

学术讨论

神经网络在滑坡预报中的应用

崔中兴 张璟

(西安理工大学·西安市·710048)

摘要 该文讨论了滑坡预报技术的现状、存在的问题以及应用神经网络解决滑坡预报问题的新途径,提出了一种基于神经网络的滑坡预报系统(HPNN)模型及基本结构,并通过实例介绍了其工作原理。

关键词 神经网络 滑坡预报

Application of Neural Network for Landslide Forecasting

Cui Zhongxing Zhang Jing

(Xi'an University of Technology, 710048, Xi'an Municipality)

Abstract The present condition and problems of landslide forecasting technology are discussed. It is pointed that neural network system is a new way for solving the problems of landslide forecasting. A model and general structure of network system for forecasting landslide (HPNN) are proposed, The work principle is described by means of a practical application example.

Key words neural network; landslide forecasting

1 滑坡预报现状概述

滑坡预报的基本方法一般是通过专门用于滑坡的观测手段,或由测绘、水工、地貌、水文地质、工程地质等学科中移植过来的观测手段,对将要造成严重危害的滑坡进行观测,根据滑坡的边界条件、变形机理和变形程度,通过滑坡危险度的判定,对滑坡的稳定性作出评价。

滑坡预报的重点是对将要发生的滑坡的滑动时间作出预报,同时包括滑坡速度和危害范围的预报。滑坡预报的基础是对滑坡运动规律的认识。通过观测手段,捕捉滑坡孕育过程中的各种信息并及时分析它们的变化,是可以对滑坡作出预报的。

目前,滑坡地面观测常用陆地摄影经纬仪、光电测距仪、固定式倾斜仪及伸缩仪等。随着科学技术的不断发展,又出现了利用卫星大地定位测量法(GPS)对重要的滑坡进行监测,对滑坡的防治起到了极大的推动作用。滑坡深部观测应用有各种型号的滑动面深度仪、钻孔伸长仪、钻孔倾斜仪、土压计、孔隙水压计等。

这些观测手段的应用,使滑坡的观测技术向智能化、自动化、远传、抗干扰和自动记录、自

动报警等方面的发展产生了巨大的促进作用。滑坡预报的理论分析方法基本上都是着重于危险度的判定。例如根据应变速率的变化,来确定至滑动的时间等。应用较多的有日本的齐藤公式。这是由地表的变形或应变速度来预测滑坡的滑塌时间,以其结果为依据,判定滑坡危险度的方法。齐藤公式是根据观测结果而提出来的。齐藤认为,对滑坡的滑塌过程来说,具有一定的模式,最初时应变速度大致在一定的范围(第二蠕变阶段),随着时间的推移,经过应变速度增大阶段(第三蠕变阶段)达到破坏。但是,往往在计测时,因为不知道其时到底处于哪个阶段,所以在实际预报时,需采用第二和第三蠕变阶段进行预报。另外,齐藤公式对崩塌型滑坡的适用例子较多,对粘滞型的滑坡则很少适用。

随着数值分析理论的发展,粘、弹、塑性理论也已用于各种滑坡的稳定分析中,但是在运用这些理论时,必须首先建立数学力学模型,采用合适的屈服准则,这就要求研究者对各种岩土工程材料的屈服准则适用性有较深入的了解。一个好的模型和屈服准则,应能真实地反映各种滑坡不同岩土材料的物理力学特性。但遗憾的是,由于岩土材料的各向异性特性,使得迄今为止,尚未有一个可以模拟各种岩土材料变形运动规律的模型。另外,即使选择了较为合理的数学力学模型,但是由于模型所要求的岩土材料的物理力学指标的取得,也是一个较为复杂困难的问题,所以,这些指标的准确与否,直接影响计算结果的真实程度,这对于滑坡的稳定性评价起着至关重要的控制作用。数值分析方法,对滑坡的定性评价是比较适用的,但要准确地确定滑动时间还需要通过危险度判定等方法进行综合处理。

数理统计和灰色系统理论方法在滑坡中也常采用,这些方法均需要采集合理的样本,确定合理的滑坡诱发因素和准确的变形机理分析,对滑坡的定性评价也有一定实用价值。

近年来,利用室内模型对滑坡的稳定性作出评价的方法也屡有采用。其难点在于如何准确和合理地确定相似比和相似材料参数,如果确定的合理,可收到事半功倍的效果。

2 滑坡预报神经网络系统模型、结构及工作原理

2.1 人工神经网络概述

人工神经网络是一门新兴的边缘学科,是在现代神经科学基础上提出来的。它由大量功能简单而具有自适应能力的信息处理单元——神经元(电子元件、光学元件)连接组成。神经元是对人脑神经细胞功能的模拟,它有多个输入和输出,输出是输入权的非线性函数。

人工神经网络模型有多种形式,它取决于网络拓扑结构,神经元特性函数,学习算法这三大要素。神经元特性函数指激发函数和阈值函数,它们通常为阶跃函数,线性函数或SIGMOID函数。网络拓扑结构有分层结构和互连结构。神经网络的学习算法有30多种,分为监督型、非监督型等。监督学习算法根据给定的样本(输入及正确的输出)进行分类或模仿,调整网络权值;非监督学习算法根据所给出输入和某些规则,使网络逐渐演变到对输入的某种模式的匹配。

神经网络具有以下诱人的特点:

(1)信息以分布方式存贮于整个网络中,即使网络局部受损,也不会对整个网络造成很大影响,还可根据不完整或模糊的信息联想出完整的信息,导出正确的输出。

(2)具有自适应,自组织,自学习能力,可通过训练样本,根据周围环境来改变自己的网络,并根据变化的信息,调整自身的结构。

(3)具有并行处理特征,在完成训练样本后,运行速度很快,在微机上用软件模拟时,可达

秒级反应速度,用硬件实现时,可达更高的反应速度。

(4)能从训练样本中自动获取知识。

自从 80 年代中期以来,世界上一些发达国家掀起了人工神经网络的研究热潮,它的应用范围正在扩大,其领域几乎包括各个方面。例如:心肌梗塞的早期诊断,心电图分类,玻璃缺陷检测,管道故障检测,指纹识别,面部特征的精确定位,颜色识别,闪电预测,天气预报等。一个神经网络研究应用的热潮已经形成。

2.2 神经网络应用系统模型(NNAM)

定义:一个神经网络应用系统(NNAM)可定义为一个三元组

$$HPNN=(SB, NN, EX)$$

其中: $SB = \{D_1, D_2, \dots, D_n\}$ 是样板实例集,其中的元素 D_i 是输入样板的属性; $NN = W \cup L \cup T$ 是神经网络,其中 W, L 分别是 NN 的权集和连接集, T 是 NN 的学习机制; $EX = (NO, RES, fe)$ 是输出解释器,其中: NO 是神经网络输出集, $NO \in \{0, 1\}$; RES 是以自然语言形式出现的神经网络预报结论; fe 是函数 $fe: NO \rightarrow RES$

据此定义,可得出对应的神经网络应用系统的一般结构,如图 1 所示。

图 1 中各主要组成部分的基本功能如下:

(1)外部知识库。保存来自现场或生产实际的大量样板实例集,这些实例集将用于神经网络的训练。只要有足够多且代表性强的实例数据,就可通过神经网络的学习机制获得知识,从而解决了传统人工智能系统中知识获取费时费力的这个“瓶颈”问题。

(2)学习机制。其功能是根据外部知识库提供的训练数据集,按照一定的学习算法对神经网络进行训练,把训练数据集隐含的专家知识变换为神经网络内部的表达形式。即把专家知识表示在神经网络的所有神经元和突触中。这样,即使网络局部受损,也不会影响到知识的存储,记忆和恢复。

(3)内部知识库。在神经网络内部以及连接隐含地表达领域知识。

(4)推理机制。基本功能是通过神经网络的并行计算实现推理,运用网络存贮的领域知识进行问题求解。

(5)输出解释机制。用于把神经网络的输出结果变换为人们便于理解的逻辑概念或者特定的动作。

2.3 滑坡预报神经网络系统结构及工作原理

滑坡预报神经网络系统(HPYBNN)是前述 NNAM 在滑坡预报领域的具体应用,其一般组织结构如图 2 所示,图 2 中神经网络的拓扑结构如图 3 所示。图 2 中,滑坡历史实例库储存的大量数据来源于我们多年的实际工作经验,以及现场调查所收集的滑坡历史实例。如西安市周围的耶柿、古刘、白庙、杨刘坡、王家坡等 12 个主要滑坡地带的历年监测结果,均储存在此实

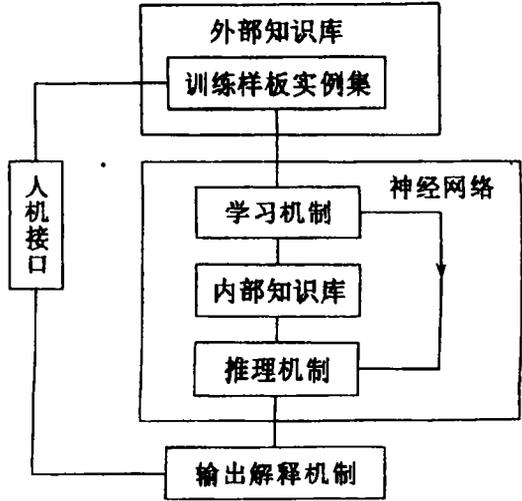


图 1 神经网络应用系统(NNAM)一般结构

例库中。这些实例经过神经网络学习算法的加工,就变成在神经网络内部隐含表示的知识库,供推理时使用。

神经网络基于多层感知机模型,采用反向传播学习算法机制和正向推理机制。即根据网络接收的输入矢量进行前向并行计算而实现正向推理,运用网络存贮的领域知识进行滑坡预报问题的求解。

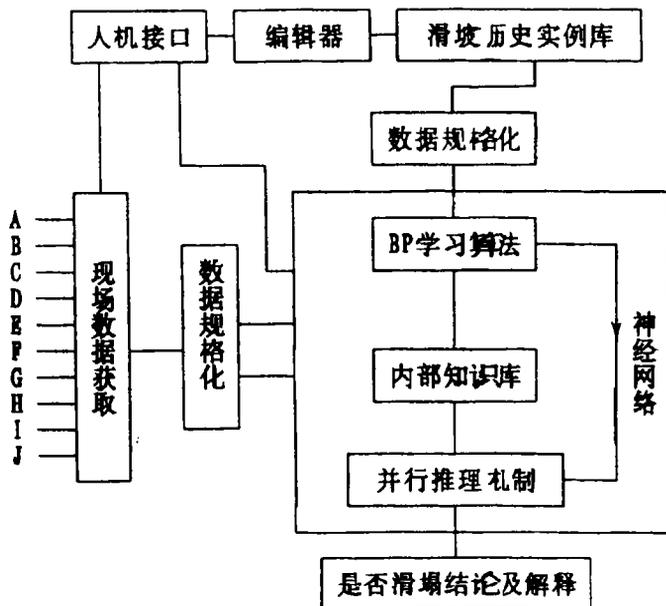
人机接口用于控制人机交互,例如通过与用户的对话来选择训练神经网络;获取现场数据;控制神经网络进行滑坡预报过程。

编辑器用于帮助用户输入和修改实例数据库中的数据。

系统启动后,屏幕出现系统主菜单,用户可移动光标键选择指定操作。若选择实例训练,则系统提示用户输入欲训练数据文件名及训练数据组数,然后开始训练过程。若选择滑坡预报,即开始滑坡预报对话:系统首先询问有无滑坡迹象,若回答有,则立即给出滑坡结论;否则,系统向用户询问前述 10 个滑坡地质参数,然后启动神经网络进行并行推理,给出是否滑坡的最终结论。如果用户对预测结论有异议,则可选择实例编辑操作,修改原有实例或者添加新的正确实例到实例库中,并对神经网络再训练,以完善系统知识库,保持系统的正确性。

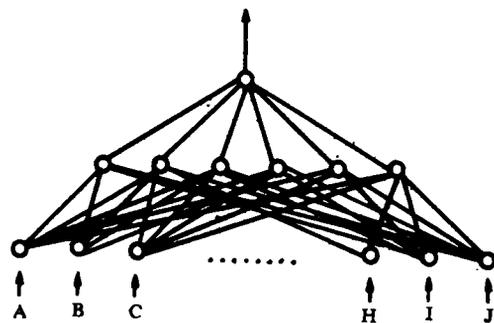
3 结 语

在系统试运行中,我们使用大量来源于实际滑坡的观测数据资料,按照软件工程的准则对滑坡预报神经网络进行了测试,测试结果表明:本系统的预报准确率达 95% 以上。说明本文提出的神经网络系统模型是合理的,以此模型为基础构造的滑坡预报神经网络系统具有预测精度高,速度快,使用简单,便于推广的特点,为防治滑坡提供了一条新的途径。(参考文献略)



A—地下水水位变化;B—岩性;C—地表变形;D—深部变形;E—降雨量;
 F—岩土材料物理学特性;G—应变速率;H—构造参数;I—降雨历时;
 J—外部影响因素(包括人为和自然因素)

图 2 HPYBNN 系统组织结构简图



A, B, C, ……H, I, J 的含义与图 2 相同

图 3 HPYBNN 系统中神经网络的拓扑结构