

文章编号:1000-582X(2005)03-0050-04

# 铸造铝硅合金液相线自适应神经-模糊建模\*

夏伯才<sup>1,2</sup>, 钱翰城<sup>1</sup>, AWAD SAMIR H<sup>1</sup>

(1. 重庆大学机械工程学院, 重庆 400030; 2. 中国工程物理研究院工学院, 四川 绵阳 621900)

**摘要:**在合金熔炼和加工过程中,往往需要知道液相线温度,以便确定相关工艺参数。建立能从成分预测铝硅系工业铸造合金液相线温度的模型。收集工业合金实测数据,采用模糊推理方法,建立了合金液相线温度的自适应神经-模糊推理模型。它具有 Takagi-Sugeno 型网络结构,能直接从数据中提取推理规则,并可利用前馈神经网络的学习能力调整参数。与现有的其它统计回归模型相比,模糊推理模型能反映成分之间的交互作用,具有更高的预测精度。在铸造合金研究、热力学计算和凝固过程数值模拟时,所建立的模型可用于计算工业合金的液相线温度。

**关键词:**铸造铝合金;液相线温度;模糊推理系统;预测

**中图分类号:**TG113.12

**文献标识码:**A

多元铝合金凝固过程中,为预测各种状态参数,如固相分数与温度的关系、糊状区移动边界的位置、金属在固液界面处的结构和化学成分、溶质富集和成分过冷度等,实现铸件凝固控制,就必须尽量准确地知道合金液相线温度。对二元合金,容易从高精度二元相图中获得液相线温度-成分关系,但这些都是基于平衡条件下获得的数据。目前,有关液相线温度-成分关系的报道<sup>[1-2]</sup>较少,特别是工业合金。

M. B. Djurdjevic 等人<sup>[3]</sup>用硅当量为基础的差异法<sup>[4]</sup>建立了新的回归模型,并用于铸造铝合金凝固过程中固相分数的计算<sup>[5]</sup>。与 G. Drosell<sup>[1]</sup>和 R. Vijayaraghavan<sup>[2]</sup>所建立的模型相比,尽管 Djurdjevic 模型的预测精度有所提高,适用成分范围也更宽,但模型待定系数多,给模型建立和使用带来困难,且预测精度也有待提高。近年来,研究者正将人工神经网络等方法运用于材料物性参数建模,如用成分及加热速度预测钢的相变点  $A_{c1}$  和  $A_{c3}$ <sup>[6-7]</sup> 和  $M_s$  点<sup>[8-9]</sup> 等。

Takagi-Sugeno 型模糊推理系统具有函数逼近能力,将其映射成前馈型网络结构之后,即可采用神经网络的学习算法来调整网络的结构参数,从而具有学习和自适应能力,构成自适应神经-模糊推理系统<sup>[10-11]</sup>,它能直接从数据中提取“IF-THEN”形式的

显式规则,已成功用于材料性能建模<sup>[12-13]</sup>。笔者将其用于建立液相线温度模型,实现从化学成分预测工业用铝硅系铸造合金的液相线温度,以满足合金研制、凝固过程数值模拟和工艺参数制定的需要。

## 1 统计回归模型

有关液相线温度  $T_{liq}$  模型最早的回归方程是由 Drosell<sup>[1]</sup>建立的:

$$T_{liq} = 661 - 4.97Si - 0.15(Si)^2 - 6.13Cu - 17.4Mg + 2.72Zn + 5.08CuMg \quad (^\circ C) \quad (1)$$

其适用成分范围为(wt%):  $Si \leq 9.30$ ;  $Cu \leq 2.50$ ;  $Mg \leq 0.60$ ;  $Fe \leq 1.15$ ;  $Mn \leq 0.40$ ;  $Zn \leq 0.63$ ;  $Ni \leq 0.43$ ;  $Ti \leq 0.05$ 。

后来, Vijayaraghavan 等人<sup>[2]</sup>针对 Al-Si-Cu 三元合金建立了另一个方程:

$$T_{liq} = 664 - 6.9Si - 2.5Cu \quad (^\circ C) \quad (2)$$

基于二元合金相图技术, M. B. Djurdjevic 等人<sup>[3]</sup>将预测铸铁<sup>[4]</sup>熔点的“差异法”用于计算多元铝合金液相线,改善了模型精度,并扩大了成分的适用范围。其基本思路如下,对于某一给定的铝合金,为确定单个元素  $X_i$  对液相线温度的影响,假定:

\* 收稿日期:2004-11-18

基金项目:中国工程物理研究院科学技术基金资助项目(20000329及20010668)

作者简介:夏伯才(1965-),男,四川仁寿人,中国工程物理研究院工学院副教授,重庆大学博士研究生,从事先进材料及工艺的教学与科研工作。

- 1) Al -  $X_i$  二元系是共晶或伪共晶的;
- 2) 任何 Al -  $X_i$  体系的液相线温度均可表达为:

$$d_i = a_0 - b_0 X_i - c_0 X_i^2 \quad (3)$$

$$T_{liq}^{Al-X_i} = 660.452 - 6.110(Si + d_i) - 0.057(Si + d_i)^2 \quad (^\circ C) \quad (4)$$

这样,多元铝合金中合金元素对液相线温度的影响就可以表达为:

$$T_{liq}^{Al-Si-X_i-X_j-\dots} = A_0 - A_1(Si - \sum d_i) - A_2(Si + \sum d_i)^2 \quad (^\circ C) \quad (5)$$

式(4)和式(5)适用于下列成分范围的合金元素(以 wt% 表示): Si  $\leq$  12.6, Cu  $\leq$  10.0, Mg  $\leq$  10.0 及 Zn  $\leq$  10.0。

要预报实际工业铝合金液相线  $T_{liq}$ , 模型必须建立在广泛的化学成分基础上。但是,上述模型仍未能包括 Ni、Ti 等常见元素的作用。如,方程(2)只能估计 Al、Si 和 Cu 对  $T_{liq}$  的影响,未能考虑其它重要合金元素(如 Mg、Mn、Fe、Zn 和 Ti)的影响,当这些合金元素含量较大时,会产生很大的误差。从常数项(664  $^\circ C$ )高于纯铝的熔点 660.452  $^\circ C$  就可以明显看出这一点。而式(4)和式(5)的假设条件明显缺乏依据,合金元素对熔点的影响是复杂的,它们之间存在复杂的非线性关系,而非简单的加和作用。模型建立时,首先要确定式(3)和式(4)中的系数,将合金元素的浓度换算为当量硅浓度。但是,这些系数是从二元铝合金液相线导出的,可靠程度与液相线(多项式)的数学描述和拟合精度密切相关。而且也只考虑了 Si、Cu、Mg 和 Zn 的作用。为更全面地反映合金元素对液相线温度影响,改善模型精度。下面用自适应神经-模糊推理建模方法进行建模。

## 2 自适应神经-模糊推理建模

有  $m$  个输入单输出的 Takagi - Sugeno 型模糊推理系统<sup>[10]</sup>可叙述为

$$R_i: \text{If } x_1 \text{ is } A_{1i} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{2i}, \dots,$$

$$\text{and } x_m \text{ is } A_{mi} \text{ Then } y_i = \theta_i^T \cdot \bar{X}, i = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

其中,  $R_i$  表示模糊推理系统规则库中的第  $i$  条规则;  $X = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T \in R^m$  为系统的输入;  $A_i = [A_{1i}, A_{2i}, \dots, A_{mi}]$  为语义变量向量;  $y_i$  为局部输出;  $\bar{x} = [1, x_1, \dots, x_m]^T \in R^{m+1}$  为增广输入;  $\theta_i = [\theta_{0i}, \theta_{1i}, \dots, \theta_{mi}]^T \in R^{m+1}$  为结论参数向量;  $n$  为模糊推理规则集的个数。对于系统输入  $X_0$ , 有

$$y = y(X_0) = \sum_{i=1}^n W_i(X_0) (\theta_i^T \cdot \bar{X}_0) \quad (7)$$

其中,  $W_i(X) = T[A_{1i}(x_1), A_{2i}(x_2), \dots, A_{mi}(x_m)]$

为对应第  $i$  条规则的激发强度或匹配度,  $T$  为相应于“AND”的 T-模算子,取乘积运算;  $A_{ki}(x_k)$  为第  $k$  个输入分量的第  $i$  个语言变量隶属函数,常取 Guass 型函数。上述方法中,各前提参数(前提结构及前提参数)的确定具有很大的主观性,且缺乏自适应能力。为此,用图 1 所示的前向神经网络结构来等价该模糊系统<sup>[11]</sup>,这样就可以用神经算法改进。

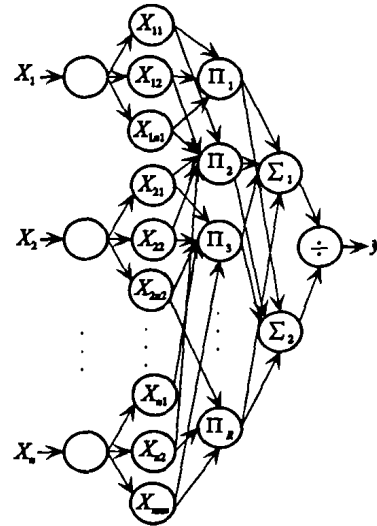


图 1 与模糊逻辑系统等价的神经网络结构

首先,采用最近邻聚类算法,对一组输入输出模式(样本)  $(X_j, y_j), j = 1, 2, \dots, p$ , 确定输入变量的语义划分和推理规则,得到网络的初始结构及参数;然后,用误差回逆算法,或综合采用误差回逆算法与最小二乘法<sup>[10]</sup>, 寻求最佳参数集  $\Psi_{opt}$ , 使其满足

$$\min_{\Psi} J = \sum_{j=1}^p \lambda_j [y(X_j) - y_j]^2 \quad (8)$$

其中,  $\lambda_j \geq 0$  为加权系数,  $y(X_j)$  为对应输入  $X_j$  的输出。

## 3 结果与分析

为便于比较,利用与文献[3]相同的 42 组数据(其统计分析见表 1),以化学成分 Si、Cu、Mg、Zn、Fe、Mn、Ti、Ni (wt%) 为输入,以液相线温度 ( $T_{liq}, ^\circ C$ ) 为输出,采用图 1 所示的结构,经结构学习和参数调整后,得到含有 3 条规则的液相线 ANFIS 模型。

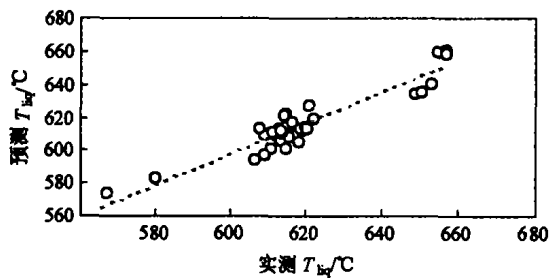
表 1 建模数据统计分析 %

项目名称	最小值	最大值	平均值	标准差
Si	0.070 0	12.000 0	5.982 9	3.107 6
Cu	0	4.400 0	1.338 8	1.603 9
Mg	0	1.550 0	0.324 2	0.295 7
Zn	0	2.280 0	0.228 8	0.588 9
Fe	0	1.010 0	0.245 4	0.268 4
Mn	0	0.500 0	0.051 1	0.097 6
Ti	0	5.000 0	0.199 7	0.734 4
Ni	0	1.040 0	0.058 7	0.211 5
$T_{liq}/^\circ C$	565.700 0	657.000 0	615.744 4	23.524 7

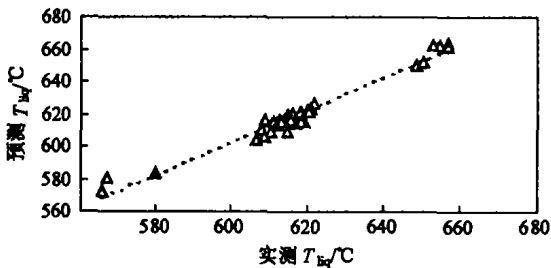
预测结果如图 2 所示,表 2 中同时列出了用 Drosell<sup>[1]</sup>、Vijayaraghavan<sup>[2]</sup>、Djurdjevic<sup>[3]</sup> 和本文方法预测结果的平均误差、标准差以及预测值和实测值之间的相关系数( $R^2$ )。可以看出,笔者提出的预测方法比现有文献报道的方法具有更高的精度。

表 2 本文方法和其它研究者结果比较

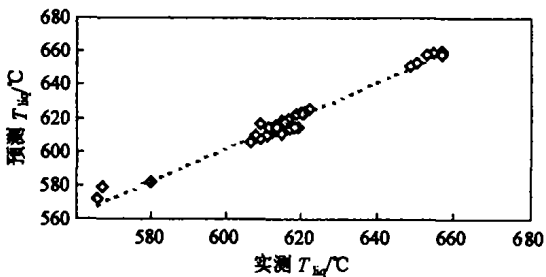
对比项	Drosell <sup>[1]</sup>	Vijayaraghavan <sup>[2]</sup>	Djurdjevic <sup>[3]</sup>	ANFIS
	方程	方程	方程	模型
相关系数 $R^2$	0.901	0.969	0.977	0.997
误差标准差	6.590	3.730	3.180	1.139
误差平均值	-3.600	2.270	1.560	0.000 1



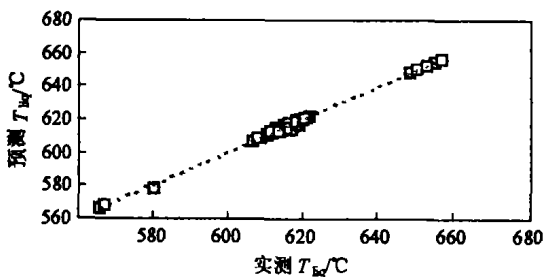
(a) Drosell<sup>[1]</sup>方程



(b) Vijayaraghavan<sup>[2]</sup>方程



(c) Djurdjevic<sup>[3]</sup>方程



(d) ANFIS模型

图 2 预测结果与实测结果对比

## 4 结论

笔者提出了预测铸造铝硅合金液相线温度的自适应神经-模糊推理方法,与现有文献报道各种统计回

归模型相比,所建立模型的适用成分种类更多,适用范围更宽,并能反映成分之间的交互作用,具有更高的预测精度。在铸造合金研究、热力学计算和凝固过程数值模拟时,上述模型可用于计算液相线温度。

## 参考文献:

- [1] DROSELL G. Der Einflusse von Schmelzebehandlungen auf die Dichttheit von Gusskoerpem aus Al - Si - Gusslegierungen[J]. Giessereitechnik, 1981, 27(1): 7 - 12.
- [2] VIJAYARAGHAVAN R, PELLE N, BOILEAN J, et al. A Micromodel for Al - Si Alloys [J]. Scripta Materialia, 1996, 35(7): 861 - 867.
- [3] DJURDJIEVIC M B, KIERKUS W T, BYCZYNSKI G E, et al. Calculation of Liquidus Temperature for Aluminum 3XX Series of Alloys[J]. AFS Trans, 1998, 106:143 - 147.
- [4] DJURDJIEVIC M B. Development of a Mathematical Model Nnumerical Determination of Liquidus Temperature of Low and High Alloy Iron-based Melts [D]. Belgrade: University of Belgrade, 1993.
- [5] DJURDJIEVIC M B, KIERKUS W T, BYCZYNSKI G E, et al. Modeling of Fraction Solid for A319 Aluminum Alloy [J]. AFS Trans, 1999, 6: 173 - 179.
- [6] HOPKIN G J. Modeling Anisothermal Recrystallization Austenitic Stainless Steels [D]. Cambridge: University of Cambridge, 2001.
- [7] GAVARD L, BHADOSHIA H K D H, MACKAY D J C. Bayesian Neural Network Model for Aaustenite Formation in Steels[J]. Mater Sci Tech, 1996, 12(7): 453 - 463.
- [8] VERMEULEN W G, MORRIS P F, WEIJER A P. Prediction of Martensite Start Temperature Using Artificial Neural Networks[J]. Ironmaking and Steelmaking, 1996, 23(5): 433 - 437.
- [9] 戴起勋,戴希敏. 神经网络在奥氏体钢设计中的应用[J]. 钢铁研究学报, 1997, 9(6): 37 - 40.
- [10] TAKAGI T, SUGENO M. Fuzzy Identification of Systems and Its Application to Modeling and Control [J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics, 1985, 15(1): 116 - 132.
- [11] JANG J S R. ANFIS: Adaptive - network - based Fuzzy Inference Systems [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1993, 23(3): 665 - 685.
- [12] 夏伯才,汪法根,李明进,等. 灰铸铁强度自适应模糊神经网络预测[J]. 铸造, 2000, 49(6): 349 - 352.
- [13] QIAN HANCHENG, XIA BOCAI, LI SHANGZHENG, et al. Fuzzy Neural Network Modeling of Material Properties[J]. J Mater Process Technol, 2002, 122(2 - 3): 196 - 200.

## Modeling of Liquidus Temperature for Al – Si Cast Alloys with Adaptive Neuro-fuzzy Inference System

XIA Bo-cai<sup>1,2</sup>, QIAN Han-cheng<sup>1</sup>, AWAD SAMIR H<sup>1</sup>

(1. College of Mechanical Engineering, Chongqing University, Chongqing 400030, China;

2. Institute of Technology, CAEP, Mianyang 621900, China)

**Abstract:** During the melting and processing practices, an accurate knowledge of liquidus temperature is necessary in the determination of process parameters relating to a given alloy. Adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) modeling method has been used to improve accuracy of prediction for liquidus temperature based on the compositions of Al – Si series cast alloys. The developed fuzzy inference system could extract Takagi-Sugeno type fuzzy rules from data directly, and has a feed-forward network structure with supervised learning capability. In order to adapt the parameters of the model, the proposed fuzzy inference system is trained over a wide range of compositions from the published data of industrial alloys. The result shows that, the developed ANFIS model can capture non-linear relationships between compositions and liquidus temperature, and then provides better prediction than the reported multiple statistic analysis. The developed model can be used to predict the liquidus temperature needed in computer modeling and thermodynamic calculation, which are needed in the aluminium alloys casting industry and research.

**Key words:** cast aluminium alloy; liquidus temperature; fuzzy inference system; prediction

(编辑 李胜春)

(上接第49页)

[8] MROZ Z, TRAMPCZYNSKI W A. On the Creep Hardening Rule for Metals with Memory of Maximal Prestress[J]. International Journal of Solids and Structures, 1984,20(5): 467 – 486.

[9] 范镜泓,彭向和,曾祥国. 两种内蕴时间本构方程的定量比较及其实验验证[J]. 重庆大学学报(自然科学版), 1985,8(6):35 – 41.

## Cyclic Creep Constitutive Model of Magnesium Alloy at High Temperature

ZENG Xiang-guo<sup>1</sup>, LI Yuan<sup>1</sup>, FAN Jing-hong<sup>1,2</sup>

(1. Department of Engineering Mechanics, Chongqing University, Chongqing 400030, China;

2. College of Engineering, Alfred University, N Y 14802 – 1205, U. S. A)

**Abstract:** With high strength-to-weight ratio and excellent technological properties, Magnesium Alloy plays a more and more important role in automotive industry. But the inferior high temperature creep resistance limited its application to power components such as engine and transmission cases. In order to investigate the cyclic creep behavior of Magnesium Alloy at high temperature, creep tests of plate specimens AM50 were conducted. Through the analysis about the micro-structure and defects of AM50, an isotropic and scalar damage parameter was introduced into an existing creep constitutive model. Furthermore, a Fortran code based on numerical algorithm was developed to simulate plasticity, cyclic creep, and recovery phenomenon observed. Comparisons between calculated results and experimental data show good agreement.

**Key words:** magnesium alloy; damage; cyclic creep; constitutive model

(编辑 张小强)