

泛函网络神经元构造理论与方法^{*}

周永权¹ 赵 斌²

(广西民族大学数学与计算机科学学院 南宁 530006)¹ (中央民族大学数学与计算机科学学院 北京 100081)²

摘 要 泛函网络是近年提出的一种对神经网络的有效推广。与神经网络不同,它处理的是一般的泛函模型,它在各个神经元之间的连接没有权值,并且神经元函数不固定的,往往是一给定的基函数的组合,泛函网络学习的目的就是求出神经元函数的精确表达式或近似表达式。迄今关于泛函网络神经元基函数的存在性和选取方法缺乏理论依据。文中基于 Banach 空间中偏序理论,分析了泛函网络神经元基函数的存在性,给出了泛函网络神经元基函数选取方法,对于完善泛函网络的基础理论具有参考价值。

关键词 偏序,锥,泛函,Banach 空间,基函数簇,泛函网络

Functional Network Neurons Construct Theory and Method

ZHOU Yong-quan¹ ZHAO Bin²

(College of Mathematics and Computer Science, Guangxi University for Nationalities, Nanning 530006, China)¹

(College of Mathematics and Computer Science, Central University for Nationalities, Beijing 100081, China)²

Abstract Functional network is recently introduced extension of neural networks. Unlike neural networks, it deals with general functional models, in these networks there are no weights associated with the links connecting neurons. And neurons functions is not fixed, it is some liner combination of basis functions. We accord as problem need chose different basis functions, functional networks learning objects so as to find neuron functions approximate expression. Above this problem, so far there is some method for chose basis function. Based on the theory of ordering and cones in Banach spaces, a kind of chose basis functions method is proposed, so that more perfect function network theory.

Keywords Partial ordering, Cone, Functional, Banach spaces, Base function sets, Functional networks

1 引言

泛函网络(Functional networks)是 Castillo E 在 1998 年提出的一种网络模型^[1,2],是人工神经网络的一种有效扩展,它处理的是一般的泛函模型。与神经网络不同,它在各个神经元之间的连接没有权值;并且神经元函数不是固定的,而是可学习的,往往是一些给定的基函数簇的组合。可根据特定问题来选择不同的基函数簇(如多项式、三角函数、Fourier 展开级数等),满足不同系统问题的建模和逼近。近年来,泛函网络在非线性系统辨识、混沌时间序列预测、微分、差分泛函方程求解、计算机辅助设计、线性回归、计算智能等领域^[3-10]的应用获得了较大的成功,这些应用都显示出了泛函网络良好的性能^[4]。

尽管泛函网络具有学习能力、多输入并行处理能力、非线性映射和容错能力,以及通过新的学习获得自适应性的能力,但是在其应用过程中,与神经网络所不同的是泛函网络不是权的学习,而是结构和参数的学习,学习的目的就是求出神经元函数的精确表达式或近似表达式。泛函网络对应的是泛函变换,它的拓扑结构描述的是一个函数变换,函数变换的类型很多,所以表示函数变换的泛函网络模型也很多,其拓扑结构也千姿百态,很难构造出一个通用的泛函网络来表示所有的函数变换。针对泛函网络模型结构的特点,至今从理论上人们还没有具体给出神经元函数构造的具体方法,从而难应用到实际问题中去,因此限制了泛函网络的应用范围。另外,由

于泛函网络是近年来提出的一种新的对神经网络的推广,有些理论和应用方面的基础还不太健全,需要我们不断地提出更适合所要解决问题的新的网络结构,完善基础理论,提出新的逼近算法。基于这些问题,作者进行了一些探讨,特别在泛函网络新模型和优化及应用方面取得了一些研究进展^[5-13]。那么,根据 Castillo E 的思想,人们应用泛函网络时,首先将每一神经元函数表示成一些基函数的线性组合,这些基函数是否存在,若存在如何选取基函数,至今作者还未见有公开文献报道。本文的工作重点针对目前泛函网络拓扑结构中,关于神经元函数中基函数的存在性和选取方法缺乏理论依据这一问题进行分析,所采取的方法是基于 Banach 空间中偏序理论,给出了泛函网络中神经元中基函数的存在性和选取方法,其目的是进一步完善泛函网络的基础理论,扩大其应用范围,以求满足工程的需要。

2 泛函网络的拓扑结构

泛函网络对应的是泛函变换,它的拓扑结构描述的是一函数变换系统。一般地,泛函网络由以下 5 部分组成:

(1)输入单元层:这是输入数据的一层单元,输入单元以带有相应名字的实心圆表示。

(2)输出单元层:这是最后一层单元,它输出网络的结果数据,输出单元也是以带有相应的名字的实心圆表示。

(3)一层或多层神经元或计算单元;每一个神经元是一个计算单元,它计算一组来自前一层神经元或输入单元的输入

^{*}国家自然科学基金(60461001);广西自然科学基金(0542048);广西民大重大科研项目资助课题。周永权 博士,教授,主要研究方向为神经网络、计算智能及应用;赵 斌 博士,副教授,主要研究方向为算子理论及应用。

值,并给下一层神经元或输出单元提供一组输入数据。计算单元相互连接,每一个神经元的输出可以作为另一个神经元或输出单元数据的一部分,一旦给定输入值,输出便由神经元的类型确定,它由一函数定义。例如,假定有一个神经元具有 s 个输入 $X=(x_1, x_2, \dots, x_s)$ 及 m 个函数 $f_j, j=1, 2, \dots, m$, 使得 $y_j=f_j(x_1, x_2, \dots, x_s)$ 。函数 f_j 由网络的结构确定,神经元由带有相应的 f_j 函数名称圆圈来表示。

(4)有向连接线:它们将输入层、第一层神经元、第二层神经元、最后一层神经元及输出单元连接起来,箭头表示信息流动的方向,所有这些一起形成网络结构,它确定了整个网络的泛化能力。网络的拓扑结构是指神经元的组织及包含的连接。

一般地, n 层泛函网络的模型为

$$Y=f_n \cdot f_{n-1} \cdot \dots \cdot f_1(X) \quad (1)$$

对应的网络结构为

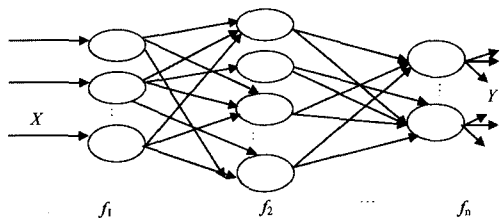


图1 一般泛函网络的拓扑结构示意图

其中, $Y \in R^m$ 表示系统的输出, $X \in R^n$ 表示系统的输入, $f_1, f_2, \dots, f_n$ 分别表示不同网络层的泛函神经元函数,其接受上层函数的输入(可能是多维输入),负责向下层函数输出数据(可能是多维输出)。

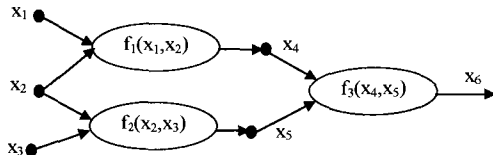


图2 一种泛函网络的拓扑结构

图2所示的泛函网络是一种较简单的网络,但具备了泛函网络的所有功能。在实际应用中,根据问题的不同设计不同的泛函网络,完成相应的函数变换。函数变换的系统越复杂,其泛函网络的拓扑结构越复杂。但无论泛函网络的拓扑结构多复杂,都可将其拓扑结构看成是若干个子泛函网络的“集成”。这样,我们就可将各种复杂的泛函网络分解成若干个子泛函网络进行研究,分析其各子网络的特性,构成子网络的基本元件又是神经元,因此,对泛函网络性能的研究,取决于其处理层神经元函数的功能和构造方法,这样,以泛函神经元为基本部件来“拼装”,可得到各种类型结构的泛函网络。

3 偏序与锥^[14]

下面给出实的线性空间中偏序及锥的基本描述,这些描述是基于空间 E 的代数结构的。

定义 3.1 设 E 为一个实的线性空间,一个非空凸集合 $P \subset E$ 称为一个锥,如果它满足下列条件:

$$(i) x \in P, \lambda \geq 0 \Rightarrow \lambda x \in P \quad (2)$$

$$(ii) x \in P, -x \in P \Rightarrow x = 0 \quad (3)$$

称锥为一个正锥,如果空间 E 是一个 Banach 空间,同时 P 是一个凸闭集。如果 P 含有至少一个内点,我们则称锥为

体锥。当 $E=P-P$ 满足时,我们称锥为再生锥。

定义 3.2 设 P 为一个锥。由下列关系定义的偏序

$$x \leq y \Leftrightarrow y - x \in P \quad (4)$$

称为锥诱导的偏序。

偏序是一种代数结构,然而,这种代数结构可以产生拓扑结构。设 P 是线性空间 E 中的一个锥, $e > 0$ 。定义:

$$E_e = \{x \in E: \exists \lambda > 0, -\lambda e \leq x \leq \lambda e\} \quad (5)$$

同时,定义:

$$||x||_e = \inf\{\lambda > 0, -\lambda e \leq x \leq \lambda e\}, x \in E_e \quad (6)$$

现在考虑由线性结构诱导出的拓扑结构。设 P 为一个锥,当 x, y 为锥 P 的内点时,必然存在正数满足:

$$\mu y \leq x \leq \lambda y \quad (7)$$

定义:

$$m(x, y) = \sup\{\mu > 0, \mu y < x\} \quad (8)$$

$$M(x, y) = \inf\{\lambda > 0, x < \lambda y\} \quad (9)$$

这样一来,得到了一个距离,这个距离是由偏序产生的,称为 Hilbert 投影距离:

$$d(x, y) = \ln \frac{M(x, y)}{m(x, y)} \quad (10)$$

可以证明, Hilbert 投影距离是一个伪距离,也就是说,它和一般距离的唯一区别是下列公理取代了传统的唯一性公理:

$$d(x, y) = 0 \Leftrightarrow x = \lambda y, \lambda > 0 \quad (11)$$

4 泛函神经元及其展开式结构

泛函网络(FN)最早由 Castillo E 提出,与神经网络(ANN)不同,主要区别在于它的泛函性质和无权连接,一个泛函网络的拓扑结构,由于其神经元函数的不固定和可学习性,往往能够描述一个函数簇(多项式、三角函数、Fourier 展开级数等)。根据这个思想,我们分析泛函网络的神经元函数结构。例如在图1中,对任意一个神经元函数 $y_i = f_i(x_1, x_2, \dots, x_s); i=1, 2, \dots, n$ 来讲,都可表示成一个已知函数簇的线性组合的形式:

$$y_i = f_i(x) = \sum_{j=1}^m a_{ij} \phi_{ij}(x), i=1, 2, \dots, n \quad (12)$$

式中 $\{\phi_{ij}(x), i=1, 2, \dots, n, j=1, 2, \dots, m\}$ 是给定的基函数簇, $x=(x_1, x_2, \dots, x_s)$ 是输入第 i 个神经元的数据向量,适合于逼近神经元函数 f_i 到期望的精度的线性独立函数集,系数 a_{ij} 是泛函网络的参数。

这样根据泛函神经元 $f_i (i=1, 2, \dots, n)$ 构成方法,即通过基函数线性叠加的方式,可根据(12)式把该网络按基函数项逐项展开,并且把展开后的网络看作是一个在每一步之间的大网络,上、下步计算结果传递是通过每一步的单层基函数通过线性叠加来完成整合,根据这个想法,那么,图1所示的泛函网络拓扑结构中,对任一层神经元来说,都可得到对应的一展开式结构(图3)。

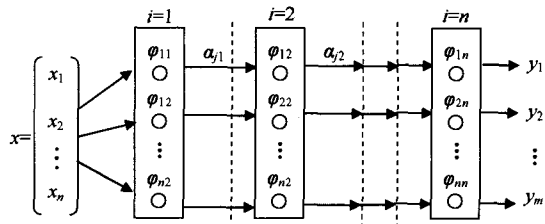


图3 神经元函数展开式结构

根据我们的应用需要来选择泛函网络中神经元的基函数

簇。这里我们使用具有有序特征的基函数簇概念。为了描述的一般化,我们在一个 Banach 空间上进行分析,也就是说,假定样本空间为一个 Banach 空间,其中 P 为一个正锥。采用同样的方法,不难将这儿的讨论移植到更一般的空间中,如局部凸空间等。

4.1 神经元结构

首先定义神经元的结构。设 E 为一个 Banach 空间, P 为锥,选择一组泛函:

$$\mathcal{R} = \{\phi_\sigma(x) | x \in E, \sigma \in I\} \quad (13)$$

其中 I 为指标集。设 $\rho(x)$ 为一任意连续的实函数, $\rho: R^l \rightarrow R^l$ 定义神经元函数如下:

$$y_i = \rho(s_i), s_i = \sum_{j=1}^m a_{ij} \phi_{ij}(x); i, j \in I \quad (14)$$

其中 m 为某自然数。这个函数我们称为第 i 个泛函神经元。图 3 给出了泛函网络神经元函数的展开式结构图。在这个定义中,泛函网络中的神经元函数 $\rho(x)$ 通常取恒等函数,即:对 $\forall x \in E$, 有 $\rho(x) = x$ 。

4.2 基函数存在性分析

在讨论学习算法之前,我们首先对各构成泛函网络中的单元,即神经元的映射性质进行分析。为此,我们将问题进行转换,讨论存在性。

给定样本训练集: $\{(x_k, y_k) | k=1, 2, \dots, l\}$; 假设 $\rho(\cdot)$ 为恒等函数, $y_k = \rho(s_k) = s_k, k=1, 2, \dots, l$, 对泛函网络来讲,我们考察图 1 或图 3 中第 i 个神经元函数的性质,在给定基函数 $\varphi_i(x) = [\varphi_{i1}(x), \varphi_{i2}(x), \dots, \varphi_{im}(x)]^T$ 条件下,问题转化为寻找向量 $a_i = [a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{im}]^T$, 使得

$$s_k = \sum_{j=1}^m a_{ij} \phi_{ij}(x_k) = a_i^T \varphi_i(x_k)$$

设 $S = [s_1, s_2, \dots, s_l]^T, \Phi_i = [\phi_{ij}(x_k)]_{n \times m}$, 问题化为寻找向量 $a_i = [a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{im}]^T$, 使得

$$\Phi_i a_i = S; i=1, 2, \dots, n \quad (15)$$

其中 $a_i = [a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{im}]^T$ 表示第 i 个神经元对应的待学习的参数。

现在考虑几种情况。首先若 $l > m$, 方程(15)一般无解, 若 $l < m$, 定义一个新的 $m \times m$ 矩阵 A_i :

$$A_i = \begin{bmatrix} \Phi_i & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix}_{m \times m}$$

同时记

$$X_i = \begin{bmatrix} a_i \\ 1 \end{bmatrix}, Y_i = \begin{bmatrix} S \\ 1 \end{bmatrix} \quad (16)$$

这样,方程(15)变为:

$$A_i X_i = Y_i; i=1, 2, \dots, n \quad (17)$$

根据方程(17),要使这个方程有解,一般要求训练样本点 $\{x_k | k=1, 2, \dots, l\}$ 在一般位置上,也就是说, $\{x_k - x_1 | k=2, \dots, l\}$ 线性无关。这就要求基 $\mathcal{R}$ 线性无关。这样以来,通过上面的分析可看出,为什么泛函网络构成神经元函数要求是线性无关,以上我们给出了其理论依据。下面我们以定理的形式给出:

定理 4.1 (存在性) 设 E 为一个 Banach 空间, P 为锥,任意选择一组泛函: $\mathcal{R} = \{\phi_\sigma(x) | x \in E, \sigma \in I\}$, 其中 I 为指标集。对泛函网络中任一神经元函数来讲,在 $\mathcal{R}$ 中至少存在一基函数集,使得该神经元函数可表示成该基函数的线性组合。

注记:定理的理论意义在于给出了 Castillo E 提出的泛函网络中单元,即神经函数为什么能表示成一些函数的线性组合的存在性问题。下面我们接着讨论基函数的选取和构造方

法。

5 泛函网络神经元函数选取理论依据

泛函网络中的一个重要问题就是神经元基函数的选择方法。本节我们构造一种具有序性质的基,其基本特点为可以利用样本空间的序性质,从而期望得到较好的收敛性。

设 $\mathcal{R}$ 为基,考虑第 i 个泛函神经元的基函数选取问题。对于两两不同的样本点组 $\{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 来说,我们要使得下列矩阵非奇异:

$$\Phi_i = \begin{bmatrix} \phi_{i1}(x_1) & \phi_{i2}(x_1) & \dots & \phi_{im}(x_1) \\ \phi_{i1}(x_2) & \phi_{i2}(x_2) & \dots & \phi_{im}(x_2) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \phi_{i1}(x_m) & \phi_{i2}(x_m) & \dots & \phi_{im}(x_m) \end{bmatrix} \quad (18)$$

现在假设样本点在一般位置上,即对样本点 $\{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 可以扩张成一个 $m-1$ 维的仿射平面。首先假定泛函为线性的,则将 x_i 替换为 $x_i - x_1$ 后,我们可以假设具有下列新形式,其中 $\{x_1, x_2, \dots, x_{m-1}\}$ 非零、线性无关, $e = x_1$:

$$\Phi_i = \begin{bmatrix} \phi_{i1}(e) & \phi_{i2}(e) & \dots & \phi_{im}(e) \\ \phi_{i1}(x_1) & \phi_{i2}(x_1) & \dots & \phi_{im}(x_1) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \phi_{i1}(x_{m-1}) & \phi_{i2}(x_{m-1}) & \dots & \phi_{im}(x_{m-1}) \end{bmatrix} \quad (19)$$

现在我们假设上述矩阵为奇异的,即 $\det \Phi_i = 0; i=1, 2, \dots, n$ 。因此,存在常数 C_j 满足

$$\sum_{j=1}^m C_j \begin{bmatrix} \phi_{ij}(x_1) \\ \phi_{ij}(x_2) \\ \dots \\ \phi_{ij}(x_m) \end{bmatrix} = 0 \quad (20)$$

定义 $\phi_i = \sum_{j=1}^m C_j \phi_{ij}$, 因此, $\phi_i(x) = 0, x = x_1, x_2, \dots, x_m, i=1, 2, \dots, n$ 。

对第 i 个神经元来说,设 $x_1, x_2, \dots, x_m$ 扩张成的仿射平面为 H_i , 即

$$H_i = \{x = \sum_{j=1}^m \alpha_j x_j | \alpha_j \text{ 为常数} \} \quad (21)$$

取 $e \in H_i$, 则 $H_i = e + K_i$, 其中 K_i 为一个放射子空间。所以我们得到:

$$\phi_i(e) = 0, \phi_i(x) = 0, x \in H_i, i=1, 2, \dots, n \quad (22)$$

只要我们选取合适的子空间使得上面的关系不成立,则所要求的基函数就符合神经元函数的要求。

在非线性的情况下,我们可以很容易选取基函数使得矩阵非奇异。例如选取一些初等函数,形如 $\phi_i(x) = x^{i-1}, \cos(ix), \sin(ix), \lg(ix), \dots$, 只要点 x_i 两两不同,就可以保证矩阵非奇异。这样,对泛函网络中每一个神经元都可以表示成一些基函数的线性组合的形式,这给人们选取基函数提供了一种方法。

综上所述,我们解决了如何确定一个函数集合 $\mathcal{R}$, 使得特定 Banach 空间 E 上的任意一神经元函数 $f_i, i=1, 2, \dots, n$ 可由 $\mathcal{R}$ 中函数近似地构造出来。具体地讲,选择一组泛函: $\mathcal{R} = \{\phi_\sigma(x) | x \in E, \sigma \in I\}$, 其中 I 为指标集。逼近一个神经元函数 $f_i(x)$ 的实质是在 $\mathcal{R}$ 中找出有限的基函数 $\phi_{\sigma_i}(x)$, 使得 $f_i(x)$ 可以精确或比较精确地表示为这些基函数的线性叠加,即 $f_i(x) = \sum_{i=1}^N a_i \phi_{\sigma_i}(x)$ 或者 $f_i(x) \approx \sum_{i=1}^N a_i \phi_{\sigma_i}(x)$ 。这里的神经元函数 $f_i(x)$ 可以是一维函数,也可以是多维函数;对应的泛函网络也可以是单输出,也可以是多输出。

以上我们讨论了泛函网络神经元函数的构造与方法。实际上,虽然泛函网络对应的是泛函变换,函数变换的类型很多,但是表示的函数变换的泛函网络也很多,很难用一个统一的拓扑结构来描述。实际上,大多数泛函网络总可以视为 Banach 空间 E 上一个映射,在这个意义下,泛函网络可描述为:

定义 设 n 维和 m 维 Banach 空间 E 存在着函数变换 $F: E^n \rightarrow E^m$, 而 $X \in E^n$, 则泛函方程 $F = F(f_1, f_2, \dots, f_m)$ 。其中, $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, $f_1 = f_1(x_1, x_2, \dots, x_n)$, $f_2 = f_2(x_1, x_2, \dots, x_n)$, $\dots$, $f_m = f_m(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 为神经元函数。

实际上,该定义与式(1)是等价的。对于一些复杂的泛函方程,根据这个定义需要多次的函数变换的复合来完成来满足不同问题的需要。

结束语 文中基于 Banach 空间中偏序理论,分析了泛函网络神经元基函数的存在性,给出了泛函网络神经元基函数选取方法,对于完善泛函网络的基础理论具有重要的理论价值。有关基于 Banach 空间中偏序理论的泛函网络学习算法,将是我们进一步所做的工作。

参考文献

- [1] Castillo E. Functional Networks [J]. Neural Processing Letters, 1998, 7: 151-159
- [2] Castillo E, Gutierrez J M, Cobo A, et al. A minimax method for learning functional networks [J]. Neural Processing Letters, 2000, 11(1): 39-49
- [3] Castillo E, Cobo A, Gutierrez J M, et al. Functional Networks with Applications [M]. Kluwer Academic Publishers, 1999
- [4] Castillo E, Cobo A, Gutierrez J M. Working with differential, functional and difference equations using functional networks [J]. Appl. Math. Model, 1999, 23: 89-107
- [5] Zhou Yongquan, Jiao Licheng. Interpolation Mechanism of Functional Networks [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2005, 3697: 45-51
- [6] Zhou Yongquan, Jiao Licheng. Approximate Factorization Learning Algorithm of Multivariate Polynomials Based on Functional Networks [J]. Journal of Information and Computational Science, 2005, 2(1): 205-210
- [7] Zhou Yongquan, He Dengxu, Nong Zheng. Application of Functional Network to Solving Classification Problems [J]. ENFOR-MATIKA, 2005, 7: 390-393
- [8] Zhou Yongquan, He Dexu, Jiao Licheng. A Neural Computation Structure for Solving Functional Equations with Functional Networks [J]. Journal of Information and Computational Science, 2005, 2(4): 835-842
- [9] 周永权, 焦李成. 层次泛函网络整体学习算法 [J]. 计算机学报, 2005, 28(8): 1277-1286
- [10] 周永权, 焦李成, 李陶深. 一种基于泛函网络的多项式 Euclidean 算法 [J]. 计算机科学, 2006, 33(9): 131-134
- [11] 周永权, 焦李成. 基于遗传规划实现泛函网络神经元函数类型优化 [J]. 计算机科学, 2007, 34(2): 7-9
- [12] 周永权, 赵斌, 焦李成. 一种复值泛函网络逼近理论及学习算法 [J]. 系统工程与电子技术, 2006, 28(8): 1244-1248
- [13] 周永权, 焦李成. 基于泛函网络的多维函数逼近理论及学习算法 [J]. 系统工程与电子技术, 2005, 27(5): 906-909
- [14] 刘希玉, 徐志敏. 基于泛函连接神经网络的概念设计与优化 [J]. 计算机科学, 2001, 31(12): 119-121
- [15] 崔明义, 张新祥, 苏白云等. 基于多输入泛函网络的构造和学习策略 [J]. 计算机科学, 2006, 33(10): 169-171

(上接第 114 页)

参考文献

- [1] Bultan T, Fu X, Hull R, et al. Conversation specification: A new approach to design and analysis of e-service composition WWW2003 [C]. Budapest, Hungary, 2003, 10: 403-410
- [2] Zhuge H. The Future Interconnection Environment [J]. IEEE Computer, 2005, 38(4): 27-33
- [3] Cardoso J, Lenic M. Web Process and Workflow Path Mining Using the Multimethod Approach [J]. International Journal of Business Intelligence and Data Mining (IJBIDM), 2006, 1(3): 304-328
- [4] Yu T, Lin K J. Service Selection Algorithms for Composing Complex Services with Multiple QoS Constraints [C] // Proc. of 3rd Int'l Conf. on Service Oriented Computing, 2005: 130-143
- [5] Zeng L Z, Benatallah B, Ngu A H H, et al. QoS-Aware Middleware for Web Services Composition [J]. IEEE Trans. Softw. Eng., 2004, 30(5): 311-327
- [6] Ardagna D, Pernici B. Global and Local QoS Guarantee in Web Service Selection [C] // Proc. Of Business Process Management Workshops, 2005: 32-46
- [7] Canfora G, Penta M Di, Esposito R, et al. A lightweight approach for QoS-aware service composition // Proceedings of the 2nd International Conference on Service Oriented Computing [C]. New York, USA, 2004: 36-47
- [8] Zhang L J, Li B, Chao T, et al. On demand Web services-based business process composition // IEEE International Conference on System, Man, and Cybernetics [C]. Washington, USA, 2003: 4057-4064
- [9] 丁永生, 任立红. 一种基于免疫突现计算的生物网络结构的设计 [J]. 控制与决策, 2003, 18(2): 185-189
- [10] Gao L, Ding Y S, Ying H. An Adaptive Social Network-Inspired Approach to Resource Discovery for the Complex Grid Systems. International Journal of Intelligent Systems [J], 2006, 35: 347-360
- [11] Gao L, Ding Y S, Ren L H. A novel ecological network-based computation platform as grid middleware system [J]. Int. J. Intelligent Systems, 2004, 19(10): 859-884
- [12] Sun H B, Ding Y S, Hao K R. Web service emergent system based on mechanism of bio-systemic intelligence [J]. Dynamics of continuous discrete and impulsive systems-series b-applications & algorithms, 2006, 13: 6-10
- [13] 张成文, 苏森, 陈俊亮. 基于遗传算法的 QoS 感知的 Web 服务选择 [J]. 计算机学报, 2006, 29(7): 1029-1037
- [14] 周育人, 李元香, 王勇, 等. Pareto 强度值进化算法求解约束优化问题 [J]. 软件学报, 2003, 14(7): 1243-1249
- [15] 王勇, 蔡自兴, 曾威, 等. 求解约束优化问题的一种新的进化算法 [J]. 中南大学学报, 2006, 37(1): 119-12
- [16] Berardi D, De Giacomo G, Lenzerini M, et al. Synthesis of under-specified composite e-services based on automated reasoning [C]. ICSOC'04, 2004: 105-114
- [17] Ding Y S, Gao L, Ruan D. Communication mechanisms in ecological network-based grid middleware for service emergence [J]. Information Sciences, 2007, 177(3): 722-733
- [18] Cardoso J, Sheth A. Semantic e-workflow composition [J]. Intelligent Information Systems, 2003, 21(3): 191-225
- [19] Shigeyoshi T, David E G. Simplex crossover and linkage identification: Single-stage evolution vs. multi-stage evolution [R]. Illinois Genetic Algorithm Laboratory, 2002