

应急物资筹集网络适应性评价的 CFNN 模型及仿真

黄 星¹, 王绍玉^{1,2}, 李 强¹

(1.哈尔滨工业大学 经济与管理学院, 150001 哈尔滨; 2.哈尔滨工业大学 建筑学院, 150001 哈尔滨)

摘 要: 优化和提高应急物资筹集能力是应急物资筹集网络适应性评价的主要目的, 针对此目的, 在构建应急物资筹集网络适应性评价指标体系基础上, 把一种基于改进的补偿模糊神经网络 (CFNN) 智能评价系统引入到应急物资筹集网络的适应性评价中, 以解决应急物资筹集网络评价中时间、成本和稳定性指标的模糊性和非线性问题. 仿真实验表明: 改进的 CFNN 收敛速度快, 容错率高, 自适应能力强, 是应急物资筹集网络适应性评价的有效手段.

关键词: 应急物资筹集网络; 补偿模糊神经网络; 适应性指标; 评价模型

中图分类号: O 233 **文献标志码:** A **文章编号:** 0367-6234(2014)01-0052-07

CFNN model and simulation of adaptation evaluation of emergency material collection network

HUANG Xing¹, WANG Shaoyu^{1, 2}, LI Qiang¹

(1. School of Managemente, Harbin Institute of Technology University, 150001 Harbin, China;
2. School of Architecture, Harbin Institute of Technology University, 150001 Harbin, China)

Abstract: Optimizing and improving the ability of emergency material collection is a main purpose for evaluating the adaptation of emergency material collection network. Based on evaluation indexes of emergency material collection network (EMCN), the intelligent evaluation system of improved compensatory fuzzy neural network (CFNN) is introduced to evaluate the adaptation of emergency material collection network, and to solve problems of the fuzzy and non-linear from emergency cost, emergency time and stability of emergency material collection network. Simulation experiments show that the improved CFNN is an effective mean to evaluate the suitability of emergency material collection network with a fast convergence, a high fault tolerance and an adaptive ability.

Keywords: emergency material collection network; compensates fuzzy neural network; adaptation indexes; evaluation model

近年来,我国大规模突发自然灾害发生频繁,每一次巨灾都给应急物资筹集工作带来严峻挑战,尤其是在紧急救援过程中,如何以最短时间、最少成本,稳定可靠地将大量应急物资筹集到灾区众多救助点,这是我国应急物流急需解决的问题,也是众多科研工作者面临的重大课题.要解决这个问题,重要的是对应急物资筹集网络的适应性进行及时有效的评价,以保证大规模紧急救援

收稿日期: 2012-11-07.
基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (71372091).
作者简介: 黄 星 (1979—),男,博士研究生;
王绍玉 (1956—),男,教授,博士生导师.
通信作者: 黄 星, huangxing6213@126.com.

工作的顺利进行.

在应急物资筹集研究中,国内外成果主要集中在应急物资筹集的基础理论、筹集方式以及应急物资动员、调运等方面.S. M. Hong-Minh 等^[1]运用仿真方法对供应链中的突发性物流进行了研究; T. Hale 等^[2]主要研究了应急物流供应节点的选择,特别是针对节点应急物资存储量的多少,建立了定量模型; B. M. Beamon^[3]指出在应急反应阶段,最主要的问题是协调救援物资供应与无法精确预测的需求之间的平衡,从而使灾区急需的救援物资可以及时分发到受困民众手中.这些成果在很大程度上为应急物资筹集提供了理论基础和实践指

导,但对应急物资筹集网络的构建及评价研究不足.鉴于此,本文从应急物资筹集特点出发,结合现有研究成果,提出应急物资筹集网络适应性评价指标,并将一种具有学习快速且能进行模糊推理的改进补偿模糊神经网络(CFNN)的智能评价模型引入到应急物资筹集网络的适应性评价中.

1 应急物资筹集网络适应性评价指标

本文将应急物资筹集网络的适应性(Adaptation)定义为:应急物资筹集网络满足所处灾害环境和不断变化的应急需求所表现出的适应能力或性能,是需要通过及时评价和持续改进才能使其性能更加适应众多压力条件的要求,如应急时间最短、筹集成本最低和运行持续稳定等.

在应急物资筹集网络适应性评价指标选取上,考虑到该研究尚属空白,本文在借鉴现有研究成果基础上,采取定量筛选和指标可行性分析的办法提出应急物资筹集网络的适应性评价指标:1)定量筛选方法.首先通过文献研读粗选出 5 个评价维度:网络容量、应急成本、节线通行能力、应急时间、网络运行的稳定性;然后,利用粗糙集中的属性重要度计算方法,逐一剔除 5 个维度,通过剔除来考察整个信息量的变化,进而判断该维度的重要性.结果表明,应急成本、应急时间、网络运行的稳定性 3 个维度的重要程度较高;2)指标可行性分析.应急物资筹集网络主要由应急联动指挥子系统和应急物资筹集子系统组成^[4-5],其中,应急物资筹集子系统主要负责网络中应急物资的集中、分散和传输,应急联动指挥系统为网络的信息收集、传递和命令发布系统,这两类子系统的共同功能是在网络持续稳定运行条件下,实现灾害紧急救援的时间最短和应急成本的最小,故用应急时间、应急成本和稳定性 3 个维度来评价应急物资筹集网络的适应性具有很强的代表性.同时,选取这 3 个维度也很好体现了应急物流的急迫性特征和灾害应急管理的绩效评价目标.

①时间维度.时间维度是衡量应急物资筹集网络适应性强弱的核心指标,快速及时的应急物资筹集是减少灾害损失和防止次生灾害的重要保障.应急物资筹集网络适应性评价的时间维度主要从应急物资筹集的实施阶段来提取具体指标,其指标重点要体现出应急物资筹集网络各协作实体快速满足应急物资需求的能力,可用应急物资需求满足时间指标来计量;

②成本维度.应急物资筹集并不是只强调筹集时间而不顾筹集代价,应急物资筹集主张时间

优先前提下最大限度降低筹集成本,这是应急物资筹集决策中的重要优化目标.因此,应急物资筹集网络在地域或者范围适应的基础上,尽可能将筹集网络控制在最小范围内,最大限度降低灾害总损失和提高紧急救援的绩效,可用应急物资获得成本、应急物资运输成本、协调成本和监督管理成本指标衡量;

③网络运行的稳定性维度.应急指挥子系统的稳定程度、应急物资筹集网络实体的稳定程度以及两者的协同程度共同决定了应急物资筹集网络的整体稳定性,是时间维度和成本维度的基本保障指标,可通过应急物资供给质量稳定性、数量稳定性、配套资源供给稳定性以及应急物资筹集网络协调稳定性来评价.

上述时间、成本和稳定性 3 个维度,只体现了应急物资筹集网络适应性评价指标的 3 个方面,具体到不同个性应急物资筹集网络时,由于受灾等级、受灾范围、承灾体易损性等不确定因素的影响,应急物资筹集网络评价指标值在不同单位时间的变化幅度往往较大,一般很难从每阶段的统计数据或者定性评分中评估出应急物资筹集网络的适应度大小,必须将时间维度、成本维度和稳定性维度的直接衡量指标转化为可用于评价不同个性应急物资筹集网络适应性的相对指标,以满足不同个性应急物资筹集网络评价指标的一般性和可测量性,如表 1 所示.

2 应急物资筹集网络适应性评价的 CFNN 模型

2.1 CFNN 结构

CFNN 是一个综合了模糊逻辑和神经网络两者优点的混合系统,由面向控制与决策的模糊神经元所构成,这些模糊神经元用来执行模糊化算法、模糊推理、补偿模糊运算和反模糊化运算,不仅能够自适应地调整输入、输出模糊隶属度函数,还能使用补偿逻辑算法自适应地动态优化模糊推理^[6-8].CFNN 的模糊运算采用动态的全局优化算法,能够在神经网络的学习中动态优化补偿模糊神经元,使网络能够从初始正确定义的模糊规则或者初始错误定义的模糊规则进行训练,能有效弥补常规模糊神经网络运算的静态性和局部优化性的不足,具有容错性高、鲁棒性强的特点^[9-10].一个 CFNN 通常有 5 层结构(图 1),第 1 层为输入层,第 2 层为模糊化层,第 3 层为模糊推理层,第 4 层为补偿运算层,第 5 层为反模糊化层.

表 1 应急物资筹集网络适应性评价指标体系及计量方法

维度	直接衡量指标	转化为适应性评价相对性指标	各维度值计算方法
时间	应急物资需求满足时间	应急物资需求时间达成率	时间系数= Σ (单位时间每次应急物资筹集时间)/ Σ (单位时间每次应急物资需求时间) $\times 100\%$
成本	应急物资获得成本	应急物资获得成本控制率	成本系数= (Σ 单位时间应急物资获得成本+ Σ 单位时间应急物资运输成本+ Σ 单位时间协调成本+ Σ 单位时间监督和管理成本)/ (Σ 单位时间应急物资获得期望成本+ Σ 单位时间应急物资运输期望成本+ Σ 单位时间协调期望成本+ Σ 单位时间监督和管理期望成本)
	应急物资运输成本	应急物资运输成本控制率	
	协调成本	协调成本达成率	
	监督和管理成本	监督和管理成本达成率	
稳定性	应急物资供给质量稳定性	应急物资质量合格率	稳定系数= (Σ 单位时间合格应急物资量/单位时间应急物资筹集总量) $\times$ (Σ 单位时间应急物资实际供给量/单位时间应急物资需求量) $\times$ (Σ 单位时间应急资源满足量/ Σ 单位时间应急资源需求量) $\times$ (单位时间应急物资筹集网络综合协调评分/5)
	供给数量稳定性	应急物资需求供给率	
	应急配套资源供给稳定性	应急配套资源满足率	
	应急物资筹集网络协调稳定性	应急物资筹集网络协调系数	

注:① 以上相对指标的取值大于 0,若在单位时间内出现无数据统计,则设该系数为 1; ② 稳定性中的应急物资筹集网络协调系数指标属于定性指标,可按“5 级量表计分法”评出单位时间内筹集网络的总体协调评分,其中:“5”代表“协调很好”;“4”代表“协调好”;“3”代表“协调合格”;“2”代表“协调较差”;“1”代表“协调很差”。

高斯型模糊隶属度函数,其输入 / 输出模糊隶属度函数为

$$\mu_{A_{ij}^k}(x_{ij}) = \exp\left[-\left(\frac{x_{ij}-a_{ij}^k}{\sigma_{ij}^k}\right)^2\right],$$
$$\mu_{B^k}(y) = \exp\left[-\left(\frac{y-b^k}{\partial^k}\right)^2\right].$$

式中: a_{ij}^k, σ_{ij}^k 分别为第 k 条模糊规则对应的输入隶属函数的中心和宽度; b^k, ∂^k 分别为第 k 条模糊规则对应的输出隶属函数的中心和宽度。

设输入 $X = (x_{11}, x_{12}, \cdots, x_{3(W-1)}, x_{3W})$, 论域为 $U = U_{11} \times U_{12} \times \cdots \times U_{3(W-1)} \times U_{3W}$, 对于论域 U 中的一个模糊子集 A^k 经过 Layer 3 第 k 条模糊规则的作用后,能够在输出论域 $V = v_1 \times v_2 \times v_3 \cdots \times v_w$ 中产生一个输出模糊子集 B^k ,其模糊集合为

$$\mu_{B^k}(y) = \sup_{X \in U} [\mu_{A_{11}^k \times \cdots \times A_{3(W-1)}^k \times A_{3W}^k}(x, y) \cdot \mu_{A_{11}^k \times \cdots \times A_{3W}^k}(x)].$$

模糊子集 B^k 的得出是由 Layer 4 补偿运算层的补偿模糊运算式子来实现,其模糊补偿式为

$$\mu_{A_{11}^k \times \cdots \times A_{3W}^k}(x) = (\mu^k)^{\frac{1}{4}(4-3r)}, \tag{1}$$

由补偿式

$$\mu_{A_{11}^k \times \cdots \times A_{3W}^k}(x) = (\mu^k)^{1-r}(v^k)^r. \tag{2}$$

补偿度 $r \in [0, 1]$.

在 Layer 3 模糊推理基础上通过消极-积极运算和最大-代数积合成运算后所得出. 其中,式(1)中的消极运算因子 μ^k 的表达式为

$$\mu^k = \prod_{j=1}^D \mu_{A_{1j}^k}(x_{1j}) \prod_{j=1}^E \mu_{A_{2j}^k}(x_{2j}) \prod_{j=1}^S \mu_{A_{3j}^k}(x_{3j}). \tag{3}$$

积极运算因子 v^k 的表达式为

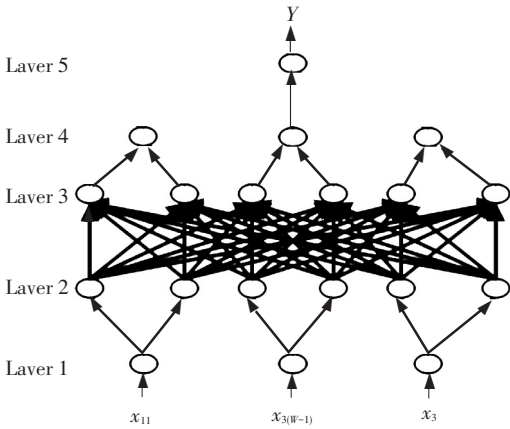


图 1 应急物资筹集网络适应性评价的 CFNN 结构

2.2 CFNN 的补偿模糊推理

定义 $x_{11}, x_{12}, \cdots, x_{1D}$ 为应急物资筹集网络适应性评价指标的时间模糊变量,输入语言值为 {很短,短,一般,偏长} = { $He_{1i}, Le_{1i}, Ne_{1i}, Se_{1i}$ }, A_{1j}^k 为模糊子集; $x_{21}, x_{22}, \cdots, x_{2E}$ 为系统适应性评价指标的成本模糊变量,输入语言值为 {很低,低,一般,偏高} = { $Hh_{2i}, Lh_{2i}, Nh_{2i}, Sh_{2i}$ }, A_{2j}^k 为模糊子集; $x_{31}, x_{32}, \cdots, x_{3S}$ 为系统适应性评价指标的稳定性模糊变量,输入语言值为 {很稳定,稳定,一般,不稳定} = { $Hc_{3i}, Lc_{3i}, Nc_{3i}, Sc_{3i}$ }, A_{3j}^k 为模糊子集.单输出 Y 为应急物资筹集网络适应性评价变量, B^k 为适应性模糊子集,其输出语言值为 {很高,高,一般,低} = { Hh, Lh, Nh, Sh }. 则多输入单输出的 CFNN 逻辑系统的模糊 IF-THEN 规则为

$$\text{FR}^{(k)}: \text{IF } x_{11} \text{ is } A_{11}^k \text{ and } \cdots \text{ and } x_{3W} \text{ is } A_{3W}^k$$
$$\text{THEN } Y \text{ is } B^k.$$

式中, $k = 1, 2, \cdots, Q, Q = 2^D 3^{D+E+S}$. 取 A_{3W}^k 和 B^k 的

$$v^k = \left[\prod_{j=1}^D \mu_{A_{1j}}(x_{1j}) \prod_{j=1}^E \mu_{A_{2j}}(x_{2j}) \prod_{j=1}^S \mu_{A_{3j}}(x_{3j}) \right]^{1/4}. \tag{4}$$

然后, 将式(3)、(4) 代入式(2) 中得到 Layer 4 补偿模糊运算式(1). 其中, 模糊蕴涵采用积运算和乘积运算, 其表达式为: $\mu_{A \rightarrow B}(x, y) = \mu_A(x) \mu_B(y)$, $\mu_A(x) \cdot \mu_B(y) = \mu_A(x) \mu_B(y)$. 再通过 Layer 5 反模糊化运算后得出输出值为

$$f(x) = \frac{\sum_{k=1}^Q b^k \partial^k \mu_{B^k}(b^k)}{\sum_{k=1}^Q \partial^k \mu_{B^k}(b^k)}. \tag{5}$$

其中,

$$\mu_{B^k}(b^k) = \left[\prod_{j=1}^D \mu_{A_{1j}}(x_{1j}) \prod_{j=1}^E \mu_{A_{2j}}(x_{2j}) \prod_{j=1}^S \mu_{A_{3j}}(x_{3j}) \right]^{(1-\frac{3}{4}r)}. \tag{6}$$

将式(6)代入式(5)得补偿模糊逻辑系统为

$$f(x) = \frac{\sum_{k=1}^Q b^k \partial^k \left[\prod_{j=1}^D \mu_{A_{1j}}(x_{1j}) \prod_{j=1}^E \mu_{A_{2j}}(x_{2j}) \prod_{j=1}^S \mu_{A_{3j}}(x_{3j}) \right]^{(1-\frac{3}{4}r)}}{\sum_{k=1}^Q \partial^k \left[\prod_{j=1}^D \mu_{A_{1j}}(x_{1j}) \prod_{j=1}^E \mu_{A_{2j}}(x_{2j}) \prod_{j=1}^S \mu_{A_{3j}}(x_{3j}) \right]^{(1-\frac{3}{4}r)}}. \tag{7}$$

2.3 改进的 CFNN 学习算法

若令,

$$z^k = \left(\prod_{j=1}^D \mu_{A_{1j}}(x_{1j}) \prod_{j=1}^E \mu_{A_{2j}}(x_{2j}) \prod_{j=1}^S \mu_{A_{3j}}(x_{3j}) \right)^{(1-\frac{3}{4}r)}.$$

则由式(7)得

$$f(x^p) = \frac{\sum_{k=1}^Q b^k \partial^k z^k}{\sum_{k=1}^Q \partial^k z^k}.$$

设应急物资筹集网络适应性评价的第 p 输入训练样本的实际输出为 y^p , 期望输出为 $f(x^p)$, 则第 p 训练样本的误差目标和函数为

$$E^p = |f(x^p) - y^p|.$$

则 P 样本的全局误差目标函数为

$$E = \sum_{p=1}^P E^p.$$

根据梯度下降法来训练系统的输入 / 输出, 输出隶属度函数的中心 b , 输出隶属度函数的宽度 ∂ , 输入隶属度函数的中心 α , 输入隶属度函数的宽度 σ , 以及补偿度 γ , 其相应的迭代式为^[11]:

① 训练输出隶属度函数的中心为

$$b^k(t+1) = b^k(t) - \eta \frac{\partial E^p}{\partial b^k} \Big|_t.$$

其中, $\frac{\partial E^k}{\partial b^k} = \frac{[f(x^p) - y^p] \partial^k z^k}{\sum_{k=1}^Q \partial^k z^k}.$

② 训练输出隶属度函数宽度为

$$\partial^k(t+1) = \partial^k(t) - \eta \frac{\partial E^p}{\partial \partial^k} \Big|_t.$$

其中, $\frac{\partial E^p}{\partial \partial^k} = - \frac{(f(x^p) - y^p)(b^k - f(x^p)) \partial^k z^k}{\sum_{k=1}^Q \partial^k z^k}.$

③ 训练输入隶属度函数的中心为

$$\frac{\partial E^p}{\partial \alpha_{ij}^k} = \{ [2[f(x^p) - y^p] \cdot [b^k - f(x^p)] \cdot [x_{ij}^p - \alpha_{ij}^p] , \left(1 - \frac{3}{4}r \right) \partial^k z^k] / \sigma_{ij}^{k2} \sum_{k=1}^Q \partial^k z^k \} \Big|_t.$$

有

$$\alpha_{ij}^k(t+1) = \alpha_{ij}^k(t) - \eta \frac{\partial E^p}{\partial \alpha_{ij}^k} \Big|_t.$$

④ 训练输入隶属度函数的宽度为

$$\frac{\partial E^p}{\partial \sigma_{ij}^k} = \frac{(f(x^p) - y^p)(b^k - f(x^p))(x_{ij}^p - \alpha_{ij}^k)(1 - \frac{3}{2}r) \partial^k z^k}{\sigma_{ij}^{k3} \sum_{k=1}^Q \partial^k z^k} \Big|_t,$$

有

$$\sigma_{ij}^k(t+1) = \sigma_{ij}^k(t) - \eta \frac{\partial E^p}{\partial \sigma_{ij}^k} \Big|_t.$$

⑤ 训练补偿度. 去除条件 $r \in [0, 1]$, 重新定义补偿度 r 为

$$r = \frac{c^2}{c^2 + d^2}.$$

其中, c, d 分别为任意参数, 则有

$$\frac{\partial E^p}{\partial r} = - \frac{3(f(x^p) - y^p)(b^k - f(x^p)) \partial^k z^k \ln \left(\prod_{j=1}^D \mu_{A_{1j}}(x_{1j}) \right)}{4 \sum_{k=1}^Q \partial^k z^k}.$$

$$\prod_{j=1}^E \mu_{A_{2j}}(x_{2j}) \prod_{j=1}^S \mu_{A_{3j}}.$$

然后有

$$c(t+1) = c(t) - \eta \left(\frac{2c(t)d^2(t)}{(c^2(t) + d^2(t))^2} \right) \frac{\partial E^p}{\partial r} \Big|_t, \tag{8}$$

$$d(t+1) = d(t) + \eta \left(\frac{2c^2(t)d(t)}{(c^2(t) + d^2(t))^2} \right) \frac{\partial E^p}{\partial r} \Big|_t, \tag{9}$$

$$r(t+1) = \frac{c^2(t+1)}{c^2(t+1) + d^2(t+1)}. \tag{10}$$

其中, η 为学习速率, $t = 0, 1, 2, \dots$.

3 CFNN 在应急物资筹集网络适应性评价中的实现

3.1 样本集的确定

采用改进的 CFNN 方法所构建的应急物资筹集网络的适应性评价模型, 不仅适宜于同一灾害应急物资筹集网络的适应性评价, 还适宜于不同个性应急物资筹集网络的评价, 前者主要包括应急实施过程中的适时评价和应急结束后的总体评价两种形式, 后者主要用于比较不同个性应急物资筹集网络的适应能力的强弱; 总之, 不论用于哪类形式的评价, 其目的在于适时改进和完善以提高应急物资筹集网络的适应能力. 在收集样本数据时须按事先规定的单位时间收集各项适应性评价指标原始数据, 并根据表 1 计算出相对指标的值, 以此作为适应性评价需要的最初数据.

3.2 样本数据的处理

在适应性评价指标体系中, 尽管时间、成本和稳定性指标转化为适用于个性不同应急物资筹集网络的相对指标, 但每个指标的代表的意义不同, 而且时间和成本指标属于逆向指标, 稳定性指标属于正向指标. 因此, 在运行 CFNN 学习机器训练前需将样本数据进行标准化处理, 本文对数据的量纲一的转化采用二次抛物偏小型分布的数学公式来描述

$$f(x_i) = \begin{cases} 1, & x_{\min} = x_{\max}; \\ \left[\frac{x_i - x_{\max}}{x_{\max} - x_{\min}} \right]^2, & x_{\min} \leq x_i \leq x_{\max}; \\ 0, & x_i \leq x_{\min}. \end{cases}$$

式中: $x_{\min}$ 、 $x_{\max}$ 、 x_i 分别为样本集中某项适应性指标的最小值、最大值和实际值.

量纲一的指标标准化处理. 对稳定性正向指标运用 $\frac{x_i - x_{\max}}{x_{\max} - x_{\min}}$ 进行标准化, 对时间和成本逆向指标运用 $\frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}$ 进行标准化, 经标准化处理的所有样本数据都分布于 $[0, 1]$ 区间内, 便于输入语言值的划分和输出适应性模糊子集 B^k 语言值的评定.

3.3 CFNN 适应性评价模型的仿真实验

灾害背景: 2012 年 9 月 7 日 11 时 19 分, 云南省昭通市彝良县和贵州省毕节市威宁彝族回族苗族自治县交界发生 5.7 级地震, 震源深度 14 km. 地震发生后, 当地政府迅速成立灾害应急指挥中

心, 并根据灾害特征构建了应急物资筹集网络, 从应急物资筹集网络具体实施到结束共历经 31 d, 根据当地灾害应急指挥中心所提供的 9 月 17 日 - 9 月 28 日的相关数据, 现需对应急物资筹集网络的适应性进行评价, 以便及时对网络进行调整, 为后续救援工作提供依据. 通过对各维度指标值计算得到如表 2 所示的适应性评价所需的模拟样本集.

表 2 网络训练样本数据

样号	适应性评价相对指标数据		
	时间	成本	稳定性
1	1.88	0.33	0.01
2	1.02	1.01	0.88
3	1.67	0.11	0.97
4	0.88	1.00	0.45
5	1.00	0.87	0.28
6	0.53	0.22	0.19
7	0.23	0.11	0.88
8	1.13	0.02	0.66
9	0.55	0.33	0.45
10	0.22	0.67	0.63
11	0.11	1.02	0.45
12	0.09	0.17	0.66

1) 对表 2 数据进行归一化和标准化处理后, 三维输入变量的范围分别为 $x_{1D}^p \in [0.215, 1]$, $x_{2E}^p \in [0.201, 1]$, $x_{3S}^p \in [0.167, 1]$. 根据输入空间模糊分割法, 分析预处理后的样本数据, 定义输入空间的初始模糊分割为: 输入分量 x_{1D} 的初始分割为 $[0.8, 1.0] \cup [0.7, 0.8] \cup [0.5, 0.7] \cup [0.2, 0.5]$; 输入分量 x_{2E} 的初始分割为 $[0.7, 1.0] \cup [0.6, 0.7] \cup [0.4, 0.6] \cup [0.2, 0.4]$; x_{3S} 的初始分割为 $[0.9, 1.0] \cup [0.8, 0.9] \cup [0.6, 0.8] \cup [0.1, 0.6]$, 这里各分量输入语言值统一为 {很好, 好, 一般, 偏差} = {H, L, N, S}; 单输出 Y 的模糊分割为 $[0.8, 1.0] \cup [0.6, 0.8] \cup [0.4, 0.6] \cup [0.2, 0.4]$, 其期望输入值如表 3 所示.

2) 选取 CFNN 隶属函数输入参数初值. 由上述模糊变量知, 应急物资筹集网络适应性的 CFNN 评价模型有 16 条模糊规则. 第 1 层的 3 个节点的输入量分别为时间 X_{1D} 、成本 X_{2E} 和稳定性 X_{3S} ; 第 2 层有 12 个节点, 代表 3 个输入量所有模糊子集; 第 3 层有 16 个节点, 代表 16 条模糊规则; 第 4 层为 CFNN 补偿运算层; 第 5 层为解模糊层, 将模糊数量转化为精确的输出向量, 代表应急

物资筹集网络适应性评价等级值 Y . 在网络训练过程中,网络参数初始值不同,网络达到期望精度需要进行的迭代次数也不尽相同,如果初始值接近实际情况,网络迭代次数就会相对减少,由于

CFNN 参数均有明确的物理意义,故可对这些参数进行启发式赋值,以加快网络学习速度,表 4 是根据模糊规则对 CFNN 赋予的初值.

表 3 应急物资筹集网络适应性等级及期望输出值

输出语言	网络适应性情况	代号/期望输出值
很高	网络能很好适应应急需求,不需调整和改善	$H/0.9$
高	不需对网络结构进行调整,只需对网络运行的协同进行完善,网络能胜任应急需求	$L/0.7$
一般	网络影响到应急任务的完成,需对网络结构和运行程序进行调整和优化	$N/0.5$
偏差	网络不能胜任应急任务,需重新对网络结构和运行程序进行建构	$S/0.3$

表 4 CFNN 训练初始参数

模糊规则号	X_{1D}		X_{2E}		X_{3S}		Y	
	α	σ	α	σ	α	σ	α	σ
1	0.345 8	0.721 0	0.123 9	1.123 0	0.651 1	1.123 7	0.119 0	0.100 00
2	1.023 2	1.983 1	1.111 2	0.213 1	1.000 2	0.019 1	0.003 2	0.100 00
...	...	...	...	...	...	...	...	...
16	1.101 1	0.234 9	1.000 2	1.230 9	1.600 9	1.852 5	0.723 2	0.100 00

3)确定学习速率和期望误差.式(8)、(9)和式(10)中的 η 为学习速率,其取值一般是静态常数,不利于 CFNN 提高迭代速度,故本文采用一种随误差梯度变化而变化的动态步长,用梯度下降法修正参数 $(\alpha, b, w, \sigma, c, d)$, 算法如下:

$$\eta = (\eta_\alpha, \eta_\sigma, \eta_b, \eta_w, \eta_c, \eta_d) = \alpha(E(t))^{1/r} \times \{ \exp(-|\partial E/\partial \alpha_{ij}^k|), \exp(-|\partial E/\partial \sigma_{ij}^k|), \exp(-|\partial E/\partial b_{ij}^k|), \exp(-|\partial E/\partial w_{ij}^k|), \exp(-|\partial E/\partial d_{ij}^k|) \}.$$

将前 8 组样本数据用作网络学习训练,训练误差期望为 0.008,起始全局误差为 0.939 0,采用动态学习步长.

4)网络训练与仿真.先用改进的 CFNN 算法与常规 BP 算法对前 8 组样本数据进行学习训练,再分别用后 4 组样本数据进行仿真.结果显示:用改进的 CFNN 算法,在前 50 步的训练学习中误差平方和迅速减小,绝对误差均小于 0.008.相比于 BP 神经网络,改进的 CFNN 网络经过 348 步

的迭代训练后,网络精度就基本满足要求(图 2),其训练步数远远少于 BP 神经网络,训练和仿真结果与期望值接近,而 BP 神经网络要达到与改进 CFNN 训练相同的全局误差水平,则需要 4 980 步训练.实验表明,用改进的 CFNN 算法所构建的应急物资筹集网络有明显的优越性,其训练与仿真输出结果如表 5、6 所示.

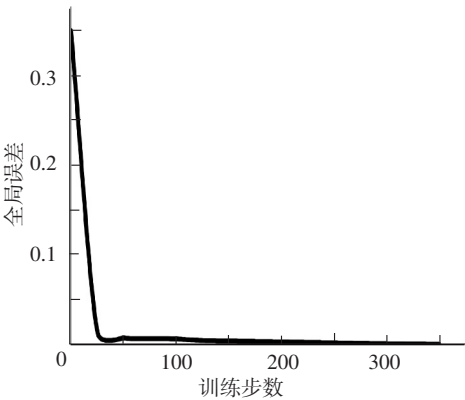


图 2 改进 CFNN 算法训练误差曲线

表 5 改进 CFNN 学习训练输出结果

样号	时间	成本	稳定性	训练输出适应性评价值					适应性判断
				期望输出值	BP 网络	绝对误差	改进 CFNN	绝对误差	
					y^p	$ f(x^p) - y^p $	y^p	$ f(x^p) - y^p $	
1	1.88	0.33	0.01	0.3	0.381	0.081	0.299	0.001	S
2	1.02	1.01	0.88	0.3	0.301	0.001	0.299	0.001	S
3	1.67	0.11	0.97	0.7	0.800	0.100	0.698	0.002	L
4	0.88	1.00	0.45	0.7	0.661	0.039	0.701	0.001	L
5	1.00	0.87	0.28	0.7	0.681	0.019	0.699	0.001	L
6	0.53	0.22	0.19	0.5	0.533	0.033	0.503	0.003	N
7	0.23	0.11	0.88	0.9	0.961	0.061	0.896	0.004	H
8	1.13	0.02	0.66	0.5	0.412	0.088	0.493	0.007	N

表 6 改进 CFNN 仿真结果

样号	时间	成本	稳定性	训练输出适应性评价					适应性 判断
				期望输出值	BP 网络	绝对误差	改进 CFNN	绝对误差	
					y^p	$ f(x^p) - y^p $	y^p	$ f(x^p) - y^p $	
9	0.55	0.33	0.45	0.5	0.477	0.023	0.503	0.003	N
10	0.22	0.67	0.63	0.7	0.732	0.023	0.699	0.001	L
11	0.11	1.02	0.45	0.7	0.619	0.081	0.701	0.001	L
12	0.09	0.17	0.66	0.9	0.906	0.006	0.899	0.001	H

4 结 论

1)针对应急物流特征和应急管理绩效目标,提出代表性强的应急物资筹集网络适应性评价指标体系,并将改进的模糊神经网络(CFNN)用于应急物资筹集网络适应性评价中.从建模过程和仿真实验来看,CFNN 能够有效地将神经网络和补偿模糊逻辑结合起来采用单值模糊化、高斯隶属函数、乘积推理、积极/消极补偿运算以及按梯度大小动态调整学习步长来有效解决应急物资筹集网络适应性评价中时间、成本和稳定性指标的模糊性和非线性问题,具有很强的鲁棒性和容错能力,有利于计算机实现.

2)通过 MATLAB7.0 编程^[12]对样本数据进行训练与仿真测试.结果表明,经改进的 CFNN 在训练次数、误差精度和训练时间等方面明显优于 BP 神经网络.此外,CFNN 模型具有极强的自适应能力,当外部条件发生变化或者样本数量增多时,模型能够在新条件下重新训练网络,而且绝对误差能够很好地控制在 1%以内,为应急物资筹集网络的适应性评价提供了重要方法.

参考文献

[1] HONG-MINH S M, DISNEY S M, NAIM M M. The dynamics of emergency transshipment supply chains [J]. International Journal of Physical Distribution & Logistics Management, 2000, 30(9):788-816.

[2] HALE T, MOBERG C R. Improving supply chain disaster preparedness a decision process for secure site location [J]. International Journal of Physical Distribution & Logistics Management, 2005, 35(3):195-207.

[3] BEAMON B M. Humanitarian relief chains: issues and challenges [C]//Proceedings of the 34th International Conference on Computers & Industrial Engineering. San Francisco, CA: Humanitarian Logistics, 2004:368-373.

[4] YAMADA Y. A network flow approach to a city emergency planning [J]. International Journal of System Science, 2007, 27(10): 931-936.

[5] CHANG Meisheng, TSENG Yaling, CHEN Jingwen. A scenario planning approach for the flood logistics preparation problem under uncertainty [J]. Transportation Research Part E, 2007, 43 (6): 737-754.

[6] SUN Fuchun, SUN Zengqi, WOO Peng-Yung. Neural network-based adaptive controller design of robotic manipulators with an observer [J].IEEE Transactions on Neural Networks, 2001, 12(1): 54-57.

[7] RMEILLHART D E, HINTON G E, WILLIAMS R J. Learning Internal Representation by Error Propagation [M]. MA: MIT Press Cambridge, 1986: 318-362.

[8] ZHANG Yanqing, KANDEL A. Compensatory genetic fuzzy neural networks and their applications [J].River Edge, NJ: World Scientific Pub Co Inc, 1998: 83-105.

[9] 陈慧勇,吴光强.混合动力汽车补偿模糊神经网络能量管理策略[J].同济大学学报:自然科学版,2009, 37(4): 525-530.

[10] 代华龙,曹叔尤,耿新宇.改进补偿模糊神经网络在坡面产沙模拟预报中的应用[J].四川大学学报:工程科学版, 2008, 40(5):43-50.

[11] 尹雄锐,张翔,夏军.基于聚类分析的人工神经网络洪水预报模型研究[J].四川大学学报:工程科学版, 2007, 39(3): 35-40.

[12] 闻新,周露,王力丹.MATLAB 神经网络应用设计[M].北京:科学出版社, 2000:55-78.

(编辑 张 红)