

蚁群算法在啤酒发酵控制优化中的应用

肖杰, 周泽魁

(浙江大学控制系, 浙江 杭州 310027)

摘要:利用蚁群算法在啤酒发酵过程动力学模型的基础上对过程进行优化。在固定的发酵时间内,利用蚁群算法得到一系列不同的温度曲线,从中找出一条最优的温度曲线,使得发酵过程最后酒精量达到最大,同时保证副产品浓度最低,而且啤酒没有因为发酵温度过高而变质。仿真结果表明:利用蚁群算法对发酵过程进行优化,在较短的时间内就可以达到很好的优化效果。

关键词:啤酒发酵;动力学模型;蚁群系统算法;优化;最优温度曲线

中图分类号:TP20

文献标识码:B

Application of Ant Colony Algorithm to the Optimization of Beer Fermentation Control

XIAO Jie, ZHOU Ze-kui

(Department of Control Science & Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

Abstract: On the basis of the kinetic model of beer fermentation process, ant colony system algorithm is applied to optimize the process. During a fixed period of fermentation time, a series of different temperature profiles of the mixture are constructed, and an optimal one is chosen at last. The optimal temperature profile maximizes the final ethanol production and minimizes the byproducts concentration and spoilage risk. Simulation results show that using ant colony system algorithm to optimize the process, we can get satisfactory results without much computation effort.

Keywords: beer fermentation; kinetic model; ant colony system (ACS) algorithm; optimization; optimal temperature profile

1 引言 (Introduction)

啤酒发酵在工业现场往往采用开环的控制方式,使得发酵过程按照一条预先确定的经验温度曲线进行。如果有一个数学模型可以很好地模拟不同操作条件下的发酵过程,将有助于工程技术人员在其基础上实现过程优化和控制。所以建模工作一直受到重视,并且取得了一定成果^[1-2]。因为发酵过程是个复杂的动态过程,所以模型中的方程式都是非线性的。

在模型基础上对复杂工业过程进行优化往往需要一个高效的算法。蚁群算法是其中一种选择,该算法是受自然界蚂蚁寻食活动的启发得到的一种比较新的启发式算法。它首先由 Dorigo 等人提出^[3]并成功应用于经典的旅行商问题 (Traveling Salesman Problem)。后来又不断出现了一些改进的版本,提高了原算法的性能,并且作为一种有效的工具应用

到很多复杂的优化问题中^[4]。

将蚁群算法应用到优化问题中,需要考虑两方面的问题:1) 选择适当形式的蚁群算法[本文最后选择蚁群系统 (Ant Colony System, ACS) 算法]; 2) 对原算法进行适当修改,使其可以解决指定的优化问题。修改中要注意处理好随机贪婪规则 (状态转移规则) 和信息素更新规则。有高性能的 MATLAB 语言作为计算工具,可以方便地利用蚁群算法对过程的数学模型进行优化。

2 发酵过程和数学模型 (Fermentation process and mathematical model)

啤酒发酵是一个复杂的反应过程。此过程中糖被转化为酒精,同时还会产生一些副产品,如乙酸乙酯和联乙醚,这些副产品的产量必须控制在一定范围内以保证啤酒的口味和质量。发酵时没有机械搅

拌装置,温度是该过程中最主要的可控变量.温度过低会使得发酵过程缓慢,而过高(大于 15℃)虽然可以加速发酵,但会导致啤酒变质.工厂里一般使用一条设定的温度曲线来控制发酵过程.

本文的目的是要寻求一条最佳温度曲线,使得最后酒精量达到最大的同时保证啤酒不变质,并且副产品产量不超过一定的限制.基于此目的,选择了一个有效的发酵过程动力学模型^[1]作为优化对象.

因为模型参数的求取是通过等温的发酵实验实现的(此模型经验证,同样也适用于实验工厂中非等温的情况),而发酵过程是个放热反应过程,为了保持恒温,所以装置中既有加热回路,又有冷却回路.然而,在很多啤酒厂中,发酵罐只带有冷却回路,过程中升温是通过反应自身发出的热量实现的,而在发酵的后期有活性的酵母已经很少,升温也会变得非常缓慢,而且无法控制.所以,如果得到的优化温度曲线在发酵后期有升温趋势的话,那就可以将其排除在可行解之外.

3 优化问题描述 (Description of the optimization problem)

发酵过程的优化是一个多目标优化问题.用来评价发酵质量好坏的目标函数必须同时考虑时间、效率准则和一些限制条件.原先提出的目标函数是由五部分组成的^[6,7],其中每一部分都实现一个子目标.为了使函数值相当,对原模型的参数做了一些改变后,定义的目标函数如下:

酒精产量必须尽量高: ($C_e(t)$ 为酒精浓度)

$$J_1 = +10C_e(t) \quad (1)$$

副产品的量必须受到限制: ($C_{ea}(t)$ 为乙酸乙酯浓度, $C_{ey}(t)$ 为联乙醚浓度)

$$J_3 = -5.73 \exp(11C_{ey}(t) - 11.51) \quad (2)$$

$$J_4 = -1.16 \exp(6.7C_{ea}(t) - 66.77) \quad (3)$$

尽量减小变质的可能性:

$$J_2 = - \int_0^t 9.91 \times 10^{-17} \times \exp(2.31T) dt \quad (4)$$

温度变化幅度必须受限制:

$$J_5 = - \sum_{i=1}^{[N\Delta t]} \frac{|T_i - T_{i-1}|}{\Delta t} \quad (5)$$

把 5 个方程结合在一起:

$$J_{\max} = J_1 + J_2 + J_3 + J_4 + J_5 \quad (6)$$

啤酒厂采用的温度曲线将会决定目标函数的值.这是一个动态优化问题:寻找一定的温度曲线使此目标函数最大.

为了应用蚁群算法进行优化,目标函数的形式变为:

$$J_{\min} = CONS - J_{\max} \quad (7)$$

其中 $CONS$ ($CONS > J_{\min}$) 是一个正整数,优化使得 J_{\min} 的值最小.另外温度曲线必须保证在发酵后期不能有升温趋势.

4 ACS 算法对发酵过程的优化 (Optimization of fermentation process by ACS)

蚁群优化——ant colony optimization (ACO) 是蚂蚁算法中一个成功的研究方向.蚁群系统——ant colony system (ACS) 算法是 ACO 中的一种,它是由 Dorigo 和 Gambardella 提出的^[8],用于提高蚂蚁系统——ant system (AS) 算法的性能,使其可以有效解决大规模的对称及不对称 TSP 问题.本文中的优化问题,蚂蚁有 160 个左右的节点需要访问,所以最后采用了 ACS 这个高效的算法.

为了应用 ACS 算法,温度曲线需要离散化(分段近似).采样时间间隔为 1 小时,其中每一断点代表了蚂蚁访问的一个节点.在每个时间间隔内温度保持恒定(0℃ 到 16℃ 之间的一个整数温度).固定的发酵过程时间是 160 小时.这样,问题逐渐明确.每只蚂蚁需要访问 161 个节点以得到一个完整解(温度曲线),某一时间间隔结束时的整数温度值代表其中一个节点.在每个时间间隔的开始,蚂蚁必须决定下一时间间隔内的温度值.经过这样的离散处理,每一时间间隔结束时的 J_{\min} 和其他参数的值可以通过上述方程式及参考文献中的方程式求出.

如果发酵过程按照工厂中实际采用的温度曲线^[1]进行,并且 $CONS$ 设为 1000, J_{\min} 值在发酵过程中随时间增大而减小.由此可见,用 ACS 算法来最小化目标函数值是可行的.此处 J_{\min} 就类似于 TSP 问题中的路程,唯一不同的是蚂蚁在创建可行解的过程中 J_{\min} 的值增加的是负值.

蚂蚁寻找最优温度曲线的过程描述如下: m 只蚂蚁放在初始位置($t(0)$, $T(0)$), 它表示二维空间坐标系中的一个坐标,在此坐标系中创建可行解, X 轴表示时间, Y 轴表示温度.此处的 $t(0)$ 是第一个时间间隔的开始,而下一时间间隔始于 $t(1)$. 这就意味着 X 轴上有 161 个坐标被采样: $t(i)$, $i=0, 1, \dots, 160$. 使用 10℃ ($T(0)$ 被设为 10) 作为温度曲线的起始温度是参考图 1 所示的工业曲线决定的.每只蚂蚁开始创建自己的行走路线(温度曲线).以蚂蚁 k ($k=1, 2, \dots, m$) 为例,如果当前处于节点 r :

$(t(i), T(i)) \ i=0, 1, \dots, 160$. 它必须选择下一步将要访问的节点 $s: (t(i+1), T(i+1))$. 有 17 种选择: $(t(i+1), 0), (t(i+1), 1), (t(i+1), 2), \dots,$

$$s = \begin{cases} \arg \max_{u \in N(r)} \{ [\tau(r, u)] \cdot [\eta(r, u)]^\beta \} & q \leq q_0 \\ S & \text{其它} \end{cases} \quad (8)$$

其中 $\tau(r, u)$ 是路径上某一段的信息量. 存在 160 个时间间隔, 在每个时间间隔里使用一个 (17×17) 的矩阵记录信息量. $\eta(r, u)$ 是启发函数, 定义为下面的方程(9):

$$\eta(r, u) = \begin{cases} 1/(J_{\min}(i+1, j) - J_{\min}(i, T(i)) - \min_{j \in [0, 1, \dots, 16]} (J_{\min}(i+1, j) - J_{\min}(i, T(i))) + 1) & \min_{j \in [0, 1, \dots, 16]} (J_{\min}(i+1, j) - J_{\min}(i, T(i))) \leq 0 \\ 1/(J_{\min}(i+1, j) - J_{\min}(i, T(i))) & \text{其它} \end{cases} \quad (9)$$

β 是用来衡量信息量和启发因素相对重要性的参数. q 是 $[0, 1]$ 之间的随机数. $q_0 (0 \leq q_0 \leq 1)$ 是个参数, S 代表根据方程(10)给出的概率而随机选择的下一个节点.

$$p(r, s) = \frac{[\tau(r, s)] \cdot [\eta(r, s)]^\beta}{\sum_{u \in N(r)} [\tau(r, u)] \cdot [\eta(r, u)]^\beta} \quad (10)$$

在创建解的过程中, 蚂蚁访问各个节点, 并且对所走路径上的信息量采用局部信息量更新原则进行更新:

$$\tau(r, s) \leftarrow (1 - \rho) \cdot \tau(r, s) + \rho \cdot \Delta\tau(r, s) \quad (11)$$

其中 $\rho (0 < \rho < 1)$ 是信息量衰减参数. $\Delta\tau(r, s) = \tau_0$, 设为起始信息量.

所有蚂蚁都走完后, 就要进行全局信息量更新. 为了简化问题, 此更新规则只用于从开始起属于全局最优的温度曲线(global-best-tour)的每一分支.

$$\tau(r, s) \leftarrow \begin{cases} (1 - \alpha) \cdot \tau(r, s) + \alpha(J_{\min_{gb}})^{-1} & \text{if } (r, s) \in \text{global-best-tour} \\ (1 - \alpha) \cdot \tau(r, s) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

$0 < \alpha < 1$ 是信息量衰减参数. $J_{\min_{gb}}$ 表示从开始起属于最优温度曲线的 J_{\min} 的值.

ACS 算法优化发酵过程的程序可以借助 MATLAB 语言开发.

初始的测试采用了文献[8]中推荐的参数值: $m = 10$; $\beta = 2$; $q_0 = 0.9$; $\alpha = \rho = 0.1$; $CONS = 1000$; $\tau_0 = (161 \times (1000 - 541.5504))^{-1}$; 迭代次数 = 5. 经过反复测试比较, 参数 β 变为 4; q_0 变为 0; 迭代次数设为 10. 采用这样的参数, 可以得到一条性能很好的温度曲线.

5 结果和讨论 (Result and discussion)

利用上述方法和参数得到的最优温度曲线见图

$(t(i+1), 16)$. 这 17 种选择组成集合 $N(r)$. $J_{\min}(i+1, j) \ j=0, 1, \dots, 16$, 对应于选择不同的节点的目标函数值. 此时可以应用状态转移规则选择节点:

这种锯齿状的温度曲线需要平滑处理后才可以用. 先算出温度曲线每 40 小时内的平均值. 这样得到的 4 个温度值分别放置在 20、60、100、140 四个时间点处. 从 0 小时时刻到 20 小时时刻 (表示为 $[0, 20]$), 温度 (T) 等于第一个平均值 (表示为 $mean1$); $[20, 40]$, T 从 $mean1$ 变到 $mean2$ (用直线连接这两点); $[40, 60]$, $T = mean2$; $[60, 80]$, T 从 $mean2$ 变到 $mean2 + (mean3 - mean2)/2$; $[80, 100]$, T 从 $mean2 + (mean3 - mean2)/2$ 变到 $mean3$; $[100, 120]$, $T = mean3$; $[120, 140]$, T 从 $mean3$ 变到 $mean4$; $[140, 160]$, $T = mean4$. 图 2 所示为最终的平滑后的温度曲线.

使用图 2 所示最优温度曲线, 得到的发酵过程中各种物质质量的变化用图 3、图 4 等表示.

图 3 给出了悬浮酵母总量及三部分酵母 (有活性、迟滞、已死) 各自随时间变化的曲线. 图 4 是糖浓度变化曲线. 酒精浓度的变化和联乙醚浓度的变化也易于得到.

求解过程中采用了不同方式, 如蚂蚁置于同一起始点或者置于不同起始点, 并对 ACS 参数值进行改动, 测试比较效果. 最后选择同一起始点方式, 并且参数 β 从 2 变到 4, q_0 从 0.9 变为 0, 迭代次数从 5 变到 10. 考虑发酵过程实际情况, 并不需要增多迭代次数来得到更小的目标函数值, 因为: 1) 一般在 20 次迭代后, J_{\min} 值趋于稳定. 2) 更多的迭代次数意味着更多的运行时间. 3) 最重要的一点, 上文中提出的一些工业应用的限制将排除掉一些解. 实际优化中得到的温度曲线总能得到满意的 J_{\min} 值, 但很多并非可行解. 所以采用的方法是: 增加测试次数, 而每次测试中的迭代次数不必很大 (10 次足够). 比较多次测试的结果, 最后得到一条温度曲线具有最小 J_{\min} 值 (此次优化测试仅用 30.87s), 并对其进行平滑处理.

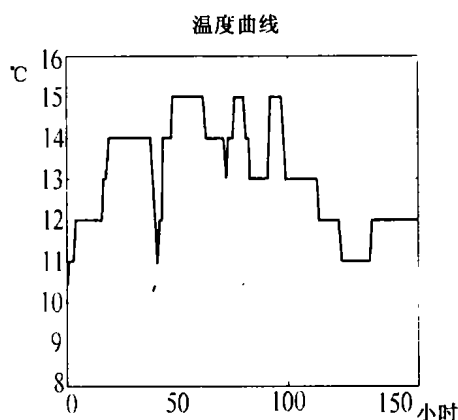


图1 ACS算法优化的最优温度曲线

Fig. 1 Optimal temperature profile obtained by ACS

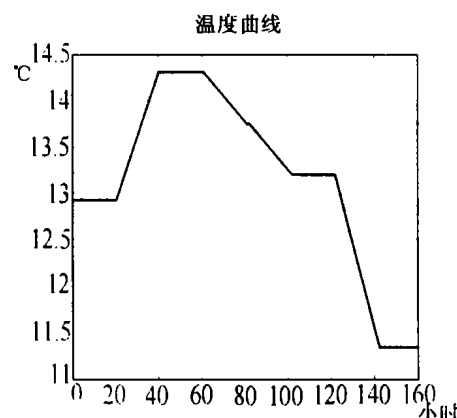


图2 平滑处理后的温度曲线

Fig. 2 Temperature profile after smoothing

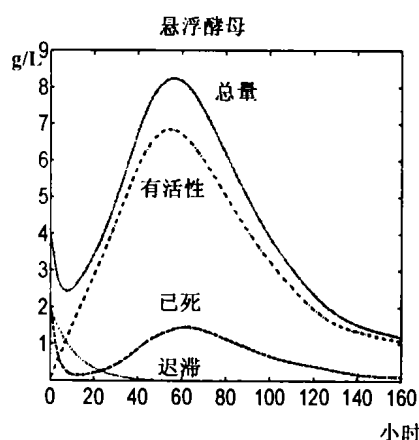


图3 悬浮酵母随时间变化曲线

Fig. 3 Suspended biomass behavior

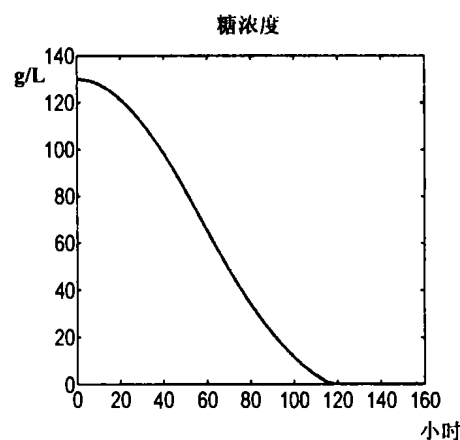


图4 糖浓度随时间变化曲线

Fig. 4 Time course of sugar concentration

用图2所示的温度曲线,最终的 J_{\min} 的值达到585.5865,比使用参考文献[1]中所示的工业温度曲线得到的546.3有了很大提高。这条温度曲线不但达到了目标函数值的优化要求(在啤酒质量不受影响的条件下使酒精量最大),而且同时考虑了工业应用的实际要求。

对发酵过程基于动力学模型的优化国内还未有相应研究,国外学者研究中都是采用遗传算法(Genetic Algorithm, GA)进行优化。

表1给出了GA、ACS算法得到结果的比较(和Carrillo-Ureta^[5] G E的文献做比较)。

表1 比较表

Tab. 1 Comparison table

| | 工业温度曲线 | GA 算法优化所得的工艺温度曲线 | ACS 算法优化所得的工艺温度曲线 |
|------------|--------|------------------|-------------------|
| J_{\min} | 546.3 | 585.5214 | 585.5865 |
| 计算时间(s) | | NA | 30.87 |

6 结束语(Conclusion)

本文借助MATLAB语言首次将较新的ACS算法应用到啤酒发酵过程优化问题中。本文得到的结果表明,在此优化问题中,ACS方法无论在解的质量还是在求解时间方面都可以和遗传算法^[5-7]竞争。

同时可见ACS算法作为一个有效并且可靠的工具在解决动态过程优化问题中具有很大潜力。

以后的研究工作包括:不经过离散近似,在连续空间中使用ACS算法;减小附加的平滑处理对解的影响;考虑其他工业应用的限制,如经济因素和能量

因素等.

参 考 文 献 (References)

- [1] Andres-Toro B, Giron-Sierra J M, Lopez-Orozco J A, *et al.* A kinetic model for beer production under industrial operational conditions [J]. *Mathematics and Computers in Simulation*, 1998, 48 (1998): 65 ~ 74.
- [2] Trelea I C, Titica M, Landaud S, *et al.* Predictive modeling of brewing fermentation: from knowledge-based to black-box models [J]. *Mathematics and Computers in Simulation*, 2001, 56 (2001): 405 ~ 424.
- [3] Dorigo M, Maniezzo V, Colomi A. Ant system: optimization by a colony of cooperating agents [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part B: Cybernetics*, 1996, 26(1): 29 ~ 41.
- [4] Dorigo M, Gambardella L M, Middendorf M, *et al.* Guest editorial special section on ant colony optimization [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6(4): 317 ~ 319.
- [5] Carrillo-Ureta G E, Roberts P D, Becerra V M. Genetic Algorithms for optimal control of beer fermentation [A]. *The 2001 IEEE International Symposium on Intelligent Control (ISIC'01)* [C]. Mexico City, Mexico: IEEE, 2001. 391 ~ 396.
- [6] Andres-Toro B, Giron-Sierra J M, Lopez-Orozco J A, *et al.* Application of genetic algorithms and simulations for the optimization of batch fermentation control [A]. *IEEE International Conference on System, Man, and Cybernetics, Computational Cybernetics and Simulation* [C]. Orlando, FL USA: IEEE, 1997. 392 ~ 397.
- [7] Andres-Toro B, Giron-Sierra J M, Lopez-Orozco J A, *et al.* Using genetic algorithms for dynamic optimization: an industrial fermentation case [A]. *The 36th IEEE Conference on Decision & Control* [C]. San Diego, California USA: IEEE, 1997. 828 ~ 829.
- [8] Dorigo M, Gambardella L M. Ant colony system: a cooperative learning approach to the traveling salesman problem [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 1997, 1(1): 53 ~ 66.

作者简介

肖 杰(1980 -),男,研究生.研究领域为计算机控制系统开发与应用.

周泽魁(1946 -),男,教授,博士生导师.研究领域为自动化仪表与计算机控制装置,间歇生产过程控制等.