

DOI:10.16356/j.1005-2615.2016.01.020

基于 BP 神经网络的核事故多核素源项反演方法

赵丹^{1,2} 凌永生^{1,2} 侯闻宇^{1,2} 贾文宝^{1,2}

(1. 南京航空航天大学材料科学与技术学院, 南京, 211106; 2. 江苏省高校放射医学协同创新中心, 南京, 211106)

摘要:核事故发生后,为快速评估事故严重程度,需要对源项释放率进行估算。本文选取 I-131, Cs-137, Xe-133 和 Kr-85 四种核素的释放率为目标信号,利用 Matlab 建立基于 BP 神经网络的核事故四核素源项反演模型。计算结果表明,在单隐层节点数为 5~60 范围内,训练均方差随节点数增加先减小后增大,在节点数为 25 时达到最小值 41.1%。学习速率在 0.01~0.2 范围内时,增大学习率可减小训练均方差与各核素相对误差。对单隐层节点数为 25,学习速率为 0.2 的训练结果进行测试,4 种核素的源项估计相对误差分别为 56.7%, 49.1%, 92.4% 和 92.0%。

关键词:核事故;源项反演;BP 神经网络;多核素;非线性;事故后果评价

中图分类号:X946 文献标志码:A 文章编号:1005-2615(2016)01-0130-06

Multi-nuclide Source Term Inversion Based on BP Neural Network During Nuclear Accident

Zhao Dan^{1,2}, Ling Yongsheng^{1,2}, Hou Wenyu^{1,2}, Jia Wenbao^{1,2}

(1. College of Materials Science and Engineering & Science, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing, 211106, China;

2. Collaborative Innovation Center of Radiation Medicine of Jiangsu Higher Education Institutions, Nanjing, 211106, China)

Abstract: To estimate the severity of nuclear accident, a back propagation (BP) neural network basic model is built for source term inversion during a nuclear accident. The release rates of I-131, Cs-137, Xe-133 and Kr-85 are selected as target signals, and the Matlab software is used to perform the calculations for source term inversion. The results show that in a single hidden layer, the train mean square error decreases firstly but increases thereafter with increasing the number of nodes from 5 to 60, and reaches the minimum value of 41.1% when the number of nodes is 25. Increasing the learning rate from 0.01 to 0.2 can reduce the relative error variance for each nuclide. The relative errors of release rates of I-131, Cs-137, Xe-133 and Kr-85 are 6.7%, 49.7%, 92.3% and 92.0%, respectively, when the learning rate is 0.2. The source term inversion is tested at the node number of 25 and the learning rate of 0.2, and the results show that the relative test errors of release rates of I-131, Cs-137, Xe-133 and Kr-85 are 56.7%, 49.1%, 92.4% and 92.0%, respectively.

Key words: nuclear accident; source term inversion; BP neural network; multi-nuclide; nonlinear; accident consequence assessment

基金项目:国防基础科研基金资助项目;江苏高校优势学科建设工程资助项目。

收稿日期:2015-07-10;修订日期:2015-11-05

通信作者:凌永生,男,副教授,E-mail:lingyongsheng@nuaa.edu.cn。

引用格式:赵丹,凌永生,侯闻宇,等. 基于 BP 神经网络的核事故多核素源项反演方法[J]. 南京航空航天大学学报, 2016, 48(1):130-135. Zhao Dan, Ling Yongsheng, Hou Wenyu, et al. Multi-nuclide source term inversion based on BP neural network during nuclear accident[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2016, 48(1):130-135.

自 2010 年日本福岛核事故发生后,核事故应急响应再次成为一大热点。核事故应急响应过程中,对事故源项进行估算有助于对公众和核电厂工作人员的应急防护决策和减缓辐射后果提供依据。事故发生后,估算事故源项方法一般有两种:一是通过核电厂内相应仪表数据确定事故源项,二是通过核电厂外监测数据估计事故源项。然而,事故发生时通常无法获得核电厂内相应仪表数据,只能通过核电厂外监测数据估计事故源项,而核事故时事件和序列的不确定,以及扩散浓度、输运方向、输运速率和剂量的不确定性造成核事故应急响应中源项的不确定。对源项信息估算的准确程度直接影响到应急措施的采取以及核事故后果评价,因此制定合理可行的源项反演方法是必要的。

目前,核事故源项反演方法主要有:最优插值法^[1]、遗传算法^[2]、人工神经网络法^[3]、卡尔曼滤波、扩展卡尔曼滤波和集合卡尔曼滤波法^[4-6]。其中,人工神经网络法不需要提供源项反演所需的数学关系函数,只要有足够多的样本供其进行学习,便能完成源项反演工作,具有高速寻找最优解的优点。

美国联邦导则报告(Federal guidance report, FGR)第 12 号(FGR12)^[7]和国际放射防护委员会(ICRP71)^[8]给出 55 种对于核事故后果评价来说比较重要的放射性核素,本文选取 I-131, Cs-137, Xe-133 和 Kr-85 四种核素的释放率为目标信号,构建基于 BP 神经网络的核事故四种核素源项反演模型,在此基础上研究了不同隐含层数对源项反演所需时间、计算误差的影响。

1 模型设计原理

1.1 核素的选取

核事故应急后果评价中,最终释放到环境中的放射性核素的量至关重要。其中,产额较高、中等半衰期、辐射生物学效应比较明显以及气态或易挥发的核素是主要考虑目标。

I-131 易于被人体吸收积累在甲状腺内,造成人体内照射,释放量常被用作核事故严重程度的标准;Cs-137 的半衰期为 30.01 a,释放出 β 和 γ 射线,释放入环境中对环境造成长期放射性污染,被人体吸收后积累在肺、红骨髓和甲状腺中,造成人体内照射;Xe-133 和 Kr-85 是产额较高、容易释放的气体放射性核素,切尔诺贝利核事故时释放百分比接近 100%^[9],半衰期分别为 5.3 d, 4.4 h, 放射出 β 和 γ 射线,对人体造成外照射。

1.2 BP 神经网络算法

BP 神经网络是具有高度非线性映射能力的多层前馈神经网络,通过学习自动提取输入、输出数据间规则,并自适应地将学习内容记忆于网络权值之中;对未见过的或有噪声污染的模式进行正确的分类,将学习成果应用于新知识中;并且具有高度容错性。

BP 神经网络分为训练和测试两个过程。训练过程分为两部分:(1)事先设置权值和阈值,输入大量学习样本后,从网络的第一层向后计算,得到各神经元的输出;(2)从最后一层向前计算各权值和阈值的梯度,以此为依据对权值和阈值进行修改。两个过程不断交替进行,达到收敛后,即可认为训练过程完成^[10]。

2 BP 神经网络四核素源项反演的模型设计

2.1 数据获取

本文使用国际通用的国际辐射评价程序(InterRAS)来进行数据获取。InterRAS 所使用的大气扩散模式是拉格朗日烟团模式,剂量模式提供了一个站在户外的人的总有效剂量,说明书中给出至少运行 1 个燃料供给周期的轻水堆关闭 30 min 后堆芯释放总量。本文根据美国^[11]、法国^[12]给出的不同假想事故类型中裂变核素释放份额,以及 IAEA-955 技术报告^[13]给出的至少运行 1 个燃料供给周期的轻水堆关闭 30 min 后堆芯释放总量,计算出该种核素在不同事故严重程度情况下的释放量,共 12 个事故源项。释放高度选取 10, 20, 30, 40, 50, 60 和 70 m 7 个梯度;大气稳定度选择 A, B, C, D, E 和 F 6 个梯度;风速选择 2, 4, 6, 8 和 10 m/s 5 个梯度;风向选择 0°, 45°, 90°, 135°, 180°, 225°, 270° 和 315° 8 个方向;天气状况根据 InterRAS 提供的选项选择无降水、小雨、中雨、大雨、小雪、中雪和大雪 7 种情况,与 12 组释放率进行循环,释放率数据如表 1 所示。监测距离根据 InterRAS 提供的结果共有 1, 2, 5, 25 和 50 km 5 个距离,使用 InterRAS 计算出共 201 600 组数据。

2.2 BP 神经网络模型构建

本文所使用的 BP 神经网络为单隐含层 BP 神经网络结构,如图 1 所示。结构中包括输入层、隐含层和输出层 3 部分。输入层 $X_1, X_2, X_3, \dots, X_7$ 分别对应着释放高度、稳定度、风向、降雨、风速、监测点距释放点距离和 γ 辐射剂量率等数据。输出层 Z_1, Z_2, Z_3, Z_4 分别表示 4 种核素的释放率。

表1 12组释放率

Tab. 1 12 groups of release rate

(kBq · h⁻¹)

裂变产物	第1组	第2组	第3组	第4组	第5组	第6组
I-131	4.41×10^{15}	4.41×10^{15}	4.20×10^{14}	9.45×10^{13}	2.36×10^{13}	6.30×10^{11}
Cs-137	1.39×10^{14}	1.74×10^{14}	2.32×10^{13}	2.32×10^{12}	3.92×10^{11}	3.48×10^{10}
Xe-133	1.13×10^{16}	1.13×10^{16}	3.35×10^{15}	1.26×10^{15}	4.72×10^{14}	4.72×10^{14}
Kr-85	3.73×10^{13}	3.73×10^{13}	1.10×10^{13}	4.14×10^{12}	1.55×10^{12}	1.55×10^{12}
裂变产物	第7组	第8组	第9组	第10组	第11组	第12组
I-131	1.58×10^{10}	6.30×10^{11}	6.30×10^8	1.89×10^{15}	8.51×10^{13}	9.45×10^{12}
Cs-137	4.35×10^8	1.74×10^{11}	2.09×10^8	6.96×10^{13}	9.57×10^{12}	6.09×10^{11}
Xe-133	9.44×10^{12}	2.52×10^{13}	3.77×10^{10}	5.03×10^{15}	4.72×10^{15}	4.72×10^{15}
Kr-85	3.11×10^{10}	8.28×10^{10}	1.24×10^8	1.66×10^{13}	1.55×10^{13}	1.55×10^{13}

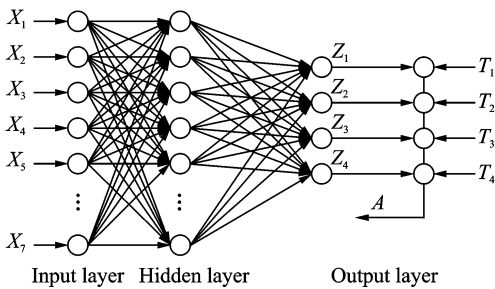


图1 核事故源项反演 BP 神经网络结构

Fig. 1 BP network structure in source term inversion of nuclear accident

T_1, T_2, T_3, T_4 分别表示 4 种核素的实际释放率。 A 为反传误差。

文中使用的 BP 神经网络方法为适用于大量数据的动量 BP (Momentum backpropagation, MOBP) 算法。该算法以前一次的修正结果来影响本次修正量, 当前一次修正量过大时, 对修正量进行调整, 从而使本次修正量减小, 起到减小震荡的作用; 当前一次修正量过小时, 使本次修正量增大, 起到加速修正的作用。这一方法可以使用较大的学习率, 不会造成学习过程的发散, 加快收敛速率, 减少训练时间, 适用于数据较为庞大的情况。

3 BP 神经网络 4 种核素的训练与源项反演测试

3.1 4 种核素的 BP 神经网络训练

从通过 InterRAS 计算得到的 201 600 组数据中随机选取 50 000 组数据做为 BP 神经网络的训练数据, 通过调节隐含层节点数, 考察隐含层节点数的变化对训练平均误差的影响。设置最长步数为 100 000, 学习速率为 0.01, 动量为 0.8。将 4 种核素的实际释放率与 BP 神经网络训练后的输出数据进行比较, 求相对误差并分别取平均值, 得到

4 种核素平均误差随隐含层节点数变化, 如图 2 所示。从图 2 中可以看出, Cs-137 的平均误差总是最小, I-131 次之, Xe-133 与 Kr-85 的平均误差最大。从变化趋势来看, I-131 与 Cs-137 的变化趋势相同, Xe-133 与 Kr-85 的变化趋势相同。随着隐含层节点数的增加, Cs-137 与 I-131 的训练平均误差先减小后增大, 当隐含层节点数为 25 时, Cs-137 与 I-131 的训练平均误差最小, Cs-137 与 I-131 的训练平均误差随节点数变化无明显变化。随着隐含层节点数的变化, 训练均方差在节点数为 25 时最小, 训练时间随节点数增加而增加, 如表 2 所示。因此, 在节点数为 5~60 之间, 当最长步长、学习率和动量固定, 隐含层节点数为 25 时, 训练效果最好。

文中所使用的动量 BP 算法可以适应较大学习率, 固定隐含层节点数为 25, 最长步数为 100 000 步, 动量为 0.8, 增大学习速率为 0.05, 0.10, 0.20, 平均误差随学习速率变化如图 3 所示。由图 3 可见, 学习速率为 0.2 时, I-131, Cs-137, Xe-133, Kr-85 的相对误差分别为: 56.7%, 49.7%, 92.3% 和 92.0%。均方差随学习速率变化如表 3 所示。随

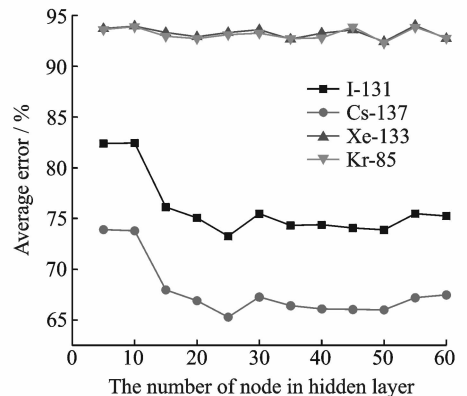


图2 隐含层节点数对模型的影响

Fig. 2 Average errors with different node numbers in hidden layer

表 2 训练均方差、训练时间随隐含层节点数变化情况

Tab. 2 Changes of training mean square error and training time with node numbers in hidden layer

隐含层节点数	5	10	15	20	25	30	35	40	45	50	55	60
均方差	0.489	0.489	0.437	0.425	0.411	0.429	0.420	0.418	0.415	0.414	0.425	0.429
训练时间/min	129	143	158	166	183	196	233	251	307	319	312	322

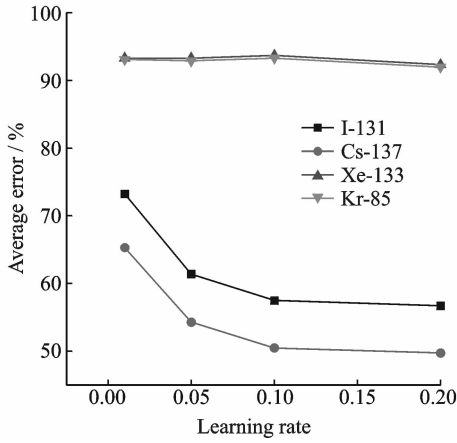


图 3 学习率对模型的影响

Fig. 3 Effect of learning rate on model

学习速率增大,训练均方差减小,但减小趋势逐渐变缓;I-131,Cs-137 的训练平均误差减小,变化趋势与训练均方误差相同;Xe-133,Kr-85 的训练平均误差无明显变化现象。

3.2 源项反演测试

从使用 InterRAS 计算得出的 21 600 组数据中随机选取 1 000 组数据对隐含层节点数为 25,学习率为 0.2 的训练结果进行源项反演测试,完成源项反演时间不超过 5 s。表 4 为输出源项与实际源项间平均相对误差。部分反演结果如图 4 所示,具体相对误差如图 5 所示。对 4 种核素相对误差进行统计,I-131,Cs-137,Xe-133 和 Kr-85 相对误差低于 50%的数据分别占总数据的 80.4%,80.4%,38.4%和 38.4%。

表 3 训练均方差、训练时间随学习速率变化情况

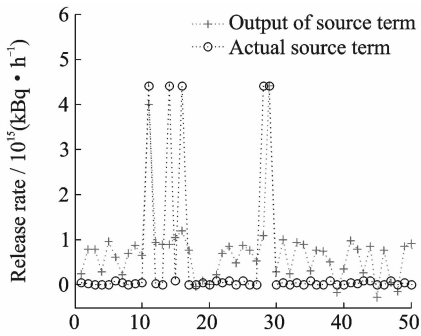
Tab. 3 Changes of training mean square error and training time with learning rate

学习率	0.01	0.05	0.10	0.20
均方差	0.411	0.319	0.281	0.272
训练时间/min	183	182	191	164

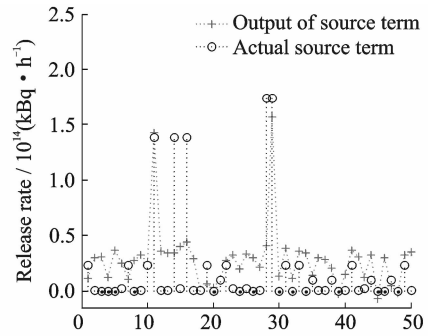
表 4 输出源项与实际源项间平均相对误差

Tab. 4 Average relative error between output and actual source terms

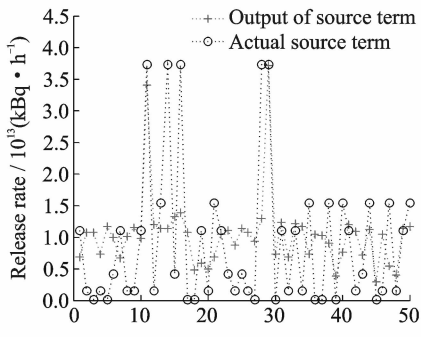
释放核素	I-131	Cs-137	Xe-133	Kr-85
平均相对误差/%	56.7	49.1	92.4	92.0



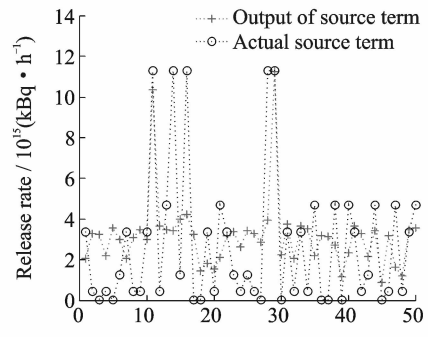
(a) Test result of I-131



(b) Test result of Cs-137



(c) Test result of Xe-133



(d) Test result of Kr-85

图 4 I-131,Cs-137,Xe-133 和 Kr-85 释放率测试结果

Fig. 4 Release rates of I-131,Cs-137, Xe-133 and Kr-85

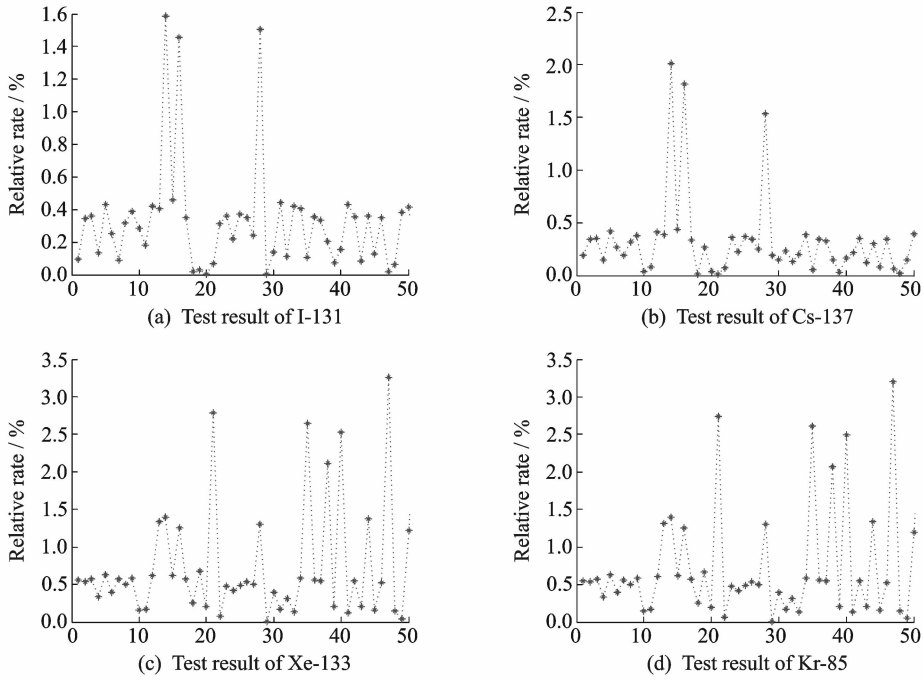


图5 I-131,Cs-137,Xe-133 和 Kr-85 相对误差测试结果

Fig.5 Relative errors for I-131,Cs-137,Xe-133 and Kr-85

4 结 论

本文基于 BP 神经网络,设计和实现了核事故时 I-131,Cs-137,Xe-133 和 Kr-85 释放率源项反演算法。使用 Matlab 软件对该算法进行了数值实验,结果表明:

(1) 隐含层节点数变化对训练平均误差有一定影响,在一定范围内增大隐含层节点数可减小训练平均误差,但不是越大越好,需要进行多次试验确定。

(2) 增大学习速率可减小训练平均误差,但减小速率随学习速率的增大逐渐变缓,需要选取合适的学习速率进行训练。

(3) 对测试后输出源项与实际源项进行比较,4 种核素相对误差低于 50% 分别占总测试数据的 80.4%,80.4%,38.4%,38.4%;I-131,Cs-137 的反演结果比较理想。从源项释放数据看,I-131,Cs-137 的释放数据比较分散,Xe-133,Kr-85 的释放数据比较集中在某一数量级,可能导致 BP 神经网络学习结果不理想,使测试相对误差较大。

参考文献:

[1] Jeong H J, Kim E H, Kyung-Suk, et al. Determination of the source term released into the environment from

a nuclear power plant[J]. Radiation Protection Dosimetry, 2005, 113(3): 308-313.

[2] 宁莎莎, 蒯琳萍. 混合遗传算法在核事故源项反演中的应用[J]. 原子能科学技术, 2012, 46(增 1): 469-472.

Ning Shasha, Kuai Linping. Back-calculation of source terms by hybrid genetic algorithm in nuclear power plant accident[J]. Atomic Energy Science and Technology, 2012, 46(S1): 469-472.

[3] 凌永生, 侯文宇, 贾文宝, 等. 基于 BP 神经网络的核事故源项反演方法研究[J]. 中国安全科学学报, 2014, 24(8): 21-25.

Ling Yongsheng, Hou Wenyu, Jia Wenbao, et al. Study on nuclear accident source term inversion based on BP neural network[J]. China Safety Science Journal, 2014, 24(8): 21-25.

[4] 唐秀欢, 包丽红, 李华, 等. 卡尔曼滤波反演核设施核事故中核素释放率的研究[J]. 原子能科学技术, 2014, 48(10): 1915-1920.

Tang Xiuhuan, Bao Lihong, Li Hua, et al. Radionuclide release rate inversion of nuclear accidents in nuclear facility based on Kalman filter[J]. Atomic Energy Science and Technology, 2014, 48(10): 1915-1920.

[5] Drew M. Data assimilation on atmospheric dispersion of radioactive materials[D]. Denmark: Technical University of Denmark, 2004.

[6] 唐秀欢, 包丽红, 李华. 核事故实时释放量集合卡尔

- 曼滤波反演算法研究[J]. 原子能科学技术, 2014, 48 (增刊): 416-420.
- Tang Xiuhuan, Bao Lihong, Li Hua. Inversion algorithm for nuclear accident instantaneous release quantity based on ensemble Kalman filter[J]. Atomic Energy Science and Technology, 2014, 48 (Suppl): 416-420.
- [7] Eckerman K F, Ryman J. External exposure to radio nuclides in air, water, and soil[R]. EPA-402-R-93-081, Federal Guidance Report No. 12, 1993.
- [8] ICRP. Age-dependent dose to members of the public from intake of radio nuclides, Part 4: Inhalation dose coefficients[M]. [S. l.]: SAGE Publications Ltd, 1995.
- [9] 王醒宇, 康凌. 核事故后果评价方法及其新发展[M]. 北京: 原子能出版社, 2003.
- Wang Xingyu, Kang Ling. Nuclear accident consequence assessment method and its new development [M]. Beijing: Atomic Energy Press, 2003.
- [10] Zurada J M. Introduction to artificial neural systems [M]. New York: West Publishing Company, 1992: 37-72.
- [11] 施仲齐. 核或辐射应急的准备与响应[M]. 北京: 原子能出版社, 2010.
- Shi Zhongqi. Nuclear and radiation emergency preparedness and response[M]. Beijing: Atomic Energy Press, 2010.
- [12] Queniat D, Sugier A, Lochard J. Consideration of postaccident consequences in the determination of safety objectives for future nuclear power plants in france[J]. Nuclear Safety, 1994, 35(2): 179-186.
- [13] IAEA. Generic assessment procedures for determining protective actions during a reactor accident[R]. IAEA-TECDOC-955, 1997.