

### 基于RBF网络的发动机起动过程的模型辨识

丁 键, 胡金海, 谢寿生, 钱 坤

(空军工程大学工程学院, 陕西西安 710038)

摘要: 针对航空发动机在起动过程中, 各截面气流处于亚临界状态, 难以利用传统的气动热力学方法进行建模的问题, 本文利用某型飞机的飞参记录的发动机起动过程的数据作为学习样本, 采用径向基(RBF)神经网络的方法, 建立了该型发动机起动过程动态模型。仿真结果表明, 该方法具有动态性好, 精度较高的优点, 开辟了发动机中小转速建模的新途径。

关键词: 航空发动机; RBF神经网络; 模型辨识

中图分类号: V23 文献标识码: A 文章编号: 1009-3516(2005)04-0006-02

目前, 对线性系统已经有了多种普遍适用的辨识方法, 但是对非线性系统的辨识尚处于探索阶段。神经网络因其信息的分布式存储、很强的再学习能力和自身的非线性特性, 因此它在进行非线性系统辨识方面具有很大的优势<sup>[1-2]</sup>, 为解决复杂的非线性、不确定、不确定系统的辨识问题, 开辟了一条有效的途径。

一些文献利用BP网络进行航空发动机模型的辨识<sup>[3-4]</sup>, 但BP网络存在着局部极小问题, 同时在结构设计时, 隐层数目和节点数目的选择, 尚无明确的方法。径向基函数神经网络是由J. Moody和C. Darken于20世纪80年代末提出的, 该网络不存在权值初始值选取、隐含层节点数选取, 且具有唯一的最佳逼近特性, 无局部极小的优点<sup>[5-6]</sup>。本文利用RBF网络, 对某型发动机的起动过程模型进行辨识, 仿真结果表明, 该网络很好地逼近了发动机的起动过程动态曲线。

## 1 RBF网络辨识发动机起动过程模型

对于通常的航空发动机控制系统, 表征非加力发动机工作状态的主要参数有3个:  $N_1$ 、 $N_2$ 、 $T_4$ 。因此本文选取  $N_1$ 、 $N_2$ 、 $T_4$ 、 $m_f$ 、 $H$ 、 $M$  作为输入量, 输出量为  $N_1$ 、 $N_2$ 、 $T_4$ 。其起动过程数学模型可用如下离散形式的非线性方程表示为式(1)<sup>[7]</sup>。式中:  $N_1$  为低压转子转速;  $N_2$  为高压转子转速;  $T_4$  为排气温度;  $m_f$  为供油量;  $H$  为飞行高度;  $M$  为飞行马赫数;  $f(\cdot)$  为发动机非线性函数。由于起动过程一般在地面, 则式(1)可简化为式(2)。

$$\begin{pmatrix} N_1(t) \\ N_2(t) \\ T_4(t) \end{pmatrix} = f \begin{pmatrix} N_1(t-1) \\ N_2(t-1) \\ T_4(t-1) \\ m_f(t) \\ H(t) \\ M(t) \end{pmatrix} \quad (1) \qquad \begin{pmatrix} N_1(t) \\ N_2(t) \\ T_4(t) \end{pmatrix} = f \begin{pmatrix} N_1(t-1) \\ N_2(t-1) \\ T_4(t-1) \\ m_f(t) \end{pmatrix} \quad (2)$$

采用文献[8]介绍的三层RBF网络来逼近上述非线性系统, 网络的输入量为  $N_1(t-1)$ 、 $N_2(t-1)$ 、 $T_4(t-1)$ 、 $m_f(t)$ , 输出量为  $N_1(t)$ 、 $N_2(t)$ 、 $T_4(t)$ 。RBF网络结构为4个输入神经元、3个输出神经元、15个隐含层神经元。采用无导师学习和有导师学习相结合的学习方法。

收稿日期: 2004-07-09

基金项目: 军队科研基金资助项目(2003KJ01705)

作者简介: 丁 键(1980-), 男, 安徽庐江人, 硕士生, 助教, 主要从事飞机推进系统控制与可靠性研究。

## 2 训练及辨识情况

### 2.1 训练样本选取及预处理

本文所采用的数据均来自某型飞机的飞参记录系统所记录的发动机起动过程数据。针对同一发动机使用寿命不同其起动过程有所不同;同一型号的不同发动机其起动过程也有所差别,因此为了使训练得到的网络能尽可能地辨识出发动机正常起动过程的各种情况,本文选取了多台发动机使用寿命分别为 50、100、150 小时的典型的正常起动过程数据作为训练样本。分别选取以上各寿命期间的起动过程数据各 10 组,共 30 组数据。

为了排除不同大气条件的影响,所有训练样本及测试样本数据均换算到标准大气条件,然后对数据进行归一化处理。

### 2.2 辨识结果

利用所选取的 30 组样本数据对网络进行了训练,为了验证网络的泛化能力,选取一组非训练样本范围内的正常起动数据进行仿真试验,  $N_1$ 、 $N_2$ 、 $T_4$  的辨识结果和飞参记录起动过程实测数据分别如图 1、图 3、图 5 所示,  $N_1$ 、 $N_2$ 、 $T_4$  的辨识的绝对误差(辨识数据与飞参记录数据之差)分别如图 2、图 4、图 6 所示。图中的曲线①表示网络辨识结果、曲线②表示飞参记录的实测数据。需要说明的是,由于起动初期( $N_2$  小于 10% 阶段)飞参记录的数据野值很多、非常不准确,将它作为训练样本数据会严重影响辨识模型的准确性,因此本文只辨识了  $N_2$  转速从 10% ~ 68% 的起动过程段。

其辨识误差统计见表 1。由图 1 ~ 图 6 以及表 1 的绝对误差统计可说明该模型具有很好的泛化能力和较高的精度。

表 1  $N_1$ 、 $N_2$ 、 $T_4$  的辨识绝对误差统计

辨识项	均值	方差	标准方差
$N_1$ (%)	0.743 6	0.855 1	0.924 7
$N_2$ (%)	1.521 8	3.335 4	1.826 3
$T_4$ / $^{\circ}\text{C}$	7.766 3	66.744 0	8.169 7

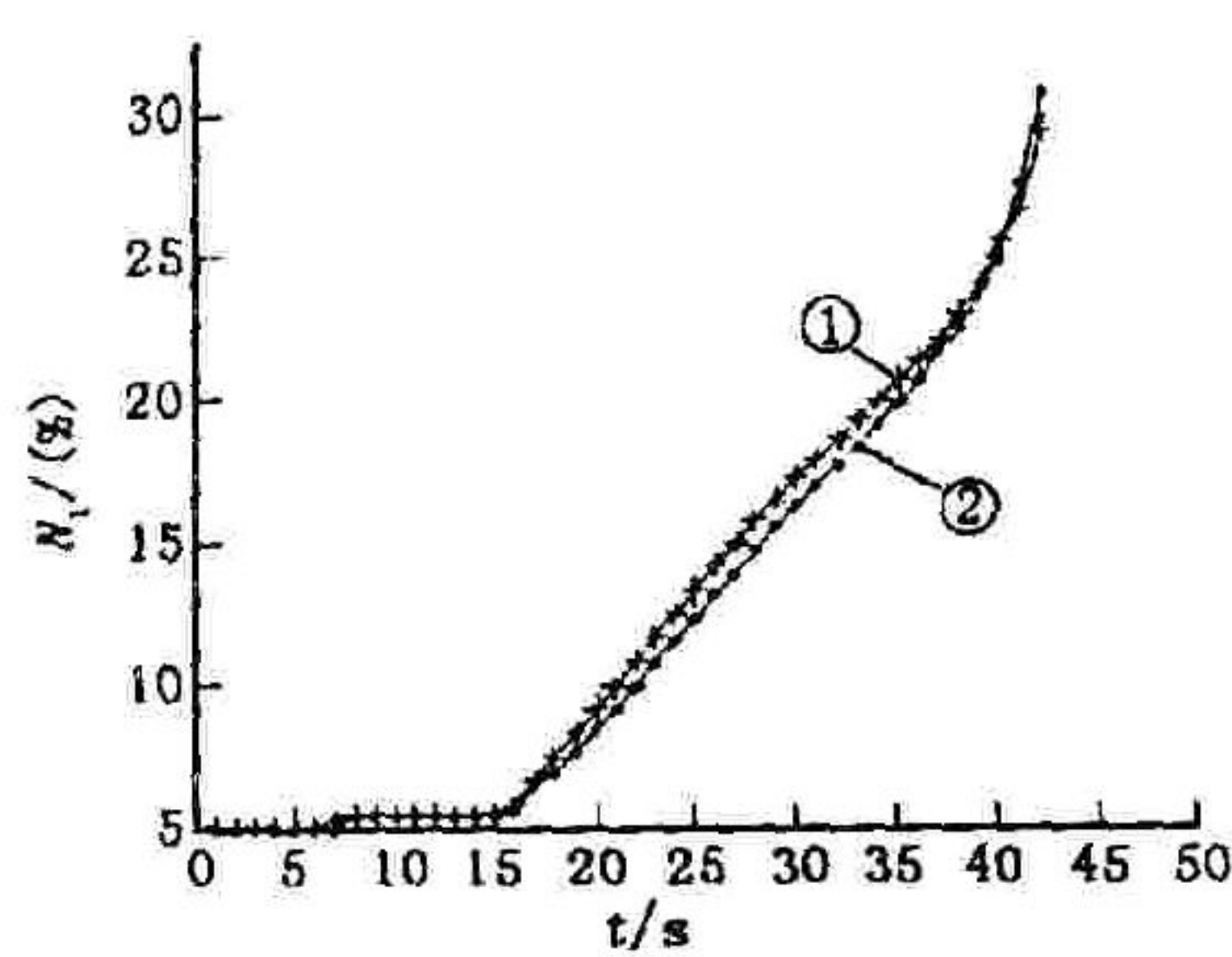


图 1  $N_1$  辨识结果与飞参记录数据

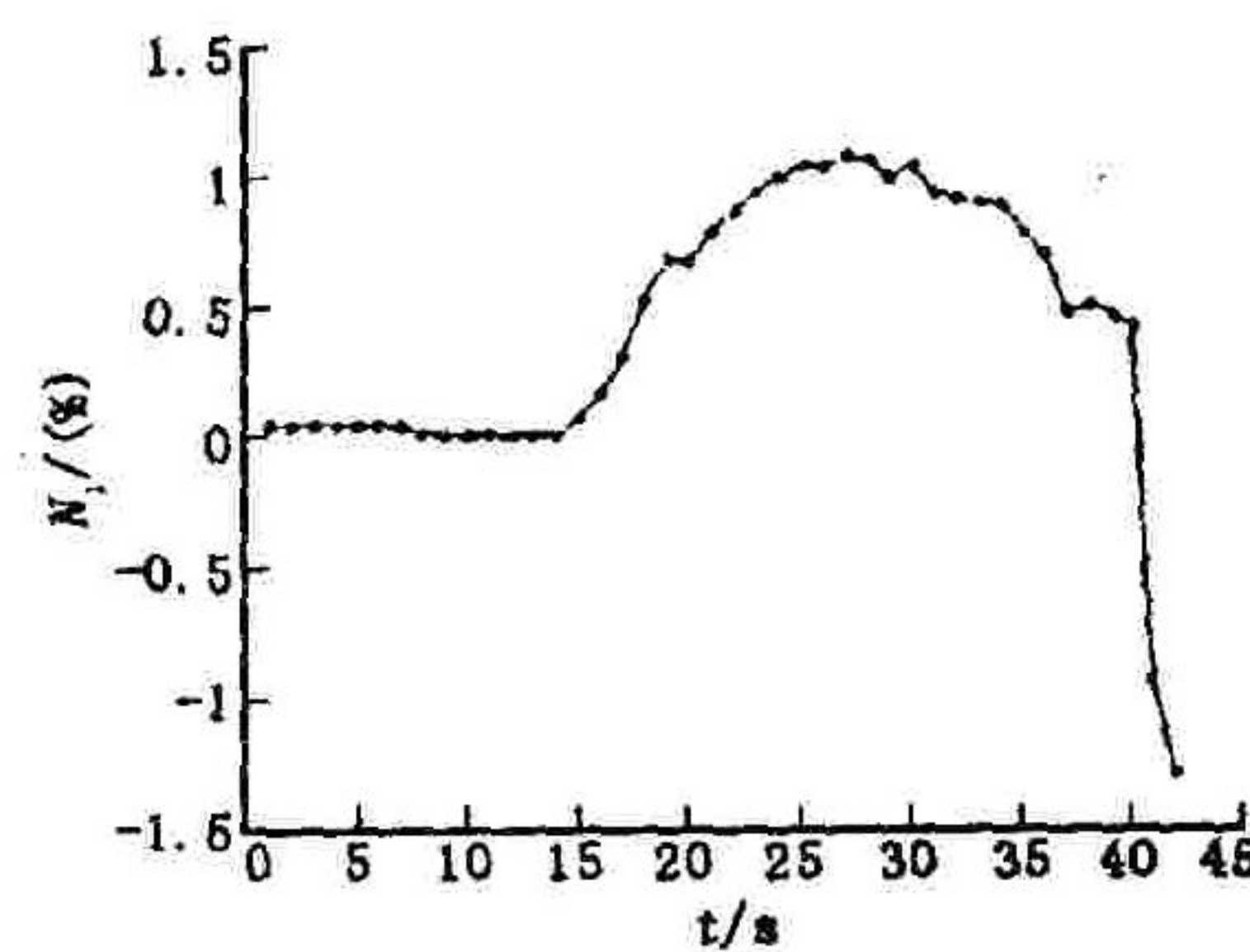


图 2  $N_1$  转速辨识的绝对误差

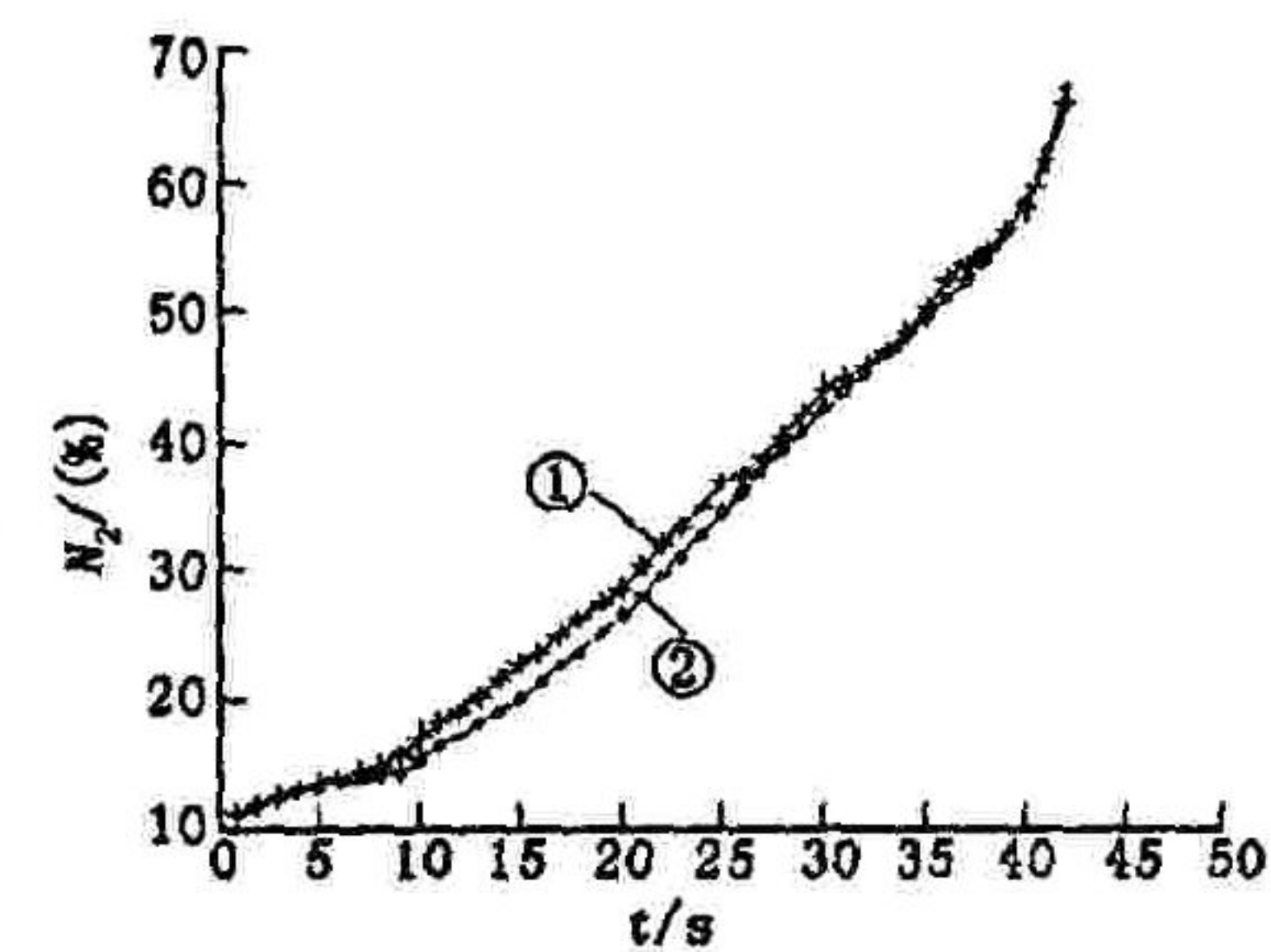


图 3  $N_2$  辨识结果与飞参记录数据

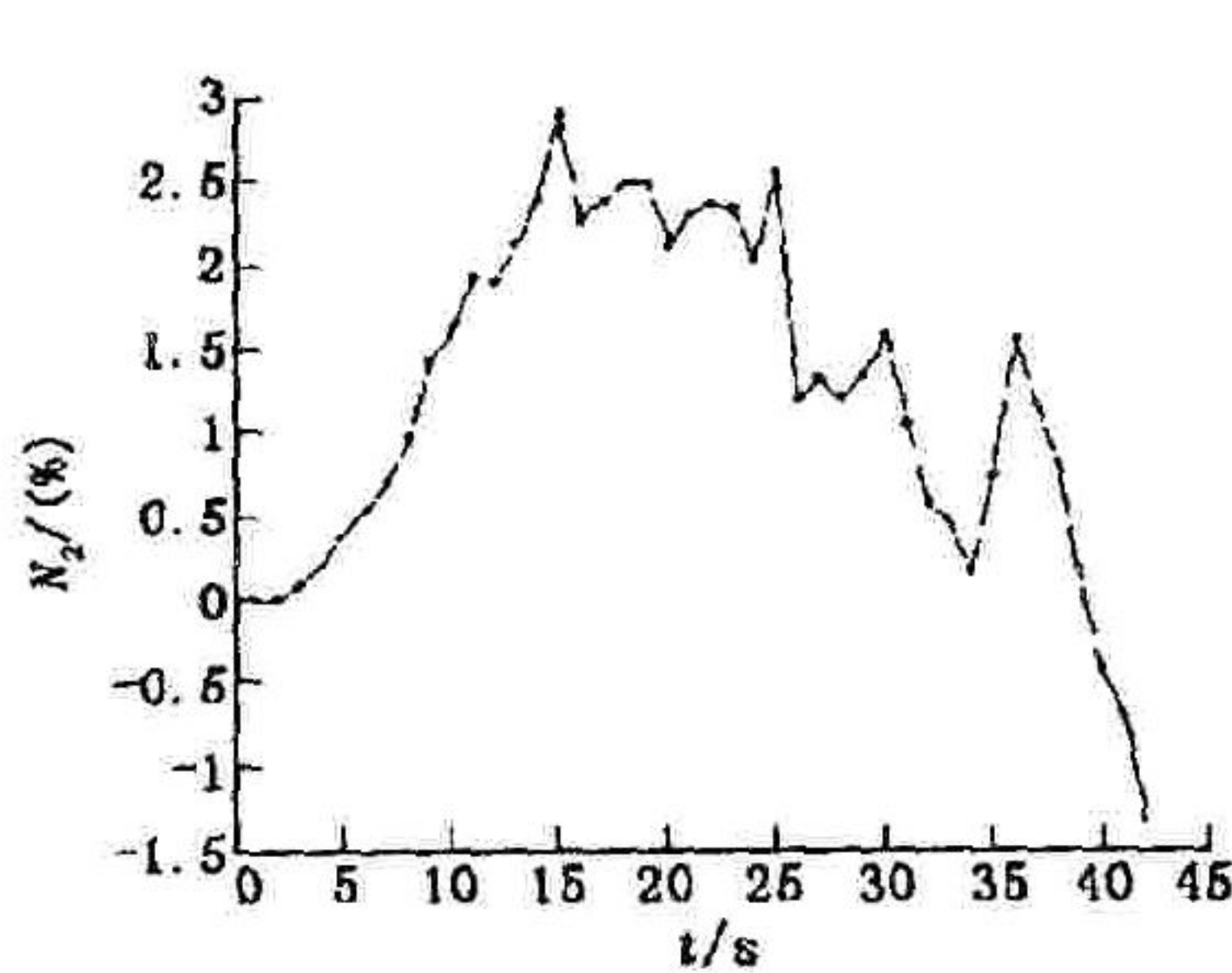


图 4  $N_2$  转速辨识的绝对误差

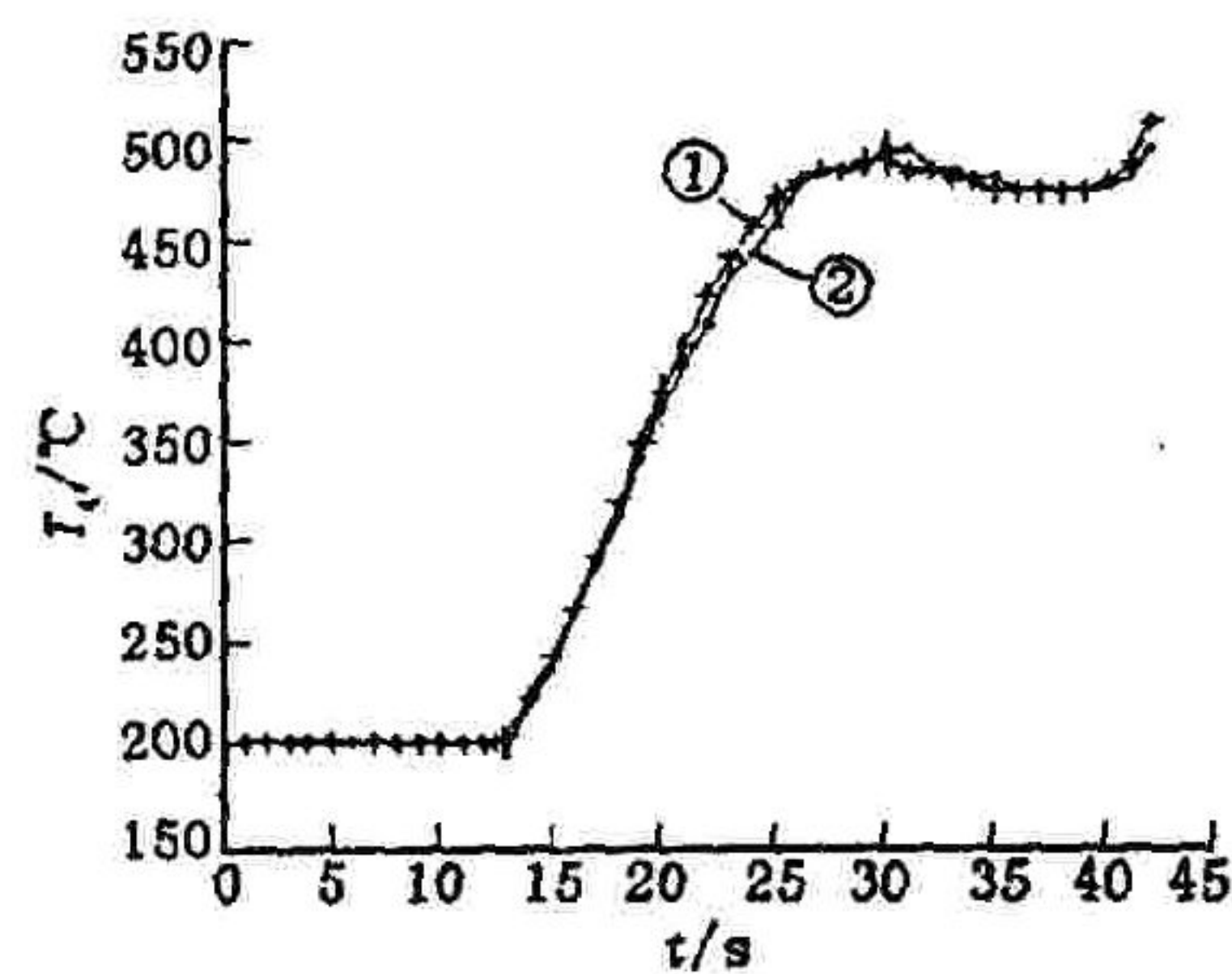


图 5  $T_4$  辨识结果与飞参记录数据

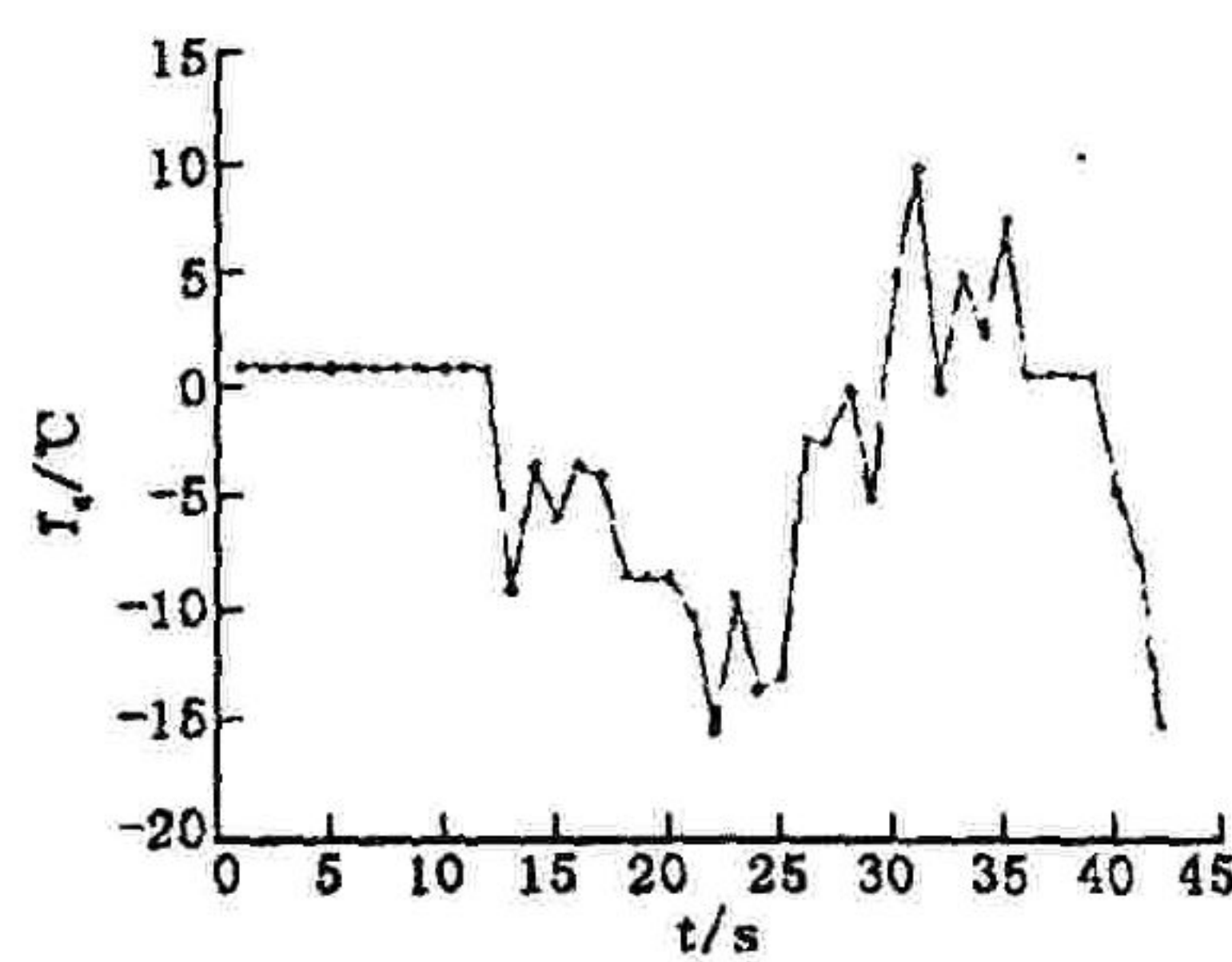


图 6  $T_4$  网络辨识绝对误差

## 3 结 论

通过以上的研究,可以得出如下结论:用 RBF 网络辨识发动机起过程模型,具有方法简单,学习速度快,辨识精度较高的优点,是可行的。本文采用 RBF 网络方法 (下转第 15 页)