

doi: 10.3969/j.issn.1006-1576.2011.05.007

基于 SOM 网络的军械维修器材供应链绩效评估

姜晨¹, 徐廷学², 余仁波²

(1. 中国人民解放军 91872 部队, 北京 102442; 2. 海军航空工程学院 2 系, 山东 烟台 264001)

摘要: 为更好地对军械维修器材供应链评估, 采用自组织映射 (self-organization feature map, SOM) 网络对军械维修器材供应链绩效进行评估。根据平衡记分卡原理确定了影响军械维修器材供应链绩效的 6 个关键因素, 建立了具有聚类功能的 SOM 网络模型。模型以调研得到的各个因素优劣评分组成的向量为输入向量, 经过 SOM 网络把 24 个样本向量分为优、良、中、一般 4 类, 建立了评估标准。最后通过实例进行了评估应用, 验证了模型的合理性和可行性。

关键词: 供应链; SOM 网络; 绩效评估

中图分类号: N945.16 **文献标志码:** A

Performance Evaluation of Ordnance Maintenance Material Supply Chain Based on SOM Network

Jiang Chen¹, Xu Tingxue², Yu Renbo²

(1. No. 91872 Unit of PLA, Beijing 102442, China;

2. No. 2 Department, Naval Aeronautical & Astronautical University, Yantai 264001, China)

Abstract: For effectively evaluating the ordnance maintenance material supply chain, it adopted the self-organization feature map to evaluate the performance of the supply chain. According to the balance score card (BSC) theory, the paper articulated the six key factors which effected the ordnance maintenance material supply chain. Furthermore the SOM model was established. 24 samples vectors, which were composed of the grades of the 6 factors, were classified into 4 sorts (including great, fine, middle, and common) through the SOM, and the evaluating standards were established. At last, feasibility and reasonability of the model were demonstrated through this illustration.

Keywords: supply chain; SOM network; performance evaluation

0 引言

近几年来, 供应链管理得到了广泛应用, 如何将成功的企业实践、现代技术和部队装备器材供应保障的特殊性有效地结合起来, 将其应用于部队器材供应保障领域, 已成为目前各军事强国研究的重点。笔者以军械维修器材供应链为研究对象, 运用平衡记分卡原理分析其绩效关键因素, 建立自组织映射 (self-organization feature map, SOM) 网络模型, 根据采集的样本数据进行供应链绩效评估。

1 确定基于改进 BSC 的军械维修器材供应链绩效关键因素

1.1 基本概念

军械维修器材供应链, 是指从军工企业生产军械维修器材到军械保障部门进行筹措、储备和供应, 再到基层部队使用以及器材返修的过程中所涉及到的所有机构和人员及其它实体, 包括由这些实体之间的业务往来活动和相互关系构成的一个网络系

统。具体地讲, 就是军械维修器材经过生产、订货、运输、储备、供应等环节, 最终被部队使用, 把军工企业、军械保障部门、基层使用部队有机地组合成一条有条不紊的“链”, 形成一个相互衔接、相互作用的整体系统; 对于可修复器材, 还应包含待修器材的修理、储存、再供应的逆向修理支链。军械维修器材供应链的基本结构模型如图 1。

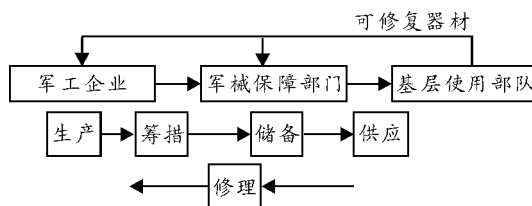


图 1 军械维修器材供应链链状结构模型

1.2 平衡记分卡原理

平衡记分卡 (balanced scorecard, BSC) 源自哈佛大学教授 Rober Kaplan 于 1990 年所从事的“未来企业绩效评价方法”研究计划。其设计结合了过去绩效的财务评价和未来绩效的驱动力, 不仅是一

收稿日期: 2011-01-19; 修回日期: 2011-03-09

作者简介: 姜晨 (1976—), 男, 陕西人, 博士, 工程师, 从事武器装备综合保障研究。

种新的绩效衡量系统，更是一种以系统的过程来实施企业战略和获得其反馈效果的管理系统^[1]。

BSC是通过把企业4个方面各层次的绩效评价指标写在卡片上的方式，记录实际指标的完成情况，用财务指标衡量企业经营活动的结果，也用一些重要的业务指标来补充财务衡量指标，这些业务指标又是未来财务绩效的驱动力，使企业领导从4个方面来观察企业，如图2。

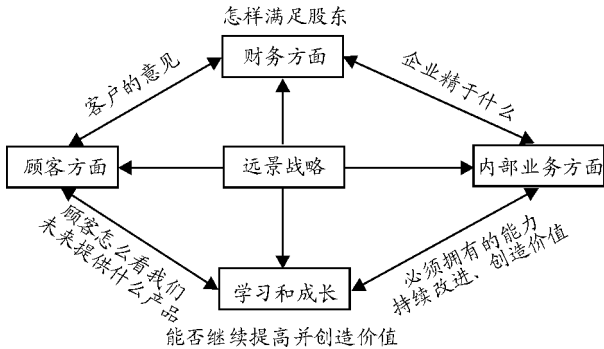


图2 平衡记分卡体系框架

平衡记分卡将企业战略置于中心位置，同时将战略转化为具体的目标和指标。它兼顾了长期目标和短期目标、财务目标与非财务目标、滞后型指标与领先型指标、内部绩效指标与外部绩效指标，既强调了结果，也对获得结果的动因、过程进行了分析。管理注意力从短期目标的实现转移到战略目标的实现，从对结果的反馈思考转移到对问题原因的实时分析，能客观地反映企业绩效^[2-3]。

1.3 关键因素确定

平衡记分卡从4方面来全面考察企业绩效，研究对象是军械维修器材供应链，比企业范围大很多，需要进行一定的改进。从军械维修器材供应链整体出发进行考虑，结合其目标设计得出军械维修器材供应链的BSC框架，如图3。

据此，将影响军械维修器材供应链绩效的6项关键因素作为绩效评估的指标：军工企业、SC成本、业务流程、信息流、供应链柔性、部队满意度^[4-5]。

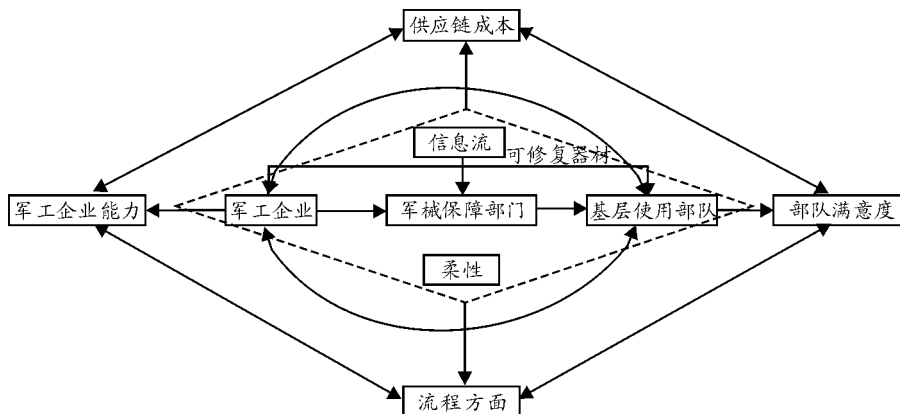


图3 基于改进BSC的军械维修器材供应链绩效关键因素确定

2 SOM网络模型及学习算法

SOM网络是自组织映射网络，是一个由全连接的神经元阵列组成的无教师自组织、自学习网络。处于空间中不同区域的神经元有不同的分工，当一个神经网络接受外界输入模式时，将会分为不同的反应区域，各区域对输入模式有不同的响应特征^[6]。

2.1 SOM网络模型

SOM网络结构如图4，这是使用最为普遍的二维网络模型。

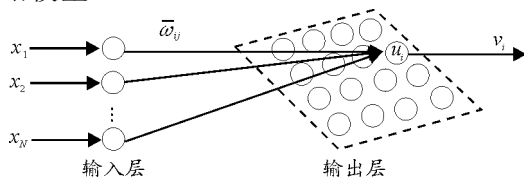


图4 具有二维网络的自组织映射网络模型

该模型包含输入输出2层，不包含隐含层。在输入层中有N个输入节点，任一输入节点用j表示。输入层接受输入向量 $X=[x_1, x_2, \dots, x_N]^T$ ，输入节点通过权值 $w_{ij} (i=1, 2, \dots, M; j=1, 2, \dots, N)$ 和网络的M个神经元相连。将权值根据相连的神经元划分为M个权值向量，任一权值向量为 $W_i=[w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{iN}]^T$ 。在输出层分布着网络的M个神经元，其输入为 $u_i = \sum_{j=1}^N w_{ij} x_j$ ，输出为 $v_i = f(u_i)$ 。f(·)为神经元激励函数，一般为线性函数。应用的二维网络模型由以下4个部分组成：

1) 处理单元阵列。用于接受事件输入，并形成对这些信号的“判别函数”。

2) 比较选择机制。用于比较“判别函数”, 并选择一个具有最大函数输出值的处理单元。

3) 局部互连作用。用于同时激励被选择的处理单元及其最邻近的处理单元。

4) 自适应过程。用于修正被激励的处理单元参数, 以增加其对应于特定输入“判别函数”的输出值。

SOM 网络可将任意维数的输入模式以拓扑有序的方式变换到一维或二维的离散空间上, 这种变换称为特征映射, 因此, SOM 网络具有抽取输入信号模式特征的能力。

2.2 学习算法

自组织映射学习算法包含竞争、合作和更新 3 个过程。

1) 在竞争过程中, 确定输出最大的神经元为获胜神经元。因为激励函数为线性函数, 神经元的最大输出取决于输入 $u_i = \sum_{j=1}^N \omega_{ij} x_j$, 即输入向量和权

值向量的内积。该内积在两向量均为归一化向量时, 等价于输入向量和权值向量的欧氏距离最小。所以当第 c 个神经元获胜时, 满足条件

$$\|X - W_c\| = \min \|X - W_i\|, i = 1, 2, \dots, M \quad (1)$$

2) 在合作过程中, 确定获胜神经元的加强中心。拓扑邻域的中心就是在竞争过程中得到的获胜神经元, 在邻域范围内的神经元成为兴奋神经元, 即加强中心。当邻域半径为 0 时, 邻域仅包含获胜神经元; 而半径为 1 时, 邻域包含了获胜神经元之外的 8 个邻近神经元。半径增大时邻域依此规律放大, 这里用 $N_c(n)$ 表示第 n 次迭代时拓扑邻域的半径, 其迭代规律用式 (2) 表示。

$$N_c(n) = INT(N_c(0)(1 - \frac{n}{N})), n = 0, 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

式中 $N_c(n)$ 为初始的拓扑邻域半径; N 为指总的迭代次数; $INT(\cdot)$ 表示取整函数。

拓扑邻域的半径随着迭代次数的增加不断收缩, 最终得到获胜神经元的拓扑邻域。

3) 更新过程中, 采用 Hebb 学习规则的改变形式, 对网络上获胜神经元拓扑邻域内的神经元进行权值向量的更新。

$$W_j(n+1) = W_j(n) + \eta(n)(X - W_j(n)), n = 0, 1, 2, \dots, N \quad (3)$$

式中 $\eta(n)$ 为学习速率, 随迭代次数的增加而减小, 变化规则用式 (4) 表示。

$$\eta(n) = \eta(0)(1 - \frac{n}{N}) \quad (4)$$

3 模型建立

运用 BSC 原理确定了影响军械维修器材供应链绩效的 6 个关键因素, 其优劣程度可以在基层部队及军工厂进行调研并参考相应标准^[7]得到。根据对某类军械维修器材的深入调查, 把该类器材近年来的供应链运行数据按月进行了分类汇总, 且在此期间出现过因缺货带来的不良情况, 绩效基本包含了优、良、中和一般的所有情况。

3.1 样本设计

把调研得到的每个月的某类军械维修器材供应链绩效影响因素优劣评分进行统一化, 作为一个输入向量。两年共得到 24 个月的样本数据, 每个样本包含 6 个方面因素的优劣评分。由此确定网络的输入模式为:

$$P_k = (P_1^k, P_2^k, \dots, P_6^k), k = 1, 2, \dots, 24 \quad (5)$$

3.2 网络设计

笔者将绩效分为优、良、中、一般 4 类, 利用竞争层含 4 个神经元的 SOM 网络对输入向量 P 进行分类。该网络竞争层神经元的组织结构定为 2×2 , 网络初始权值都被设置为 0.5。

3.3 运算步骤

1) 初始化

输入向量为: $P_k = (P_1^k, P_2^k, \dots, P_6^k), k = 1, 2, \dots, 24$, 权值向量为: $W_i = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{i6}]^T, i = 1, 2, 3, 4$ 。设置初始学习速率 $\eta(0)$, 对所有输入向量进行统一化处理, 每个训练样本都统一除以 100, 归一化到区间 [0 1]。

2) 近似匹配: 通过欧氏距离最小的标准: $\|X' - W_c\| = \min \|X' - W_i\|, i = 1, 2, 3, 4$, 来选取获胜神经元 c , 从而实现神经元的竞争过程。

3) 对获胜神经元拓扑邻域 $N_c(n)$ 内的兴奋神经元以 Hebb 学习规则: $W_j(n+1) = W_j(n) + \eta(n)(X - W_j(n)), n = 0, 1, 2, \dots, N$, 更新神经元的权值向量, 从而实现合作和更新过程。

4) 更新学习速率 $\eta(n)$ 及拓扑邻域并对学习后的权值重新进行处理。

上述运算过程复杂,需要利用 MATLAB 7.0 语言的神经网络工具箱编程序来进行仿真。

4 实例应用

采集的样本数据如表 1。

表 1 某类军械维修器材供应链各关键因素在 2 年内的优劣评分值

样本	军工企业	SC 成本	业务流程	信息流	供应链柔性	部队满意度
X 年 1 月	67	65	66	66	66	70
X 年 2 月	97	94	93	89	87	89
X 年 3 月	89	87	85	79	83	87
X 年 4 月	67	68	75	75	64	62
X 年 5 月	79	78	76	75	74	75
X 年 6 月	98	96	90	90	89	87
X 年 7 月	80	87	85	83	83	79
X 年 8 月	88	85	87	85	87	90
X 年 9 月	69	68	65	64	67	70
X 年 10 月	57	56	58	59	57	49
X 年 11 月	85	86	85	85	84	89
X 年 12 月	49	49	49	45	46	50
Y 年 1 月	65	74	65	63	69	59
Y 年 2 月	78	76	77	76	78	82
Y 年 3 月	76	75	74	80	71	74
Y 年 4 月	95	94	93	92	89	87
Y 年 5 月	87	85	84	87	90	91
Y 年 6 月	76	74	79	81	70	77
Y 年 7 月	54	53	60	51	50	57
Y 年 8 月	78	89	76	75	74	69
Y 年 9 月	98	97	96	95	94	93
Y 年 10 月	93	87	85	89	82	89
Y 年 11 月	76	74	78	71	73	71
Y 年 12 月	87	84	83	88	89	90

将各个数值都除以 100,得到含 24 个训练样本的输入向量 P,利用函数 train 和仿真函数 sim 对网络进行训练并仿真。由于训练步数的大小影响着网

络的聚类性能。设置训练步数为 50、100、200、300、600 和 1 000,分别观察其分类性能。聚类结果如表 2。

$P=[0.67\ 0.65\ 0.66\ 0.66\ 0.66\ 0.70; 0.97\ 0.94\ 0.93\ 0.89\ 0.87\ 0.89; 0.89\ 0.87\ 0.85\ 0.79\ 0.83\ 0.87;$
 $0.67\ 0.68\ 0.75\ 0.75\ 0.64\ 0.62; 0.79\ 0.78\ 0.76\ 0.75\ 0.74\ 0.75; 0.98\ 0.96\ 0.90\ 0.90\ 0.89\ 0.87;$
 $0.80\ 0.87\ 0.85\ 0.83\ 0.83\ 0.79; 0.88\ 0.85\ 0.87\ 0.85\ 0.87\ 0.90; 0.69\ 0.68\ 0.65\ 0.64\ 0.67\ 0.70;$
 $0.57\ 0.56\ 0.58\ 0.59\ 0.57\ 0.49; 0.85\ 0.86\ 0.85\ 0.85\ 0.84\ 0.89; 0.49\ 0.49\ 0.49\ 0.45\ 0.46\ 0.50;$
 $0.65\ 0.74\ 0.65\ 0.63\ 0.69\ 0.59; 0.78\ 0.76\ 0.77\ 0.76\ 0.78\ 0.82; 0.76\ 0.75\ 0.74\ 0.80\ 0.71\ 0.74;$
 $0.95\ 0.94\ 0.93\ 0.92\ 0.89\ 0.87; 0.87\ 0.85\ 0.84\ 0.87\ 0.90\ 0.91; 0.76\ 0.74\ 0.79\ 0.81\ 0.70\ 0.77;$
 $0.54\ 0.53\ 0.60\ 0.51\ 0.50\ 0.57; 0.78\ 0.89\ 0.76\ 0.75\ 0.74\ 0.69; 0.98\ 0.97\ 0.96\ 0.95\ 0.94\ 0.93;$
 $0.93\ 0.87\ 0.85\ 0.89\ 0.82\ 0.89; 0.76\ 0.74\ 0.78\ 0.71\ 0.73\ 0.71; 0.87\ 0.84\ 0.83\ 0.88\ 0.89\ 0.90]$

表 2 聚类结果

训练步数	聚类结果																							
50	4	1	1	4	2	1	1	1	4	4	1	4	4	2	2	1	12	4	3	1	1	2	1	
100	4	1	1	4	2	1	1	1	4	4	1	4	4	3	3	1	13	4	2	1	1	2	1	
200	4	1	1	4	3	1	1	1	4	4	1	4	4	2	2	1	12	4	3	1	1	3	1	
300	4	1	1	4	2	1	1	1	4	4	1	4	4	3	2	1	13	4	2	1	1	2	1	
600	4	1	1	4	3	1	1	1	4	4	1	4	4	2	2	1	12	4	3	1	1	3	1	
1 000	4	1	1	4	3	1	1	1	4	4	1	4	4	2	2	1	12	4	3	1	1	3	1	

可以看出,随着训练步数的增加,聚类结果趋于稳定,训练 600 步和 1 000 步的结果是一样的。第 2、3、6、7、8、11、16、17、21、22、24 个样本为“1”类;第 14、15、18 个样本为“2”类;第

5、20、23 个样本为“3”类;第 1、4、9、10、12、13、19 个样本为“4”类。聚类结果里的 1、2、3、4 分别代表优、良、中和一般。网络训练 1 000 步后的权值分布如图 5。

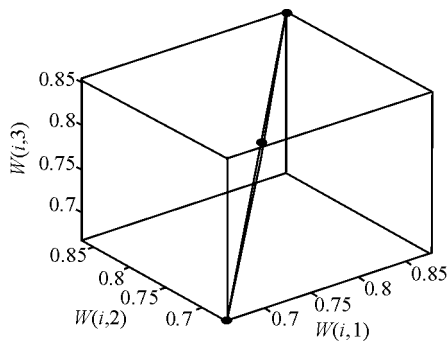


图 5 网络最终权值分布

根据调研资料得知最近一个月这类器材供应链各关键因素优劣得分为: 67、78、74、69、63、65。把要评估的样本 $P=[0.67; 0.78; 0.74; 0.69; 0.63; 0.65]$ 代入网络, 得到其属于“4”类, 可见这个月此类器材供应链绩效为一般, 要根据实际问题进行整改。

5 结论

笔者运用 BSC 原理分析了影响军械维修器材供应链绩效的基本因素, 建立了 SOM 网络评估模型, 并进行实例验证。验证结果与实际符合较好,

(上接第 20 页)

结果显示, 在双方空间信息支援对比缩小时, 红方击败蓝方时, 自身兵力消耗也增大。由图 6、图 7 可以看出, 当蓝方空间信息支援能力指数不变, 而红方空间信息支援能力指数从 0.8 变为 0.7 时, 在同样的作战时间内, 红方击败蓝方的兵力消耗也相应增大。

3 结论

通过仿真结果可以看出, 随着空间信息支援力量与作战各个层次融合程度的不断加深, 其对作战进程的影响也在不断加深, 空间信息支援力量已经成为可以影响作战结果的重要因素。兵力、火力处于劣势的一方仍可通过空间信息支援优势赢得作战的胜利, 而兵力、火力处于优势, 而具有较强空间信息支援能力的一方, 将凭借空间信息支援力量所带来的战场信息优势加快作战进程, 降低自身消耗赢得作战的胜利。从仿真结果还可以看出, 空间信息支援力量对作战的影响还是建立在自身的兵力和火力基础之上, 并不能独立于自身的基本条件发挥作用, 当兵力、火力过于悬殊时, 即使拥有绝对的

证明了模型的合理性和可行性。笔者建立的评估标准是由网络来确定的, 如何进一步结合实际情况建立网络的评估标准还有待进一步研究。

参考文献:

- [1] 刘云, 周庆忠, 陈明群. 军队供应链管理绩效评价研究[J]. 物流技术, 2006(2): 90-92.
- [2] 霍佳震, 马季波. 基于流程的供应链绩效评价[J]. 物流技术, 2005(5): 42-45.
- [3] 孙宗虎, 罗辉. 绩效考核量化管理[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2008(4): 67-79.
- [4] 徐贤浩, 马士华, 陈荣秋. 供应链绩效评价特点及其指标体系研究[J]. 华中理工大学学报, 2000, 14(2): 69-72.
- [5] 刘小平, 李洪福. 供应链绩效评价策略及其指标体系[J]. 物流技术, 2002(8): 26-28.
- [6] 耿军生, 阮拥军, 葛涛. 面向任务的装备维修保障力量配置优化[J]. 四川兵工学报, 2010(11): 60-62.
- [7] 高隽. 人工神经网络原理及仿真实例[M]. 北京: 机械工业出版社, 2007: 134-150.
- [8] 林丽红. 供应链的绩效评价研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2005.

空间信息优势, 也不能改变作战的最终结果。这与现代作战, 尤其是信息化作战由信息流驱动物质流和能量流的高效聚集和释放的作战思想是一致的。只有在不断强化兵力和火力建设的同时, 增强空间信息支援力量, 才能更好地将空间信息优势转化为作战优势。

参考文献:

- [1] 常显奇, 李云芝, 罗小明, 等. 军事航天学[M]. 北京: 国防工业出版社, 2005.
- [2] 杜红梅, 罗小明, 张守玉. 军事卫星应用系统信息支援能力分析[J]. 装备指挥技术学院学报, 2001, 12(3): 80-84.
- [3] 周奕, 周锦鹏, 郝维平. 基于兰彻斯特方程不同信息条件下的空战效能分析[J]. 航天控制, 2006, 24(2): 54-57.
- [4] 胡浩然, 朱皖松, 王俊, 等. 基于合同作战的兰彻斯特方程[J]. 四川兵工学报, 2010(8): 126-127.
- [5] 刘凌, 徐浩军, 华玉光. 信息支援条件下的空战优势参数研究[J]. 火力与指挥控制, 2009, 34(5): 15-17.
- [6] 吴俊, 杨峰, 梁彦, 等. 面向信息化战争的广义兰彻斯特作战模型[J]. 火力与指挥控制, 2010, 35(2): 50-53.
- [7] 徐学文, 王寿云. 现代作战模拟[M]. 北京: 科学出版社, 2004.