

基于人工神经元网络的峰值地震 动物理参数的智能判别

王虎栓

(中国哈尔滨150080国家地震局工程力学研究所)

摘要

将人工神经网络方法引入到工程地震动参数的研究中,在地震烈度与峰值地震动物理参数间建立起智能推理网络,其以实际强震记录为基础,对于给定的地震烈度可以直接推理出相应的峰值地震动物理参数,并且可以充分考虑地震震级、震中距对地震烈度与峰值地震动物理参数间关系的影响。它无需在地震烈度与峰值地震动物理参数间建立某种基于经验的统计关系,通过美国西部大量地震记录,对建立的人工神经元网络系统的训练,其推理结果表明,该网络在地震烈度与峰值地震动物理参数间建立良好的推理关系,这种方法具有重要的实用价值。

关键词 人工神经元网络;峰值地震动物理参数;智能判别

1. 前 言

峰值地震动参数,如峰值加速度、峰值速度等在工程中广泛应用,尤其是峰值加速度,其作为地震动惯性力的描述量,在结构抗震和震害预测等方面均用作地震动破坏潜势的度量。在《中国地震烈度表(1980)》中规定以峰值加速度和峰值速度作为地震烈度物理标准,使它们更加重要。

在我国工业与民用建筑物抗震设计规范中,采用由地震地面运动加速度峰值标定的地震反应谱为建筑物抗震荷载的设计标准,在我国的地震区划图中,采用地震烈度为抗震设防标准,在按规范进行结构设计时,必须经地震烈度工程定量标准将区划图标定的地震烈度转换成相应的峰值加速度,再由此加速度值及一定的场地条件确定设计所需的反应谱。因此,地震烈度与峰值加速度间的关系非常重要。

由于地震烈度是由地震动的许多独立参数如地震动幅值、频谱和持时等共同决定的,现有的地震烈度与加速度峰值间单参数统计关系存在着非常大的离散性,同一地震烈度

1992年1月3日收到本文初稿,1992年7月6日决定采用。

对应的地震动加速度峰值常相差几十倍甚至上百倍.随着强震观测资料的积累,地震烈度与加速度峰值的关系变得更为离散.同时,现今研究结果表明,地震震级、震中距对地震烈度和加速度峰值关系也有影响.在地震震源机制、传播规律及结构物破坏机理尚未完全掌握之前,这种统计关系不会有太大的改进,离差大是不可避免的.

统计回归方法是研究地震烈度物理标准的过程中被普遍采用的方法.它也比较有效地解决了地震烈度物理标准研究中存在的问题,可以在工程实际中得到广泛应用.但就统计回归方法而言,尤其是基于某种回归原则求解地震烈度与地震动物理参数间的回归关系时,其中隐含着地震烈度与地震动物理参数间存在着某种确定性关系的假定.

但是,就真实的地震发生过程而言,由于地震发生的随机性,地震动本身是一个随机过程,地震烈度与地震动物理参数间并非是一种简单的线性关系或非线性关系,而是一种极为复杂的非线性关系.这已从每一地震烈度各个物理参数均有非常大的离散而体现出来.统计方法之所以能够得到广泛应用,是因为它基本上反映出了地震烈度与地震动物理参数间关系的基本特征,是在一种平均意义上的反映地震动物理参数间的特征.

在用统计方法分析地震烈度与地震动物理参数间的关系时,存在变量类型不匹配的问题.众所周知,地震烈度是一个由宏观地震破坏现象描述的、阶梯形跳跃变化的物理量,地震烈度值间的变化量代表了完全不同的物理含义,但地震动物理参数却是具有非常明确的物理意义的连续变化的量.这种变量类型不一致问题在普通统计回归中不能得到解决,即使是数量统计学也没有能较好地解决此问题,只有硬性假定地震烈度是物理意义不改变的连续变化的物理量.这在概念上是不合理的.

以往的研究结果已经表明,地震震级或震中距对地震烈度与峰值加速度或峰值速度间的统计关系具有较大影响,它们的引入可以有效地减少它们间的回归误差.这种影响的定量化的研究是非常重要的.

基于以往研究中存在的以上问题,本文在深入研究地震烈度与地震动物理参数间关系时,尝试着从分析方法上做些探讨.

人工神经元网络方法是模拟人的智能的一种方法,神经元网络系统是一种自适应的高度非线性动力系统.通过网络计算,经过多次反复组合,可以完成多维空间映射任务.它通过内部连接的自组织结构具有对数据的高度自适应能力,能将人类获取知识的方法交给计算机,由计算机自己直接从实例中学习,探求解决问题的方法,自动建立起复杂系统的模型及其控制规律.

地震烈度和峰值地震动物理参数间的关系是一个高度非线性系统,同时受到许多因素的制约,这些制约因素的作用机理尚不清楚.而人工神经元网络具有非常稳健的信息存储能力,当部分信息丢失或有不确定信息时,不影响整个问题的解.

本文利用人工神经元网络这种独特的功能,试求在地震烈度与峰值地震动物理参数间建立直接的关系.

2. 人工神经元网络方法简介

人工神经元网络是在现代神经科学研究成果的基础上提出来的, 它探索将人的大脑加工、储存和搜索信息的机制、原理应用于人工智能.

2.1 人工神经元的形式化描述

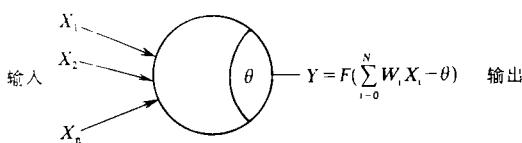


图 1 神经元结构模型

人工神经元网络系统是由大量简单元件(神经元)广泛连接而成的复杂的网络系统. 网络系统状态是由神经元间相互作用的强弱和性质决定的, 虽然单个神经元的结构和功能十分简单, 但由大量神经元组成的系统是复杂的. 单个的人工神经元如图 1 所示.

这里, X_0, X_1, \dots, X_n 是神经元接收到的信息; W_0, W_1, \dots, W_n 为连接强度, 称之为权; θ 是单元阈限, Y 是神经元的输出信息. $F(x)$ 是一作用函数, 常用函数形状见图 2.

从以上各图中看出作用函数通常是非线性函数. 当众多神经元连接时则构成一个非线性系统. 它除具有一般非线性系统的一切特征外, 还具有其自身特点: 以大规模并行处理为主, 采用分布式储存, 具有相当的“壮实性”, 具有人类那样的自适应、自组织、自学习能力.

该系统反映人脑功能的基本特性. 但它并不是人脑的真实描写, 而只是它的某种抽象、简化与模拟. 网络的信息处理由神经元之间的相互作用来实现; 知识与信息的储存表现为网络元件互连间分布式的物理联系; 网络的学习和识别决定于神经元连接权系数的动态演化过程.

2.2 神经元网络模型

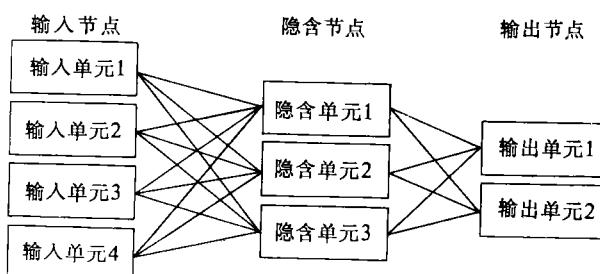


图 3 B-P 网络模型

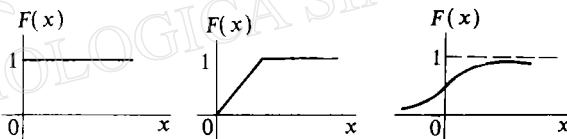


图 2 神经元输入/输出特性曲线

根据人工神经元网络对生物神经系统的不同组织层次和抽象层次的模拟, 目前已有近 40 种人工神经元网络模型, 其中应用最广泛的是 Rumelhart and McClelland (1986) 提出的 Back-Propagation 神经元网络模型, 简称 B-P 系统模型. 这种系统实现了多层网络的设想, 是多层前传式映射网络. 该网络模型见图 3.

网络有输入节点层、输出节点层和隐含节点层(可以是一层或多层). 对于输入信号, 要先向前传播到隐节点, 经过作用函数后, 再把隐节点的输出信息传到输出节点, 最后给出输出结果.

节点的作用函数通常选取 S 型函数, 如公式 1 所示

$$F(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (1)$$

2.3 反向传播算法

网络建立起后, 要用大量实际资料对网络进行训练, 使其从实际事件中学习, 并将学习到的知识储到单元间的连接权上. 因而其算法将是非常重要的. Rumelhart 等在研究并行分布的信息处理方法时提出了 BP 网络学习算法, 亦称误差反向传播算法. 它是基于非线性优化中的梯度最速下降法得到的.

这个网络的学习过程, 由正向传播和反向传播组成. 在正向传播过程中, 输入信息从输入层经隐单元逐层处理, 并传向输出层. 每一层神经元的状态只影响下一层神经元的状态. 如果在输出层不能得到期望的输出, 则转入反向传播, 将误差信号沿原来的连接通路返回. 通过修改各层神经元的权值, 使得误差信号最小.

下面简述误差反向传播学习算法的主要过程:

假设网络只有一个输出 y , 任一节点 i 的输出为 O_i , 并设有 N 个样本 (x_k, y_k) ($k=1, 2, \dots, N$), 对某一输入 x_k , 网络的输出为 y_k , 节点 i 的输出为 O_{ik} , 节点 j 的输入为

$$net_{jk} = \sum_i W_{ij} O_{ik} \quad (2)$$

使用平方型误差函数

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N (y_k - \hat{y}_k)^2 \quad (3)$$

其中, \hat{y}_k 为网络之实际输出, 定义

$$E_k = (y_k - \hat{y}_k)^2 \quad (4)$$

$$\delta_{jk} = \frac{\Delta E_k}{\Delta net_{jk}} \quad (5)$$

其中

$$O_{jk} = j(net_{jk}) \quad (6)$$

因此

$$\begin{cases} \delta_{jk} = F'(net_{jk}) \sum_m \delta_{mk} W_{mj} \\ \frac{\delta E_k}{\delta W_{ij}} = \delta_{jk} O_{ik} \end{cases} \quad (7)$$

则 BP 算法中的权值修正依下式进行:

$$W_{ij} \leftarrow W_{ij} - \mu \frac{\Delta E}{\Delta W_{ij}} \quad \mu > 0 \quad (8)$$

其中

$$\frac{\Delta E}{\Delta W_{ij}} = \sum_{k=1}^N \frac{\Delta E_k}{\Delta W_{ij}} \quad (9)$$

BP 算法是一个很有效的算法, 许多问题都可由它来解决. Rumelhart 首先用 BP 算法

解决了 XOR 问题,还解决了对称性判别、T-C 匹配等感知器所不能解决的问题. BP 模型已成为神经元网络的重要模型之一.

2.4 神经元网络信息处理能力

BP 模型把一组样本的 I/O 题变为一个非线性优化问题, 使用了非线性优化中最普通的梯度下降法, 用迭代运算求解权相当于学习记忆问题, 加入隐节点使优化问题的可调参数增加, 从而可得到更精确的解. 如果把这种神经元网络看成一从输入到输出的映射, 则这个映射是一个高度非线性的映射. 如果输入节点数为 n , 输出节点数为 m , 则网络是从 R_n 到 R_m 的映射.

在人工神经元网络系统中, 信息的存储与处理(计算)是合而为一的, 即信息的存储体现在神经元互连的分布上, 并以大规模并行分布方式处理. 这种并行处理决不是简单地以“空间复杂性代替时间复杂性”, 而是反映了完全不同的“计算”原理. 从数学观点看, 可以把神经元网络看作是由大量子系统组成的大系统, 系统的最终行为完全由它的吸引子决定, 如果视动力系统的稳定吸引子为记忆的话, 那么从初态向吸引子流动的过程就是寻找记忆的过程. 初态可以认为是给定有关记忆的部分信息. 换言之, 流动的过程就是从部分信息找出全部信息的过程, 这就是联想记忆的基本原理. 进一步, 若视动力系统的稳定吸引子为系统计算能量函数的极小点, 系统最终会流向期望的最小点, “计算”也就在运动过程中悄悄地完成了. 运动的时间就是计算时间.

3. 地震烈度与峰值地震动物理参数的智能判别

本文利用人工神经元网络方法在地震烈度与峰值地震动物理参数间建立起智能推理网络, 其以实际强震记录为基础, 对于给定的地震烈度可以直接推理出相应的峰值地震动物理参数, 并且可以充分考虑地震震级、震中距的影响. 它无需在地震烈度与峰值地震动物理参数间建立某种基于经验的统计关系.

3.1 网络模型

人工神经元网络无需假定输入单元与输出单元间存在的关系, 它根据实际样本进行自学习, 从各个样本中提取出反应输入输出参数间根本特征的知识, 将其存储在各个单元之间的相互连接权值上, 经过不断的学习, 对自身的知识进行修正, 完成输入与输出间的非线性映射. 地震烈度与地震动峰值参数间从根本上讲也是一个复杂的非线性映射. 因此, 完全可以用人工神经元网络的方法来研究地震烈度与峰值地震动物理参数间的关系.

整个分析过程有如下几个步骤:

3.1.1 参数的选择

首先须选定输入、输出参数. 根据地震烈度及地震动峰值参数的性质, 选取峰值加速度、峰值速度和峰值位移作为网络的输出参数. 选择震级、震中距和地震烈度的各个值为输入参数. 其中震级、震中距分占一个输入节点单元, 因为常用的烈度值是 V 度到 X 度, 且这些烈度值对应的数据最丰富, 因此, 指定 V 度到 X 度每一烈度各占一个输入单元, 这样, 输入层有 8 个节点.

3.1.2 转换规则

输出层: 在网络前传过程中, 每一单元经 $F(x)$ 的变换后, 输出节点所有值均变换成 $(0, 1)$ 范围的实数, 因此需将样本的输出值变换到 $(0, 1)$ 范围的数, 然后才可与网络的输出值进行比较.

对于样本输出 A_x , 其按下式变换:

令

$$y = \lg A_x$$

其输出为

$$\bar{A}_x = \frac{1}{1 + e^{-y}} \quad (10)$$

对每一样本均按上式转换成网络所需的输出值. 在网络训练结束后, 对于网络的输出值, 需转换成与真实样本一致的数, 转换方法如下:

$$A_x = 10^{\ln \left[\frac{1}{1 - \bar{A}_x} \right]} \quad (11)$$

输入层: 对于每一个样本, 其烈度值对应的输入节点值为 1, 其余烈度值对应的输入节点值为零. 震级按下式转换成输入值:

$$\bar{M} = (M - 4)/4.75 \quad (12)$$

震中距按下列式转换成输入值:

$$\bar{R} = \lg R \quad (13)$$

输入层的转换仅是为计算所需, 神经元网络系统本身对此并无要求.

3.1.3 网络结构

在 B-P 网络系统中, 对隐含节点层没有任何规定, 但通常情况下, 隐含节点的节点数应在输入节点数与输出节点数之间. 本文经过计算比较, 发现对此具体问题(输出节点 3、输入节点 8)其隐含节点数为 5 个是较好的选择.

对于给定的输入、输出参数, 采用前述的反

向传播网络模型为基本网络. 其基本结构如图 4 所示.

3.2 数值算例

在网络建立以后, 要通过实际样本对网络进行训练, 使其从样本学习中获取知识, 即改变各节点的连接权值.

3.2.1 数据集

用于训练网络的样本数据取自美国西部的强震观测记录为基本数据, 共计 278 个样本. 每一样本均包含有峰值加速度、峰值速度和峰值位移、地震震级和震中距及地震烈度数据, 其中各个峰值参数是强震记录两水平向分量的矢量和.

3.2.2 数值拟合结果

将 B-P 反向传播算法编成程序在 VAX-11/780 机实现. 在程序编制过程中, 本文采用了修正的权值迭代方法, 使其收敛速度明显加快. 对 278 个样本经近千次迭代训练后, 网络基本收敛.

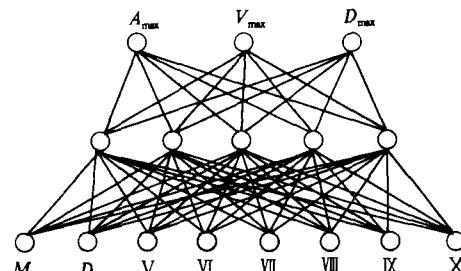


图 4 网络结构示意图

为了研究该网络的性能,在网络训练结束后,本文选出其中 40 个数据样本,将它们的震级、震中距、烈度数据作为实际观测值输入到网络,由网络推断出相应的峰值加速度、峰值速度和峰值位移,其结果如下。

由表 1 可看出,由人工神经元网络推导出的物理参数较好地拟合了实际强震记录中的峰值地震动物理参数,如第 1 个样本和第 35 个样本所示。由网络推导出的峰值参数向数据中心聚集,如烈度为 VI 度时,峰值加速度的平均值为 0.165,由网络推导出的结果大致在此范围时内,并考虑到不同因素导致的细微差异。同时网络对个别差异较大的数据具有较大的修正,如第 29 个样本,其峰值加速度与其均值偏差非常大,但是由网络推出的数值与其均值偏差明显减小。

表 1 数据拟合结果

样本值							拟合值		
序号	烈度	震级	震中距	峰值加速度	峰值速度	峰值位移	峰值加速度	峰值速度	峰值位移
1	VII	7.7	88.9	0.159	22.60	7.40	0.159	30.57	13.85
2	VI	6.8	121.1	0.061	8.01	4.77	0.095	9.01	2.47
3	VI	6.7	67.3	0.142	29.71	16.45	0.164	14.35	3.12
4	VII	6.3	50.51	0.203	33.83	23.38	0.248	20.08	3.56
5	VI	5.5	55.2	0.169	9.46	4.23	0.157	9.17	1.51
6	IX	6.6	8.0	1.589	127.08	39.15	1.809	172.16	17.78
7	VI	6.6	33.1	0.296	11.69	8.38	0.297	24.11	4.14
8	VII	6.6	31.9	0.345	38.77	12.31	0.424	41.26	7.31
9	VII	6.6	42.0	0.311	28.53	18.83	0.321	31.65	6.18
10	V	6.6	55.0	0.136	10.45	3.13	0.153	10.85	1.65
11	VIII	5.9	36.5	0.296	30.72	5.42	0.368	27.81	4.45
12	VII	5.3	21.0	0.232	14.32	2.22	0.218	11.56	1.64
13	VI	5.0	8.0	0.067	6.39	2.22	0.097	5.06	1.16
14	V	5.0	19.0	0.066	4.42	2.08	0.097	4.92	0.73
15	V	5.0	17.9	0.055	2.40	0.97	0.067	3.89	0.79
16	VII	5.9	14.0	0.317	33.46	5.78	0.41	27.16	3.71
17	VI	5.9	27.9	0.14	9.39	1.39	0.205	11.9	1.81
18	VII	6.9	26.9	0.571	116.81	45.76	0.565	62.15	11.09
19	VI	6.9	29.4	0.347	59.15	23.58	0.389	37.55	6.58
20	V	6.9	47.64	0.231	22.54	12.08	0.232	18.21	2.62
21	V	6.9	58.0	0.150	19.46	8.85	0.191	15.16	2.39
22	VI	6.5	28.4	0.365	36.98	13.52	0.312	23.83	3.86
23	VI	6.5	42.45	0.221	16.99	4.02	0.23	17.97	3.15
24	VII	6.5	46.5	0.182	11.87	3.42	0.282	26.05	5.00
25	VI	6.5	59.2	0.185	14.39	21.57	0.178	13.89	2.65
26	V	6.2	45.1	0.170	9.54	1.70	0.132	8.24	1.17
27	VI	6.2	32.0	0.135	12.69	1.68	0.239	15.6	2.41
28	V	6.2	79.0	0.081	11.68	3.32	0.083	5.75	1.09
29	VI	6.2	18.49	0.08	14.18	3.79	0.29	18.88	2.87
30	VII	5.4	5.7	0.672	91.92	20.73	0.926	86.94	15.08
31	VII	5.4	6.2	0.388	31.68	6.37	0.238	13.56	2.24
32	VII	5.9	10.0	0.579	25.35	3.67	0.436	29.07	4.04
33	VI	5.9	13.0	0.338	11.08	1.31	0.218	12.69	2.06
34	VI	5.9	25.0	0.226	11.49	1.65	0.208	12.03	1.84
35	VI	7.1	26.9	0.465	45.52	5.17	0.465	48.77	8.99
36	VII	7.1	42.9	0.301	47.78	18.74	0.349	45.89	11.29
37	VII	7.1	44.9	0.395	57.53	13.25	0.331	43.84	11.07
38	VII	7.1	46.9	0.333	58.61	14.86	0.314	41.95	10.85
39	VI	7.1	46.9	0.239	14.90	3.37	0.261	29.46	6.97
40	VII	7.1	89	0.159	21.19	5.56	0.149	20.91	7.21

表2给出了相同震级时,不同烈度、不同震中距情况下由网络推导出的结果.结果表明,网络基本上反映了震中距对地震烈度及峰值参数的影响.

表3给出了相近距离时,不同震级情况下网络推导的结果.同样其反映出了震级的影响.

表2 震级7.1时数据拟合结果

样本值							拟合值		
序号	烈度	震级	震中距	峰值 加速度	峰值 速度	峰值 位移	峰值 加速度	峰值 速度	峰值 位移
1	VI	7.1	26.98	0.465	45.52	5.17	0.465	48.77	8.99
2	VI	7.1	27.01	0.099	15.18	4.50	0.4647	48.77	8.99
3	VI	7.1	46.99	0.239	14.89	3.37	0.261	29.46	6.97
4	VI	7.1	71.95	0.352	64.12	11.81	0.164	18.25	5.20
5	VII	7.1	42.94	0.301	47.18	18.74	0.349	45.90	11.28
6	VII	7.1	44.98	0.395	57.53	13.25	0.331	43.90	11.07
7	VII	7.1	46.99	0.333	58.61	14.86	0.314	41.95	10.85
8	VII	7.1	51.05	0.345	46.39	11.06	0.285	38.54	10.42
9	VII	7.1	54.00	0.311	29.08	8.42	0.267	36.38	10.12
10	VII	7.1	89.95	0.159	21.19	5.56	0.149	20.91	7.21

表3 震中距30—40km时数据拟合

样本值							拟合值		
序号	烈度	震级	震中距	峰值 加速度	峰值 速度	峰值 位移	峰值 加速度	峰值 速度	峰值 位移
1	VII	6.6	35.6	0.272	26.84	16.78	0.381	37.34	6.87
2	VI	6.6	33.04	0.179	16.98	4.73	0.297	24.11	4.14
3	VI	6.2	31.99	0.135	12.69	1.68	0.240	15.60	2.42
4	V	6.2	29.72	0.109	6.72	1.28	0.192	11.22	1.31
5	VIII	5.9	36.48	0.296	30.72	5.42	0.367	27.80	4.47
6	VII	6.5	37.24	0.288	33.35	8.03	0.352	32.45	5.81
7	VI	6.2	38.37	0.218	8.79	0.85	0.219	14.40	2.28
8	VII	7.7	40.95	0.237	23.68	11.35	0.361	56.27	15.69
9	V	5.2	38.99	0.021	3.20	3.08	0.076	4.73	0.87
10	VII	7.1	42.15	0.301	47.78	18.74	0.349	45.90	11.28

由以上对网络结果的分析可知,该网络对训练数据不是简单的叠加,也不是简单的记忆,它是对所有训练数据的综合判别,它能自动剔除、容错一些不合理的奇异点.因此,用人工神经元网络寻求建立地震烈度与地震动参数间的关系,并可考虑地震震级、震中距的影响,是一条值得更进一步探讨的方法.

4. 结语

本文利用人工神经元网络方法建立了地震烈度与峰值地震动物理参数间的直接转换关系.尽管人工神经元网络方法在此领域的应用尚属尝试性的,但经已有的地震记录对建立的网络的训练,其推理结果已表明,此种网络系统具有以下明显的特点:

(1) 该网络系统在地震烈度、震级和震中距与峰值地震动物理参数间建立起直接的关系,无需经经验统计关系进行转换.

- (2) 该网络系统有效地解决了地震烈度质数性问题,并综合了地震震级和震中距的影响.
- (3) 智能化. 它能从实际地震记录进行学习,自发建立此复杂系统的模型和控制规律. 它具有容错性,能自动剔除异常数据的影响.
- (4) 计算机化. 整个系统参数全部存在计算机内,输入数据,立即得到所需的参数. 该网络系统具有非常大的实用价值.

本文是在刘恢先教授的亲自指导下完成的,在此表示衷心的谢意.

参 考 文 献

- 国家地震局,1991. 中国地震烈度区划图. 地震出版社,北京.
- 刘恢先,1978. 关于地震烈度及其工程应用问题. 地球物理报,21,340—351.
- 胡聿贤,1988. 地震工程学,59—211. 地震出版社,北京.
- 王虎栓,1991. 论地震烈度的定量尺度,160—177. 国家地震局工程力学研究所博士论文,哈尔滨.
- Rumelhart, D. E. and McClelland, J. L., 1986. *Parallel Distribution Processing*, 385—360. MIT Press, Cambridge.
- Hopfield, J. J., 1982. Neural networks and physical system with emergent collective computational abilities. *Proc. Natl. Acad. Sci.*, 79,2554—2558.