

基于忆阻器的连续学习混沌神经网络

张 椅¹ 段书凯¹ 王丽丹¹ 胡小方^{1,2}

(西南大学物理科学与技术学院电子信息工程学院 重庆 400715)¹

(香港城市大学机械与生物医学工程系 香港)²

摘 要 忆阻器具有独特的记忆功能和连续可变的电导状态,在人工智能与神经网络等研究领域具有巨大的应用优势。详细推导了忆阻器的电荷控制模型,将纳米忆阻器与具有智能信息处理能力的混沌神经网络相结合,提出了一种新型的基于忆阻器的连续学习混沌神经网络模型。利用忆阻器可直接实现网络中繁多的反馈与迭代,即完成外部输入对神经元及神经元之间相互作用的时空总和。提出的忆阻连续学习混沌神经网络可以实现对已知模式和未知模式的区分,并能对未知模式进行自动学习和记忆。给出的计算机仿真验证了方案的可行性。由于忆阻器具有纳米级尺寸和自动的记忆能力,该方案有望大大简化混沌神经网络结构。

关键词 忆阻器,混沌神经网络,连续学习,时空总和

中图分类号 TP183 文献标识码 A

Memristor-based Successive Learning Chaotic Neural Network

ZHANG Yi¹ DUAN Shu-kai¹ WANG Li-dan¹ HU Xiao-fang^{1,2}

(School of Electronic and Information Engineering, School of Physical Science and Technology, Southwest University, Chongqing 400715, China)¹

(Department of Mechanical and Biomedical Engineering, City University of HongKong, HK, China)²

Abstract With the unique memory ability and continuously variable conductance state, memristors have promising prospects in the fields of artificial intelligence and artificial neural network. This paper derived the charge-controlled memristor model in detail. Combining the nanometer memristor and chaotic neural network, a novel type of memristor-based successive learning chaotic neural network model was proposed. The numerous feedbacks and iterative in the network, that is, the spatio-temporal summation of external input to neurons and the interaction between neurons, can be achieved by taking advantage of memristor. In the proposed model, it makes use of the difference in the response to the input patterns to distinguish the unknown pattern from the stored known patterns. When an input pattern is regarded as an unknown pattern, it will be memorized in the network. The effectiveness was verified through the given simulation experiments. With the memristor's nano-scale size and automatic memory capacity, the program is expected to greatly simplify the structure of chaotic neural network.

Keywords Memristor, Chaotic neural network, Successive learning, Spatio-temporal summation

1 引言

混沌是不含外加随机因素的完全确定性系统表现出来的介于规则和随机之间的内秉性行为^[1]。经研究发现,人脑中的生物神经元中可能存在混沌动力学行为,并且其在联想记忆中发挥重要的作用^[2,3]。人们通过分析大脑的混沌现象,建立了含有混沌动力学的神经网络模型^[4-14],即混沌神经网络模型(CNN),并将其应用于联想记忆、模式识别和组合优化等问题中,以提高信息处理的效率和适应性。但是传统的混沌神经网络结构非常复杂,其规模难以扩大,信息处理能力也有限,制约了混沌神经网络的进一步发展。

忆阻器的出现为混沌神经网络的发展带来了新的希望,有望大大简化电路结构,进一步提高其信息处理的能力。1971年,蔡少棠教授根据电路理论的公理化体系的完备性定义了磁通量和电荷之间的关系,提出了忆阻器(Memristor)的概念,将忆阻值 M 定义为磁通量 φ 随着电荷量 q 的变化率,即 $M = d\varphi/dq$,并将其称作除电阻、电容和电感以外的第 4 种基本电路元件^[15,16]。2008 年 5 月,美国惠普(HP)实验室研究人员在《Nature》上发表论文宣称,他们证实了忆阻器的存在,并成功设计出了一个能工作的忆阻器电子器件^[17]。实验证实,忆阻器是一种新型的非线性元件,其纳米级尺寸、开关转换机制、记忆功能、连续的输入输出特性,使其在非易失性

到稿日期:2012-12-06 返修日期:2013-03-15 本文受国家自然科学基金(60972155,61101233,60974020),中央高校基本科研业务费专项资金(XDJK2012A007),重庆市高等学校青年骨干教师资助计划(渝教人[2011]65号),重庆市高等学校优秀人才支持计划(渝教人[2011]65号),教育部“春晖计划”科研项目(z2011148),留学人员科技活动项目择优资助经费(国家级优秀类,渝人社办[2012]186号,102060-20600601)资助。
张 椅(1989-),男,硕士生,主要研究方向为忆阻器、信号与信息处理,E-mail:395899568@qq.com;段书凯(1973-),男,博士后,教授,博士生导师,主要研究方向为忆阻器、非线性电路;胡小方(1984-),女,博士,主要研究方向为自动控制。

存储器、大规模集成电路、人工神经网络、模式识别和图像处理等方面有巨大的潜能^[18]。基于忆阻器的电阻连续可变性质及记忆功能,可实现脉冲控制的忆阻器模拟存储器^[19];将忆阻器与纳米线交叉连接技术相结合,构建忆阻器交叉阵列结构,具有显著的存储优势和强大的信息处理能力,易于大规模集成(VLSI)电路实现^[18];忆阻器与神经网络相结合,构建基于忆阻器的具有类似于人脑神经突触的信息处理能力的连接突触^[20-23],其具有自学习和记忆能力,更接近人脑思维。

本文基于对忆阻器和连续学习混沌神经网络的研究,将忆阻器与连续学习混沌神经网络相结合,利用忆阻器来实现连续学习混沌神经网络中的时间、空间总和,并通过理论推导和数值仿真验证了这一方案的有效性。

2 忆阻器模型

忆阻器是一种具有记忆功能的非线性电阻,其阻值的变化依赖于流过它的电荷数量和磁通量。惠普忆阻器模型由夹在两个 Pt(铂)电极间的两层二氧化钛构成:一层二氧化钛中缺少部分氧原子,称为掺杂层;另外一层则为纯二氧化钛层,称为非掺杂层。忆阻器的阻值是两层二氧化钛层的电阻之和。在外加电源的情况下,掺杂层中由于缺少部分氧原子而具有的氧空位在电场的作用下会发生迁移,导致掺杂层和非掺杂层的宽度发生变化,从而改变整个忆阻器的阻值。忆阻器的阻值计算公式为:

$$M(t) = R_{ON} \frac{w(t)}{D} + R_{OFF} \left(1 - \frac{w(t)}{D}\right) \quad (1)$$

式中, D 为两层二氧化钛的总厚度; w 为掺杂层厚度; R_{ON} 和 R_{OFF} 分别是 $w=1$ 和 $w=0$ 时的极限忆阻值。

$$\frac{dw}{dt} = \frac{\mu_V R_{ON}}{D} i(t) \quad (2)$$

由忆阻器的构造原理可知,忆阻器的初始值应介于最大值和最小值之间,设 $w(0)$ 是初始的掺杂层厚度,并且有 $w(0) = w(t)|_{t=0} \neq 0$, 则忆阻器的初始阻值为:

$$M(0) = R_{ON} \frac{w(0)}{D} + R_{OFF} \left(1 - \frac{w(0)}{D}\right) \quad (3)$$

对式(2)进行积分有:

$$w(t) = w(0) + \frac{\mu_V R_{ON}}{D} q(t) \quad (4)$$

式(1)可以改写成:

$$M(t) = M(0) + kq(t) \quad (5)$$

式中, k 为比例因子, μ_V 是常数, $k = \frac{R_{ON} - R_{OFF}}{D^2} \mu_V R_{ON}$ 。

忆阻器有物理限制条件: $0 \leq w \leq D$, 即忆阻器的阻值变化范围为: $R_{ON} \leq M(t) \leq R_{OFF}$ 。根据式(5)可以得到通过忆阻器的电荷量的有效范围是:

$$\frac{R_{OFF} - M(0)}{k} \leq q(t) \leq \frac{R_{ON} - M(0)}{k} \quad (6)$$

令

$$Q_{\min} = \frac{R_{OFF} - M(0)}{k}, Q_{\max} = \frac{R_{ON} - M(0)}{k}$$

得到忆阻值和通过忆阻器的电荷量之间的关系式:

$$M(t) = \begin{cases} R_{OFF}, & q(t) < Q_{\min} \\ M(0) + kq(t), & Q_{\min} \leq q(t) < Q_{\max} \\ R_{ON}, & q(t) \geq Q_{\max} \end{cases} \quad (7)$$

式(7)即为忆阻器的电荷控制模型。

3 连续学习混沌神经网络

连续学习混沌神经网络(简称 SLCNN)具有连续学习的能力,它能够区分已知模式和未知模式,并实现对未知模式的学习。当已知模式输入网络时,网络围绕输入模式进行搜索;当未知模式输入网络时,网络出现混沌巡回。根据不同输入模式情况下网络的反应,即可以实现已知和未知模式的区分。同时,SLCNN 可以通过系统连续输入的时空总和,从含噪声的或不完整的模式中估计和学习正确的模式,这种行为与 Freeman 发现的兔子嗅觉的生理反应事实相似^[24]。

3.1 SLCNN 模型

本文采用的连续学习混沌神经网络模型是 Y. Osana 和 M. Hagiwara 于 1998 年提出的,在一个连续学习混沌神经网络中,第 i 个神经元的动力学方程^[8]为:

$$x_i(t+1) = f \left[v \sum_{d=0}^{\xi} k_{id}^{\xi} A_i(t-d) + \sum_{j=1}^N w_{ij}(t) \sum_{d=0}^{\zeta} k_{jd}^{\zeta} x_j(t-d) - \alpha \sum_{d=0}^{\zeta} k_{id}^{\zeta} x_i(t-d) - \theta_i \right] \quad (8)$$

$$f(u) = \frac{2}{1 + \exp(-u/\epsilon)} - 1 \quad (9)$$

式中, v 是外部输入和神经元之间的连接权值, $f(\cdot)$ 中第一项为外部输入 $\xi(t)$, 第二项为神经元之间的相互连接 $\eta_j(t)$, 第三项为不应性影响 $\zeta_i(t)$ 。

3.2 SLCNN 区分已知模式和未知模式的原理

一个连续学习混沌神经网络,一般有两种力量共同作用于网络:①趋向能量函数最小值的力量,②通过外部输入趋向输入模式的力量。根据输入模式的不同,可以分为以下两种情况^[8]:

情况 A 已知模式作为输入时,仅有被存储的模式被回忆。此时这两种力量的方向一致,从而导致网络围绕输入模式进行搜索,并且稳定在这个模式上。

情况 B 未知模式作为输入时,因为未知模式与能量函数的最小值不一致,趋向能量函数最小值的力量与趋向输入模式的力量便会作用于不同的方向,网络出现混沌巡回。

SLCNN 模型中,未知模式作为输入时,网络先围绕已知模式混沌巡回,并且最终能够达到未知模式。这是因为连续输入作用于网络很长时间后,其时空总和 $\xi(t)$ 的影响变得比神经元之间相互连接 $\eta_j(t)$ 的影响和不应性影响 $\zeta_i(t)$ 更强,即,当网络运行达到一定程度时,对于所有的神经元,下面的不等式成立:

$$|\xi(t)| > |\eta_j(t) + \zeta_i(t)| \quad (i=1, 2, \dots, N) \quad (10)$$

此时,网络则被认为达到稳定状态。设网络达到稳定状态需要的时间为 T^{sta} , 则:

$$T^{\text{sta}} = \min\{t \mid |\xi(t)| > |\eta_j(t) + \zeta_i(t)| \text{ for } \forall i(i=1, 2, \dots, N)\} \quad (11)$$

定义变量 V 作为判断已知或未知模式的标准:

$$V = \sum_{t=1}^{T^{\text{sta}}} \sum_{i=1}^N |x_i(t) - x_i(t-1)| \quad (12)$$

未知模式作为输入时,网络表现出混沌巡回,变量 V 变得比已知模式作为输入时大得多。因此,如果变量 V 比旧的阈值 V^{th} 大,即:

$$V > V^{\text{th}} \quad (13)$$

则输入模式即被认为是未知模式,否则,输入模式即为已知模式。

未知模式作为输入时,网络将通过运行记忆该模式。用 Hebb 学习算法进行训练,连接权值用以下公式进行更新:

$$w^{xw} = w^{old} + \gamma x^T(T^{xw})x(T^{xw}) \quad (14)$$

式中, $x^T(T^{xw})$ 是 $t = T^{xw}$ 时网络的输出, γ 为学习率。

4 基于忆阻器的连续学习混沌神经网络

4.1 忆阻器与 SLCNN 的结合

由式(8)可以看出, SLCNN 模型中任意一个神经元的输出主要由输入时空总和 $\xi_i(t)$ 、神经元之间相互连接 $\eta_j(t)$ 与不应性影响 $\zeta_i(t)$ 组成, 该模型中混沌被认为是许多突触输入时空的累加^[25]。传统的 SLCNN 模型是通过不停的迭代运算来实现这些累加过程, 因此网络的结构非常复杂。本文基于对忆阻器和 SLCNN 模型的研究, 提出了一种基于忆阻器的连续学习混沌神经网络模型。

忆阻器具有自动记忆历史状态的能力, 并且其阻值连续可变。本文利用忆阻器来实现连续学习混沌神经网络中时空总和, 省去了传统混沌神经网络中时间积累迭代的过程, 有望大大简化网络结构。

4.2 理论基础

由式(7)可知, 忆阻器的阻值与其初始值以及通过忆阻器的电荷量有关。假设有一已知初值的忆阻器, 对其输入连续的脉冲宽度为 1 的电流脉冲 $i(t)$, 单位时间通过忆阻器的电荷量与电流值在数值上相等, 即有: $M(t) = M(0) + ki(t)$ (这里认为忆阻器状态处于边界范围之内, $Q_{\min} \leq q(t) = i(t) < Q_{\max}$)。

$$t=1 \text{ 时}, M(1) = M(0) + ki(1);$$

$$t=2 \text{ 时}, M(2) = M(1) + ki(2);$$

$$t=3 \text{ 时}, M(3) = M(2) + ki(3);$$

.....

$$t \text{ 时刻}, M(t) = M(t-1) + ki(t)$$

上述各式左右各相加得:

$$M(t) = M(0) + k(i(1) + i(2) + i(3) + \dots + i(t)) \quad (15)$$

可改写为:

$$i(1) + i(2) + i(3) + \dots + i(t) = \frac{M(t) - M(0)}{k} \quad (16)$$

由上式可以看出, t 时间范围内, 如果对忆阻器施加连续的脉冲宽度为 1 的电流脉冲 $i(1), i(2), i(3), \dots, i(t)$, 那么忆阻器的阻值也会随之发生变化。根据忆阻器最终阻值的变化, 由式(16)可以求出施加在忆阻器上所有电流脉冲的和, 即忆阻器自动完成了对流经它的所有电流脉冲的累加。

在 SLCNN 中, 令 $\xi_i(t)$, $\eta_j(t)$ 与 $\zeta_i(t)$ 中时间累加部分分别为 $h_i^1(t)$, $h_j^2(t)$ 和 $h_i^3(t)$, 则有

$$\begin{aligned} h_i^1(t) &= \sum_{d=0}^t k_i^d A_i(t-d) \\ &= k_i^0 A_i(t) + k_i^1 A_i(t-1) + \dots + k_i^{t-1} A_i(1) \end{aligned} \quad (17)$$

$$\begin{aligned} h_j^2(t) &= \sum_{d=0}^t k_m^d x_j(t-d) \\ &= k_m^0 x_j(t) + k_m^1 x_j(t-1) + \dots + k_m^{t-1} x_j(1) \end{aligned} \quad (18)$$

$$\begin{aligned} h_i^3(t) &= \sum_{d=0}^t k_r^d x_i(t-d) \\ &= k_r^0 x_i(t) + k_r^1 x_i(t-1) + \dots + k_r^{t-1} x_i(1) \end{aligned} \quad (19)$$

将上述等式右端各项看作一个个宽度为 1 的电流脉冲, 并将这些电流脉冲通过一个已知初始状态的忆阻器。以 $h_i^3(t)$

(t)项为例, 根据式(16)有:

$$\begin{aligned} h_i^3(t) &= k_r^0 x_i(t) + k_r^1 x_i(t-1) + \dots + k_r^{t-1} x_i(1) \\ &= \frac{M(t) - M(0)}{k} \end{aligned} \quad (20)$$

由式(20)可知, 只需知道 t 时刻忆阻器的阻值即可以求得 $h_i^3(t)$ 的值。

$t=1$ 时, 通过忆阻器的电流脉冲为 $h_i^3(1) = k_r^0 x_i(1)$, 忆阻值为:

$$M(1) = M(0) + k k_r^0 x_i(1)$$

$t=2$ 时, 电流脉冲为 $h_i^3(2) = k_r^0 x_i(2) + k_r^1 x_i(1)$, 忆阻值为:

$$\begin{aligned} M(2) &= M(0) + k(k_r^0 x_i(2) + k_r^1 x_i(1)) \\ &= M(0) + k k_r^0 x_i(2) + k_r(M(1) - M(0)) \end{aligned}$$

$t=3$ 时, 电流脉冲为 $h_i^3(3) = k_r^0 x_i(3) + k_r^1 x_i(2) + k_r^2 x_i(1)$, 忆阻值为:

$$\begin{aligned} M(3) &= M(0) + k(k_r^0 x_i(3) + k_r^1 x_i(2) + k_r^2 x_i(1)) \\ &= M(0) + k k_r^0 x_i(3) + k(M(2) - M(0)) \end{aligned}$$

可推导出 t 时刻忆阻器的阻值为:

$$\begin{aligned} M(t) &= M(0) + k(k_r^0 x_i(t) + k_r^1 x_i(t-1) + k_r^2 x_i(t-2) + \dots \\ &\quad + k_r^{t-1} x_i(1)) \\ &= M(0) + k k_r^0 x_i(t) + k_r(M(t-1) - M(0)) \end{aligned} \quad (21)$$

由上式可以求得 t 时刻的忆阻值, 根据式(20)即可得到 $h_i^3(t)$ 的值。同理, 可以得到 $h_i^1(t)$ 和 $h_j^2(t)$ 的值, 最后由式(8)可以得到连续学习混沌神经网络中第 i 个神经元的动力学方程。

5 计算机仿真

5.1 基于忆阻器的 SLCNN 模型实验参数设置

混沌神经元参数: $k_s = 0.99, k_m = 0.1, k_r = 0.95, \alpha = 2.0, \nu = 1.0, \theta_i = 0.0$ 。陡度参数: $\epsilon = 0.015$, 阈值: $V^h = 50$, 学习率: $\gamma = 1.0$ 。忆阻器参数: $R_{CN} = 100\Omega, R_{OFF} = 30000\Omega, M(0) = 15000\Omega, D = 10^{-8} \text{ m}, \mu_V = 10^{-14} \text{ m}^2 \text{ s}^{-1} \text{ V}^{-1}, k = \frac{(R_{CN} - R_{OFF})\mu_V R_{CN}}{D^2}$ 。

根据上述忆阻器参数, 可以得到通过忆阻器的电荷量 $q(t)$ 的具体变化范围。在本文实验中, 将相关时间累加的各项看作是宽度为 1 的电流脉冲, 此时电流脉冲的幅度值数值上与电荷量 $q(t)$ 相等, 这就要求电流脉冲的幅度值要在忆阻器电荷量 $q(t)$ 变化范围之内。实际过程中, 为了避免忆阻器达到边界状态, 可以将电流脉冲的幅度值量化到 $q(t)$ 的变化范围之内(例如小于 $q(t)$ 两个数量级以上), 如此对忆阻器通过一系列的电流脉冲后, 其阻值不会达到 R_{CN} 或 R_{OFF} , 能够保证实验的正确性。

5.2 实验步骤

- ①通过权值训练将一个模式记忆到网络中;
- ②输入模式到 SLCNN 中, 利用网络混沌巡回, 判断该输入模式是否为已知模式, 若为已知模式, 输出已知模式, 否则进行步骤③;
- ③若为未知模式, 将未知模式记忆到网络中。

5.3 仿真实验结果

本文设计了一个由 49 个神经元组成的连续学习混沌神经网络, 其中模式 1 和模式 2 已经被记忆到网络中, 下面考虑不同输入时网络的输出情况。

①模式 1 作为网络输入时(见图 1),由于模式 1 是已知模式,已经被记忆到网络中,SLCNN 能够快速回忆出来。

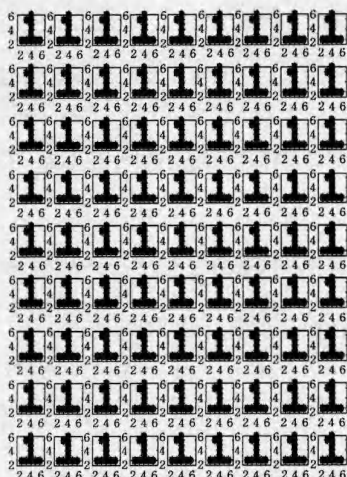


图 1 模式 1 作为输入时网络的输出

②未知模式 3 作为输入时(见图 2),先显示出混沌巡回,然后将模式 3 记忆下来。

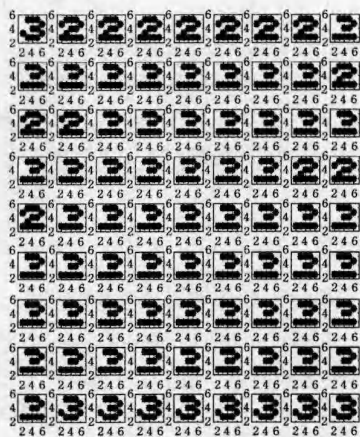


图 2 模式 3 作为输入时网络的输出

由仿真实验结果可知,基于忆阻器的 SLCNN 模型可以实现连续学习。当输入是已知模式时,网络能够快速回忆出来;当输入是未知模式时,网络能够实现未知模式的识别、学习和记忆。

结束语 本文推导了忆阻器的电荷控制模型,给出了用忆阻器来实现累加过程的理论依据。结合连续学习混沌神经网络,提出了一种基于忆阻器的连续学习混沌神经网络模型。混沌神经网络是由混沌神经元外部输入和反馈输入的时空拟合而成,文中利用忆阻器来实现混沌神经网络中的时空总和,充分利用了忆阻器的记忆特性和阻值连续可变性质。计算机仿真实验结果证明其能够实现连续学习,可大大简化混沌神经网络结构,验证了方案的有效性。

参考文献

[1] Liu Guang-yuan, Duan Shu-kai, A Chaotic Neural Network and its Applications in Separation of Superimposed Pattern and Many-to-Many Associative Memory [J]. Computer Science, 2003, 30: 83-85
 [2] Aihara K, Takabe T, Toyoda M, Chaotic Neural Networks[J].

Physics Letters A, 1990, 144(6/7): 333-340
 [3] Yao Y, Freeman W J. Model of Biological Pattern Recognition with Spatially Chaotic Dynamics Neural Networks[J]. Neural Networks, 1990, 3: 153-170
 [4] Osana Y, Hagiwara M. Separation of Superimposed Pattern and Many-to-Many Associations by Chaotic Neural Networks[J]. IEEE International Joint Conference on Neural Networks Proceedings, 1998, 1: 514-519
 [5] Kaneko K, Clustering, Coding, et al. Hierarchical Ordering and Control in a Network of Chaotic Elements[J]. Physics Letters D, 1990, 41: 137-172
 [6] Ishii S, Fukumizu K, Watanabe S. A Network of Chaotic Elements for Information Processing[J]. Neural Networks, 1996, 1: 25-40
 [7] Osana Y, Hattori M, Hagiwara M. Chaotic Bidirectional Associative Memory [C] // International Conference on Neural Networks. Houston, 1997, 2: 816-821
 [8] Osana Y, Hagiwara M. Successive Learning in Chaotic Neural Network [J]. IEEE International Joint Conference on Neural Networks Proceedings, Anchorage, 1998, 2: 1510-1515
 [9] Kawasaki N, Osana Y, Hagiwara M. Chaotic associative memory for successive learning using internal patterns[J]. IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, 2000, 4: 2521-2526
 [10] Osana Y. Improved chaotic associative memory using distributed patterns for image retrieval[C] // Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks, 2003, 2: 846-851
 [11] Liu G Y, Duan S K. A Chaotic Neural Network and its Applications in Separation Superimposed Pattern and Many-to-Many Associative Memory[C] // Computer Science. Chongqing, China, 2003, 30: 83-85
 [12] Duan S K, Liu G Y, Wang L D, et al. A Novel Chaotic Neural Network for Many-to-Many Associations and Successive Learning[C] // IEEE International Conference on Neural Networks and Signal Processing. Nanjing, China, 2003, 1: 135-138
 [13] Duan S K, Wang L D. A Novel Chaotic Neural Network for Automatic Material Ratio System[C] // International Symposium on Neural Networks. Lecture Notes in Computer Science, Dalian, China, 2004: 813-819
 [14] Wang Li-dan, Duan Shu-kai, Liu Guang-yuan. Adaptive chaotic controlling method of a chaotic neural network model[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2005, 3496: 363-368
 [15] Chua L O. Memristor-the missing circuit element [J]. IEEE Trans Circuit Theory, 1971, 18: 507-519
 [16] Chua L O, Kang S K. Memristive devices and systems[J]. P IEEE, 1976, 64: 209-223
 [17] Strukov D B, Snider G S, Stewart D R, et al. The missing memristor found[J]. Nature, 2008, 453: 80-83
 [18] Hu Xiao-fang, Duan Shu-kai, Wang Li-dan, et al. Memristive Crossbar Array with Application in Image Processing[J]. Science China Information Sciences, 2012, 55(2): 461-462
 [19] Hu Xiao-fang, Duan Shu-kai, Wang Li-dan, et al. Analog Memory Based on Pulse Controlled Memristor[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2011, 40:

- [20] Gao Shi-yong, Duan Shu-kai, Wang Li-dan. Memristive Cell Neural Network (CNN) with Applications in Image Processing [J]. Journal of Southwest University: Natural Science Edition, 2011, 33(11): 63-70
- [21] Sah M P, Yang Chang-ju, Kim H, et al. A Voltage Mode Memristor Bridge Synaptic Circuit with Memristor Emulators [J]. Sensors, 2012, 12: 3587-3604
- [22] Kim H, Yang Chang-ju, Chua L O R T. Neural Synaptic Weighing With a Pulse-Based Memristor Circuit [J]. IEEE Transac-

tion on Circuits and System I, 2012, 59: 148-158

- [23] Al-Sarawi S K O, Cho K-R, Kim S-J, et al. Memristor-based synaptic networks and logical operations using in-situ computing [J]. IEEE, 2011: 137-142
- [24] Yao Yong, Freeman W J. Model of biological pattern recognition with spatially chaotic dynamics [J]. Neural Networks, 1990, 3: 153-170
- [25] Duan Shua-kai, Liu Guang-yuan. Parameters Effecting on Properties of Chaotic Associative Memory [J]. Signal Processing, 2003, 19: 245-248

(上接第 182 页)

5 订单整合模型应用

前面详细论述了面向汽车零部件产业链云服务平台订单整合的技术方案及整合算法,构建了云服务平台下订单整合的实现体系。此时,供应商企业群用户执行接收订单操作后,云服务平台便来自不同整车厂业务子平台的异构订单汇总为统一的 XML 文件,然后调用 XML 文件读取函数,向供应商企业群用户生成如图 4 上部所示的汇总订单集。若某供应商企业用户已在云服务平台中动态配置完该企业所对应的映射规则集,则其执行订单整合操作时,云服务平台运行程序按照订单映射树整合步骤执行完毕后,循环遍历读取 BillTree 的 TL5 层结点集,即可生成如图 4 下部所示的订单整合结果集,实现了将面向汽车产业链协同云服务平台的大批量异构订单整合为简洁直观的零部件预生产计划。

订单接收:				
查看	订单编号	订单来源厂家名称	订单日期	是否已付款
订单明细	OB20121027215	中国重汽集团成都王牌商用车有限公司	2012-10-27 11:31:39	已支付
订单明细	OB20121027376	东风南充汽车有限公司	2012-10-27 14:31:51	未支付
订单明细	OB20121027394	山东五征集团有限公司	2012-10-27 16:21:31	已支付
订单明细	OB20121027379	山东康迈欧铃汽车制造有限公司	2012-10-27 16:51:58	未支付

订单整合:			
查看	零部件编码	零部件名称	采购数量合计
明细来源	1064000117	动力转向油泵总成	760
明细来源	1064000132	动力转向器总成	1322
明细来源	1064000137	转向器安装螺栓	3980
明细来源	1064000172	离合副总泵销轴	1286
明细来源	1064000144	制动及离合踏板总成	810
明细来源	106400016100602	驻车制动操纵装置总成(红钢白)	582
明细来源	106400016100604	驻车制动操纵装置总成(黑色)	670

图 4 订单整合应用实现界面

面向汽车零部件云服务平台订单整合模型的应用,改变了订单接收后传统的人工汇总整合模式,提高了基于 SaaS 云服务模式的信息处理效率,便于汽车产业链云服务平台各供应商企业群用户及时排产。

结束语 汽车产业链云服务平台集成了企业群信息处理的大批量业务交互,但仍有一部分外延业务需要在云平台之外进行传统模式的处理。订单整合便是其中的外延业务之一,同时也是企业排产前的重要工作之一。本文通过可行的订单整合方案,以采购订单为研究主体,以零部件体系为订单整合集成对象,构建出多层次订单映射树整合模型,用户通过

在云服务平台下动态配置映射规则库,较好地解决了面向汽车零部件产业链云服务平台的订单整合难题。

参考文献

- [1] 王淑蓉. 产业链企业群协同工作平台体系结构研究 [J]. 计算机应用, 2010, 30(05): 1363-1366
- [2] Chen Jing, Wang Shu-ying, Sun Lin-fu. Flexible model and architecture of public service platform for business-related multi-industrial chain collaboration [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2011, 17(1): 177-185
- [3] Zhao Hui-juan, Tang Hui-jia, Sun Lin-fu. Solution of ASP based collaborative business platform for automotive industrial chain [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2006, 12(5): 745-752
- [4] Wang Shu-ying. Integrated framework of collaborative commercial platform for manufacturing industrial chain [J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2008, 43(5): 643-647
- [5] Yin Chao, Huang Bi-qing, Liu Fei, et al. Common key technology system of cloud manufacturing service platform for small and medium enterprises [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2011, 17(3): 495-503
- [6] Xu Xuan-guo, Li Xiang-yang, et al. Two-dimension model of customer order decoupling point position in mass customization [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2011, 13(4): 638-642
- [7] 李修飞. 钢铁企业面向订单的集成生产计划管理技术研究 [D]. 大连: 大连理工大学, 2008
- [8] 陈夏初, 徐琪. 供应链订单过程 workflow 协调重组 [J]. 南京航空航天大学学报, 2003(04)
- [9] Yang Li-xi, Li Shi-qi, Huang Xia-bao. Process integration and implement framework model of order fulfillment [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2009, 15(8): 1555-1561
- [10] Xiong M H, TorSB, Bhatnagar, et al. A DSS approach to managing customer enquiries for SMEs at the customer enquiry stage [J]. International Journal of Production Economics, 2006, 103(1): 332-346
- [11] Zhao Z Y, Ball M O. Optimization-based available-to-promise with multi-stage resource availability [J]. Annals of Operations Research, 2005, 135(1): 65-85
- [12] Li Bo-hu, Zhang Lin, Ren Lei, et al. Further discussion on cloud manufacturing [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2011, 17(3): 449-457