

12 专家系统与神经网络集成系统的设计^①

79 — 85 冯玉强^② 黄梯云[✓] 侯变兰
(哈尔滨工业大学管理学院)

摘要 人工神经网络与专家系统,作为人工智能应用的两大分支,在实际应用中都有许多成功的范例,但作为单个系统来讲,二者都存在很大的局限性,主要是专家系统知识获取的“瓶颈问题”和神经网络知识表达的“黑箱结构”。为解决这个问题,一个辅助股票分析的神经网络与专家系统的集成系统被研制出来,试图将两种技术相结合,达到优势互补的目的。利用神经网络优良的自组织、自学习和自适应能力来解决专家系统知识获取的困难,同时用专家系统良好的解释机能来弥补神经网络中知识表达的缺陷。论文对系统的功能、结构流程的分析设计,有关知识获取、规则抽取、推理过程等关键技术性问题的解决方法进行了论述。这个系统的研制证明了集成系统的优势及其增强辅助决策的能力。

关键词: 神经网络, 专家系统, 集成系统, 知识获取, 规则抽取, 推理
分类号: F224

股票市场

0 引言

F830.9, TP18

股票市场作为现代经济的“晴雨表”,始终是经济学家、金融专家研究的热点。但由于股票市场本身的动荡多变,要想用传统的方法进行准确的预测是很有限的。随着计算机技术的飞速发展,许多人开始试图用计算机来模拟人类专家的知识结构,从而实现对股票的预测。神经网络和专家系统也大量的被用来进行股票预测^[1,2]。但由于股票业的主要特点是“易变”,而专家系统的规则是相对固定的,因而难以适应股票市场复杂多变的情况,使得专家系统在维护上面临很大的困难。尤其是每当外部环境发生较大的变化时,专家系统内部规则不得不进行大量调整,从而使专家系统的应用受到了很大限制。神经网络和专家系统相比,则灵活得多。它可以面向开放的系统,通过自身学习获得知识,而不必对程序进行大块的调整,因而获得研究人员的青睐,国内外都有大量的应用事例。但神经网络也有局限性。首先,神经网络实体与要

处理的问题相去甚远,领域专家很难理解用数据化的节点、权值和连接来描述他们要解决的问题;其次,神经网络是“黑箱推理”,全部知识都存在网络内部,难以对终端用户提供可信的解释。为此,研究对二者进行功能集成,实现优势互补,即兼顾了神经网络和专家系统的优点,同时有效避免了各自的缺点,建立神经网络与专家系统的集成系统,实现对股票中长期投资分析决策的支持。

1 系统集成模式

本文研究神经网络与专家系统集成的目的,就是利用神经网络通过数据进行知识学习的能力,直接从证券公司提供的大量数据中进行知识学习,掌握有关规律,通过直接处理用户手头不完全的、部分错误的甚至矛盾的数据,获取有关股票市场内在信息^[3],实现专家系统知识获取自动化;进一步利用一定的知识抽取手段完成神经网络知识的规则抽取,实现股票的模糊分类问题,并完成

① 国家自然科学基金青年基金资助项目(79500003)。

② 冯玉强,哈尔滨工业大学管理学院副教授、博士生,研究方向:决策支持系统、神经网络、专家系统;通讯地址:哈尔滨市南岗区法院街13号1218信箱,邮编:150001。

输入输出之间的对应关系;利用专家系统良好的用户界面,根据抽取的规则解释系统所做的选择,使系统解决问题过程“可视化”,同时用它实现辅助构造、选择、操作和维护神经网络部分.因此神经网络与专家系统集成模式^[4,5]设计如图1所示.其中神经网络作为被调用的函数嵌入专家系统中,神经网络作为专家系统知识获取或信息收集工具,然后将所得到的知识转化为专家系统推理过程中的事实和规则.

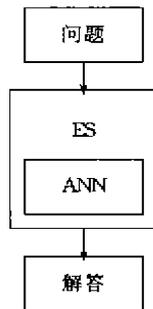


图1 ANN与ES集成模式

2 系统功能结构

系统功能结构的设计是系统目标功能的分解过程,将整个系统划分为几个子系统,各个子系统完成一定的具体功能.在本研究中,主要要实现的目标是在神经网络训练成熟后,利用统计方法抽取知识,作为专家系统规则生成的基础.然后,当用户通过键盘输入有关推断样本(专家系统中称为“事实”)后,系统利用神经网络进行推断学习,得到预测结果,反馈给用户.若用户想要了解有关学习的过程或进一步进行投资咨询,可在系统指导下键入有关命令.系统则运用自身知识或从系统中抽取规则进行匹配推理,并将推理过程在屏幕上逐一输出.同时,用户还应该能够在自己的知识范围内对一些推理规则进行修改或在系统人员的帮助下进行系统知识获取部分的更新,使该系统不断满足用户的实际需要.为此,设计出系统功能模块如图2所示.在明确划分出系统的功能模块后,下面就各个模块的具体功能加以详细的阐述:

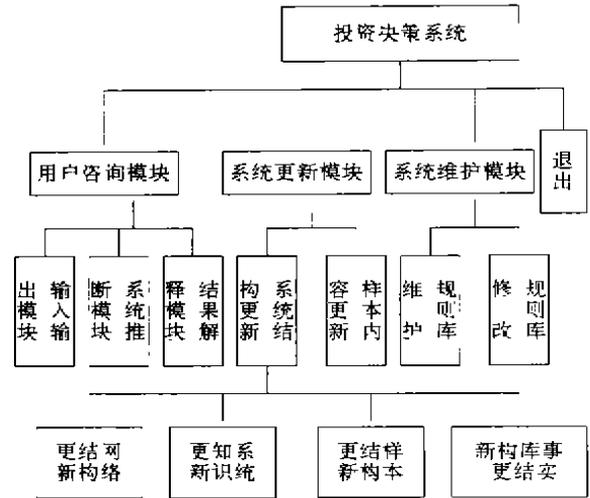


图2 系统功能结构图

· 用户咨询模块,主要划分为输入输出子模块、系统推断子模块和结果解释子模块.该模块主要是面向用户的,其中输入输出子模块负责引导用户进行投资分析,包括从键盘输入系统工作所要求的数据,输出经系统推断的结果,可以根据用户的要求进行解释结果的输出.在系统初始化之时,该模块还负责样本数据的预处理及规范化输入.

· 系统更新模块:该模块主要面向系统工作人员或对系统有一定了解的用户.该模块又分为知识系统结构更新子模块和样本数据更新子模块.样本数据更新主要实现在输入内容不变的情况下数据的更新;而知识获取系统结构的更新则涉及到许多方面,首先是作为专家系统知识获取工具的人工神经网络结构的变化,这样不可避免的导致网络知识结构的变化.同时为了在新的网络下能得到新的知识,要求网络训练文件即样本结构与内容的同时变化,所以该子系统又可划分为网络结构更新子模块、系统知识更新子模块、样本结构更新子模块,分别负责神经网络结构初始化,训练后的知识更新与训练样本、推断样本(事实库)的结构更新.

· 系统维护模块:这一部分是面向用户的,它的主要职能是完成对现有规则库的管理.需要说明的是本研究采用数据库管理方式实现对规则库管理.该模块主要细化为规则库的维护和更新两个子模块.其中维护部分包括一般规则的增加、删除、修改等,更新主要指结构或者是评价内容上的

变动。

- 退出模块:结束系统工作,不再进行有关系统的操作,退出系统。

3 系统模型结构

依据系统功能模块的划分,考虑各模块之间的数据联系,建立系统结构模型,实现系统从知识初始化到分析预测的全过程,如图 3 所示。整个系统划分为 8 大模块,分别是:

①数据预处理和规范化输入:这一模块主要完成样本数据的选择与输入。在研究中,样本数据存放在数据库中,所以数据预处理包括样本数据结构及内容选择两方面的内容。结构选择使得整个系统呈现出一种动态性,用户可以根据不同股票市场发展时期的不同特点选用不同的指标体系,具有较大的灵活性。至于样本数据,对它的输入、更新相对非常容易。

②建立网络模型:该模块针对系统维护人员,主要任务是实现网络初始化,包括网络层次选择、输入输出节点个数、隐层节点数及学习率等值的确定。网络输入输出节点数由样本数据决定,在这里主要完成隐层节点与学习率的确定。

③网络学习模块:网络初始结构建立起来之后,通过对样本数据库中的样本进行训练学习,完成网络内部知识分布存储,通过检测样本对训练结果进行检测。

④规则抽取模块:网络知识以权值及阈值形式分布在网络内部,不易理解。规则抽取模块主要完成网络知识由隐式表达到显式表达过程。这是本系统研究的关键和难点所在,可采用统计方法实现这个过程。

⑤推理模块:通过两条渠道完成系统推理过程:一是在系统输入事实之后系统调用网络知识进行直接推理;二是系统运用已抽取到的规则进行大概推理。

⑥解释模块:主要满足用户对系统推理过程“可视化”要求,对所作结论根据模块④抽取的规则知识进行解释。

⑦输入输出模块:该模块的功能是引导用户输入事实,完成结果及解释部分的输出。

⑧退出模块:完成系统任务后退出系统。

在该系统中,共涉及到以下几种类型的文件管理:

- 知识库:存储有关网络结构、权值构成等知识。这类知识通过“网络学习模块”得到,属于系统获取的元知识,为“推理判断”模块提供信息。但这类知识表达模糊,所以这里用数据文件的形式加以存储管理。

- 数据库:样本文件提供“网络学习模块”所需的大量训练数据。这些数据一般都是固定的指标体系结构,可以用数据库形式加以管理。

- 临时数据库:包括事实文件及结果文件。事实文件通过“输入模块”输入,为“推理判断模块”提供数据;结果文件是“推断模块”作用后的输出。之所以将这类文件定性为临时数据库文件,是由于这类文件一般不需要做长久保存,若用户有长期保存的愿望,可将该文件加入到样本文件中。

- 规则文件:这类文件也是通过数据库管理实现的。它来源于系统的知识库,是“规则抽取模块”通过一定算法从知识库中抽取出来的,主要帮助“解释模块”进行结果解释。

4 系统模块分析设计

4.1 数据预处理和规范化输入

该模块的主要任务是完成样本数据指标体系的选择与样本数据库的建立。在样本数据指标体系的选择上,采用对比研究方法,分别选用三组数据进行分析比较^[6],参考有关专家意见,决定具体采用哪一组,这三组数据分别是:

(1) 动态、静态相结合指标体系,主要考虑以下几方面内容:

a. 资产运作能力指标:总资产周转率(资产总额/销售收入); b. 规模指标:总资产规模; c. 资产结构指标:销售增长率(销售增长额/当期销售额)、净利增长率(净利增长额/当期净利润)、总资产增长率(总资产增长额/当期总资产)、股东权益比; d. 获利能力指标:总资产净利率(净利润/总资产)、销售净利率(净利润/销售收入)、净资产收益率(每股收益/每股净资产);

(2) 比率指标体系,主要从公司运作能力和获利能力两方面来考虑,包括总资产周转率、净利润率、资产收益率、净值报酬率、股东权益比;

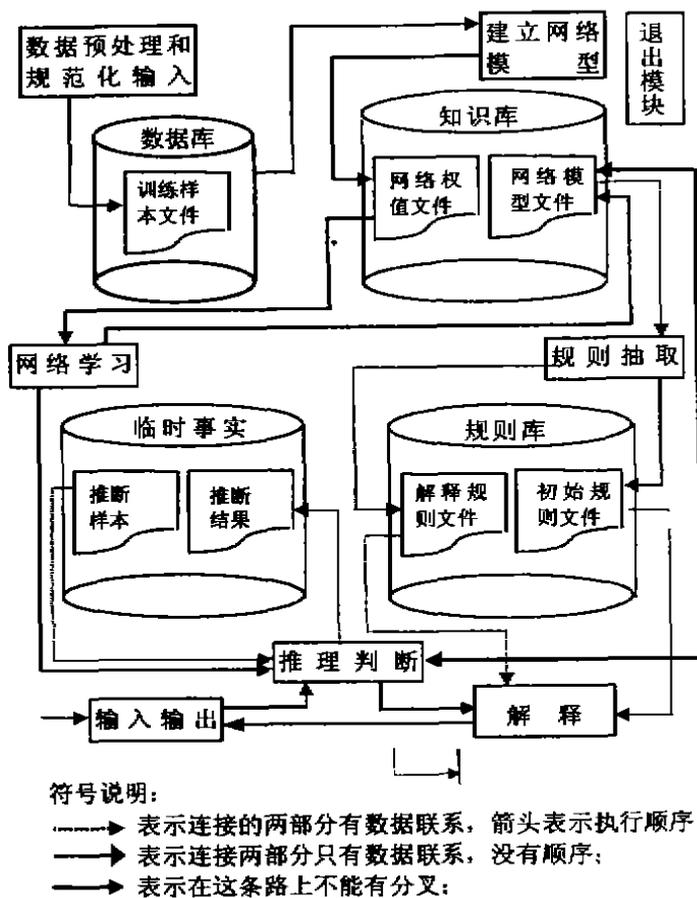


图3 系统模型结构

(3) 静态指标体系：从公司资产规模与获利能力两方面考虑，建立的指标体系包括主营收入、净利润、资产总额、股东权益、每股收益、每股净资产、股东权益比、净资产收益率。样本不但要包括选用的评价指标，还要包括给定的评价结果。本文评价结果定为3个，分别是 $[0,1]$ 区间内的数，分别表示绩优、垃圾和普通3种不同的股票类别。

4.2 BP网络模型建立与学习

建立一神经网络模型并完成训练学习，主要包括3个阶段：配置阶段、训练阶段和分类阶段，在网络模型建立与学习模块中，主要完成前两阶段工作：

• 配置阶段：完成网络层数、各层节点数以及部分参数的设计。本文选用三层BP网络。理论上(Kolmogrov定理)已经证明：任意给定的连续函数 $\Phi: X \rightarrow Y, X \in R^n, Y \in [0,1]^m$ ，则 Φ 可以精确地由一个三层神经网络实现。

输入节点的选择与样本指标体系选择相对

应。在对指标体系进行专家评定后，本文选用第1类指标，即动态静态相结合指标，输入节点为9个，分别对应总资产周转率、销售增长率、净利增长率、总资产增长率、总资产规模、总资产净利率、销售净利率、净资产收益率、股东权益比；隐层节点的选择，本系统采用改进的BP算法，可以自行调整隐层节点数，初始值赋为输入输出节点之间的较小的数，由网络自行调整，达到系统认为的最佳状态；输出节点对应于评价结果，数值为3，分别是 $[1,1]$ 、 $[0,0]$ 和 $[0,1]$ ，分别对应绩优、垃圾和普通这3种不同的股票类别。有关学习率 α 和 β 的确定，目前尚无理论指导，需要在实践中加以确定。这阶段生成网络的结构知识。

• 网络训练阶段：该阶段完成网络对样本的训练学习。样本集来源于《沪深1997股票投资手册》，选用130个公司的相关数据作为训练样本和检测样本，其中70个为训练样本，60个为检测样本，在样本输入后系统自动进行学习，调整权值矩阵和阈值向量，当误差减到要求的范围内，系统停止学习，此时的权值矩阵与阈值向量固定下来，成为系统内部知识。这两个阶段所生成的知识，是系统的元知识，以数据文件的形式存放在知识库中。

4.3 网络知识的生成与管理

网络知识，主要包括初始化知识、网络训练后生成的系统知识。BP算法在进行初始化时，首先要解决网络层次问题、各层的节点数以及输入输出节点的表示意义。在明确这些问题之后，要完成样本的采集。所以，初始化知识包括两部分：系统结构知识(包括网络层数、各层节点数)和样本集管理(包括样本结构、样本内容等)。在网络结构确定之后，紧接着要进行网络的样本训练学习，进而生成有关的网络知识。这些知识主要表现在网络各节点之间的连接权值及节点阈值，运算函数上。对于神经网络，系统的这些知识正是它本身的内在“规则”，系统通过这些“规则”实现对事物的判断推理。由于这些知识是完全由网络自身的训练得来的，所以属于系统知识，不能人为修改。若要对其进行更新，需要通过系统再训练来实现。这些知识以数据文件的形式被存储在系统中。

4.4 规则抽取

系统知识所表现的只是一些繁杂无序的数据,无法理解和掌握,这正是神经网络的不足之处.如何把系统知识转换成显示的符号规则,这是实现神经网络与专家系统集成关键.解决这一问题,具有重大意义.它使得神经网络的学习结果是“可理解”的.对此,本研究采用统计方法找出输入节点对输出节点的关联强度及影响程度,进而生成显示规则.具体实现方法如下:

对于训练好的 BP 网络,共有 9 个输入节点,8 个隐层节点,3 个输出节点,则设

I_i 为第 i 节点的输入 $i = 1, 2, \dots, 9$

O_j 为第 j 个输出值; $j = 1, 2, 3$

$W_{1,k}$ 为第 i 个输入节点与第 k 个隐层节点的连接权值; $i = 1, 2, \dots, 9$ $k = 1, 2, \dots, 8$

$W_{2,j}$ 为第 k 个隐层节点与第 j 个输出节点的连接权值; $k = 1, 2, \dots, 8$ $j = 1, 2, 3$

进一步设

RS_{ij} 为输入节点 i 与输出节点 j 的关联强度;

E_{ij} 为输入节点 i 对输出节点 j 的影响值;

运用统计的方法,给出 RS_{ij} 与 E_{ij} 的定义:

$$RS_{ij} = \left(\sum_{k=1}^n (w_{k,i} w_{k,j}) \right) / \left(\sum_{i=1}^m ABS \left(\sum_{k=1}^n w_{k,i} w_{k,j} \right) \right) \quad (1)$$

$$E_{ij} = O_j \cdot \left((I_i \cdot RS_{ij}) / \sum_{j=1}^m (I_k \times RS_{ij}) \right) \quad (2)$$

在计算出 RS_{ij} 和 E_{ij} 后,依据他们的值,可以生成类似的事实和使用规则,举例说明:

事实规则 1 第 1 输入节点与第 1 个输出节点的关联度为 R_{11} .

事实规则 2 第 2 输入节点与第 1 个输出节点的关联度为 R_{12} .

⋮

这样的事实规则共有 $9 \times 3 = 27$ 条.

使用规则 1 如果第 1 输入节点输入值为 I_1 ,且第 1 个输出节点输出值为 O_1 ,则第 1 输入节点对第 1 个输出节点的影响值为 E_{11} .

使用规则 2 如果第 1 输入节点输入值为 I_1 ,且第 1 个输出节点输出值为 O_2 ,则第 1 输入节点对第 2 个输出节点的影响值为 E_{12} .

⋮

这样的使用规则有 $9 \times 3 = 27$ 条.从而可利用这些抽取的显示规则对网络系统知识进行解释.

4.5 规则库的管理技术

一般的专家系统,有专门的规则库管理程序模块进行规则的管理.本系统的规则以数据形式表示,所以以数据库的形式进行存储和管理.和常规的规则库管理模块相比,数据库管理有明显的优点.规则数据库的表达明了,即使是毫无专业的用户也可以对其进行阅读;其次,数据库形式的规则管理,易于修改,系统可以通过自身训练学习后自动更新规则库,减少了工作人员的负担;同时,对于系统本身来讲,规则的自动更新,使得系统具有长久的使用价值.对于一个训练好的系统,规则数据库中的内容是网络训练完成后生成的知识计算而得来的,但内容又和输入输出有关,为此,采用 3 种形式的数据库来对规则进行描述.

① R 类规则:它完全依赖网络训练生成的权值.对于固定的网络内部结构, R 值也相对固定,且 R 的个数和输入输出节点个数相对应.数据库结构包括 3 部分:输入节点、输出节点及对应的 R 值,具体设计见表 1:

表 1 R 类规则表

输入节点	输出节点	R 规则
1	1	0.47
1	2	0.76
1	3	0.76
...

② E 类规则:这类规则来源于 R 值和各输入输出值,其性质为解释规则,随着输入输出值的不同随时发生变化,所以,将这类规则库定性为临时数据库,对应不同的输入输出值,数据库的内容也相应发生变化.每次用户咨询时,系统根据 R 类规则库中内容自动计算 E 值,为用户进行解释.当用户不再使用该规则时,系统自动对其进行清除,只保存该库的结构信息.

③ 系统基本规则(即“专家规则库”):是根据专家意见建立的简单的信息.这类规则可以进行人为的修改、更新、完善,一般也用数据库的形式进行保存.本系统中采用“市盈率”建立规则库,如表 2 所示.

4.6 系统推理过程

神经网络和专家系统的推理各有特点,神经网络完全是“黑箱”推理,在系统接受输入后,自

动调用内部知识分布来完成结果预测,它的缺点是推理过程不可见;专家系统的推理过程则完全依赖规则库中的规则,在用户输入事实后,专家系统采用规则遍历的方式进行匹配完成规则推理,这种推理过程具有可视性,但费时较多.集成系统的推理过程结合了二者的优点.具体是:在数据资料比较齐全的情况下,可用神经网络来实现推理过程,而通过专家系统的解释功能利用抽取的 E 类规则和 R 类规则完成推理的可视化过程;在数据资料不完全的情况下,则采用传统的规则匹配来实现推理过程.这里所谓的“规则匹配”,实际上就是数据库的查询过程,但它较传统的规则匹配要迅速、省时.

表 2 专家规则库

股票性质	上限值	下限值	动作
100	100	60	卖
100	60	0	买
...

4.7 输入输出设计

股票投资分析系统的输入输出,主要完成人机界面的设计,使得该系统具有良好的用户界面.用户对用户进行使用指导.本系统选用 FOXPROW 进行这一部分的开发,利用其良好的窗口功能实现用户输入,系统咨询结果的输出.其中,需要输入的内容主要是“事实文件”,即某公司的有关数据.这些数据的结构要求必需和网络训练时使用的样本数据结构相同.原则上要求数据完整,这样推理

结果相对准确.但数据无法收集全时,系统可用抽取的规则进行推理,但这会使输出结果准确性受到一些影响.输出内容相对较多,包括系统的推理结果、过程解释等.一般情况系统从神经网络中直接得到推理结果,然后利用系统抽取的规则进行推理过程解释.同时,若用户想进一步进行投资咨询,系统则利用专家规则库给出一定的推理结果,供用户参考.

5 结 论

对于股市这样的开放系统,由于知识库不充分,事实和规则经常发生变化,依靠单一的专家系统规则难以适应变化的环境,可增加一个神经网络作为专家系统的前端,通过大量的数据学习获取数据中隐含的知识,这可在一定程度上克服专家系统知识获取的“瓶颈问题”;采用统计技术将神经网络知识转换成符号规则,使得网络学习结果可以理解、可以解释,这具有重要的意义;同时,基于神经网络知识生成的规则具有无冗余、不矛盾的特点,可减轻系统管理负担,增强系统的灵活性.但神经网络与专家系统的集成技术还在探索阶段,其应用研究还不成熟,还有许多需要深入研究的课题,主要有神经网络的输入节点和隐层节点及隐层节点个数的确定;输入指标及训练样本的选择,这两者直接影响到学习结果,三是规则抽取技术,有效的规则抽取方法才能真实地“再现”网络规则.

参 考 文 献

- 1 Swamamala S, Chee F L. Stock prediction with BP networks. International Joint Conference on Neural Networks, 1991, (1): 27~41
- 2 茆田杨,黄朝贵. 基于人工神经网络的股票选择系统. 预测, 1995;(4): 51~54
- 3 冯玉强,黄梯云. 人工神经网络在管理决策中的应用. 管理信息系统, 1998;(1): 14~17
- 4 Xu Hong Y, Baird C R. Synergism of neural networks and expert systems for system identification. Expert System With Application, 1992;5: 25~33
- 5 Medsker L R. Models and techniques for developing hybrid neural network and expert system. J. Computer & Software Engineering, 1993. 487~495
- 6 姜秀华. 综合评分模型报表分析法简介. 上海投资, 1997;(4): 27~31
- 7 Feng Yuqiang, Lu tao, Huang Tiyun. Research on integrating neural networks with rule-based expert system. Proceedings of '97 International Conference on Management Science & Engineering, Harbin Institute of Technology Press,

Nanjing P. R. China, 1997. 84~87

The Design for the Integration System of Artificial Neural Network and Expert System Components

Feng Yuqiang, Huang Tiyun, Hou Bianlan

School of Management, Harbin Institute of Technology

Abstract Artificial neural network (ANN) and expert system (ES), as the two branches of artificial intelligence, have many successful application examples. However, as a single system, both ANN and ES have much limitations, mostly represented by the "bottle neck" problem in knowledge-acquisition of ES and the "black-box" structure in knowledge-representation of ANN. IN order to solving these problems, an integrated system to assist stock investors in stock performance analysis has been developed, which tries to integrate artificial neural network with expert system, and achieves the strong complementarity: solving the difficulty in knowledge-acquisition of ES by ANN's excellent capacity of self-organizing, self-learning and self-adaptation, and the weakness of ANN on knowledge-representation by the valuable explain-function of ES. The analysis and design of the integrated system's functions and structure, and the crucial technologies about knowledge acquisition, rule extraction and inference in the integrated system are discussed in detail. It demonstrates the advantages of this integrated approach and how it can enhance support for managerial decision making.

Keywords: neural network, expert system, integrated system, knowledge acquisition, rule extraction, inference