows 程序, 这条消息指明了客户程序所需要的一般数据, 主要包括服务器名 (service)、主题名 (topic) 和项目名 (item) [20]。其中, 服务器名标识了客户程序希望建立会话的对象, 例如 Microsoft Excel 的服务器名为 Excel; 主题定义了会话的题目, 例如 Microsoft Excel 的主题可以选为 Excel 工作簿的文件名 (\*.xls); 项目则是主题所支持的数据类型。拥有这些数据的 DDE 服务器可以响应这条消息, 此时, DDE 会话就开始了。

DDE 数据交换的方法根据连接方式的不同可分为冷链、温链、热链。由客户申请数据、服务器发送数据的方式称为冷链; 服务器的数据有变化时, 服务器通知客户, 再由客户来取数据, 这种方式称为温链; 服务器数据有变化时, 服务器直接把数据送给客户, 由客户对这些数据进行处理, 这种方式称为热链 [21]。文中为实现 MATLAB 和 WinCC 之间利用 Excel 的数据通讯, 采用了温链的方式。

## 2 GD-FNN 原理

GD-FNN 算法基于椭圆基函数 (elliptical basis function, EBF), 以模糊  $\varepsilon$ -完备性作为在线参数分配机制, 同时, 对模糊规则和输入变量的重要性做出了评价, 在学习效率和性能方面具有突出的优势 [22-23]。

### 2.1 GD-FNN 的结构

GD-FNN 的结构 [24] 如图 1 所示。 $r$  是输入变量数, 并且每个输入变量  $x_i (i=1, 2, \dots, r)$  有  $u$  个隶属函数  $A_{ij} (j=1, 2, \dots, u)$ , 它们位于第 2 层, 这些隶属函数都是如式(1)的高斯函数

$$u_{ij}(x_i) = \exp\left[-\frac{(x_i - c_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2}\right] \quad (1)$$

式中,  $i=1, 2, \dots, r$ ,  $j=1, 2, \dots, u$ ,  $u_{ij}$  是  $x_i$  的第  $j$  个隶属函数,  $c_{ij}$  和  $\sigma_{ij}$  分别为  $x_i$  的第  $j$  个高斯隶属函数的中心和宽度。如果用于计算每个规则触发权的 T-范数算子是乘法, 那么第 3 层的第  $j$  个规则  $R_j$  的输出是

$$\phi_j[x_1 x_2 \dots x_r] = \exp\left[-\sum_{i=1}^r \frac{(x_i - c_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2}\right] \quad (2)$$

第 4 层的每个节点代表一个输入信号加权后的输出变量

$$y[x_1 x_2 \dots x_r] = \sum_{j=1}^u w_j \cdot \phi_j \quad (3)$$

$$w_j = a_{0j} + a_{1j}x_1 + \dots + a_{rj}x_r \quad (4)$$

式中,  $y$  是一个输出变量的值;  $w_j$  是第  $j$  个规则的连接权。

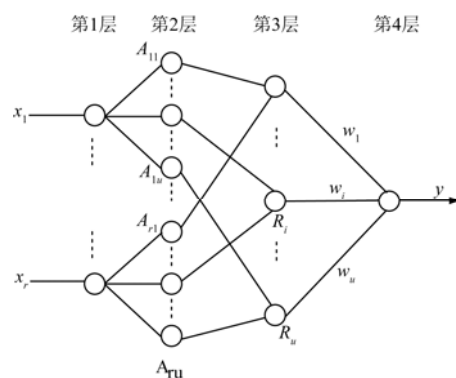


图 1 GD-FNN 的结构图

Fig.1 Structure diagram of GD-FNN

### 2.2 GD-FNN 的特点

构造的模糊神经网络 GD-FNN 具有如下特点:

1) 每条模糊规则的 T-范数由式 (2) 来表示, 它可以看作是对角化的马氏距离, 即

$$\phi_j = \exp[-md^2(j)] \quad (5)$$

其中,  $md(j)$  为马氏距离, 即

$$md(j) = \sqrt{(X - C_j)^T \sum_j^{-1} (X - C_j)} \quad (6)$$

而  $X = [x_1 x_2 \dots x_r]^T \in \mathbb{R}^r$ ,

$C_j = [c_{1j} c_{2j} \dots c_{rj}]^T \in \mathbb{R}^r$ ,

$$\sum_j^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma_{1j}^2} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma_{2j}^2} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & \frac{1}{\sigma_{rj}^2} \end{bmatrix} \quad j=1, 2, \dots, u \quad (7)$$

显然, 这个模型的接收域是超椭球体而不是 RBF 单元中的超球体。

2) 不同的输入变量  $x_i$  有不同的隶属函数数目。也就是说, 某个输入变量的隶属函数  $A_{ij} (j=1, 2, \dots, u)$  可能会重复。

### 2.3 GD-FNN 的学习算法

GD-FNN 算法的流程图如图 2 所示。

当一个观测数据  $(X_k, t_k)$  进入系统时, 根据式 (6)、式 (7) 可以计算马氏距离  $md_k(j)$ 。找到

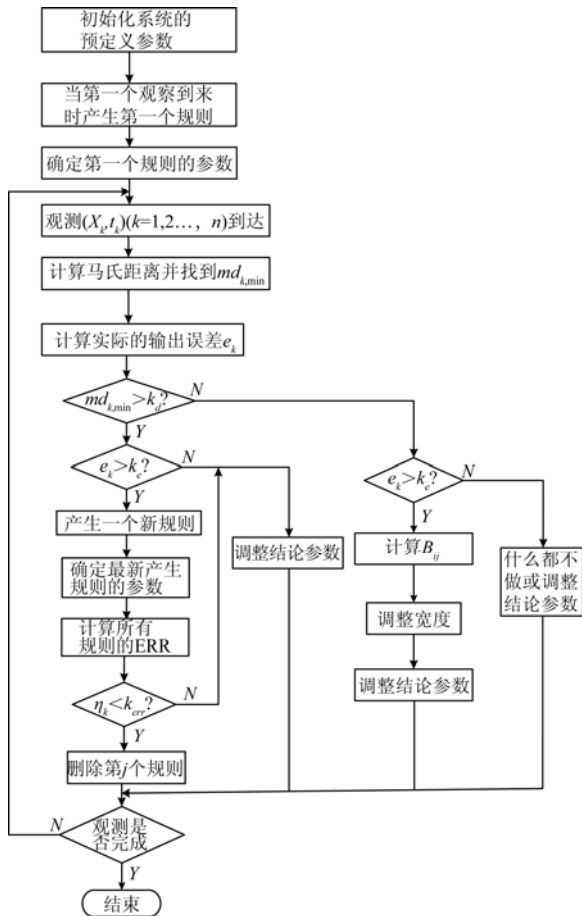
$$J = \arg \min_{1 \leq j \leq u} (md_k(j)) \quad (8)$$

如果

$$md_{k, \min} = md_k(J) > k_d \quad (9)$$

则表明现有的系统不满足  $\varepsilon$ -完备性 (对某个变化范围内的输入, 如果至少存在一条模糊规则, 使得匹配度的值不小于  $\varepsilon$ , 则称这样的模糊系统具有  $\varepsilon$ -完备性), 应该考虑产生一条新规则。

另外,在学习过程中  $k_d$  和  $k_e$  是逐渐变化的,  $B_{ij}$  的大小决定着第  $i$  个输入变量对系统输出的敏感性。



注:  $X_k$  是第  $k$  输入样本向量;  $t_k$  是第  $k$  个期望的输出。  $md_{k,min}$  是最小化观测数据  $X_k$  和现有的 RBF 单元的中心  $C_j(j=1, 2, \dots, u)$  之间的马氏距离;  $k_d$  是一个预先设定并与  $\varepsilon$  相关联的阈值, 在模糊系统中,  $\varepsilon$  的最小值通常选择为  $\varepsilon_{min}=0.5$ 。  $e_k$  是第  $k$  个观测数据的误差;  $k_e$  是根据 GD-FNN 期望的输出精度预先定义的一个阈值。 ERR 为误差减少率;  $\eta_k$  代表第  $k$  个规则的重要性 ( $\eta_k$  值越大, 表示第  $k$  个规则越重要);  $k_{err}$  是根据规则重要性预先设定的阈值。  $B_{ij}$  表示第  $j$  个规则中的第  $i$  个输入变量的重要性。  
Note:  $X_k$  is the  $k^{th}$  input vector and  $t_k$  is the  $k^{th}$  desired output;  $md_{k,min}$  is the minimum M-distance between the observation  $X_k$  and centers  $C_j(j=1, 2, \dots, u)$  of existing RBF units;  $k_d$  is a pre-specified threshold which is related to the value of  $\varepsilon$ , the minimum of  $\varepsilon$  is usually chosen 0.5 ( $\varepsilon_{min}=0.5$ );  $e_k$  is the error of the  $k^{th}$  observation,  $k_e$  is the predetermined value according to the expected accuracy of GD-FNN; ERR is error reduction rate;  $\eta_k$  represents the importance of the  $k^{th}$  rule,  $k_{err}$  is the pre-specified threshold for the importance of the rule;  $B_{ij}$  represents the importance of the  $i^{th}$  input variable in the  $j^{th}$  rule.

图 2 GD-FNN 的学习算法流程图

Fig.2 Learning algorithm flow chart of GD-FNN

### 3 软测量建模与实现

#### 3.1 辅助变量的选择

文中以海洋蛋白酶发酵过程<sup>[25-27]</sup>为例。对海洋蛋白酶发酵过程来说, 发酵液中的菌体浓度  $X$ 、基质浓度  $S$ 、相对酶活  $P$  是发酵过程优化控制中最为重要的变量。因此, 选择  $X$ 、 $S$ 、 $P$  作为软测量模型的主导变量。分析发酵过程中菌体细胞的生长代谢过程, 考虑把菌体细胞外的环境变量作为软测量模

型的辅助变量。菌体细胞所依赖的环境变量很多, 主要有温度  $t$ 、空气流量  $l$ 、搅拌转速  $s$ 、发酵罐压力  $p$ 、溶解氧浓度  $DO$ 、pH 值、反应器体积  $v$ 、 $CO_2$  浓度、基质进给速率  $f$ 。若把它们都作为辅助变量, 会使软测量模型结构过于复杂, 运算速度缓慢。为了确定环境变量对软测量模型输出的影响, 应用一致关联度法<sup>[28-29]</sup>来评价环境变量与主导变量之间的关联程度, 从而确定软测量模型的辅助变量。

一致关联度是一种可根据曲线之间的发展趋势的相异或相似程度以及变量变化率的差异, 来全面分析序列之间的潜在相关程度的计算方法。其具体算法如下:

设两变量序列为  $x_i$ 、 $x_j$  分别对应环境变量中的 pH 值和主导变量中的相对酶活, 则

$$\Delta x_i(k) = x_i(k+1) - x_i(k) \quad (10)$$

$$\Delta x_j(k) = x_j(k+1) - x_j(k) \quad (11)$$

$$\bar{\Delta}_z = \frac{1}{l-1} \sum_{k=2}^l |\Delta x_z(k)|, z = i, j \quad (12)$$

定义  $\zeta_k$  为符号因子, 若  $\Delta x_i(k)\Delta x_j(k) > 0$  或  $\Delta x_i(k) = \Delta x_j(k) = 0$ , 则称  $x_i(k)$ 、 $x_j(k)$  在点  $k$  处趋势相同,  $\zeta_k=1$ , 关联度为正; 若  $\Delta x_i(k)\Delta x_j(k) = 0$  且  $\Delta x_i(k) \neq \Delta x_j(k)$ , 则称  $x_i(k)$ 、 $x_j(k)$  在点  $k$  处趋势无关,  $\zeta_k=0$ , 对相关度无贡献; 若  $\Delta x_i(k)\Delta x_j(k) < 0$ , 则称  $x_i(k)$ 、 $x_j(k)$  在点  $k$  处趋势相反,  $\zeta_k=-1$ , 关联度为负。

$$\begin{cases} r_{ij} = \left| \frac{1}{l-1} \sum_{k=1}^{l-1} \zeta_k u_{ij}(k) \right|^\beta \\ \beta = \left| \frac{1}{l-2} \sum_{k=2}^{l-1} \zeta_k v_{ij}(k) \right| \\ u_{ij}(k) = \frac{1}{1 + \left| \frac{\Delta x_i(k)}{\bar{\Delta}_i} - \frac{\Delta x_j(k)}{\bar{\Delta}_j} \right|} \\ v_{ij}(k) = \frac{1}{1 + \left| \frac{|\Delta x_i(k) - \Delta x_i(k-1)|}{\bar{\Delta}_i} - \frac{|\Delta x_j(k) - \Delta x_j(k-1)|}{\bar{\Delta}_j} \right|} \end{cases} \quad (13)$$

式中,  $u_{ij}(k)$  为变量相关系数;  $v_{ij}(k)$  为变化率相关系数,  $r_{ij}$  为变量 pH 值  $x_i$  与相对酶活  $x_j$  之间的关联度,  $\beta$  为数据变化率对关联度的影响。

如果变量 pH 值  $x_i$  与相对酶活  $x_j$  有  $m_1$  个趋势相同的点, 编号为  $\{q_1, \dots, q_{m_1}\}$ ,  $m_2$  个趋势无关的点, 编号为  $\{t_1, \dots, t_{m_2}\}$ ,  $m_3$  个趋势相反的点, 编号为  $\{d_1, \dots, d_{m_3}\}$ , 则

$$\left\{ \begin{array}{l} P_{ij} = \frac{1}{l-1} \sum_{k_1=q_1}^{q_m} \xi_{k_1} u_{ij}(k_1) \\ Z_{ij} = \frac{1}{l-1} \sum_{k_2=t_1}^{t_{m_2}} \xi_{k_2} u_{ij}(k_2) \\ N_{ij} = \frac{1}{l-1} \sum_{k_3=d_1}^{d_{m_3}} \xi_{k_3} u_{ij}(k_3) \\ r_{ij} = \left| \frac{1}{l-1} \sum_{k=1}^{l-1} \xi_k u_{ij}(k) \right|^\beta = |P_{ij} + N_{ij}|^\beta \end{array} \right. \quad (14)$$

式中,  $P_{ij}$  表示正关联度;  $Z_{ij}$  表示零关联度;  $N_{ij}$  表示负关联度。当  $|P_{ij}| > |N_{ij}|$  时, pH 值  $x_i$  和相对酶活  $x_j$  以正相关为主, 它们的变化趋势相似, 相关程度由  $r_{ij}$ 、 $P_{ij}$  两因素的大小来衡量; 当  $r_{ij}=Z_{ij}=0$  时, pH 值  $x_i$  和相对酶活  $x_j$  无关; 当  $|P_{ij}| < |N_{ij}|$  时, pH 值  $x_i$  和相对酶活  $x_j$  以负相关为主, 它们的变化趋势相反, 相关程度由  $r_{ij}$ 、 $N_{ij}$  两因素的大小来衡量。

根据以上算法分别计算各环境变量与主导变量的关联度, 计算结果如表 1 所示。

表 1 环境变量与主导变量的关联度

Table 1 Incidence degree between environmental variables and dominant variables

环境变量 Environment variables	主导变量 Dominant variables		
	基质浓度 Substrate concentration	菌体浓度 Biomass concentration	相对酶活 Relative enzyme activity
搅拌转速 $s$ Stirring speed	0.1956	0.2004	0.1604
空气流量 $l$ Aeration rate	0.5045	0.4706	0.631
pH 值 pH value	<b>0.8938</b>	<b>0.9256</b>	<b>0.8106</b>
温度 $t$ Temperature	0.2478	0.2627	0.2285
罐压 $p$ Pressure of fermentation tank	<b>0.7895</b>	0.6913	0.5022
溶解氧浓度 $DO$ Dissolved oxygen concentration	<b>0.874</b>	<b>0.8662</b>	<b>0.9697</b>
反应器体积 $v$ Culture volume	0.4757	0.6076	0.7029
基质进给速率 $f$ Substrate feed rate	<b>0.9755</b>	<b>0.9948</b>	<b>0.8748</b>
CO <sub>2</sub> 浓度 CO <sub>2</sub> concentration	<b>0.7959</b>	<b>0.8443</b>	<b>0.7963</b>

由表 1 计算结果可知, 环境变量中的基质进给速率  $f$ 、溶解氧浓度  $DO$ 、CO<sub>2</sub> 浓度、pH 值与主导变量中的菌体浓度、相对酶活较为相关, 而对于基质浓度来说, 除了与以上 4 个环境变量较为相关以外, 还与发酵罐压力  $p$  较为相关。但由于在发酵过程中, 发酵罐压力的变化将会引起氧在发酵液中的分压改变, 即主要影响着溶解氧浓度的变化, 从表 1 中可以看出溶解氧浓度  $DO$  与基质浓度的关联度值比发酵罐压力  $p$  与基质浓度的关联度值大, 同时

考虑到输入辅助变量的个数过多, 会使模型结构过于复杂, 运算速度缓慢。所以综合考虑, 选择基质进给速率  $f$ 、溶解氧浓度  $DO$ 、CO<sub>2</sub> 浓度、pH 值这 4 个环境变量作为软测量模型的辅助变量。

### 3.2 GD-FNN 软测量建模

依据海洋蛋白酶发酵的工艺要求, 发酵过程中温度控制在 18℃、调节 pH 值 7.0、通气量 1:1、搅拌转速 300~500 r/min, 控制溶解氧在 35%~45% 之间。发酵控制系统以每分钟采集一次溶解氧浓度  $DO$  (采用溶氧电极和变送器来采集)、CO<sub>2</sub> 浓度 (采用红外线二氧化碳测定仪)、pH 值 (采用 pH 电极和变送器获得)、基质进给速率  $f$  (由一定时间内的发酵液体积变化获得), 由 RS-232 串口传送至工控机并形成数据库。在发酵工况正常情况下, 每小时取样一次并离线分析菌体浓度、基质浓度、酶活。菌丝浓度采用菌丝干重法测定, 即吸取 20 mL/h 发酵液、离心、弃上清, 用蒸馏水洗涤离心沉淀物 2 次, 移菌体至恒质量的称量瓶中, 105℃ 下烘干至恒质量, 所得净质量即为菌丝干质量, 换算为 g/L; 基质浓度采用斐林试剂法测定; 酶活采用 Folin-酚试剂法, 在 20℃、pH 值为 10.5 的条件下测定碱性蛋白酶活力。

总共采集 10 个发酵批次的数据, 由于采集到的样本数据变化范围较大, 为了提高网络的学习速度和预测精度, 对样本数据进行归一化处理。将归一化后的 10 批数据 (每批数据含 50 个样本, 每个样本中含有 7 个变量, 分别为软测量模型的辅助变量和主导变量。其中, 辅助变量为溶解氧浓度  $DO$ 、CO<sub>2</sub> 浓度、pH 值、基质进给速率  $f$ , 主导变量为菌体浓度  $X$ 、基质浓度  $S$ 、相对酶活  $P$ ) 分成两部分, 一部分作为网络的训练样本 (前 9 个批次, 共含 450 个样本), 另一部分作为测试样本 (第 10 个批次, 含 50 个样本)。部分测试样本数据如表 2 所示。

表 2 部分测试样本数据

Table 2 Part of test sample data

序号 Serial number	DO/%	pH	S/(g·L <sup>-1</sup> )	X/(g·L <sup>-1</sup> )	P/%
1	39.4	6.69	25	0.1	0
2	35.5	6.69	24.5959	0.1504	0
7	34.3	6.61	19.0377	1.149	0.02
8	35.1	6.58	18.6089	1.7169	0.03
14	34.6	7.01	8.02	7.634	1.06
15	36.1	7.23	6.4795	8.2247	3.56
22	33.9	7.51	0.2922	12.3359	19.36
23	34.3	7.53	0.2579	12.8523	21.35
34	36.8	7.91	0.2667	17.3635	55.97
35	37.2	7.94	0.2608	17.6823	58.52
49	33.5	8.17	0.1776	20.8692	80.33
50	35.8	8.18	0.1345	21.014	81.22

注:  $DO$  表示溶解氧质量浓度 (dissolved oxygen quality concentration);  $S$  表示基质质量浓度 (substrate quality concentration);  $X$  表示菌体质量浓度 (biomass quality concentration),  $P$  表示相对酶活质量分数 (quality fraction of relative enzyme activity)。

根据 GD-FNN 算法, 通过 MATLAB 编程建立了 GD-FNN 的软测量模型, 并用测试样本集对 GD-FNN 模型进行了仿真试验, 结果如图 3 所示。从图 3 中可以看出, 无论是基质浓度, 菌体浓度还是相对酶活, 采用 GD-FNN 软测量建模输出的预测值(软测量值)都能够很好的跟踪真实值(离线化验值)。可见, 基于 GD-FNN 的学习算法在海洋蛋白酶发酵过程中具有很好的样本预测效果。

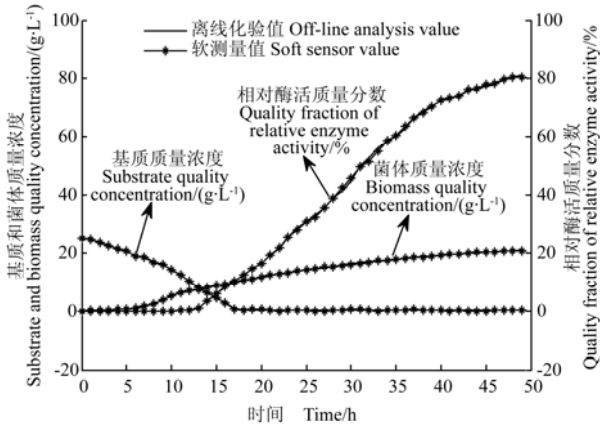


图 3 基于 GD-FNN 软测量的生物参数仿真曲线  
Fig.3 Simulation curve of biological parameters based on GD-FNN

为了更直观的说明 GD-FNN 具有优越的预测性能, 采用平均绝对误差 (mean absolute deviation, *MAD*) 和均方根误差 (root mean square error, *RMSE*) 这两个预测性能的评价指标来反映 GD-FNN 建模的预测效果, 结果如表 3 所示。从表 3 可看出所得的最大均方根误差为 0.4266, 最大平均绝对误差为 0.2552, 满足系统测量的精度要求。

表 3 GD-FNN 软测量值误差  
Table 3 Error of GD-FNN soft sensor

主导变量 Dominant variables	广义动态模糊神经网络 GD-FNN	
	均方根误差 <i>RMSE</i>	平均绝对误差 <i>MAD</i>
基质质量浓度 Substrate quality concentration	0.1799	0.1213
菌体质量浓度 Biomass quality concentration	0.0688	0.0443
相对酶活质量分数 Quality fraction of relative enzyme activity	0.4266	0.2552

### 3.3 WinCC 与 MATLAB 通讯的实现

为了使 GD-FNN 软测量建模输出的预测值(关键生物参数)能够实时显示出来, 文中以 Excel 为中介, 利用 DDE 技术来实现 MATLAB 与组态软件 WinCC 之间的通讯设计和仿真。通讯框图如图 4 所示。

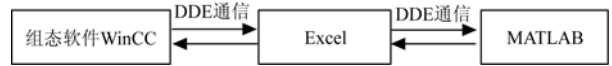


图 4 MATLAB 与 WinCC 之间的通信框图  
Fig.4 Communication diagram between DDE and WinCC

#### 3.3.1 WinCC 中 DDE 设置

首先在 WinCC 组态环境下, 新建一个项目(海洋蛋白酶发酵过程智能监视系统)。项目中含有所需的 7 个新建变量(基质进给速率  $f$ 、溶解氧浓度  $DO$ 、 $CO_2$  浓度、pH 值、菌体浓度  $X$ 、基质浓度  $S$ 、相对酶活  $P$ ) 设置步骤如下:

1) WinCC 作为 DDE 的客户端, Excel 作为 DDE 的服务器。

① 在 WinCC 项目管理器中, 右击“变量管理”, 选择“添加新的驱动程序”: windows dde.chn, 建立“WINDOWS DDE”通道, 建立新的驱动程序连接取名为“WinCC\_DDE\_Excel”, 连接属性如图 5 所示。

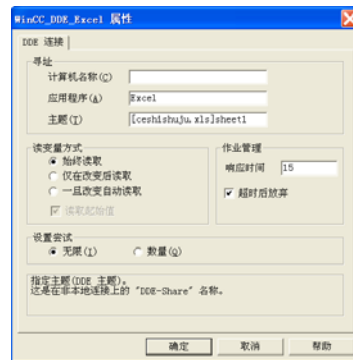


图 5 DDE 连接属性  
Fig.5 Connection properties of DDE

②新建变量, 即在变量属性对话框中, 单击“选择”按钮, 在“条目名称”输入  $r$  行数  $c$  列数, 如  $r1c1$  表示第一行第一列的单元格, 单击“确定”按钮, 完成一个变量的组态。文中菌体浓度、基质浓度、相对酶活即为根据上述步骤所建的变量。

2) WinCC 作为 DDE 的服务器, Excel 作为 DDE 的客户端。

①在 WinCC 项目管理器中打开“计算机属性”对话框, 单击“启动”选项卡中的“浏览”按钮, 添加 WinCC 安装目录中的应用程序 DdeServ.exe, 同时添加命令行: /V /N。

②激活 WinCC 项目后, 将弹出“WinCC DDE-Sever”对话框, 单击“Tag List”按钮, 先选择要访问的变量, 再单击“确定”按钮, 将变量的连接信息复制到 Windows 的剪贴板上。

③打开建立的 Excel 文件 (ceshishuju.xls), 任意双击选中一个单元格, 将 Windows 剪贴板上



的内容粘到该单元格中，然后在第一个字符前添加“=”号。

文中将溶解氧浓度  $DO$ 、 $CO_2$  浓度、 $pH$  值、基质进给速率  $f$  这 4 个变量的连接信息复制到了 ceshishuju.xls 的单元格中。

### 3.3.2 MATLAB 仿真及 DDE 连接

MATLAB 既可以作客户程序，也可以作服务器程序。在 MATLAB 作为客户程序时，它仅仅支持文本格式的数据传输，而当 MATLAB 作为服务器程序时，可以支持文本格式、元文件图格式和 XTable 格式 3 种格式的数据传输。

MATLAB 作为客户程序可以使用 MATLAB 中的 DDE 客户端模块提供的函数与服务器应用程序进行通讯。这些函数包括：DDE 服务初始化函数 ddeinit(); DDE 链接建立函数 ddeadv(); DDE 数据请求函数 ddereq(); DDE 数据发送函数 ddepoke(); DDE 链接释放函数 ddeunadv(); DDE 链接终止函数 ddeterm()。

文中 MATLAB 作为客户程序，Excel 作为服务器，利用上述函数在 MATLAB 中编写与 Excel 之间进行数据通讯的程序，获取 Excel 中由组态软件 WinCC 输出的数据。然后，利用建立好的 GD-FNN 模型预测出生物参数值，再将仿真结果数据送回 Excel。

### 3.4 发酵过程软测量参数在线监视

对所建立的“海洋蛋白酶发酵过程智能监视系统”进行运行调试。运行时监控系统通过 S7-200PLC 对软测量模型的辅助变量(基质进给速率  $f$ 、溶解氧浓度  $DO$ 、 $CO_2$  浓度、 $pH$  值这 4 个变量)进行实时数据采集，可观测出不同的辅助变量仿真出的软测量模型的主导变量(菌体浓度、基质浓度、相对酶活)的变化情况。具体操作步骤如下：

1) 打开 WinCC 项目“海洋蛋白酶发酵过程智能监视系统”，进入到 WinCC 运行环境；

2) 打开“shuju.xls”，对第一列的通讯数据进行更新，如图 6 所示。

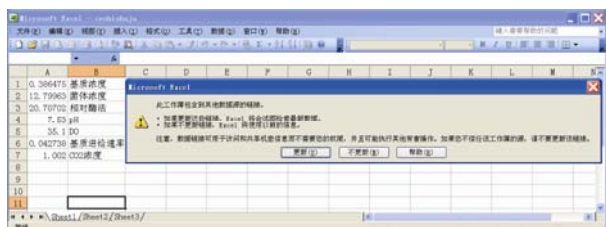


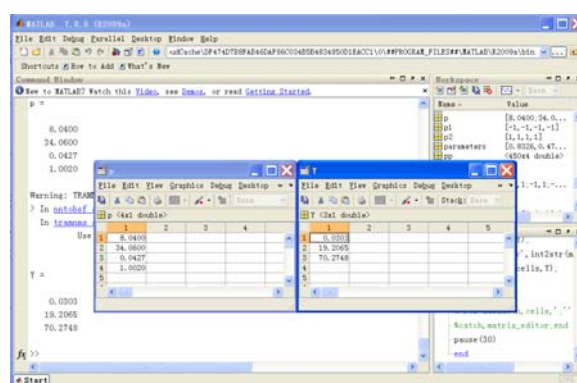
图 6 更新 Excel 文件

Fig.6 Updating Excel file

3) 在 MATLAB 中打开已编程好的 m 文件，运行此 m 文件，即可得到 WinCC 实时采集的软测

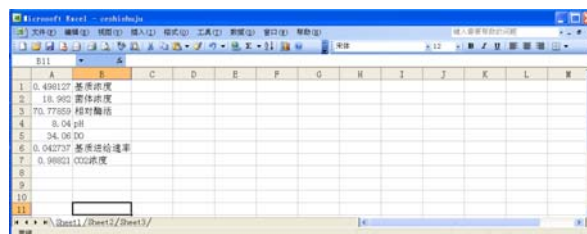
量模型辅助变量，在 MATLAB 中进行仿真得到软测量模型主导变量的值，然后快速切换回到 WinCC 运行界面观察主导变量的变化。

软测量实现整个过程的仿真结果如图 7 所示。其中图 7a 为 MATLAB 利用 DDE 技术，通过 Excel 从 WinCC 中获取辅助变量后，用建好的 GD-FNN 模型仿真出的试验结果。图 7b 中的基质浓度、菌体浓度、相对酶活即为 Excel 通过 DDE 方式从 MATLAB 中获取的数据。图 7c 为海洋蛋白酶发酵过程智能监视系统(使用者可根据自己的需求，在此基础上稍作修改就能用于任何微生物发酵过程)，其中的主导变量即为 WinCC 作为客户端，通过 DDE 方式从服务器 Excel 中获取的数据。



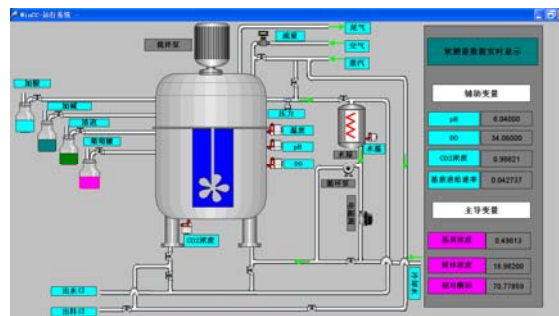
a. MATLAB 仿真实现

a. MATLAB simulation



b. Excel 中数据更新显示

b. Updating data display in Excel



c. WinCC 运行环境下实时数据显示

c. Real-time data display in WinCC operating environment

图 7 软测量参数在线监视

Fig.7 Online monitoring of soft sensing parameters

由图 7 可知，组态软件 WinCC、Excel 和

MATLAB 中所显示的数据是一致的。另外,对比图 6 和图 7 可以看出不同的辅助变量通过 MATLAB 仿真后所得到的主导变量也不同。这说明通过 DDE 技术很好地实现了 WinCC 与 MATLAB 之间的实时通讯,从而确保了对发酵产品品质有很大影响的生物参数(基质浓度、菌体浓度、相对酶活)在 WinCC 中的实时显示,为海洋蛋白酶发酵过程优化控制奠定了良好的基础。

## 4 结 论

本文通过 MATLAB 编程建立 GD-FNN 软测量模型,并用 DDE 技术实现 MATLAB 与 WinCC 之间数据通讯的方法。

1) 通过对海洋蛋白酶发酵过程进行机理分析,确定关键生物参数(基质浓度、菌体浓度、相对酶活)为软测量模型的主导变量,利用一致关联度法确定软测量模型的辅助变量为基质进给速率  $f$ 、溶解氧浓度  $DO$ 、 $CO_2$  浓度、pH 值。

2) 用训练样本集建立了海洋蛋白酶发酵过程生物参数的广义动态模糊神经网络软测量模型,用测试样本集对模型进行仿真验证,试验结果表明所建立的 GD-FNN 软测量模型具有良好的预测精度,所得生物参数软测量值的最大均方根误差为 0.4266,最大平均绝对误差为 0.2552,满足系统的精度要求。

3) 采用 DDE 技术实现了 MATLAB 软测量程序与 WinCC 之间利用 Excel 的数据通讯,并在 WinCC 中组态了海洋蛋白酶发酵过程的实时显示画面。试验结果表明,这种通讯方法编程简单、实现方便,通用性强;利用组态软件 WinCC 对整个发酵过程进行了实时监控,增强了发酵过程自动化水平,提高了产品的产量和经济效益。从技术实现上来看,利用控件技术或利用 WinCC 脚本也有可能完成对发酵过程的实时监控,对于这些技术的实用性及有效性还有待于进一步研究。

## [参 考 文 献]

- [1] 黄丽,孙玉坤,嵇小辅,等. 基于 tPSO-BPNN 的赖氨酸发酵软测量[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(10): 2317—2321. Huang Li, Sun Yukun, Ji Xiaofu, et al. Soft sensor of lysine fermentation based on tPSO-BPNN[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(10): 2317—2321. (in Chinese with English abstract)
- [2] 夏锋,孙优贤. 链霉素发酵过程中软测量技术的应用[J]. 仪器仪表学报, 2002, 23(3): 305—307. Xia Feng, Sun Youxian. Application of soft sensor technology in streptomycin fermentation process[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2002, 23(3): 305—307. (in Chinese with English abstract)
- [3] 王贵成,张敏,汪勇,等. GA-BP 网络在谷氨酸菌体浓度软测量中的应用[J]. 华东理工大学学报, 2007, 33(3): 410—413. Wang Guicheng, Zhang Min, Wang Yong, et al. Application of soft-sensing using GA-BP network to germ concentration of glutamic acid[J]. Journal of East China University of Science and Technology, 2007, 33(3): 410—413. (in Chinese with English abstract)
- [4] 胡赞. MATLAB 与组态软件 WinCC 的数据交换技术[J]. 华东交通大学学报, 2008, 25(4): 43—46. Hu Yun. The data exchange technology between MATLAB and configuration software WinCC[J]. Journal of East China Jiaotong University, 2008, 25(4): 43—46. (in Chinese with English abstract)
- [5] 魏俊,张世峰,蒋一. MATLAB 与 WinCC 的动态数据交换技术[J]. 工业控制计算机, 2007, 20(1): 47—49. Wei Jun, Zhang Shifeng, Jiang Yi. Dynamic data exchange technology between MATLAB and WinCC[J]. Industrial Control Compute, 2007, 20(1): 47—49. (in Chinese with English abstract)
- [6] Arauzo-Bravo M, Cano-Izquierdo J, Gomez-Sanchez E, et al. Automatization of a penicillin production process with soft sensors and an adaptive controller based on neuro fuzzy systems[J]. Control Engineering Practice, 2004, 12 (9): 1073—1090.
- [7] Jimenez A, Beltran G, Aguilera M P, et al. A sensor-software based on artificial neural network for the optimization of olive oil elaboration process[J]. Sensors and Actuators, 2008, 129(2): 985—990.
- [8] 杨敏,胡斌,费正顺,等. 基于 DPCA-RBF 网络的工业流化床乙烯气相聚合过程的软测量研究[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(3): 481—487. Yang Min, Hu Bin, Fei Zhengshu, et al. Soft-sensing research on the gas phase ethylene ploymerization in fluidized bed reactor based on DPCA-RBF network[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(3): 481—487. (in Chinese with English abstract)
- [9] 张海鹰,廖建勇. 改进的模糊化神经网络的土壤振动掘削阻力软测量模型[J]. 农业工程学报, 2010, 26(6): 188—192. Zhang Haiying, Liao Jianyong. Soft-sensing model on vibration cutting resistance from rock and soil based on improved fuzzy neural networks theory[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2010, 26(6): 188—192. (in Chinese with English abstract)
- [10] 颜学峰. 基于径向基函数-加权偏最小二乘回归的干点软测量[J]. 自动化学报, 2007, 33(2): 193—196. Yan Xuefeng. Radial basis function-weighted partial least square regression and its application to develop dry point

- soft sensor[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2007, 33(2): 193—196. (in Chinese with English abstract)
- [11] Gonzaga J C B, Meleiro L A C, Kiang C, et al. ANN-based soft-sensor for real-time process monitoring and control of an industrial polymerization process[J]. *Computers and Chemical Engineering*, 2009, 33(1): 43—49.
- [12] Kadlec P, Gabrys B, Strandt S. Data-driven soft sensors in the process industry[J]. *Computers and Chemical Engineering*, 2009, 33(4): 795—814.
- [13] 刘志俭. MATLAB 应用程序接口用户指南[M]. 北京: 科学出版社, 2000.
- [14] 张明光, 袁占亭, 余冬梅, 等. MATLAB 与工控组态软件 RSVIEW32 的通信设计[J]. *计算机应用研究*, 2005(4): 162—164.
- Zhang Mingguang, Yuan Zhanting, Yu Dongmei, et al. Design of communication between MATLAB and RSVIEW32 configuration software[J]. *Research on Computer Application*, 2005(4): 162—164. (in Chinese with English abstract)
- [15] 文小琴, 赵志诚, 孙志毅. VB 与 MATLAB 的动态数据交换及其应用[J]. *控制工程*, 2002, 9(5): 88—91.
- Wen Xiaoqin, Zhao Zhicheng, Sun Zhiyi. Dynamic data exchange between VB and MATLAB and its Application[J]. *Control Engineering*, 2002, 9(5): 88—91. (in Chinese with English abstract)
- [16] 苏金明, 刘宏, 刘波. MATLAB 高级编程[M]. 北京: 电子工业出版社, 2005: 29—98.
- [17] 董新利, 王景景. 在控制系统中实现组态王与 MATLAB 的 DDE 通讯[J]. *微计算机信息: 测控自动化*, 2005, 21(8): 3—5.
- Dong Xinli, Wang Jingjing. The communication of DDE between Kingview and MATLAB designed in control system[J]. *Microcomputer Information: Control Technology*, 2005, 21(8): 3—5. (in Chinese with English abstract)
- [18] 惠磊, 肖民. 基于 DDE 技术实现 MATLAB 与 InTouch 研究通讯[J]. *江苏科技大学学报: 自然科学版*, 2006, 20(4): 42—45.
- Hui Lei, Xiao Min. Communication between MATLAB and InTouch based on DDE[J]. *Journal of Jiangsu University of Science and Technology: Natural Science Edition*, 2006, 20(4): 42—45. (in Chinese with English abstract)
- [19] 王克平, 王宪. 基于 DDE 技术的 MATLAB 与 WinCC 通信设计[J]. *自动化仪表*, 2006, 27(4): 23—26.
- Wang Keping, Wang Xian. Design of DDE based communication between MATLAB and WinCC[J]. *Process Automation Instrumentation*, 2006, 27(4): 23—26. (in Chinese with English abstract)
- [20] 李清, 何小阳, 韩宇星. 基于 DDE 技术的酒精精馏塔模糊控制的研究与仿真[J]. *工业控制与应用*, 2008, 27(8): 33—35.
- Li Qing, He Xiaoyang, Han Yuxing. A DDE based fuzzy controller used for the alcohol distillation column[J]. *Industry Control and Applications*, 2008, 27(8): 33—35. (in Chinese with English abstract)
- [21] 谢昕, 尹燕. 基于 DDE 的 RSVIEW32 与 Delphi 数据通讯的实现[J]. *华东交通大学学报*, 2004, 21(5): 26—28.
- Xie Xin, Yin Yan. Implementation of data communication between RSVIEW32 and Delphi based on DDE[J]. *Journal of East China Jiaotong University*, 2004, 21(5): 26—28. (in Chinese with English abstract)
- [22] 马莉, 张德丰. 基于广义动态模糊神经网络的算法研究[J]. *计算机工程与设计*, 2009, 30(20): 4727—4730.
- Ma Li, Zhang Defeng. Algorithm research based on generalized dynamic fuzzy neural network[J]. *Computer Engineering and Design*, 2009, 30(20): 4727—4730. (in Chinese with English abstract)
- [23] ER M J, TAN T P, LOH S Y. Control of a mobile robot using generalized dynamic fuzzy neural networks[J]. *Microprocessors and Microsystems*, 2004, 28(9): 491—498.
- [24] 王高飞, 邓立治, 田金信. 基于混合智能算法的非线性双边多属性谈判模型[J]. *运筹与管理*, 2011, 20(3): 38—45.
- Wang Gaofei, Deng Lizhi, Tian Jinxin. Computation of non-linear and bilateral multi-attribute negotiations based on hybrid intelligent algorithm[J]. *Operations Research and Management Science*, 2011, 20(3): 38—45. (in Chinese with English abstract)
- [25] 郝建华, 袁翠, 王跃军, 等. 低温碱性蛋白酶 QDAPr 的生物信息学分析及同源建模[J]. *生物信息学*, 2006, 4(2): 62—64.
- Hao Jianhua, Yuan Cui, Wang Yuejun, et al. Bioinformatics analysis and homology modeling of low-temperature alkaline protease QDAPr[J]. *China Journal of Bioinformatics*, 2006, 4(2): 62—64. (in Chinese with English abstract)
- [26] Gupta R, Beg Q K, Lorenz P. Bacterial alkaline proteases: Molecular approaches and industrial applications[J]. *Applied Microbiology and Biotechnology*, 2002, 59(1): 15—32.
- [27] 朱湘临, 刘叶飞, 孙谧, 等. 海洋微生物酶反应器智能控制系统的研制[J]. *农业工程学报*, 2010, 26(9): 185—191.
- Zhu Xianglin, Liu Yefei, Sun Mi, et al. Development of intelligent control system for bioreactor of marine microbial enzymes[J]. *Transactions of the Chinese*



- Society of Agricultural Engineering, 2010, 26(9): 185—191. (in Chinese with English abstract)
- [28] 李勇, 邵诚. 一种新的灰关联分析算法在软测量中的应用[J]. 自动化学报, 2006, 32(2): 311—317.  
Li Yong, Shao Chen. Application of a novel grey relation analysis algorithm to soft sensor[J]. Acta Automatica Sinica, 2006, 32(2): 311—317. (in Chinese with English abstract)
- [29] 邓聚龙. 灰色系统基本方法[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2005.

## Soft sensor of generalized dynamic fuzzy neural network for marine protease fermentation process based on dynamic data exchange

Huang Yonghong<sup>1</sup>, Sun Li'na<sup>1,2</sup>, Sun Yukun<sup>1</sup>, Liu Guohai<sup>1</sup>, Nie Wenhui<sup>1</sup>

(1. College of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China; 2. Suzhou Industrial Park Institute of Vocational Technology, Suzhou 215123, China)

**Abstract:** The crucial biological variables (such as biomass concentration, substrate concentration, and product concentration, and so on) of the microbial fermentation process are difficult to measure online, which has a great influence on the quality of fermentation production. In this paper, a soft sensing method based on a generalized dynamic fuzzy neural network (GD-FNN) was proposed. The configuration software windows control center (WinCC) possesses the advantages of powerful practicality and flexible configuration. A complex interactive graphical interface can be generated by WinCC, but its ability to perform data processing is weak. So it is unable to achieve soft sensor modeling of biological parameters and estimate the value of biological parameters by WinCC. MATLAB is professional software for mathematical analysis and engineering operations. It has the characteristic of powerful data processing capabilities and an open application programming interface, but direct data communication can not be realized between MATLAB and the industrial control equipment. In order to solve this problem, combining MATLAB with WinCC to achieve respective advantage, taking Excel as the middle bridge, the real-time communication between MATLAB and WinCC was established by dynamic data exchange (DDE, DDE is the message mechanism based on Windows, two Windows applications carry on DDE Conversation through mutual transfer DDE message, and thus complete the data request, response, and transmission). Finally the real-time display and monitoring of crucial biological variables was realized. In this paper, the typical microbial fermentation process (the marine protease fermentation process) was taken as an example. First, in MATLAB, a soft sensor model based on GD-FNN (The algorithm of GD-FNN was based on an elliptical basis function. In the algorithm, fuzzy  $\varepsilon$ -completeness was used as the distribution mechanism of on-line parameters, the importance of fuzzy rules and input variables were evaluated, and this algorithm which has salient advantages in the aspect of learning efficiency and performance was established by using the training sample set for the fermentation process. The established model was verified by the test sample set. Second, the real-time collection data was transferred from configuration software WinCC to Excel by DDE technology. The data of Excel was called by MATLAB programming, and crucial biological parameters were predicted by the established model and the value transferred back to Excel. Finally, the real-time display and monitoring of the biological parameters were realized by DDE settings and the friendly human-machine interface of WinCC, and the intelligent monitoring system of a marine protease fermentation process based on WinCC was established. The application results showed that the prediction accuracy of soft sensor modeling based on GD-FNN is higher, and connecting MATLAB and WinCC by DDE technology has the characteristic of efficient programming, convenient use, and good general performance. The real-time monitoring was processed by WinCC for the marine protease fermentation process, which met the requirements of optimal control of the marine protease fermentation process and enhanced the automation level of the fermentation process and improved the product yield and economic benefit. These lay the foundation for the industrial production of a marine protease fermentation process.

**Key words:** microforms, fermentation, neural networks, dynamic data exchange, soft sensing

(责任编辑: 张俊芳)