研究论文

DOI:10.3969/j.issn. 1673–1689.2018.09.006

一种基于模糊准则的发酵过程残糖质量浓度的预测方法

刘辉， 赵忠盖*， 刘 飞

（江南大学 轻工过程先进控制教育部重点实验室，江苏 无锡 214122）

摘要： 发酵过程残糖质量浓度的在线检测通常具有较大滞后，极大影响了残糖质量浓度的控制。发酵工艺人员根据菌体生长耗糖的惯性特征，设计了一种残糖质量浓度的经验估算算法，但是在残糖质量浓度变化较大时，估算效果不理想。作者首先分析工艺人员的经验估算算法的缺点，结合反馈校正思想，提出了经验估算改进（即有补偿）算法，接着针对工艺人员的残糖质量浓度估算模型的不准确性，结合模糊智能技术，进行模糊模拟，分别研究模糊预测无补偿、模糊预测有补偿情况下，残糖质量浓度的预测情况，最后通过实验验证了模糊残糖质量浓度估算模型以及补偿算法的准确性和有效性。

关键词： 发酵过程；残糖浓度；滞后；模糊；预测

中图分类号：TP 273+.4　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**1673—1689(2018)09—0931—08

Predictive Algorithm for Residual Sugar Concentration in Fermentation Process Based on Fuzzy Rule

LIU Hui， *ZHAO Zhonggai**， *LIU Fei*

（Key Laboratory of Advanced Process Control for Light Industry，Ministry of Education，Jiangnan University，Wuxi 214122，China）

Abstract： In the fermentation process，it is difficult to implement a good online control of residual sugar concentration with delayed measurements. Due to the inherit characteristics of biomass growth，the field operator can achieve an effective estimation on the residual sugar concentration according to operating experience or knowledge. However，it is ineffective in the large fluctuation of the residual sugar concentration. Based on the operating experience or knowledge，this paper introduces a feedback correction idea to compensate the experience estimation algorithm. Moreover，considering the inaccuracy model of the residual sugar concentration，this paper proposes a fuzzy predictive estimation algorithm，a fuzzy predictive estimation algorithm with compensation combining fuzzy intelligent technology. Afterwards，the residual sugar concentration is forecast by these two predictive estimation algorithms. The accuracy and effectiveness of the fuzzy model and compensation algorithm are verified by a real experiment.

Keywords： fermentation process，residual sugar concentration，delay，fuzzy，predictive

收稿日期： 2015–11–26

基金项目： 国家自然科学基金项目(61573169)；江苏省六大人才高峰项目(2014–ZBZZ–010)。

* **通信作者：** 赵忠盖(1976—)，男，湖北荆州人，工学博士，副教授，博士研究生导师，从事间歇过程建模与软测量、工业系统监控与诊断以及间歇过程智能装备与系统等方面的研究与开发。E–mail：gaizihao@jiangnan.edu.cn

引用本文： 刘辉，赵忠盖，刘飞. 一种基于模糊准则的发酵过程残糖质量浓度的预测方法[J]. 食品与生物技术学报，2018，37(09)：931–938.

在发酵过程中,糖通常作为菌体生长的营养物质,是反应发酵进程的重要指标,因此需要对残糖质量浓度进行检测[1]。目前,一些先进的发酵过程采用生物传感器(例如美国 YSI 公司的 YSI 系列葡萄糖分析仪、瑞典 Chemel AB 公司的 SIRE 系列的的葡萄糖分析仪等)进行在线检测残糖质量浓度[2],但由于其生物活性酶膜材料难以承受高温灭菌,且发酵罐内环境复杂,影响检测精度,因此需要将发酵液提取出来进行稀释、净化等处理,使发酵液满足生物传感器的检测条件。但是受流速、管道长度、体积等影响,提取过程缓慢,检测值存在较大滞后[3],因此需要对残糖质量浓度进行在线预测。

目前大多数学者对残糖质量浓度预测问题的研究是利用软测量技术,将一些在线可测变量(例如 pH、DO、滞后的残糖质量浓度等)来估计不可在线测量变量(例如残糖质量浓度等)[4]。基于机理模型的软测量,能较为全面的反映过程的本质[5],但由于发酵过程的高度复杂性,难以建立残糖质量浓度的精确机理模型[6]。而基于数据建模的软测量,通过样本数据建立模型,进而估计残糖质量浓度,应用广泛[7-8],但这种数据建模过度依赖训练数据,而发酵过程由于操作条件和环境等多因素影响,很难获得重复性好的实验数据,因而建立的模型适用性不强。发酵工艺人员在长期的操作实践中,积累了关于残糖质量浓度预测的大量经验知识,但这种以经验知识为基础的预测因人而异, 预测效果差别很大。模糊预测算法则对经验知识进行总结并建立规则库来描述对象变化的趋势,在发酵过程中应用广泛[9-11]。

实际操作中,发酵工艺人员根据菌体生长耗糖的惯性特征,局部线性化残糖质量浓度曲线,假设前一段时间发酵罐中耗糖质量浓度变化量等于后一段时间的耗糖质量浓度变化量,进而设计了一种残糖质量浓度的经验估算算法,但是在残糖质量浓度变化较大的情况下,前一段时间耗糖质量浓度变化量并不等于后一段时间的耗糖质量浓度变化量,因此估算效果不好,误差较大。作者在分析和改进经验估算算法之后,结合预测控制思想[12],采用反馈补偿校正方式,提出了经验估算改进(即有补偿)算法;此外,针对工艺人员的残糖质量浓度估算模型的不准确性,结合模糊智能技术[13],进行模糊模拟,分别研究了模糊预测无补偿以及模糊预测有补偿,最后分别对上述 4 种算法进行仿真和现场实验验证对比,为滞后检测的残糖质量浓度估算提供了新途径。

1 发酵过程残糖质量浓度在线检测系统

菌体发酵补糖控制的工艺流程见如图 1。粗线为管道,细线表示通信线,箭头表示信号或溶液的传送方向。通过恒流泵 1 提取发酵液,恒流泵 2 连接纯净水,两股液体按照一定的比例,在混合器中充分混合稀释,送入检测仪器进行在线检测,通过滞后检测值估算罐中残糖值,并将罐中残糖值送入 PC 机,PC 机控制蠕动泵的开度,实现向发酵罐的补糖。发酵过程中,流加和发酵液的损失同时存在,为简化计算,假定补料前后发酵罐中发酵液的体积不变,设定滞后时间为 t_d,采样时间为 t,且 $t_d=q*t$,(q=1,2,3…)。

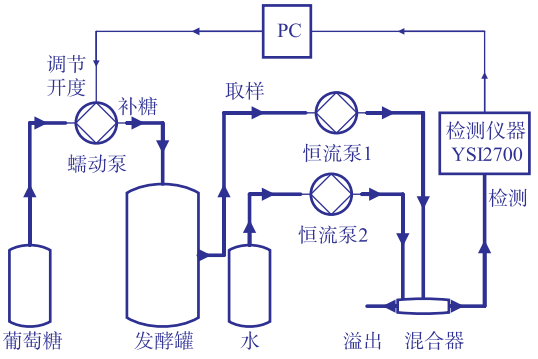


图 1 菌体发酵补糖控制的工艺流程图

Fig. 1 Bacterial fermentation of sugar supplement control flow chart

2 残糖质量浓度经验估算算法

发酵工艺人员根据菌体生长耗糖的惯性特征,局部线性化残糖质量浓度曲线,假设前一段时间发酵罐中耗糖质量浓度变化量等于后一段时间的耗糖质量浓度变化量,进而设计了一种残糖质量浓度的经验估算算法。残糖质量浓度经验估算算法见图2。

假设 $t_d=3*t$。设第时刻时,检测仪器 YSI2700 检测到滞后检测值 $Cn(i-3)$,为估算此时发酵罐中的值 $C\hat{n}(i)$,设第 $i-1$ 到 i 时刻,补糖质量浓度变化率为 $F(i-1)$,第 $i-2$ 到 $i-1$ 时刻,补糖质量浓度变化率为 $F(i-2)$,第 $i-3$ 到 $i-2$ 时刻,补糖质量浓度变化率为 $F(i-3)$,第 $i-3$ 到 i 时刻,发酵罐中耗糖质量浓度变

化量为 $C_{耗\ i-3\ 到\ i}$，如图 2(a)所示，则有：

$$\hat{Cn}(i)=Cn(i-3)+F(i-1)*t+F(i-2)*t+F(i-3)*t-C_{耗\ i-3\ 到\ i} \quad (1)$$

在公式(1)中，$Cn(i-3)$为滞后检测值，可由YSI2700检测得到，$F(i-1)$、$F(i-2)$、$F(i-3)$分别为$i-1$、$i-2$、$i-3$时刻的补糖质量浓度变化率，容易得到，而$C_{耗\ i-3\ 到\ i}$为第$i-3$到i时刻内的耗糖质量浓度变化量，难以得到。

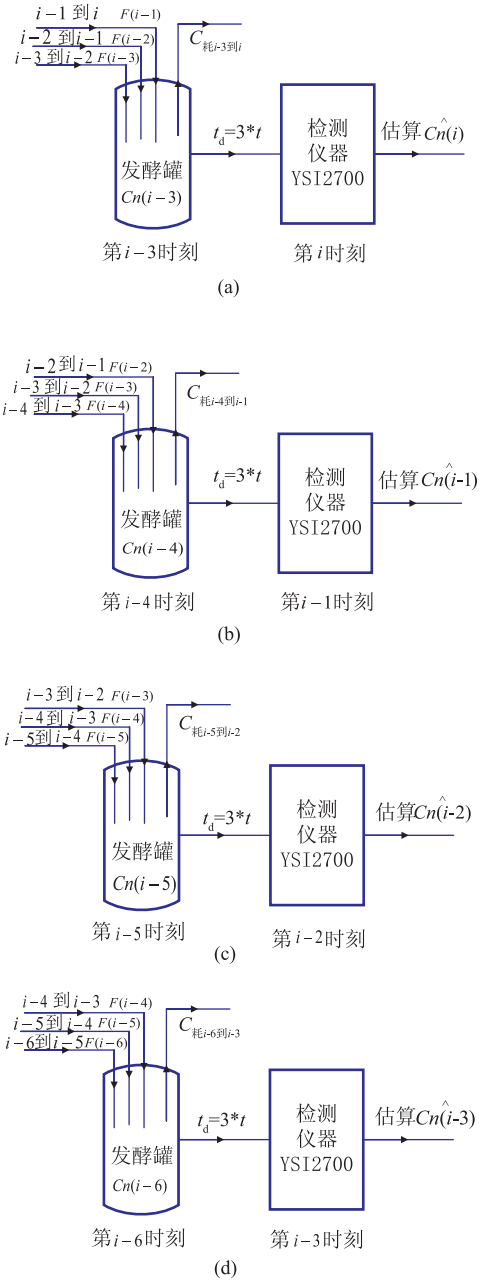


图 2　残糖质量浓度经验估算算法

Fig. 2　Experience estimation algorithm of residual sugar concentration

为获得$C_{耗\ i-3\ 到\ i}$，分析图 2(a)和(b)。第$i-1$时刻时，检测仪器 YSI2700 检测到滞后检测值$Cn(i-4)$，可认为是第$i-4$时刻时发酵罐中的残糖质量浓度值。同理，第i时刻时，检测仪器 YSI2700 检测到滞后检测值$Cn(i-3)$，可认为是第$i-3$时刻时发酵罐中的残糖质量浓度值。针对发酵罐而言，在第$i-4$到$i-3$时刻，发酵罐中残糖质量浓度值从$Cn(i-4)$变为$Cn(i-3)$，则有：

$$Cn(i-3)=Cn(i-4)+F(i-4)*t-C_{耗\ i-4\ 到\ i-3} \quad (2)$$

对公式(2)变形得公式(3)：

$$C_{耗\ i-4\ 到\ i-3}=Cn(i-4)+F(i-4)*t-Cn(i-3) \quad (3)$$

同理两两分析图 2(b)、(c)、(d)依次可以得到$C_{耗\ i-5\ 到\ i-4}$、$C_{耗\ i-6\ 到\ i-5}$，那么有：

$$C_{耗\ i-6\ 到\ i-3}=C_{耗\ i-6\ 到\ i-5}+C_{耗\ i-5\ 到\ i-4}+C_{耗\ i-4\ 到\ i-3}=Cn(i-6)-Cn(i-3)+F(i-4)*t+F(i-5)*t+F(i-6)*t \quad (4)$$

发酵过程残糖质量浓度(无补糖)大致曲线见图 3。菌体生长过程大致分为缓慢期(0–A)、生长期(A–B)、衰亡期(B–C)[6]。从菌体生长周期来看，残糖质量浓度曲线变化缓慢，可以认为：

$$C_{耗\ i-3\ 到\ i}=C_{耗\ i-6\ 到\ i-3} \quad (5)$$

因此，综合上述公式得到公式(6)，就能估算残糖质量浓度值。

$$\hat{Cn}(i)=Cn(i-3)+(Cn(i-3)-Cn(i-6))+F(i-1)*t+F(i-2)*t+F(i-3)*t-F(i-4)*t-F(i-5)*t-F(i-6)*t \quad (6)$$

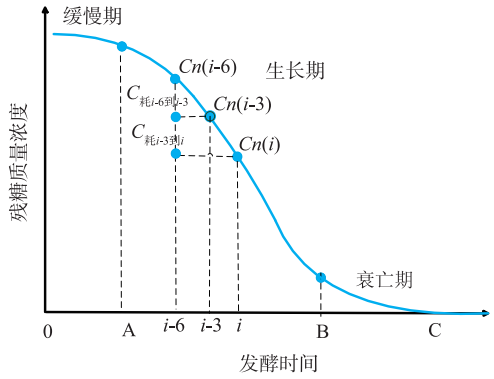


图 3　发酵过程残糖质量浓度(无补糖)大致曲线图

Fig. 3　Graph of residual sugar concentration with no sugar supplement in fermentation

3　一种残糖质量浓度经验估算改进(即有补偿)算法

公式(6)中补糖质量浓度变化率容易得到且为

具体数值,因此为简化计算,假定补糖质量浓度变化率 $F(i)=0$,得公式(7):

$$\hat{Cn}(i)=Cn(i-3)+(Cn(i-3)-Cn(i-6)) \quad (7)$$

公式(7)中 $Cn(i-3)$、$Cn(i-6)$均可由仪器 YSI2700 测得,为方便分析,将公式(7)改写成 $Cn(i-3)$的函数,即:

$$\text{第 } i \text{ 时刻 } \hat{Cn}(i)=f[Cn(i-3)] \quad (8)$$

$$\text{第 } i+1 \text{ 时刻 } \hat{Cn}(i+1)=f[Cn(i-2)] \quad (9)$$

$$\text{第 } i+2 \text{ 时刻 } \hat{Cn}(i+2)=f[Cn(i-1)] \quad (10)$$

$$\text{第 } i+3 \text{ 时刻 } \hat{Cn}(i+3)=f[Cn(i)] \quad (11)$$

经验估算算法在假设公式(5)成立的前提下给出了残糖质量浓度的估算值。但是在实际情况中,残糖质量浓度曲线可能存在较大变化(例如缓慢期、生长期以及衰亡期之间的过渡期;生长期曲线本身呈现指数下降形式等),公式(5)往往不成立,如果依旧采用公式(6)对残糖质量浓度进行估算,估算结果必然不准确,因而偏差较大。

第 i 时刻时,可以得到估算值$\hat{Cn}(i)$,第 $i+3$ 时刻时,可得检测值即 i 时刻的真实值 $Cn(i)$。依据预测控制中反馈校正的思想[12],可以选用公式(12)对公式(11)进行校正补偿得公式(13),其中 h 为系数,且 $h\in[0,1]$。

$$e(i)=Cn(i)-\hat{Cn}(i) \quad (12)$$

第 $i+3$ 时刻

$$Cn(\hat{i}+3)=f[Cn(i)]+e(i)*h \quad (13)$$

写成 i 时刻,即:$\hat{Cn}(i)=f[Cn(i-3)]+e(i-3)*h$,即:

$$\hat{Cn}(i)=Cn(i-3)+(Cn(i-3)-Cn(i-6)+e(i-3)*h) \quad (14)$$

4 一种残糖质量浓度模糊预测算法

4.1 残糖质量浓度经验估算算法的模糊模拟

公式(6)在公式(5)成立的前提下给出了经验估算算法,可以认为公式(6)是残糖质量浓度的估算模型。由上述分析可知,公式(5)往往不成立,可以认为该估算模型不准确。为获得较为准确的估算模型,采用模糊知识来模拟残糖质量浓度估算模型。

Aoki 等人[9]首次提出了一种模糊预测算法并将其成功应用于高炉熔融玻璃的温度控制中,Da [11]对模糊预测算法进行详细分析和总结,建立了输入为 $y(i)-y(i-1)$、$u(i)-u(i-L)$,输出为 $\delta\hat{y}(i+L)$的模糊预测器来估算$\hat{y}(i+L)$,为模糊模拟残糖质量浓度估算模型提供了思路。其中 $y(i)$、$\hat{y}(i+L)$表示 i 时刻的滞后检测值、估算值,$u(i)$表示 $i-1$ 时刻控制对象的输入,L 表示滞后时间。

首先对公式(6)进行变形得公式(15):

$$\begin{aligned}\hat{Cn}(i)=&Cn(i-3)+\\&[Cn(i-3)-Cn(i-4)]+[F(i-1)*t-F(i-4)*t]+\\&[Cn(i-4)-Cn(i-5)]+[F(i-2)*t-F(i-5)*t]+\\&[Cn(i-5)-Cn(i-6)]+[F(i-3)*t-F(i-6)*t]\end{aligned} \quad (15)$$

分析上式可知,符合 Da 的模糊预测思想,在此基础上,对公式(6)重新进行分析,可以建立输入为 $Cn(i-3)-Cn(i-6)$、$F(i-1)+F(i-2)+F(i-3)-F(i-4)-F(i-5)-F(i-6)$,输出为 $\delta(i-3)$的模糊预测器来估算 $\hat{Cn}(i)$。

4.2 残糖质量浓度模糊预测算法

为方便分析,首先定义公式(16)、(17)。

$$\delta Cn(i-3)=Cn(i-3)-Cn(i-6) \quad (16)$$

$$\Delta F(i)=F(i-1)+F(i-2)+F(i-3)-F(i-4)-F(i-5)-F(i-6) \quad (17)$$

本文中,模糊预测无补偿算法包括以下两个步骤:

步骤一:$(\Delta F(i)、\delta Cn(i-3))\rightarrow\delta(i-3)$

步骤二:$\hat{Cn}(i)=Cn(i-3)+\delta(i-3)$

第 i 时刻时,通过检测仪器可以得到滞后检测值 $Cn(i-3)$,以及 i 时刻之前的补糖质量浓度变化率,可以计算出$\delta Cn(i-3)$和 $\Delta F(i)$,于是可以预测出滞后时间内的残糖质量浓度变化量 $\delta(i-3)$,结合步骤二就可以得到估算值 $\hat{Cn}(i)$。图 4 给出了 i 时刻时,给定 $\Delta F(i)$为正大(PL)情况下,不同$\delta Cn(i-3)$所对应的 $\delta(i-3)$的变化趋势。点画线表示残糖质量浓度变化缓慢,但仍存在小范围波动。

如果采用类似于模糊规则进行描述,可以得到如下三条规则:

Rule 1:if $\Delta F(i)$ is PL and $\delta Cn(i-3)$ is PB,then $\delta(i-3)$ is LL

Rule 2:if $\Delta F(i)$ is PL and $\delta Cn(i-3)$ is Z,then $\delta(i-3)$ is L

Rule 3:if $\Delta F(i)$ is PL and $\delta Cn(i-3)$ is NB,then

$\delta(i-3)$ is O

其中 PL 表示 $\Delta F(i)$的变化 E 为正大；PB、Z、NB 表示$\delta Cn(i-3)$的变化 EC 为正大、不变、负大；LL、L、O 表示$\delta(i-3)$的变化 Y 为正大、正小、不变。

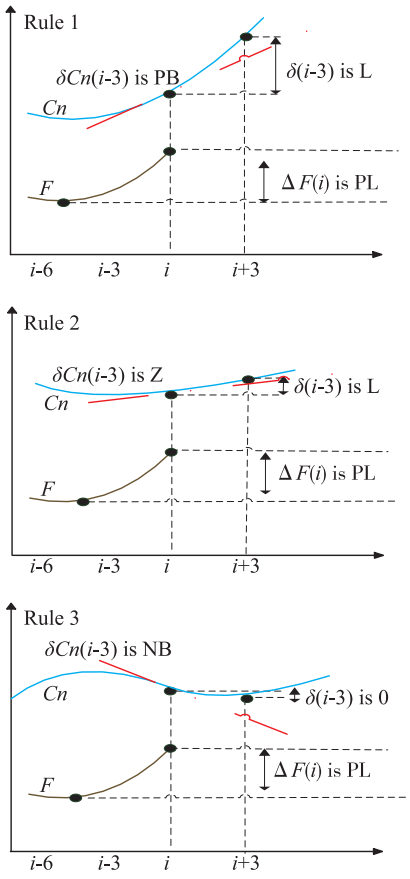


图 4　残糖质量浓度模糊预测算法（$\Delta F(i)$变化趋势为正大给定）

Fig. 4　Predictive algorithm of residual sugar concentration (change trend of $\Delta F(i)$ is PL given)

通过对 $\Delta F(i)$、$\delta Cn(i-3)$和 $\delta(i-3)$的变化趋势进行分类和推断，可以得到表 1 所示的类似于模糊规则的预测规则库。

结合上述分析可知，残糖质量浓度模糊预测有补偿算法仅需在模糊预测无补偿算法的基础上加上步骤三，即：

步骤一：$(\Delta F(i)、\delta Cn(i-3))\rightarrow\delta(i-3)$

步骤二：$C\hat{n}(i)'=Cn(i-3)+\delta(i-3)$

步骤三：$C\hat{n}(i)=C\hat{n}(i)'+e(i-3)*h$

其中，$e(i-3)=Cn(i-3)-Cn(\hat{i}-3)$，且 $h\in[0,1]$。

表 1　模糊预测规则库

Table 1　Fuzzy prediction rule base

E/EC	NB	NM	Z	PM	PB
NL	SS	SS	S	S	O
NS	SS	S	S	O	L
O	SS	S	O	L	LL
PS	S	O	L	L	LL
PL	O	L	L	LL	LL

5　仿真及实验研究

5.1　加水稀释实验

鉴于加水稀释仿真过程可控性好、透明性强、糖种类少、过程简单等特点，因此将上述 4 种方法应用于加水稀释仿真实验中，来验证上述理论的正确性与可行性。作者首先采用残糖质量浓度加水稀释模拟发酵过程进行仿真对比。仿真中，假设容器体积足够大，保证加水不会溢出；加水后溶液体积的变化等于加水前溶液的体积加上加水的体积，忽略分子间互溶作用。

设将 18 g 糖配置成 1 L 的糖水，采样周期为 0.2 h，滞后时间 0.6 h，仿真总时间为 8 h，补糖质量浓度变化率 $F(i)$=0。0~1 h 内，通过调节加水流速使之满足于耗糖质量浓度变化量呈现缓慢增大趋势，模拟菌体生长缓慢期；1~5 h 内，通过调节加水流速使之满足于耗糖质量浓度变化量呈现快速增大趋势，模拟菌体生长生长期；5~8 h 内，通过调节加水流速使之满足于耗糖质量浓度变化量呈现快速减小趋势，模拟菌体生长衰亡期。图 5 给出了残糖质量浓度加水稀释模拟发酵过程的残糖质量浓度变化图。

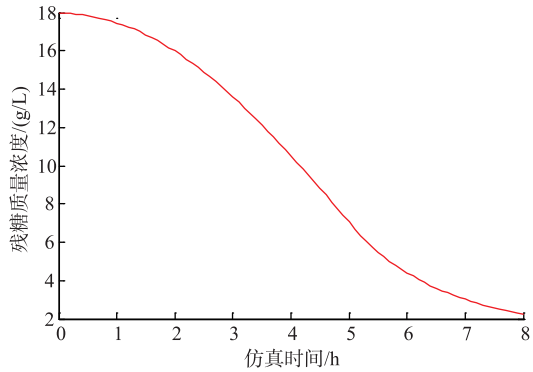


图 5　残糖质量浓度加水稀释模拟发酵过程仿真

Fig. 5　Simulation of residual sugar concentration by water dilution

由于补糖质量浓度变化率 $F(i)$=0,因此在模糊预测中,忽略输入 $\Delta F(i)$,认为 $\Delta F(i)$变化趋势始终为 O(不变),另一个输入 $\delta Cn(i-3)$的基本论域为(-1.7,1.7),输出 $\delta(i-3)$的基本论域为(-1.7,1.7),输入 $\delta Cn(i-3)$和输出$\delta(i-3)$的隶属函数选用图 6 所示的三角形。

图 6(a)中 EC 为$\delta Cn(i-3)$的语言变量,NB(负大)、NM(负小)、Z(正好)、PM(正小)、PB(正大)分别与等级(-2、-1、0、1、2)相对应;图 6(b)中 Y 为$\delta(i-3)$的语言变量,SS(负大)、S(负小)、O(不变)、L(正小)、LL(正大)分别与等级(-2、-1、0、1、2)相对应。根据上述分析,选用表 1 所示的模糊预测规则库。

清晰化过程中,作者选用公式(18)所示的最大隶属度平均值法,其中 u 表示最大隶属度,n 表示最大隶属度的个数。

$$u_{mom}=\frac{\sum_{j=1}^{n}u}{n} \tag{18}$$

为方便比较,定义经验估算算法为经验估算无补偿算法、经验估算改进算法为经验估算有补偿算法。仿真过程中,分别运用经验估算无补偿算法、经验估算有补偿算法、模糊预测无补偿算法、模糊预测有补偿算法对残糖质量浓度进行估算。图 7 给出了 4 种估算算法下的残糖质量浓度对比图。表 2 采用如公式(19)所示的绝对误差积分准则即 IAE 性能指标来进行定量比较,IAE 越小,估算的精度越高。

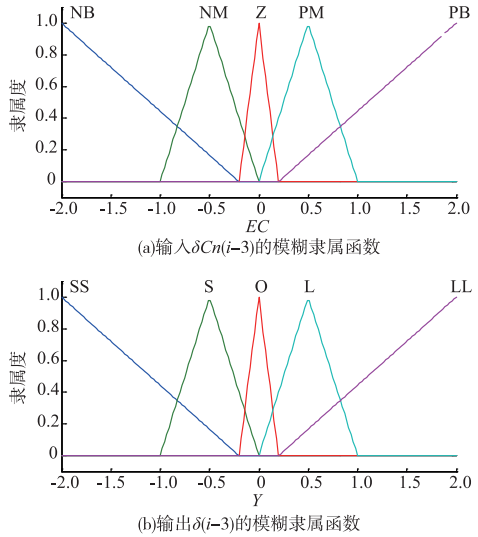
$$\mathrm{IAE}=\int_0^{\infty}|e(t)|dt \tag{19}$$

从图 7 可以看出,在 1 h 时,模拟菌体从缓慢期到生长期,由于滞后作用,模糊预测有补偿算法在 1.6 h 时曲线有明显下降趋势,同样,在 5.6 h 时,有明显上升趋势,表明模糊预测有补偿算法估算下的残糖质量浓度曲线能够较好的区分缓慢期、生长期和衰亡期。此外,相比其他 3 种估算算法,模糊预测有补偿算法估算下的残糖质量浓度曲线更接近真实曲线。从表 2 中的 IAE 指标定量来看,模糊预测有补偿算法下的 IAE 最小,表明估算结果相比其他 3 种算法更为精确。

表 2　IAE 性能指标评价

Table 2　IAE performance evaluation

估算算法	IAE 性能指标
经验估算无补偿算法	3.6
经验估算有补偿算法	2.1
模糊预测无补偿算法	1.9
模糊预测有补偿算法	1.2



(a)输入$\delta Cn(i-3)$的模糊隶属函数

(b)输出$\delta(i-3)$的模糊隶属函数

图 6　输入 $\delta Cn(i-3)$和输出 $\delta(i-3)$的模糊隶属函数

Fig. 6　Fuzzy membership function of input $\delta Cn(i-3)$ and output $\delta(i-3)$

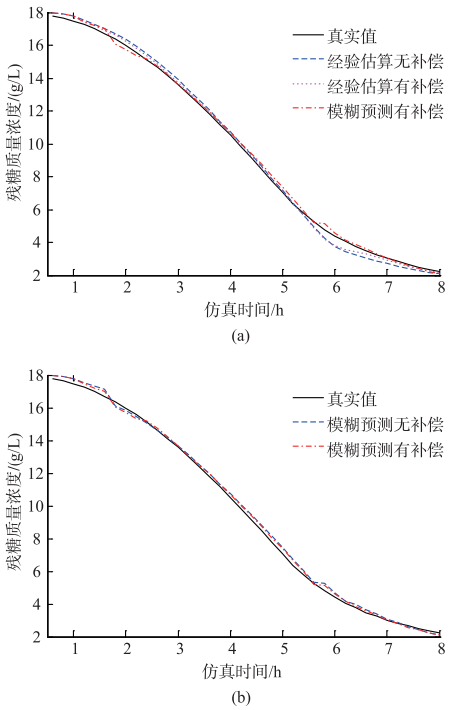


图 7　仿真实验对比图

Fig. 7　Simulation results comparison

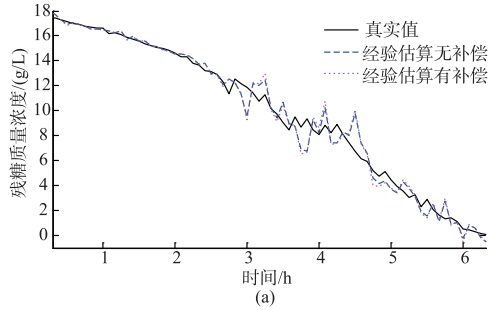
5.2　发酵过程残糖质量浓度实验

为验证上述方法的实用性以及模糊预测的优越性，将上述 4 种方法应用于蛋白酶发酵实验中。实验中,YSI2700 的采样周期 0.1 h,滞后时间 0.3 h,仿真总时间为 6.3 h,补糖质量浓度变化率 $F(i)=0$。

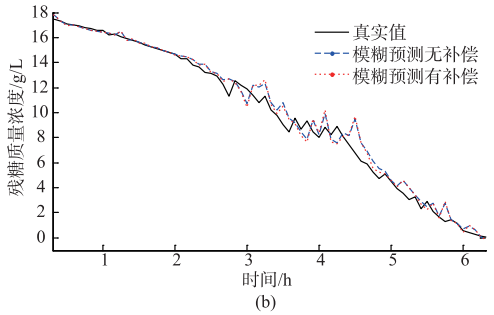
模糊预测算法中设定 $\delta Cn(i-3)$的基本论域为$(-1,1)$,输出 $\delta(i-3)$的基本论域为$(-0.5,0.5)$,此外选取图 6 所示的隶属函数,表 1 所示的模糊预测规则,式(18)所示的清晰化公式。

实验过程中,同样分别运用经验估算无补偿算法、经验估算有补偿算法、模糊预测无补偿算法、模糊预测有补偿算法对残糖质量浓度进行估算。图 8 给出了 4 种估算算法下的残糖质量浓度对比图。受检测仪器、人工操作等影响,残糖质量浓度波动较大,设在 $i-3$ 时刻时,得到估算值 $Cn(\hat{i}-3)$,并在 i 时刻时通过仪器检测到真实值$Cn(i-3)$,并且有 $Cn(i-3)>Cn(\hat{i}-3)$;设当 i 时刻,经验估算无补偿得到$C\hat{n}(i)$,并且有 $Cn(i)<C\hat{n}(i)$,如果采用经验估算有补偿算法,则必有图 9 所示的 $B=C\hat{n}(i)+e(i-3)*h>C\hat{n}(i)=A$,从而使得估算效果变差。

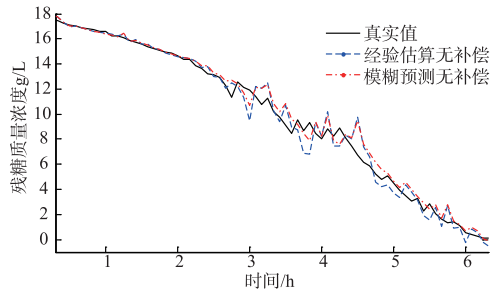
从图 7 中可以看出，上述这种情况普遍存在,因而采取补偿算法反而使得估算效果不好,因此在实验过程中,最终选取经验估算无补偿算法和模糊预测无补偿算法进行实验比较。表 3 给出了这两种算法下的 IAE 性能指标对比。



(a)



(b)



(c)

图 8　残糖质量浓度实验对比图

Fig. 8　Experiment results comparison of residual sugar concentration

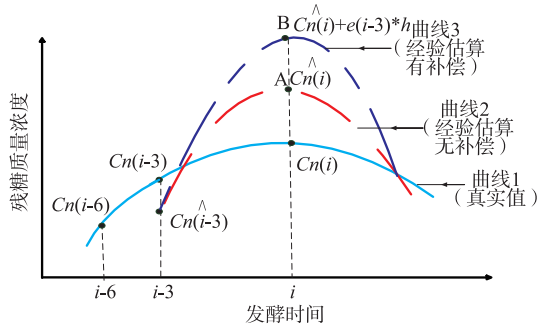


图 9　补偿过程分析

Fig. 9　Compensation process analysis

表 3　IAE 性能指标评价

Table 3　IAE performance evaluation

时间/h	经验估算无补偿	模糊预测无补偿
1	0.408 8	0.478 5
2	0.258 2	0.411 3
3	8.588 3	4.808 4
4	17.689 1	11.454 2
5	18.373	16.068
6	6.716 5	6.280 3
6.3	0.819 3	0.615 6
总计	52.853 2	40.116 3

菌体发酵大概分为缓慢期、生长期和饱和期。从图 8(c)中可以看出,0~2 h 内菌体处于缓慢期,耗糖较少,残糖质量浓度缓慢变化,采用经验估算无补偿和模糊预测无补偿都能较好的估算残糖值。2~6 h 内菌体处于生长期,耗糖较多,受实验环境、人工操作等影响,残糖质量浓度产生较大波动,采用模糊预测无补偿的效果好于经验估算无补偿。6 h 以后,菌体进入衰亡期,耗糖变少,残糖质量浓度变化也较小,经验估算无补偿和模糊预测无补偿也能

较好的估算残糖值。表 3 中各阶段的 IAE 性能指标表明模糊预测算法能够有效减小估算误差,提高精度,好于经验估算无补偿算法。

6 结 语

作者在分析经验估算算法之后,针对实际情况中,前一段时间耗糖质量浓度变化量并不等于后一段时间的耗糖质量浓度变化量, 结合预测控制思想,采用反馈补偿校正方式进行改进,提出了经验估算改进(即有补偿)算法;此外,针对工艺人员的残糖质量浓度估算模型的不准确性,结合模糊智能技术,进行模糊模拟,分别研究了模糊预测无补偿以及模糊预测有补偿,最后分别对上述 4 种算法进行仿真和现场实验验证对比。仿真结果表明,模糊预测有补偿算法明显好于其他 3 种算法,但是在实际实验过程中,受检测仪器、人工操作等影响,采用补偿方式,估算效果稍差于无补偿方式,但是模糊预测无补偿的效果还是好于经验估算无补偿,表明模糊预测能够较好的建立残糖质量浓度的估算模型,提高精度,为滞后检测的残糖质量浓度估算提供了一种新的方法。

参考文献:

[1] YUAN J Q,XUE Y F,HU K L,et al. On-line application oriented optimal scheduling for penicillin fed-batch fermentation[J]. **Chemical Engineering & Processing Process Intensification**,2009,48(2):651-658.

[2] GAO Xuejin,LIU Guangsheng,CHENG Li,et al. Development of glucose on-line detection system for fermentation process[J]. **Chinese Journal of Analytical Chemistry**,2015,40(12):1945-1949.(in Chinese)

[3] LIDGREN L,LILJA O,KROOK M,et al. Automatic fermentation control based on a real-time in situ SIRE® biosensor regulated glucose feed[J]. **Biosensors and Bioelectronics**,2006,21(10):2010-2013.

[4] ASSIS A D. Soft sensors development for on-line bioreactor state estimation[J]. **Computers & Chemical Engineering**,2000,24(2):1099-1103.

[5] BIROL G,ÜNDEY C,CINAR A. A modular simulation package for fed-batch fermentation:penicillin production[J]. **Computers & Chemical Engineering**,2002,26(11):1553-1565.

[6] 史仲平,潘丰. 发酵过程解析、控制与检测技术[M]. 北京:化学工业出版社,2010.

[7] ZHANG Zhengyang,XU Wenbo,DING Yanrui. Parameters optimization of support vector machine for discriminating thermophilic and mesophilic enzyme[J]. **Journal of Food Science and Biotechnology**,2010,29(2):312-316.(in Chinese)

[8] HUANG Yonghong,SUN Lina,CHENG Hao. Soft sensing modeling of biological parameters in the fuel ethanol fermentation process[J]. **Control Engineering of China**,2014,21(2):263-267.(in Chinese)

[9] AOKI S,KAWACHI S,SUGENO M. Application of fuzzy control logic for dead-time processes in a glass melting furnace[J]. **Fuzzy Sets & Systems**,1990,38(3):251-265.

[10] NYTTLE V G,CHIDAMBARAM M. Fuzzy logic control of a fed-batch fermentor with significant measurement delay[J]. **Bioprocess Engineering**,1994,10(5-6):225-228.

[11] DA F. Fuzzy neural network sliding mode control for long delay time systems based on fuzzy prediction[J]. **Neural Computing and Applications**,2008,17(5-6):531-539.

[12] 席裕庚. 预测控制[M]. 北京:国防工业出版社,1993.

[13] ZDENKO K,STJEPAN B. Fuzzy Controller Design Theory and Applications[M]. Abingdon:CRC,2007.