

基于智能的大功率准分子激光器配气与能量的调控

樊友平¹, 黄席樾¹, 余吟山²

(1. 重庆大学 自动化学院, 重庆 400044; 2. 中国科学院 安徽光学精密机械研究所, 合肥 230031)

摘要: 激光器配气和能量调控系统为滞后时间变化的非线性系统, 很难建立准确的数学模型和确定最优解. 根据操作人员对激光器的实际手动控制数据, 提出了辨识模糊控制规则, 给出了基于知识/推理规则的智能控制方案, 即在获取的知识库引导下, 实现快速响应和较高的控制精度. 该装置具有使用方便, 控制灵活, 误差小等特点, 经过实际使用验证, 工作稳定可靠, 具有较好的实用价值.

关键词: 准分子激光器; 智能控制; 变控制量论域; 非线性

中图分类号: TN248:2⁺; TP18 **文献标识码:** A

Adjusting-controlling on gassing and energy for high power excimer laser based on intelligence

FAN You-ping¹, HUANG Xi-yue¹, YU Yin-shan²

(1. Automation College, Chongqing University, Chongqing 400044, China;

2. Anhui Institute of Optics and Fine Mechanics, Academia Sinica, Hefei 230031, China)

Abstract: The system, which adopts gas and energy as controlling measure, is a nonlinear and variable delay time system. To confirm such a system's accurate mathematical model and optimum answer is very difficult. A new method is presented to form a set of fuzzy control rules by means of human operator's control actions and proposes an intelligence control method based on the knowledge/reasoning regulation. It is guided with the knowledge base, to realize fast reaction and high precision. This device has the features of easy to operate, flexible control and small error. Measurements show that the device is stable and practicable.

Key words: excimer laser; intelligent control; variable control universe; non-linear

1 引言(Introduction)

准分子激光器作为紫外波段的强相干光源, 其应用领域是很诱人的. 研制出实用、操作简便的大功率准分子激光器就越来越受到人们的重视. 传统的准分子激光器配气系统采用人工手动操作, 稍有不慎就导致激光器不能正常工作, 浪费昂贵的工作物质, 远不能满足实际应用的要求. 本文利用对现场操作人员操作过程的模糊辨识来自动地提取模糊控制规则^[1-6], 设计出一种控制量论域可变且具有较强自适应控制能力的模糊神经网络模型, 实现模糊规则的在线修改和隶属函数的自动更新, 应用于准分子激光器的配气和能量控制, 降低对实验操作人员的要求, 提高使用效益.

2 准分子激光器的工作简介(Excimer laser operation)

准分子激光器是由放电室、光学谐振腔、预电离

针、放电电路等部件组成的. 脉冲电泵浦 XeCl 准分子激光器放电激励电路原理结构示意图如图 1 所示. T 是闸流管放电开关系统, C_{S1} 与 C_{S2} 为储能电容, Cd 为放电电容, L_S 为磁脉冲压缩开关, L 与 L_0 为电感. 其工作过程是: 电源输入高压 HV 对 C_{S1} 和 C_{S2} 充电, 放电开关 T 导通, C_{S1} 和 L 构成振荡回路, 振荡过程中, C_{S1} 上电压反转, 与 C_{S2} 上电压叠加形成两倍压, 这时磁开关 L_S 导通, 将 C_{S1} 和 C_{S2} 上能量转换到 Cd 上形成 $C-C$ 能量转移过程, 磁开关对放电脉冲进行压缩形成激励气体放电需要的快脉冲, 同时借助于提前触发的紫外预电离, 从而导致间隙的气体均匀放电, 因而形成准分子产生激光.

为了得到较高的激光能量输出, 要求获得大体积, 长时间均匀自持放电, 必须解决两个关键的技术问题^[7]. 其一, 是引生和维持电子雪崩过程直到在放电体中达到所希望的等离子体过滤态; 其二, 是在所

希望的时间内保持等离子体的空间均匀性及时间稳定性.要解决好这两个问题涉及到电极的设计、电压幅度和上升前沿、气压和混合比、预电离等问题.这些因素中气压和混合比是必须在激光安装完毕进行调试才能很好解决的问题.同时在使用过程中经常要重新更换气体,这其中会有些不确定性因素产生,如气体纯度差异,气体的干湿性等都会影响配比后的激光器能量输出值.同时,在调试时还必须协调气压和混和比与放电 E/P 值间的关系.本文正是基于此进行探讨的.

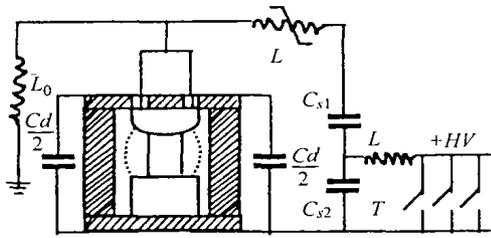


图1 激光器放电激励电路与结构示意图

Fig. 1 Schematic of Laser discharging pump circuit

3 控制方案(Controlling plan)

3.1 被控系统分析(Analyses of system under control)

由于准分子激光器是一个具有分布参数的多输入的非线性系统.对于这样一个比较复杂的系统,本文提出的基于智能的控制系统,通过把以经验启发知识为基础的规则应用于系统控制回路而得到的控制方案,亦即对于复杂的非线性、变滞后系统,采用以人的经验为基础的近似模型.系统首先控制激光器的抽真空和抽真空之后的初始气体气压混合比;其次,在初始气压混合比状态下工作的能量输出与设计值有较大误差时的自适应调控.

3.1.1 受控气压变化速率(Changing ratio of controlled pressure)

由理想气体定律表明:

$$PV = MRT. \quad (1)$$

对于该配气受控系统, V, R, T 均为常数,则

$$\frac{dp}{dt} = \frac{dm}{dt} \cdot \frac{RT}{V} = C \frac{dm}{dt}. \quad (2)$$

可见, dp/dt 气压变化率与克分子数变化率 dm/dt 成比例.由于本系统通过使用恒转速真空泵对激光腔抽气实现真空和通过大气瓶向激光腔充气实现气压混合比, dm/dt 在这些过程中并非为一常数,所以 dp/dt 呈现非线性.

3.1.2 滞后特性(Delaying features of the system)

配气系统由于传输管道和在线分析等存在滞后

特性,表现在被控量气压不能及时反映控制信号的动作,控制信号的作用只有在延迟 τ 以后才能反映到被控量气压.值得注意的是,根据已获取的先验知识,系统在各不同检测点 τ 值不同.

3.1.3 输出能量与总气压、 E/P 值及气分比的关系 (Output energy-total pressure, discharge E/P and gas ratio relation)

准分子激光器的输出能量是总气压、放电 E/P 值和混合气体成分的函数,为得到最大的脉冲能量,必须将这些参数选取在最佳值.

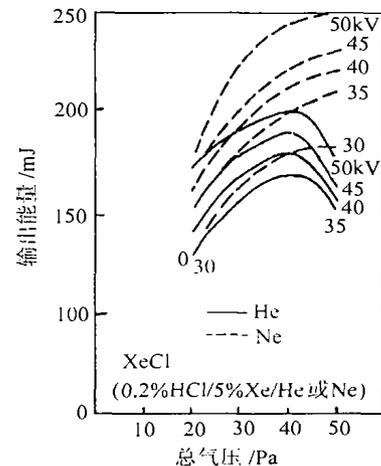


图2 在 Ne 或 He 稀释气体中 XeCl 激光器能量与总气压关系

Fig. 2 XeCl laser energy-total pressure relation in thinned out Ne or He gas

从图2可以看到对于确定的 HCl, Xe 含量,在 He 稀释气体中,对各种放电电压均有一个最佳总气压,随着放电电压的升高,最佳总气压略有升高.

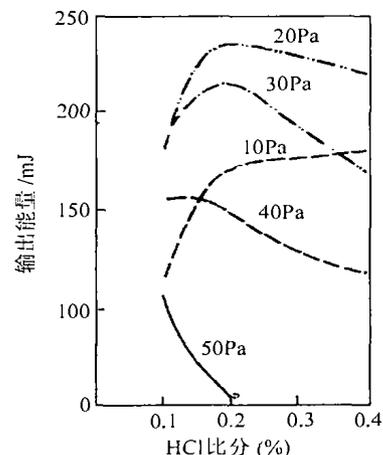


图3 XeCl 激光能量与 HCl 比分的关系

Fig. 3 XeCl laser energy-HCl ratio relation

从图3和图4可看出,对各种工作气压,存在一个最佳 HCl 和 Xe 比分,总气压越高,最佳 HCl 或 Xe 比分越小.

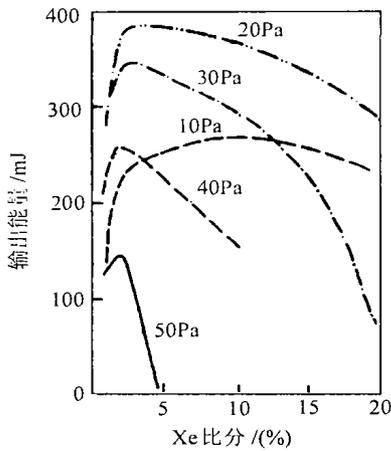


图 4 XeCl 激光能量与 Xe 比分的关系
Fig. 4 XeCl laser energy-Xe ratio relation

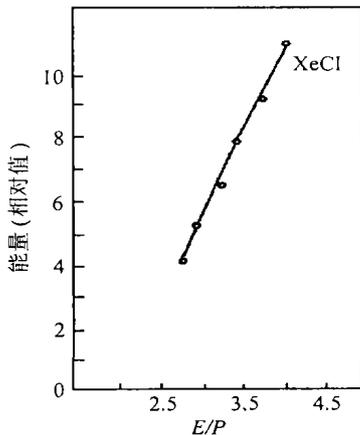


图 5 XeCl 激光能量与放电 E/P 值的关系
Fig. 5 XeCl laser energy-discharge E/P relation

图 5 是激光能量随放电 E/P 值的变化情况. 可以看出, 在实验 E/P 值范围内输出能量随 E/P 值的增加基本上是线性的.

3.2 控制要求 (Controlling requirements)

3.2.1 确定提前点 (Prior point setting)

系统具有变 τ 特性, 气压控制量滞后 τ 反映到气压的变化上; 且如前所述, 在各检测点, τ 还是变化的, 并且数字调压伺服系统也存在滞后特性. 因此, 本文对已组建系统进行了大量实验, 采取了在检测点附近设立提前点的方法, 并通过实验调节, 确定了各检测点对应的一组提前点.

3.2.2 控制曲线 (Controlling curve)

根据控制规则并考虑到系统的变 τ 特性和滞后特性^[8], 构成了各检测点上的气压 (P) 或电压 (V) 控制曲线, 如图 6 所示.

图中, A 点即为提前点, B 点为检测点, $P_1 \sim P_2$ 或 $V_1 \sim V_2$ 为该检测点的检定范围, 在检定范围内气压或电压的变化速率应低于 $1\text{mb}/8\text{S}$ 或 $25\text{V}/\text{S}$. 控制曲线可分为四段实现, 其中 I 段为前一个检测点

快变段到提前点 A, 称为快变段; II 段为提前点 A 到 P_1 或 (V_1) (常称为预检测点, 系统中需实验调整确定), 称为准快变段; III 段为 $P_1 \sim P_2$ 或 $V_1 \sim V_2$ 即该检测点的检定范围, 称为缓变段; IV 段为 P_2 或 (V_2) 至下一个检测点快变段 (同 I 段), 从系统设计简单考虑, 各段的变化速率应是在充分考虑系统的滞后特性且尽可能提高系统的时间效率的前提下确定.

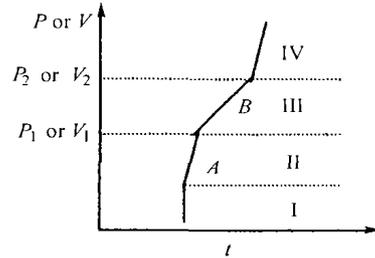


图 6 控制曲线
Fig. 6 Controlling curve

3.3 高性能控制器设计 (Controller with superior quality devising)

3.3.1 控制器原理 (Operating principles of controller)

从模糊控制器的结构上看, 影响控制器性能的主要环节有模糊规则、模糊推理和模糊判决方法、输入变量及控制量的论域以及比例因子和量化因子的选择等. 其中, 控制量的论域对模糊控制器的性能起着直接而重要的影响. 本文提出一种基于变控制量论域的模糊神经网络模型用于直接实现模糊化、模糊推理、合成、逆模糊运算, 同时在线自学习调整网络权值和隶属函数参数, 最终达到给出精确控制量的自适应控制目的. 这种变控制量论域模糊神经网络自适应控制系统结构如图 7 所示.

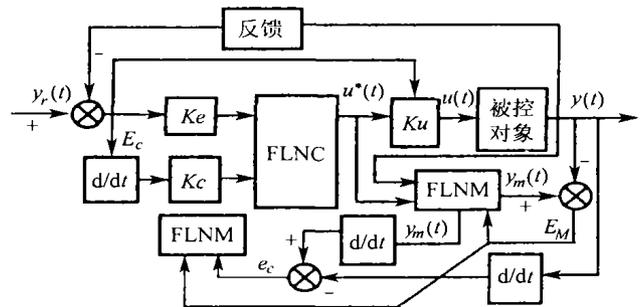


图 7 变控制量论域模糊神经网络自适应控制
Fig. 7 Adaptive control on fuzzy neural networks in variable control universe

在图中, FLNC (fuzzy logic neural network control) 表示模糊神经网络控制器, FLNM (fuzzy logic neural network model) 表示建模神经网络, E_c 表示给定的期望值 $y_r(t)$ 与被控过程的输出 $y(t)$ 之间的误差

差; K_u 表示放大系数, 改变控制量论域也就改变 K_u 的大小了.

3.3.2 控制器设计(Controllor devising)

1) 变控制量论域.

由于控制规则是一些经验的总结, 不一定精确, 故也可用一较简单的函数表示, 同样可实现其控制功能, 甚至提高控制精度, 这样, 就变烦琐的控制规则调试为选择一合适函数. 由于连续函数更能反映控制规律, 故只要函数选取合适, 这种方法就能取得较高的控制精度. 设控制量初始论域为 $[-U, U]$, 通过“伸缩因子” $\beta(x)$ 变换为 $[-\beta(x)U, \beta(x)U]$, 其中 $\beta(x)$ 为误差 x 的连续函数:

$$\beta: [-U, U] \rightarrow [0, 1], x \mapsto \beta(x). \quad (3)$$

这种伸缩因子实际上代表了控制规则. 实验研究表明, 误差较小时, 控制量论域应随误差的变化有较大的伸缩; 误差较大时, 控制量论域随误差的变化伸缩较小. 取满足此特征的伸缩因子:

$$\beta(x) = k * \sqrt[4]{|x|}. \quad (4)$$

式中, 不同的 K 值对应不同的伸缩因子. 仿真及实验显示, 上述模糊控制器对于低阶小时滞系统, 只要 K 值选取合适, 可取得良好的控制效果. 由于系统带有很大的惯性负载, 本系统在分段控制的精控制范围内对误差采用了“非线性量化”方法来提高精度.

2) 模糊神经网络控制器.

模糊神经网络控制模型^[9]如图 8 所示. 为不失一般性, 图中给出的结构中有两个输入 (x_1, x_2), 它们表示误差和误差变化率. 而模糊子空间则划分成五个子集 $\{PB, PS, Z, NS, NB\} = \{\text{“正大”}, \text{“正小”}, \text{“零”}, \text{“负小”}, \text{“负大”}\}$, 输出为 y .

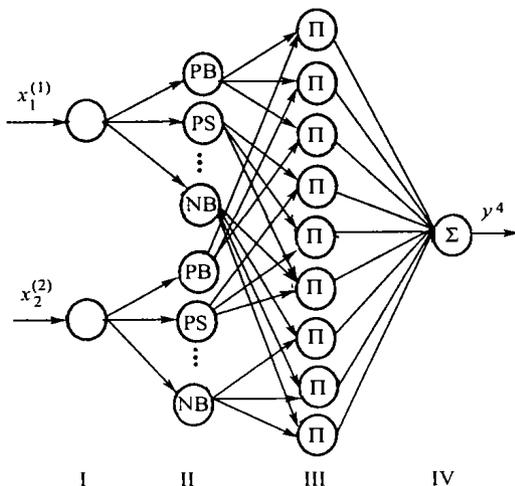


图 8 网络控制模型

Fig. 8 Networks controlling model

在图 8 中网络的 I ~ II 层对应于模糊控制规则

的前提“if-then”部分, III 层对应模糊逻辑, 每个节点输出表示一条规则的触发强度(隶属度), “II”表示模糊隶属度取极小运算, IV 层对应于规则推理的结论部分“then-part”, 整个网络的输入输出映射关系如下:

第 I 层: 输入层, 对应于第 j 个节点的输入/输出表示为

$$net_j^{(1)} = W_{ij}^{(1)} \cdot x_i^{(1)}, \quad i = j, \quad y_j^{(1)} = f_j^{(1)}(net_j^{(1)}) = net_j^{(1)}. \quad (5)$$

第 II 层: 隶属函数层, 若用高斯函数作为隶属函数, 则有节点输入/输出关系

$$net_j^{(2)} = \mu_{A_j}(a_{ij}, b_{ij}) = -\frac{(x_i^{(2)} - a_{ij})^2}{(b_{ij})^2}, \quad (6)$$

$$y_j^{(2)} = f_j^{(2)}(net_j^{(2)}) = \exp(net_j^{(2)}). \quad (7)$$

第 III 层: 规则库, 这一层主要实现前提匹配, “AND—MIN”操作运算.

$$net_j^{(3)} = \prod_{i=1}^n W_{ij}^{(3)} \cdot x_i^{(3)}, \quad (8)$$

$$y_j^{(3)} = f_j^{(3)}(net_j^{(3)}) = net_j^{(3)}, \quad (9)$$

第 IV 层: 输出层, 这一层主要实现所有规则的结论组合.

$$net_j^{(4)} = \sum_{i=1}^m W_{ij}^{(4)} \cdot x_i^{(4)}, \quad (10)$$

$$y_j^{(4)} = f_j^{(4)}(net_j^{(4)}) = net_j^{(4)} = u^*. \quad (11)$$

其中 net_j 和 f_j 分别表示网络节点的输入和激发函数.

3) 网络的离线训练与在线学习.

自适应控制的目标是使系统的实际输出能够跟踪参考模型的期望输出, 使得 $e = (y_r - y)$ 达到最小来达到.

如果训练 FLNM 网络的性能指标为

$$E_m = \frac{1}{2} [y(t) - y_m(t)]^2, \quad (12)$$

$$\frac{\partial E}{\partial W_m} = e_m(t) \frac{\partial e_m(t)}{\partial w_m} = -e_m(t) \frac{\partial y_m(t)}{\partial w_m}, \quad (13)$$

$$W_m(t+1) = W_m(t) + \Delta W_m(t) = W_m(t) + \eta_m \left(-\frac{\partial E_m}{\partial w_m} \right), \quad (14)$$

$$e_m = y(t) - y_m(t).$$

其中, $y(t)$ 为系统实际输出, $y_m(t)$ 为 FLNM 的实际输出, W_m 为 FLNM 的权值.

如果训练 FLNC 网络的性能指标为:

$$E_c(t) = \frac{1}{2} [y_r(t) - y(t)]^2, \quad (15)$$

则

$$W_c(t+1) = W(t) + \Delta W_c(t) = W_c(t) + \eta_c \left(-\frac{\partial E_c}{\partial w_c} \right). \quad (16)$$

模糊神经网络的训练学习主要是调整三个参数 (a_{ij} , b_{ij} , $W_{ij}^{(4)}$), 参数的修正用如下方法.

第IV层:

$$\delta_j^{(4)} = -\frac{\partial E}{\partial y_j^{(4)}} = \left[-\frac{\partial E}{\partial e} \frac{\partial e}{\partial y(t)} \frac{\partial y(t)}{\partial y_j^{(4)}} \right], \quad (17)$$

$$\Delta W_{ij}^{(4)} = -\eta_w \frac{\partial E}{\partial w_{ij}^{(4)}} = \eta_w \delta_j^{(4)} x_i^{(4)}, \quad (18)$$

$$W_{ij}^{(4)}(t+1) = W_{ij}^{(4)}(t) + \Delta W_{ij}^{(4)}. \quad (19)$$

第III层:

$$\delta_j^{(3)} = -\frac{\partial E}{\partial net_j^{(3)}} = \delta_j^{(4)} w_{ij}^{(4)}. \quad (20)$$

第II层:

$$\delta_j^{(2)} = -\frac{\partial E}{\partial net_j^{(2)}} = \sum_k \delta_k^{(3)} y_k^{(3)}, \quad (21)$$

$$\Delta a_{ij} = -\eta_a \frac{\partial E}{\partial a_{ij}} = -\eta_a \delta_j^{(2)} \frac{2(x_i^{(2)} - a_{ij})}{(b_{ij})^2}, \quad (22)$$

$$\Delta b_{ij} = -\eta_b \frac{\partial E}{\partial b_{ij}} = \eta_b \delta_j^{(2)} \frac{2[x_j^{(2)} - a_{ij}]^2}{(b_{ij})^3}, \quad (23)$$

$$a_{ij}(t+1) = a_{ij}(t) + \Delta a_{ij}, \quad (24)$$

$$b_{ij}(t+1) = b_{ij}(t) + \Delta b_{ij}. \quad (25)$$

其中 η_w, η_a, η_b 分别为学习率.

虽然增大计算量, FNN 辨识器能够完全推断雅

各比系统 $\left(\frac{\partial y(t)}{\partial y_j^{(4)}} \right)$, 可是由于伺服驱动系统的动力特性不完全清楚, 我们就不能精确地推测, 为此, 增加了在线学习率的权重和采用下述法则:

$$\delta_j^{(4)} \cong [y_m(t) - y(t)] + \left[\frac{\partial y_m(t)}{\partial t} - \frac{\partial y(t)}{\partial t} \right] = e + e_c. \quad (26)$$

现归纳模糊神经网络自适应控制系统的算法如下:

- 1) 给定网络 FLNC 和 FLNM 的初始参数: $W_c(0), W_m(0), a_c(0), b_c(0), a_m(0), b_m(0)$ 以及学习率 η_c, η_w 和 η_m ;
- 2) 采样被控系统输入/输出数据 $\{y(t), y_r(t)\}$;
- 3) 计算出控制律 $u^*(t)$ 和模型网络输入 $y_m(t)$;
- 4) 修正权值和参数, $W_c(t), W_m(t), a(t)$ 和 $b(t)$;
- 5) $\|E_c\| \leq \epsilon$, 则停止迭代学习, $t+1 \rightarrow t$, 则转第 2) 步.

4 系统实现 (System fulfillment)

4.1 先验知识及实现 (Experienced knowledge and its fulfillment)

根据控制要求, 结合实验中的先验知识, 决定采用不同孔径的伺服阀作为气路控制的执行器, 配气控制系统硬件结构如图 9 所示.

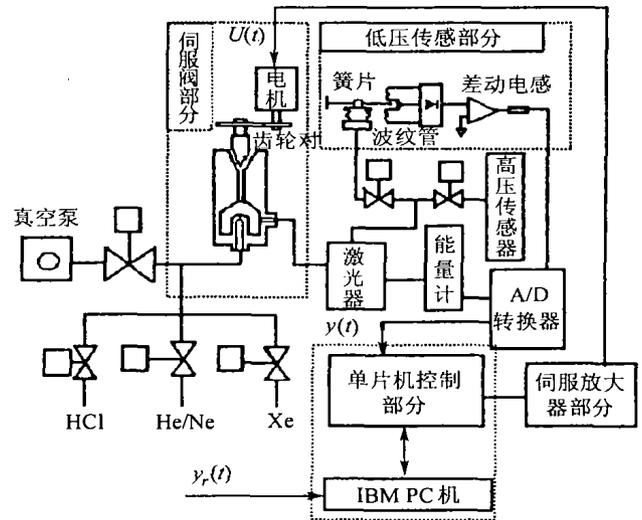


图 9 控制系统示意图

Fig. 9 Schematic diagram of computer-controlled system

系统建立了基于检测规范、检测点控制曲线, 检测点及各段选择及执行器性能要求等多种系统必需的知识库, 在系统运行过程中, 归纳、组合这些知识, 形成不同的控制规则用于推理判断. 控制系统软件设计框架如图 10 所示:

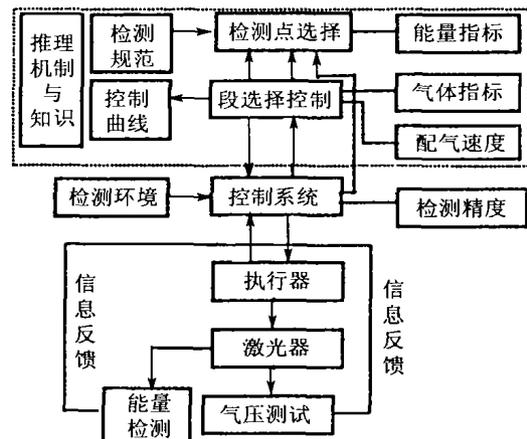


图 10 控制系统软件框架示意图

Fig. 10 Schematic diagram of controlling program system

5 结束语 (Conclusion)

基于智能的准分子激光器控制系统是在体现了智能、知识获取和控制论等多学科知识综合的基础上组建的, 该系统已经现场运行, 表现出控制灵活、调节方便、自动化程度高的特点. 我们在一台实用化

激光器上做了实验.这台激光器单脉冲最大能量输出 280mJ,重复频率为 0~100Hz 可调.电极采用黄铜镀镍,预电离电极是不锈钢针,放电腔体材料为聚酰胺.用石英作谐振腔输出片,密封圈材料均为氟橡胶.

首先,在最佳电容配比和充电电压(26KV)不变条件下,通过手动和自动两种方式改变激光器的总气压(此时 $P_{Xe} = 450\text{Torr}$, $P_{HCl} = 4\text{Torr}$, P_{Ne} 的值变化)来比较在手动和自动两种控制方式下总气压与充电电压及效率的关系(如图 11 所示).图中虚线是人工手动调节方式下产生的曲线,实线为自动方式产生的曲线.

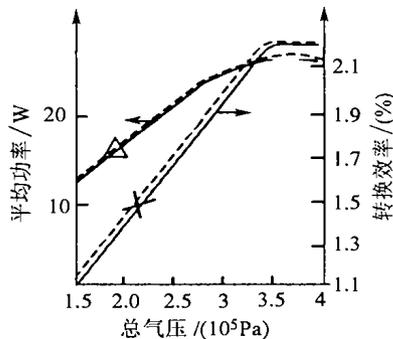


图 11 总气压与充电电压及效率的关系

Fig. 11 XeCl laser output power (Δ) and transfer efficiency (\times) as a function of gas pressure

其次,在选择好最佳电容配比和充电电压及最佳气体配比后,使激光器输出最佳,单脉冲能量达到最大.工作一段时间后,由于放电过程中 HCl 的消耗和杂质的产生,伴随气体劣化使能量下降.当能量下降 30% 时,我们采取手动调节,通过补充 HCl,调节电压与总气压等方法来稳定激光输出.随后,在相同实验条件下,通过自动调节来稳定激光输出,从对比实验中可以看出自动方式从稳定效果上明显优于人工手动(如图 12 所示).图中曲线 1 是人工手动调节方式下产生的曲线,曲线 2 为自动方式产生的曲线.

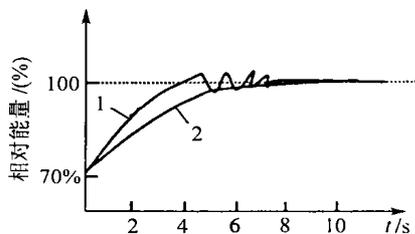


图 12 自动与手动控制方式下的测量曲线

Fig. 12 Measured responses of auto-control and manual-control

致谢:

本系统的前期研制工作曾得到中国科学院安徽光学精密机械所激光工程中心的帮助,在此表示感谢.

参考文献(References)

- [1] Watanabe K, Nobuyama W, Kojima A. Recent advances in control of time delay system - a tutorial review [A]. Proc. of the 35th IEEE Conference on Decision and Control [C]. Washington, 1996, 2, 2083 - 2089
- [2] Gupta M M. Feedback control application of fuzzy set theory: a survey [A]. IFAC Congress [C]. Kyoto, Japan, 1981, 761 - 766
- [3] JYH-shing R J. ANFIS: Adaptive-Neural-based fuzzy inference system [J]. IEEE Trans. on SMC, 1993, 23(3): 665 - 683
- [4] Ulsoy AG, Koren Y, Rasmussen F. Principle developments in the adaptive control of machine tools [J]. Trans. ASME, J. Dynamics Systems Measurement and Control, 1983, 105(2): 107 - 112
- [5] Tambe M. Agent architectures for flexible, practical team work [A]. Proceeding of the National Conference on Artificial Intelligence [C]. San Mateo, CA, 1997, 22 - 28
- [6] Chin Tengline, George Lee C S. Neural network based fuzzy logical control and decision system [J]. IEEE Trans. on Computer, 1991, 40(12): 1320 - 1326
- [7] Wang Huasheng, Yu Yinshan. Discharge characteristics of XeCl excimer laser with high repetition rate [J]. Acta Optica Sinica, 1989, 9(6): 871 - 874
- [8] Fu Ping, Chen Hexin, Zhu Yanqiu, et al. A hierarchical barometric control system on intelligence [J]. Systems Engineering and Electronic, 2000, 22(6): 42 - 44
- [9] Wang Yaoman. An adaptive control using fuzzy logic neural network and its application [J]. Control Theory and Applications, 1995, 12(4): 437 - 444

本文作者简介

樊友平 1970 年生. 1994 年毕业于重庆大学光电工程学院精密仪器及机械专业. 2000 年于重庆大学获硕士学位. 现为重庆大学自动化学院控制理论与控制工程专业博士生. 研究方向为智能控制与知识工程. Email: fyoutingxinrong@peoplemail.com.cn

黄席键 1943 年生. 1987 年于日本国东北大学获得博士学位. 现为重庆大学自动化学院教授, 博士生导师. 主要从事复杂系统控制理论及智能机器人学的研究.

余吟山 1945 年生. 先后于上海交通大学、华中工学院获学士、硕士、博士学位. 现为中国科学院安徽光学精密机械研究所研究员, 博士生导师. 长期从事光电子技术科学的研究工作, 目前主要从事准分子激光器件及其应用的研究.