



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 102871214 A

(43) 申请公布日 2013.01.16

---

(21) 申请号 201210376264.8

(22) 申请日 2012.10.08

(71) 申请人 秦皇岛烟草机械有限责任公司

地址 066000 河北省秦皇岛市海港区经济技术开发区龙海道 67 号

(72) 发明人 王小飞 杨玉波 彭辉 杨洪艺  
李中锋 郭克松 张海军 彭晓燕  
王文格 刘斌

(74) 专利代理机构 南昌新天下专利商标代理有限公司 36115

代理人 胡山

(51) Int. Cl.

A24B 9/00 (2006.01)

---

权利要求书 2 页 说明书 8 页 附图 1 页

(54) 发明名称

基于模型预测的烘丝机出口水分控制方法

(57) 摘要

本发明公开了一种基于模型预测的烘丝机出口水分控制方法：针对烟叶烘丝机在工作过程中复杂的状态变化及生产工艺模式多样性的特点，构建基于智能预测模型和人工智能操作模式的烘丝机智能集成优化控制系统，实现烘丝过程的综合最优化及自动化。针对生产过程的不同阶段及不同的生产工艺模式，构建能描述依存于进料量与进料水分的过程动态特性的模型。以此模型为基础，设计出可同时或有选择地调节多个工艺变量、能适应进料量与进料水分变化、具有克服烘丝过程中变量间相互干扰及各种不确定性因素影响、具有自适应、自调节功能的在线优化控制算法，可满足不同工况下对出口烟丝水分的严格要求。

1. 一种基于模型预测的烘丝机出口水分控制方法,将烘丝机出口水分控制系统分为三个过程:干头过程,中间过程和干尾过程,使出口水分尽快进入设定值 $\pm 0.5\%$ 的稳定状态,加快水分上升的速度,减少干头部分“干烟丝”的量;在中间阶段,保持出口水分稳定在设定值附近;在干尾阶段前期,尽量使烟丝稳定在设定值上,不要使烟丝的出口水分过早地下降,减少干尾部分“干烟丝”的量,其特征在于,步骤如下:

(1)、针对头部生产过程无出口水分检测信号的特点,基于烟草物料干燥机理,采用非参数模型建模的思想,通过对几条输入曲线采样得到若干个点,从而将一段曲线的影响转化为若干个采样点的影响,构建依存于进料量与进料水分的筒温、风温、排潮风门、入口流量等工艺变量的基于 RBF-ARX 模型的设定模型;

(2)、根据所设置的各输入量的起点、终点的限制值和期望的出口水分的输出曲线,计算出各输入量的最优设定曲线,使干头过程中的操作变量按照优化设定曲线变化,根据来料情况自校正工艺变量设定模型的模型参数、提高其对于头部烘丝过程的自适应能力,设计自调整模糊跟踪控制算法使头部烘丝过程出口水分快速达到设定值,以减少干头叶丝、达到满意的跟踪控制效果及对不同来料流量及含水率的自适应能力;

(3)、对于中间连续生产过程,本发明采用 RBF-ARX 模型结构,建立依存于来料烟丝流量与水分的烘丝过程动态特性模型,以所构建的烘丝过程 RBF-ARX 模型为预测模型,考虑到不同工艺模式、不同操作模式的要求,设计出口烟丝水分的在线智能预测优化控制算法;

(4)、RBF-ARX 预测控制器通过对出料端水分仪检测的水分值与设定水分值比较在线计算出热风风量和排潮风量的最优值;热风风量风门以 RBF-ARX 预测控制输出的热风风量最优值为设定值,自动控制伺服气缸调节热风风量风门开启度的大小;排潮风量风门以 RBF-ARX 预测控制输出的排潮风量最优值为设定值,自动控制伺服气缸调节排潮风量风门开启度的大小;筒温蒸汽阀根据筒体设定温度值与温度传感器检测的筒体温度值比较,自动跟踪调节气动薄膜调节阀开启度的大小,控制蒸汽流量,并最终稳定在筒体设定温度值附近;加热系统上伺服气缸根据热风设定温度值与温度传感器测量的热风温度值比较,自动跟踪调节,并最终稳定在热风设定温度值附近;

(5)、针对尾部生产过程无入口来料即时信号但有历史来料量及水分信号的特点,基于烟草物料干燥机理,构建依存于进料量与进料水分的筒温、风温、排潮风门、筒体转速等工艺变量的设定模型;

(6)、根据所设置的各输入量(排潮风门,筒温,风温和筒体电机频率)的起点、终点的限制值和期望的出口水分的输出曲线,计算出各输入量的最优设定曲线,使干尾过程中的操作变量按照优化设定曲线变化,并根据来料情况自校正工艺变量设定模型的模型参数、提高其对于尾部烘丝过程的自适应能力,采用自调整模糊跟踪控制算法使尾部烘丝过程出口水分尽可能维持在设定值,以减少干尾叶丝、达到满意的跟踪控制效果及对不同来料流量及含水率的自适应能力;

(7)、干头、中间过程以及干尾过程的动态特性建模采用 RBF-ARX 模型结构,各模型利用历史数据、通过离线方式进行模型结构和参数的优化;

(8)、基于所构建的干头、干尾过程动态特性模型,在线优化干头、干尾过程中的筒温、排潮风门等各工艺变量的设定值模型,以适应来料情况的变化;

(9)、通过运用嵌入式 PC 技术的模块化嵌入式控制器系统实现烘丝过程智能集成优化控制运算,达到基于模型预测的烘丝机出口水分控制。

## 基于模型预测的烘丝机出口水分控制方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及烘丝机出口水分的自动控制技术及其实现方法。

### 背景技术

[0002] 卷烟厂制丝线的烟叶经过叶预处理工序后进入烘丝工序，烘丝工序的主要目的之一就是对烘丝筒出口烟丝水分进行控制，烘丝筒采用饱和蒸汽和热风对烟丝进行加热，将烟丝中的水分蒸发，同时通过热风将烟丝蒸发的水分带走，从而达到控制烟丝水分的目的。

[0003] 目前的烘丝水分控制采用简单 PID 算法并加以一些顺序逻辑进行控制，各个控制回路之间相对独立，协调性差，难以做到真正的闭环自动控制。由于在烘丝过程中影响烟丝出口水分的干扰因素多，如：进料烟丝水分、进料烟丝流量、蒸汽压力、排潮量、热风温度、风速等，而且该控制过程存在较强的非线性、不确定性、耦合性和滞后，存在主要问题在烟丝头、尾段会出现水分控制波动相对较大，控制品质的好坏和操作人员的经验、素质以及责任心有关；在中间阶段受外部干扰的影响大，调节时间长、控制波动大，需要人工干预，这样的水分控制系统很难保证较高的控制精度要求和控制平稳性，同时系统的改进和维护比较困难。出口水分波动影响了烟丝的内在品质，降低整体烟丝的质量

### 发明内容

[0004] 本发明所解决的技术问题在于提供一种基于模型预测的烘丝机出口水分控制方法，以解决上述背景技术中的缺点。

[0005] 本发明包含一种适用于烘丝机过程控制的智能集成优化控制技术，可实现烘丝过程的综合最优化及自动化，针对不同阶段的生产过程及不同的生产工艺模式，构建能描述依存于进料量与进料水分的过程动态特性的各类模型及其优化方法，并以此模型为基础开发出能适应进料量与进料水分变化、并具有克服烘丝过程中变量间相互干扰及各种不确定性因素影响的、具有自适应、自调节功能的优化控制算法。以达到满足对于不同生产阶段出口烟丝水分的严格要求的目标。

[0006] 一种基于模型预测的烘丝机出口水分控制方法，将烘丝机出口水分控制系统分为三个过程：干头过程，中间过程和干尾过程，使出口水分尽快进入设定值  $\pm 0.5\%$  的稳定状态，加快水分上升的速度，减少干头部分“干烟丝”的量；在中间阶段，保持出口水分稳定在设定值附近；在干尾阶段前期，尽量使烟丝稳定在设定值上，不要使烟丝的出口水分过早地下降，减少干尾部分“干烟丝”的量，步骤如下：

(1)、针对头部生产过程无出口水分检测信号的特点，基于烟草物料干燥机理，采用非参数模型建模的思想，通过对几条输入曲线采样得到若干个点，从而将一段曲线的影响转化为若干个采样点的影响，构建依存于进料量与进料水分的筒温、风温、排潮风门、入口流量等工艺变量的基于 RBF-ARX 模型的设定模型；

(2)、根据所设置的各输入量（排潮风门，筒温，风温和入口流量）的起点、终点的限制值和期望的出口水分的输出曲线，计算出各输入量的最优设定曲线，使干头过程中的操作

变量按照优化设定曲线变化。并根据来料情况自校正工艺变量设定模型的模型参数、提高其对于头部烘丝过程的自适应能力，设计自调整模糊跟踪控制算法使头部烘丝过程出口水分快速达到设定值，以减少干头叶丝、达到满意的跟踪控制效果及对不同来料流量及含水率的自适应能力；

(3)、对于中间连续生产过程，本发明采用 RBF-ARX 模型结构，建立依存于来料烟丝流量与水分的烘丝过程动态特性模型，以所构建的烘丝过程 RBF-ARX 模型为预测模型，考虑到不同工艺模式、不同操作模式的要求，设计出口烟丝水分的在线智能预测优化控制算法；

(4)、RBF-ARX 预测控制器通过对出料端水分仪检测的水分值与设定水分值比较在线计算出热风风量和排潮风量的最优值；热风风量风门以 RBF-ARX 预测控制输出的热风风量最优值为设定值，自动控制伺服气缸调节热风风量风门开启度的大小；排潮风量风门以 RBF-ARX 预测控制输出的排潮风量最优值为设定值，自动控制伺服气缸调节排潮风量风门开启度的大小；筒温蒸汽阀根据筒体设定温度值与温度传感器检测的筒体温度值比较，自动跟踪调节气动薄膜调节阀开启度的大小，控制蒸汽流量，并最终稳定在筒体设定温度值附近；加热系统上伺服气缸根据热风设定温度值与温度传感器测量的热风温度值比较，自动跟踪调节，并最终稳定在热风设定温度值附近；

(5)、针对尾部生产过程无入口来料即时信号但有历史来料量及水分信号的特点，基于烟草物料干燥机理，构建依存于进料量与进料水分的筒温、风温、排潮风门、筒体转速等工艺变量的设定模型；

(6)、根据所设置的各输入量（排潮风门，筒温，风温和筒体电机频率）的起点、终点的限制值和期望的出口水分的输出曲线，计算出各输入量的最优设定曲线，使干尾过程中的操作变量按照优化设定曲线变化，并根据来料情况自校正工艺变量设定模型的模型参数、提高其对于尾部烘丝过程的自适应能力，采用自调整模糊跟踪控制算法使尾部烘丝过程出口水分尽可能维持在设定值，以减少干尾叶丝、达到满意的跟踪控制效果及对不同来料流量及含水率的自适应能力；

(7)、干头、中间过程以及干尾过程的动态特性建模采用 RBF-ARX 模型结构。各模型利用历史数据、通过离线方式进行模型结构和参数的优化；

(8)、基于所构建的干头、干尾过程动态特性模型，在线优化干头、干尾过程中的筒温、排潮风门等各工艺变量的设定值模型，以适应来料情况的变化；

(9)、通过运用嵌入式 PC 技术的模块化嵌入式控制器系统实现烘丝过程智能集成优化控制运算，达到基于模型预测的烘丝机出口水分控制。

#### [0007] 有益效果：

本发明具有以下优点：

1、可实现烘丝过程控制的自动化，避免在生产过程中的人工干预；

2、控制精度高且具有很强的克服现场各种干扰的能力，可使头尾段的出口水分控制在设定值的  $\pm 0.5\%$  以内、中间段的出口水分控制在设定值的  $\pm 0.2\%$  以内且标准偏差  $\leq 0.10\%$ 、可快速抑制各种干扰引起的出口水分波动；可最大限度地减少头尾段的干烟丝量，可使头部干烟丝量小于来料流量的  $0.7\%$ （干烟丝为水分  $\leq 7\%$  的烟丝）、尾部干烟丝量小于来料流量的  $1.4\%$ （干烟丝为水分  $\leq 7\%$  的烟丝），可极大地减少烟丝的浪费和造碎，能

够适用于不同牌号的烟丝,可在工业 PLC 级的嵌入式 PC 控制系统中实现,可满足实际工业应用的要求。

### 附图说明

[0008] 图 1 为烘丝机过程变量时序关系说明。

### 具体实施方式

[0009] 为了使本发明的技术手段、创作特征、工作流程、使用方法达成目的与功效易于明白了解,下面结合具体实施例,进一步阐述本发明。

[0010] 1、烘丝机过程变量时序关系如图 1 所示。烟丝从上一道工序到来之前,先在距离烘丝机滚筒较远的位置、也就是 u4 的位置检测此时的烟丝瞬时流量值;经过 NK 时间之后,来到 u5 的位置检测此时的入口水分值;再经过 nk1 的时间,烟丝才进入滚筒,在滚筒中运行的过程,会在每一个采样时刻检测此时的排潮风门、热风温度、筒体温度和筒体电机频率等;最后经过 nk2 的时间,烟丝出筒,检测出口水分。烟丝从有流量检测值(u4)起到检测到出口水分(y),经历了较长的时间,在干头前期这么长的时间段中,整个系统有输入变量可被检测到,但没有输出量(出口水分)被检测到。而在干尾段烟丝断流之后,系统会没有入口流量、入口水分这两个输入变量,但有输出变量。因此,就是一个具有很大时滞的系统,并可将烘丝过程分为三个过程:干头过程,中间过程和干尾过程。

[0011] i) 干头过程:从检测到入口流量的时刻起到出口水分基本稳定在设定值时止。

[0012] ii) 中间过程:当出口水分稳定后,即进入中间过程。

[0013] iii) 干尾过程:当入口流量由正常值变为 0 时,标志着干尾过程开始,当出口水分下降到 3% 时,标志着整个烘丝过程结束。

[0014] 2、烘丝机出口水分受到检测到这一点的入口水分和入口流量的影响(但存在一个很大的延迟),还受到在滚筒中较长时间的筒温、风温、排潮风门的影响。为此,采用 RBF-ARX 建模方法,构建干头、中间过程及干尾阶段的烘丝过程动态模型。RBF-ARX 模型是一种具有线性 ARX 模型结构的非线性时变模型。它的自变量是一组表征系统非线性状态的信号量,采用 RBF 神经网络结构对模型参数进行实时在线调整。与线性 ARX 模型类似,RBF-ARX 模型在局部的线性区间内有着优越的近似效果,另外它的参数能自己更新、自调整。因此,它还有全局适应的特性。在本发明中,采用高斯核的 RBF 网络来逼近状态相依 ARX 模型中的函数系数。

[0015] 3、用于构建干头过程动态特性模型的高斯核 RBF-ARX 模型的结构如下:

$$\begin{aligned}
 y(t) = & \Phi_0 + \Phi_1 y(t-1) + \Phi_2 y(t-2) \dots + \Phi_{n_2} y(t-n_2) \\
 & + (B_1)_{1,n_3} U(t-1 * sample) + B_2 U(t-2 * sample) + \dots + B_{n_2} U(t-n_2 * sample) \\
 & + b_1^4 u_4(t-NK-nk_1-1 * sample) + \dots + b_{n_2}^4 u_4(t-NK-nk_1-n_2 * sample) \\
 & + b_1^5 u_5(t-nk_1-1 * sample) + \dots + b_{n_2}^5 u_5(t-nk_1-n_2 * sample)
 \end{aligned} \tag{1}$$

其中,

$$\begin{aligned}
 \Phi_i &= C_{i,0} + C_{i,1} \exp(-\lambda_1 \|X(t-1) - Z_1\|^2) + \dots + C_{i,k} \exp(-\lambda_k \|X(t-1) - Z_k\|^2) \\
 &\quad + \dots + C_{i,m} \exp(-\lambda_m \|X(t-1) - Z_m\|^2) \\
 X(t-1) &= \begin{bmatrix} u_4(t-1) & u_5(t-1) \\ u_4(t-1) & u_5(t-2) \\ \vdots & \vdots \\ u_4(t-d) & u_5(t-d) \end{bmatrix}, \quad Z_k = \begin{bmatrix} z_{k,1}^1 & z_{k,1}^2 \\ z_{k,2}^1 & z_{k,2}^2 \\ \vdots & \vdots \\ z_{k,d}^1 & z_{k,d}^2 \end{bmatrix} \\
 \text{sample} &= [nk_1 / nb] \\
 nk_1 &= nk - nk_2 \\
 i &= 0, 1, \dots, na \\
 k &= 1, \dots, m
 \end{aligned} \tag{2}$$

**nk**: 根据干头的数据样本, 有入口水分没有出口水分的数据长度确定 ; **NK**: 根据干头数据样本, 有入口流量没有入口水分的数据长度确定 ; 根据烘丝机系统的干头部分的实际情况, RBF 的输入, 即 *Index* 选为入口流量和入口水分。

[0016] 采用列维布格奈奎尔特方法(Levenberg-Marquardt Method , LMM) 和线性最小二乘法(Least Square Method, LSM) 相结合的结构化非线性参数优化方法(Structured Nonlinear Parameter Optimization Method, SNPOM) 对该模型参数进行离线优化。模型阶次确定通过建模的 AIC 值来决定。

[0017] 4、中间过程和干尾过程建模也采用类似于干头过程建模的高斯核 RBF-ARX 模型结构来实现。

[0018] 5、基于所构建的干头、干尾动态过程的 RBF-ARX 模型, 建立烘丝机过程干头和干尾过程中的各工艺变量的设定值模型。对于干头过程来说, 可建立排潮风门、风温、筒温和入口流量的最优输入曲线 ; 对于干尾过程来说, 可建立排潮风门、风温、筒温和筒体电机频率的最优输入曲线。采用 S 形函数来描述排潮风门、风温、筒温和筒体电机频率的输入曲线, 采用梯形曲线来描述入口流量的输入曲线。

[0019] S 型曲线公式如下 :

$$SF(t) = \frac{x_1}{1 + e^{-\frac{t-x_2}{x_3}}} + x_4 \tag{3}$$

*t*: 输入的时间, 单位为 s ;

*x<sub>1</sub>, x<sub>4</sub>* : 控制 S 型曲线的起点与终点值 ;

*x<sub>2</sub>* : 控制 S 型曲线的对称轴位置 ;

*x<sub>3</sub>* : 控制 S 型曲线上升或下降的速度 ;

梯形曲线公式如下 :

$$T(t) = \begin{cases} \frac{x_1 t}{x_2} & t \in [1, x_2] \\ x_1 & t \in [x_2 + 1, x_3] \\ x_1 - \frac{(x_1 - x_3)(t - x_4)}{x_4 - x_3} & t \in [x_3 + 1, x_4] \\ x_5 & t \in [x_4 + 1, 600] \end{cases} \quad (4)$$

$t$ : 输入的时间, 单位为  $s$ ;

$x_1, x_2, x_3, x_4, x_5$ : 梯形曲线的 5 个参数;

将这几个输入量代入所构建的 RBF-ARX 模型中,

$$y(t) = f(SF_1, SF_2, SF_3, T) \quad (5)$$

即得到在给定曲线输入量情况下模型预测的出口水分值。通过列维布格奈奎尔特方法 (LMM) 来寻找最优的  $x_i (i=1, 2, \dots, 17)$  参数, 使模型计算输出的出口水分值与出口水分设定值的误差最小。即:

$$\begin{aligned} e(t) &= \bar{y}(t) - \hat{y}_x(t) \\ \hat{y}_x(t) &= f(SF_1, SF_2, SF_3, T) \end{aligned} \quad (6)$$

$\bar{y}(t)$ : 出口水分设定值;

$\hat{y}_x(t)$ : 在参数  $x_i (i=1, 2, \dots, 17)$  下, RBF-ARX 模型计算出来的出口水分值;

干头或干尾过程中的工艺变量最优曲线的优化问题如下:

$$\min_{x_1, x_2, \dots, x_{17}} J = \sum_{k=1}^{600} e^2(t) \quad (7)$$

最终, 通过参数优化便可得到最优参数值, 从而设计出烘丝机干头或干尾过程的最优输入曲线。

[0020] 3、为采用基于中间过程 RBF-ARX 模型的出口水分预测控制方法, 先将 RBF-ARX 模型转换成如下所示的多项式结构模型:

$$y(t) = \sum_{i=1}^{k_y} a_{i,y-1} y(t-i) + \sum_{i=1}^{k_u} b_{i,u-1} u(t-i) + \phi(t-1) + \xi(t) \quad (8)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} k_s = \max \{k_1, k_2\} \\ \alpha_{i,s-1} = \begin{cases} C_{ik}^T + \sum_{k=1}^{k_s} C_{ik}^T \exp \left( -\left\| \bar{w}(t-1) - z_{ik} \right\|_{L_{ik}}^2 \right), & i \leq k_s \\ 0, & i > k_s \end{cases}, \\ b_{i,s-1} = \begin{cases} C_{ik}^T + \sum_{k=1}^{k_s} C_{ik}^T \exp \left( -\left\| \bar{w}(t-1) - z_{ik} \right\|_{L_{ik}}^2 \right), & i \leq k_s \\ 0, & i > k_s \end{cases}, \\ \phi(t-1) = \phi_0(\bar{w}(t-1)) + \sum_{i=1}^{k_s} \phi_{i,1}(\bar{w}(t-1)) v_i(t-1) \end{array} \right. \quad (9)$$

定义系统的状态变量：

$$\left\{ \begin{array}{l} x(t) = [x_{1,t}^T \ x_{2,t}^T \ \dots \ x_{k_s,t}^T]^T \\ x_{1,t} = y(t) \\ x_{k_s,t} = \sum_{i=1}^{k_s+1-k} \alpha_{i+k-1,s-1} y(t-i) + \sum_{i=1}^{k_s+1-k} b_{i+k-1,s-1} u(t-i) \\ k=2,3,\dots,k_s \end{array} \right. \quad (10)$$

得到一组状态空间模型：

$$\left\{ \begin{array}{l} x(t+1) = A_t x(t) + B_t u(t) + \Phi_t + \Xi(t+1) \\ y(t) = C x(t) \end{array} \right. \quad (11)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} A_t = \begin{bmatrix} a_{1,t} & 1 & 0 & \dots & 0 \\ a_{2,t} & 0 & 1 & \dots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ a_{k_s-1,t} & 0 & 0 & \dots & 1 \\ a_{k_s,t} & 0 & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}, \quad B_{t-1} = \begin{bmatrix} b_{1,t} \\ b_{2,t} \\ \vdots \\ b_{k_s,t} \end{bmatrix} \\ \Phi_t = \begin{bmatrix} \phi(t) \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}, \quad \Xi(t+1) = \begin{bmatrix} \xi(t+1) \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}, \quad C = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \end{array} \right. \quad (12)$$

定义相关的变量：

$$\left\{ \begin{array}{l} \hat{x}(t) = [\hat{x}(t+1|t)^T \quad \hat{x}(t+2|t)^T \quad \dots \quad \hat{x}(t+N|t)^T]^T \\ x_p(t) = [x(t+1|t)^T \quad x(t+2|t)^T \quad \dots \quad x(t+N|t)^T]^T \\ \hat{y}(t) = [\hat{y}(t+1|t)^T \quad \hat{y}(t+2|t)^T \quad \dots \quad \hat{y}(t+N|t)^T]^T \\ y_p(t) = [y(t+1|t)^T \quad y(t+2|t)^T \quad \dots \quad y(t+N|t)^T]^T \\ \hat{u}(t) = [u(t)^T \quad u(t+1)^T \quad \dots \quad u(t+N_u-1)^T]^T \\ \bar{\Phi}_i = [\Phi_i^T \quad \Phi_{i+1}^T \quad \dots \quad \Phi_{i+N-1}^T]^T \end{array} \right. \quad (13)$$

其中,  $N_p$  是预测时域长度,  $N_u$  ( $N_u \leq N$ ) 是控制时域长度。假设  $u(t+j) = u(t+N_u-1)$  ( $j \geq N_u$ ), 从(8) ~ (13), 可以得到:

$$\left\{ \begin{array}{l} \hat{x}(t) = E\{x_p(t)\} = \bar{A}_i x(t) + \bar{B}_i \hat{u}(t) + \bar{\Gamma}_i \bar{\Phi}_i \\ \hat{y}(t) = E\{y_p(t)\} = \bar{C} \hat{x}(t) \end{array} \right. \quad (14)$$

$$\bar{A}_i = \begin{bmatrix} \coprod_{j=0}^0 A_{i+j} \\ \vdots \\ \coprod_{j=0}^{N-1} A_{i+j} \end{bmatrix} \quad (15)$$

$$\coprod_{j=i}^k A_{i+j} = \begin{cases} A_{i+k} A_{i+k-1} \dots A_{i+1}, & i \leq k \\ 1, & i > k \end{cases} \quad (16)$$

$$\bar{\Gamma}_i = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \coprod_{j=1}^1 A_{i+j} & 1 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \coprod_{j=1}^{N-1} A_{i+j} & \coprod_{j=1}^{N-1} A_{i+j} & \dots & \coprod_{j=N-1}^{N-1} A_{i+j} & 1 \end{bmatrix} \quad (17)$$

$$\bar{B}_t = \begin{bmatrix} B_1 & 0 & \cdots & 0 \\ \left(\prod_{j=1}^{N_t-1} A_{t+j}\right) B_1 & B_{t+1} & \cdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \left(\prod_{j=1}^{N_t-1} A_{t+j}\right) B_1 & \left(\prod_{j=1}^{N_t-1} A_{t+j}\right) B_{t+1} & \cdots & \left(\prod_{j=N_t+1}^{N_t+N_s-1} A_{t+j}\right) B_{t+N_s-1} \\ \left(\prod_{j=1}^{N_t-1} A_{t+j}\right) B_1 & \left(\prod_{j=1}^{N_t-1} A_{t+j}\right) B_{t+1} & \cdots & \left(\prod_{j=N_t+1}^{N_t+N_s-1} A_{t+j}\right) B_{t+N_s-2} + \sum_{i=N_t+1}^{N_t+N_s-1} \left(\prod_{j=N_t+1}^{i-1} A_{t+j}\right) B_{t+i} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \left(\prod_{j=1}^{N_t-1} A_{t+j}\right) B_1 & \left(\prod_{j=1}^{N_t-1} A_{t+j}\right) B_{t+1} & \cdots & \left(\prod_{j=N_t+1}^{N_t+N_s-1} A_{t+j}\right) B_{t+N_s-2} + \sum_{i=N_t+1}^{N_t+N_s-1} \left(\prod_{j=N_t+1}^{i-1} A_{t+j}\right) B_{t+i} \end{bmatrix} \quad (18)$$

$$\bar{C} = \begin{bmatrix} C & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & C & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & C \end{bmatrix} \quad (19)$$

从而得到多步输出预测：

$$\begin{cases} \hat{y}(t) = G_t \hat{u}(t) + y_0(t) \\ G_t = \bar{C} \bar{B}_t \\ y_0(t) = \bar{C} \bar{A}_t x(t) + \bar{C} \bar{T}_t \bar{\Phi}_t \end{cases} \quad (20)$$

定义：

$$\Delta \hat{u}(t) = [\Delta u(t)^T \quad \Delta u(t+1)^T \quad \cdots \quad \Delta u(t+N_s-1)^T]^T$$

$$\hat{y}_s(t) = [y_s(t+1)^T \quad y_s(t+2)^T \quad \cdots \quad y_s(t+N)^T]^T$$

$$\Delta u(t) = u(t) - u(t-1).$$

通过在线优化下面的目标函数即可得到预测控制：

$$\begin{aligned} \min_{\hat{u}(t)} J &= \|\hat{y}(t) - \hat{y}_s(t)\|_{R_1}^2 + \|\hat{u}(t)\|_{R_2}^2 + \|\Delta \hat{u}(t)\|_{R_3}^2 \\ \text{s.t. } & y_{\min} \leq \hat{y}(t) \leq y_{\max}, u_{\min} \leq \hat{u}(t) \leq u_{\max}, \\ & \Delta u_{\min} \leq \Delta \hat{u}(t) \leq \Delta u_{\max} \end{aligned} \quad (21)$$

其中  $\|\cdot\|_R^2 = \mathbf{x}^T R \mathbf{x}$ ,  $R = \text{diag}(r_1 \ r_2 \ \cdots \ r_{m+1})$  是加权系数矩阵。

[0021] 以上显示和描述了本发明的基本原理和主要特征和本发明的优点。本行业的技术人员应该了解，本发明不受上述实施例的限制，上述实施例和说明书中描述的只是说明本发明的原理，在不脱离本发明精神和范围的前提下，本发明还会有各种变化和改进，这些变化和改进都落入要求保护的本发明范围内。本发明要求保护范围由所附的权利要求书及其等效物界定。

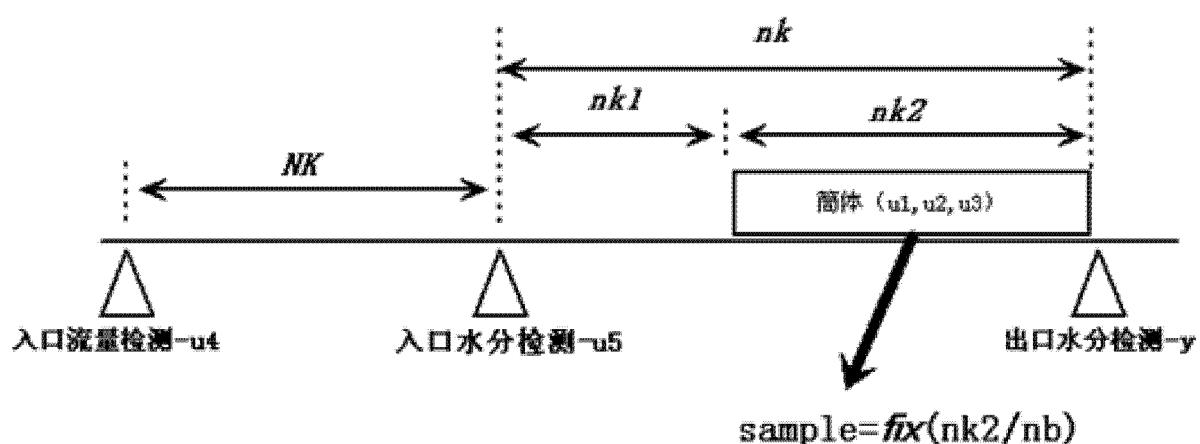


图 1