

人工神经元网络在电力系统 中应用的新进展 (二)*

韩祯祥 文福拴

(浙江大学, 杭州)

2. 3 电力系统负荷预报

前已述及, ANN 适于解决时间序列预报问题(尤其是平稳随机过程的预报), 其在电力系统负荷预报中的应用理论上是可行的。ANN 一经引入电力系统, 负荷预报就成为其应用研究的一个主要领域。到目前为止, ANN 主要应用于短期负荷预报, 但也有人用 ANN 作过中长期负荷预报。ANN 应用于短期负荷预报要比应用于中长期负荷预报更为适宜, 因为短期负荷变化可认为是一个平稳的随机过程, 而长期负荷预报与国家或地区的政治、经济政策密切相关(通常会有大的转折, 不是一个平稳过程)。

文[56]首次提出了用 ANN 进行电力系统的负荷预报, 采用的是 BP 模型。研究了用不同的特征量(也即 BP 模型的输入量) 预报不同的负荷。第一种是利用预报日当天的三个温度参数(即最高、最低和平均温度) 预报当天的峰值负荷; 第二种是利用这三个温度参数预报当天的总负荷; 第三种是利用预报小时前两个小时的负荷和(平均) 温度以及预报小时的(预报) 温度来预测该小时的负荷。训练数据为历史数据, 预报只限于工作日(不包括周末和假日)。采用的网络模型结构比较简单, 但由于未对样本数据作适当的预处理, 训练时间相当长(3—7h)。此后, 又在上文的基础上作了一些改进与扩展工作 [57, 58], 提出了 BP 模型的自适应训练算法 [57], 该算法适于解决样本数据不太平稳时 BP 模型的训练问题且速度快, 应用于短期负荷预报时较标准 BP 算法有效。文[58]针对美国 Puget Sound and Light Company 的历史数据进行研究, 抽取了多种特征量, 设计了 24 个 ANN 来分别预报一天 24h 的负荷, 研究表明提出的方法是准确的, 与现有的商品化的预报软件相当。

文[59]也报导了用 ANN 进行短期负荷预报, 提出了对样本数据进行处理的一些有效方法, 并设计了 BP

模型的一种变形结构, 在输入和输出之间增加了一个线性连接, 通过这两种途径大大改善了 BP 模型的学习性能。在样本数据的选取方面, 提出了一种简单有效的方法, 即从历史数据中选取那些与预报时间的特征量(即 ANN 的输入量) 相似的数据(相似性用两个向量之间的欧氏距离来度量) 作为训练用的样本, 这样可以大大减少样本数据, 从而节省 ANN 的训练时间。文中提出的方法经过了大量的测试, 表明预报结果可与现有方法一样准确, 但速度快。

文[60]提出了用 Widrow 在 60 年代提出的 Adaline(自适应线性元件—ADaptive LINear Element) 模型 [14] 提前一周预报某天各小时的负荷。采用谱分析法将一个时间段内的负荷序列分解为基本负荷分量、低频负荷分量、高频负荷分量以及居民负荷和对气温灵敏的负荷, 每个负荷分量都用一个 Adaline 模型预报。Adaline 模型的学习算法速度快, 比 BP 模型快得多, 但这种模型只能处理线性问题, 这种方法能否得到准确的结果与具体的系统的负荷变化规律关系很大。

文[61]研究了 BP 模型中学习率参数 η 和动量参数 α 的取值对标准的 BP 模型学习算法的影响, 并提出了在 BP 模型的训练过程中根据目标函数(训练结果与期望值的偏差平方和) 在两次学习过程中的升降情况, 自动增加或减小 α 的取值, 以便制约寻优方向达到加速学习的目的。在此基础上, 以台湾电力系统作为研究对象, 设计了两个 ANN 来分别预报下一天的峰值负荷 L_p 和低谷负荷 L_n 。样本数据为过去几天的气象数据和负荷数据(30 个), 特征量(即 BP 模型的输入量) 包括: 预报日和前一天台湾三个地区的最高温度和最低温度以及与预报日负荷类型(即工作日, 星期天或假日) 相同的最近十天的最高温度、最低温度及峰值和低谷负荷, 总共有 46 个特征量。采用的 ANN 有 46 个输入节点、60

个隐蔽节点和一个输出节点。每小时的实际负荷 $L(i)$ 用下式计算：

$$L(i) = L_s(i)(L_t - L_u) + L_u \quad i = 1, 2, \dots, 24$$

式中, $L_s(i)$ 是根据历史数据计算得到的、已存贮于数据库中的该类型负荷的标准化数据。

研究表明, 文[61]设计的 ANN 的预报结果较专家系统方法准确。

文[62]提出的方法与上文[61]类似, 只是增加了用 Kohonen 模型识别负荷类型(即日期类型)或负荷模式。利用 Kohonen 模型的无导师学习(即自组织)特征, 可以发现不同于现有负荷模式的新模式, 以便在负荷预报时对这些新模式加以特别的处理, 提高预报结果的准确性。

文[63]研究了用 ANN 预报对气象敏感的负荷, 采用非完全连接的 BP 模型预报今后一周内每小时的负荷。用自回归积分滑动平均模型(ARIMA)分析了负荷变化趋势的周期行为, 依据历史负荷数据、气象数据、星期几和每天的预报时间与负荷的相关性分析结果选用了 12 个历史负荷数据(包括预报小时前三个小时的负荷数据、前两天这三个小时的负荷数据和上一周这两天相应的这三个小时的负荷数据)、6 个温度数据(预报日当天和前两天的平均温度和预报小时及其前两个小时的温度)、7 个表示星期几的数据和 5 个表示预报时间的数据等共 30 个作为 BP 模型的输入量。共用了 4 个 ANN 模型, 包括 1 个主 ANN 和 3 个辅助 ANN, 主 ANN 用于描述负荷与上述所有 30 个输入量的关系, 而 3 个辅助 ANN 则分别用于描述负荷与温度、负荷与温度及星期几以及负荷随每天的各小时的变化关系, 最后将这四个 ANN 组合成为一个非完全连结的 ANN 模型, 通过这种途径改善了 BP 模型的学习能力, 节约了训练时间。文中采用的 BP 的结构允许输入量与输出量直接连接, 这与文[59]采用的结构类似, 对改善 BP 模型的学习效率也有一定的作用。

除了上面介绍的几篇文章以外, 文[64~70]也都作了用 ANN 进行短期负荷预报的工作, 在特征量的选取、用 ANN 表示的方法等方面各有特色, 但几乎都是采用了 BP 模型或其改进形式。因篇幅所限, 不再详细介绍。

负荷预报是 ANN 在电力系统应用中最合适的一个领域, 也是到目前为止研究得最多的一个课题, 目前已取得了接近实用的研究结果。初步成果表明, 预报结果可能比其它方法更准确, 具有实用的前景。但这种方法在实施时有很多实际问题需要解决, 且这些问题与具体系统情况有关。对某一系统设计的性能良好的 ANN 结

构如果直接应用于另一个系统, 预报性能可能很差。因而对不同的系统应根据其负荷变化的规律及气象变化规律来选取不同的特征参量, 不同的数据处理方法, 不同的 ANN 模型与结构。总之, 要对具体系统作具体处理。

2. 4 配电网线损计算

现有的计算配电网线损的一些方法, 如日均方根电流法, 要求动员人力、物力才能收集到必要和充分的运行资料, 难以经常进行。回归分析方法可以用于配电网线损的快速计算。基于有代表性的配电网线损与特征参数(如输电线的月有功功率和无功功率供电量)数据, 可得到回归方程, 而后可用回归方程快速计算线损。确定回归方程的函数形式需要丰富的经验, 且任何具体形式的回归方程不可能很好地表示出线损与特征参数间固有的、可能极其复杂的非线性关系, 也不可能对任何配电网都适用。因而这种方法难以得到很准确的结果, 且不同的配电网需要采用不同形式的回归方程。

最近, 我们就 ANN 在配电网线损计算中的应用作了较为系统的研究[71~73], 提出了基于分群算法和 BP 模型的计算方法。与回归分析法比较, 提出的基于 ANN 的方法不需要确定回归方程, 而且是广泛适用的。BP 模型理论上可映射任意复杂的非线性关系, 因而适于模拟线损与特征参数间的非线性关系, 而且由于其是面向数据的, 因而对任何配电网都适合。但计算表明, 当样本的因变量(BP 模型的输出量)数据很分散时, 由于计算机舍入误差的影响, BP 模型很难训练到高精度, 甚至不如常规的回归分析法。而配电网中各种馈线的结构及负荷相差较大, 相应地, 线损值的差别也很大, 采用 BP 模型时就存在上述问题。为此, 文[71]考虑了线损与特征参数之间的关系, 提出了一种专用的分群算法。而文[72]则采用 Kohonen 模型将样本数据分群, 这种分群方法是通用的。经计算验证, 这两种分群方法都能将因变量相差不大的样本分为一个群, 这对提高 BP 模型的训练精度与效率起了很大的作用, 都得到了很准确的结果。文[73]又在[71]的基础上, 比较 BP 模型的五种学习算法, 发现基于对数似然费用函数的学习算法的性能远优于标准的 BP 模型学习算法[1, 2], 且与标准算法一样简单, 是一种很值得推荐的算法。此外, 文[71~73]中还采用了对样本数据中自变量和因变量进行处理的措施, 这些措施对改善 BP 模型的学习性能也是十分有效的。采用上述方法得到的结果可比文[74]采用分群算法和回归分析法得到的结果准确 300 多倍[73. b], 有实用价值。

通过这项研究, 我们体会到样本数据的处理对

ANN 的学习性能影响很大, 必须认真对待, 才有可能得到比较好的结果并大大改善 ANN 的学习效率。

2. 5 机组最优组合、发电规划及拓扑可观性分析

这几个问题在数学上都属于组合优化问题, 其中前两个问题是非线性混合整数规划问题, 而最后一个则可表示为 0—1 整数规划问题。对这几个问题, 目前尚不存在十分有效的解决办法, 研究的目标是如何快速地求得全局最优解或很接近全局最优解的次最优解, 另外还没有简单的办法来判断解的质量。ANN 有可能成为解决这些问题的一个较好途径, 但目前的研究是十分初步的, 还很难对其应用前景作比较准确的估计。这方面文章还比较少, 下面简要介绍一下。

论文[75]提出了采用 BP 模型和动态规划技术相结合求解机组最优组合问题的新方法。将一天按小时分为 24 个时段, 首先针对一天各时段的典型负荷轮廓, 用数学规划技术和运行人员的经验确定相应的最优组合计划, 以此作为样本集。用各小时的负荷数据作为 ANN 的输入, 参加机组组合调度计划的机组的开停机状况作为 ANN 的输出来训练 ANN。如果样本集中包括了运行中可能的多种负荷轮廓, 则可根据预报的一天各小时的负荷由 ANN 来确定最优的机组组合状态。如果负荷的轮廓与样本集中所包含的各种情形都相差较远, 则由 ANN 得到的机组组合状态是模糊的 (即有些机组的状态不确定)。论文提出的联合方法就是从这种模糊的状态出发, 由一种改进的动态规划法来确定最后的组合状态。ANN 的作用就是为动态规划法提供一个较为接近最优 (或次最优) 状态的初值, 避免搜索的盲目性, 从而节约计算时间。对一个 26 机系统的研究表明, 这种方法较单纯的动态规划法计算速度快。但 ANN 在这里起的只是辅助作用, 主要的工作仍是由动态规划法完成的。

文 [76] 提出了联合采用 Hopfield 连续 ANN 模型 [4] 以及蔡少棠等人提出的非线性规划 ANN 模型 [12] 求解机组最优组合和经济调度问题。构造了一个 ANN 动力学系统, 其能量函数就是机组最优组合问题的目标函数。通过求解 ANN 动力学系统直到稳态, 就可以得到机组最优组合问题的解。但这种方法尚不能处理机组启动费用随停机时间的变化关系, 另外用 ANN 求解过程中的有些参数尚是凭经验确定的。

文[77]讨论了用 ANN 求解机组最优组合问题的可行性, 但没有得出明确的结论。用一个简单的例子作了分析, 探讨了用 BP 模型求解的方法 (基本原理与 [75] 类似, 但排除了使用动态规划方法), 讨论了问题的表示方法及合适的 ANN 结构。

文[78]提出了基于一类非线性规划 ANN 模型的机组最优组合问题的方法, 求解思路与 [76] 类似, 但能量函数的构造、约束的处理不同于文 [76]。该方法与文 [76] 存在一样的缺点, 还有许多问题需要进一步研究。

文 [79] 提出了基于改进的 Hopfield 连续 ANN 模型求解发电扩展规划问题的新方法。首先将该问题作了一些简化处理, 将其表示为 0—1 整数规划问题。采用的改进 Hopfield 连续 ANN 模型能够较为有效地解决有不等式约束的 0—1 整数规划问题, 对 10 个规划阶段 20 台候选机所作的发电规划表明, 提出的方法是有效的。文 [80] 采用了与上文 [79] 类似的改进的 Hopfield 连续 ANN 模型求解机组最优组合问题, 包括两步: 先用 ANN 确定机组启停计划 (表示为 0—1 整数规划问题), 之后再用常规方法确定发电机的出力。该方法只能处理发电机耗量特性曲线为线性、启动耗量为常数的情形。所提出的方法用一个 30 机组 20 时段的机组组合问题作了测试, 并与 Lagrangian 松弛法作了比较。结果表明: 所提出的方法在常规的计算机上实现时, 无论是在收敛性还是在准确性方面都不如 Lagrangian 松弛法好。这两个工作 [79, 80] 表明 Hopfield 类 ANN 模型能够求解较大规模的电力系统问题, 但在常规的计算机上实现时未必比现有方法好。

文 [81, 82] 分别提出了用 Hopfield 连续 ANN 模型和改进的 Boltzmann 机进行拓扑可观性分析。首先将拓扑可观性问题表示为具有不等式约束的 0—1 整数规划问题, 并采用松弛变量法将不等式约束变为等式约束, 在此基础上, 文 [81] 提出了直接用 Hopfield 连续 ANN 模型求解的方法。这种方法有一个缺点, 就是可能陷入局部极小点, 因为用 Hopfield 连续 ANN 模型求解优化问题是基于梯度法寻优的原理。为了克服局部极小点问题, 文 [82] 又提出了基于 Boltzmann 机求解的方法, 这是一种随机寻优技术 (与模拟退火法类似), 允许变量以一定的概率从一种状态转移到另一种状态, 从而跳出局部极小点, 并以较大的概率收敛于全局极小点。但基于 Boltzmann 机的求解方法的速度远慢于基于 Hopfield 连续 ANN 模型的方法, 为了减小问题的复杂性以节省计算时间, 文 [82] 采用了一种新的技术来处理不等式约束, 消去了松弛变量, 对 Boltzmann 机作了一点改进。通过这种措施减少了 Boltzmann 机中的神经元的数目, 提高了计算速度。事实上, 文 [81] 提出的方法也可以作类似的改进, 以提高计算效率。比较而言, 用 (改进) Hopfield 连续 ANN 模型求解时速度较快, 但易陷入局部极小点, 而基于改进 Boltzmann 机的方法能以较大的概率收敛到全局最优解, 但却是以增加计算时间作为代价。

的。用 Hopfield 连续 ANN 模型和 Boltzmann 机求解拓扑可观性问题是比较合适的, 但文 [81, 82] 都只给出了简单的算例, 这种方法能否较好地解决大规模问题值得进一步研究, 与此有关的一个主要问题是如何适当给定这些模型中的一些参数。另外, 与现有方法进行比较研究也是一个重要的问题。

2. 6 经济运行

经济调度与无功优化是电力系统经济运行的两个方面, 而最优潮流则可以将二者有机地统一起来。基于数学规划技术的优化理论已比较成功地应用于求解电力系统的经济运行问题, 其中牛顿法最优潮流比较引人注目。但对于大规模电力系统, 这些方法的计算量较大, 用于实时经济调度还有困难。由于 ANN 具有并行分布式的处理特性, 如能将经济运行问题构造适合于 ANN 解决的形式, 则可用 ANN 硬件或并行计算机求解, 具有实时应用的潜力。目前的研究都是在串行计算机上模拟进行的, 由于串行机无法体现 ANN 的细颗粒状的并行处理的优点, 因而其优越性尚未能体现出来。

文 [83] 研究了用 Hopfield 连续 ANN 模型 [3] 的一种概率形式求解动态经济调度问题, 采用了启发式的方法处理大量的约束, 用概率搜索来避免优化过程中可能陷入局部极小点的问题。文 [84] 将 Hopfield 连续 ANN 模型引入最优潮流计算。首先将最优潮流问题表示为顺序的二次规划问题, 之后直接用 Hopfield 连续 ANN 模型求解。文章还探讨了解的可行性与 Hopfield 连续 ANN 模型的能量函数中的参数取值之间的关系。文 [85] 提出了用一种改进的 Hopfield 连续 ANN 模型求解无功电源最优分布和经济调度, 构造的 ANN 模型可以直接处理多项式形式的等式和不等式约束, 避免了对此作简化的线性化处理所引入的误差。

文 [86] 提出了用 BP 模型对多抽头的配电网电容器进行实时控制, 以求得网损最小。采用了两层的 ANN 结构, 第一层的 ANN 以输电线的有功功率和无功功率、电压模值及电容器目前的抽头位置作输入量, 电网负荷轮廓作输出量, 其作用是由系统运行状态估计负荷情况。第二层的 ANN 由第一层的 ANN 的输出量作为其输入量, 待估计的电容器的抽头位置作为输出量, 其作用是由系统的负荷情况决定最优的电容器抽头位置。配电网被分为多个子系统, 每一层的 ANN 都由多个 ANN 组成, 每个 ANN 处理一个子系统。这样, 采用的 ANN 的总体结构是分层分布式的, 这种结构要求的 ANN 离线训练时间少。

文 [87] 作了与上文 [86] 类似的工作, 只是在特征量的选取方面有所不同。采用了单个 ANN(BP 模型),

其输入量(特征量)为电容器所在节点以及对电容器的作用比较灵敏的一些节点(由灵敏度分析得到)的有功功率、无功功率和电压模值, 输出量为电容器产生的无功功率。还比较了 BP 模型的标准学习算法和基于 Cauchy 分布的学习算法, 研究表明后一种算法较为有效。

文 [88] 研究了用遗传算法 [19] 确定无功最优配置问题, 即求解在何处加装无功补偿设备并确定其类型及容量, 在满足电力系统安全约束条件下求得经济上的最优, 这是一个混合整数优化问题。用遗传算法求解这一问题具有下述优点: 遗传算法是从一群初始点同时出发搜索最优点, 并用概率转移规则指导搜索方向, 增加了求得全局最优解的概率, 而且这种方法不需要目标函数及约束条件的导数信息, 适应范围广。但这种方法的速度较慢, 在串行计算机上求解大规模问题有困难。

文 [89] 提出了用 BP 模型实现配电网结构重构, 以求得网损最小。原理是: 首先根据每个地区负荷的测量数据(有功功率和无功功率)利用一组 BP 模型估计负荷水平, 之后根据负荷水平再由另一组 BP 模型决定期望的系统拓扑结构(网损最小的拓扑结构), 最后比较当前的和期望的系统拓扑结构决定控制策略(开关操作顺序)。采用的 ANN 结构是分层分布式的, 与文 [86] 设计的结构类同。

2. 7 ANN 的电路实现

ANN 的硬件实现是一个重要的课题, 已取得了不少成果, 但在电力系统中的应用才刚刚起步。目前的研究还只限于用模拟电路来实现优化 ANN 模型(即 Hopfield 类 ANN 模型), 电路的实现方案都是为具体问题而设计的, 权值还不能自动调整。初步成果表明 ANN 的模拟电路实现可以解决一些小规模的在线计算问题, 大规模的计算问题需要用集成电路实现的 ANN。另外, 优化 ANN 模型本身还有一些理论问题尚待解决, 如电路参数扰动情形下的混沌行为等。这方面的文章只见到两篇, 下面作一介绍。

文 [90] 采用蔡少棠等人提出的非线性规划 ANN [12] 的电路实现来估计谐波分量的模值和相角。优化的目标是几个采样点的估计值和采样值的偏差平方和为最小, 这是一个二次函数的优化问题。文中提出了两种电路实现方案, 第一种方案采用了多个采样值的并行处理方式, 速度很快, 但电路结构复杂, 成本高; 第二种方案采用了一种自适应连续估计的方式, 每次估计只用一个采样值, 速度较慢, 但电路结构简单, 成本低。研究表明, 提出的电路实现方案满足实时要求, 结果准确且鲁棒性好, 很有实用前景。但用这种电路实现方法来

估计参数是否会陷入局部极小点,理论上还没有解决,文中只证明了求得全局最优解的必要条件,而其充分性还未能证明。

文[91]设计了一种电路模型求解具有等式约束和不等式约束的非线性规划问题,并将其应用于求解无功电源最优配置问题。采用了积木块式的电路实现方案,比较简单,易于实现。对一个简单的算例作了计算,证明了其正确性。但正如该文所指出的那样,由于权值采用了电阻来模拟,难以自动修改,且模拟精度难以保证,这些问题都需要进一步解决。另外,权值的对称性要求不能很好满足时,系统能否具有较好的性能也是一个值得研究的问题。

2. 8 电力系统的控制

随着人工智能理论的发展,专家控制理论、模糊控制理论及人工神经元网络控制理论也应运而行。从本质上讲,专家控制和模糊控制的原理是类似的,都是基于专家的经验提取一些规则,模仿人类的思维活动,而抛开繁杂的数学模型,只是具体的处理方法有所不同。这两种方法的可行性很大程度上取决于人的经验,对于难以建立数学模型而又易于提取出控制规则的问题,不失为有前途的方法。ANN 控制则是利用 ANN 的预测、估计与联想能力,实现系统状态与参数的辨识与控制。对于那些难以建立数学模型而又缺乏经验的控制问题,如很多化工过程控制问题,用 ANN 控制比较合适。对于那些数学模型极其复杂、目前用其它方法无法较好解决的控制问题,ANN 控制是一种可能的途径。ANN 控制在电力系统中的应用刚刚起步,从现有的工作中还很难估计其应用前景。

文[92]提出了基于 ANN 的自适应控制系统设计的方法,并就其在同步电机的非线性控制中的应用作了仿真研究。这种方法利用了 ANN 的自组织和预测估计能力,原理上是一种模式识别方法。通过联合使用有导师学习和无导师学习的思想设计了联想记忆系统,无导师学习算法采用了常规的分群(聚类)算法,有导师学习算法采用了函数连结网 FLN 模型。ANN 控制系统包括了两个主要的模块:ANN 预测器和 ANN 控制器。ANN 预测器利用实时信息得到动态模型的分布式表示结构,ANN 控制器则利用实时得到的系统分布式模型,给出控制措施,以保证系统稳定。

文[93]研究了基于 ANN 的模糊控制理论在发电机稳定控制中的应用。在提取模糊规则时,利用了最优控制的增益作为模糊规则的条件部分,ANN 的作用是根据系统运行状态的变化调整最优控制的增益,进而修改模糊规则,以改善系统运行点变化时的控制效果。采用

的 ANN 模型是 BP 模型,其输入量为系统的状态变量,输出量为最优控制的增益,样本数据为不同运行点的离线计算的结果。仿真表明,在系统运行点发生变化时提出的控制方法较最优控制方法鲁棒性好。

文[94]设计了用于汽轮发电机自适应控制的 ANN 调节器。该 ANN 调节器由两个分层的 ANN 组成,分别用于动态建模和自适应控制,采用的 ANN 模型均为 BP 模型。用 ANN 动态建模,速度快,原理简单,而用 ANN 实现自适应控制,不需要为此复杂系统选择参考模型,易于实现,这是 ANN 调节器的优点。但 ANN 需要离线训练,如何保证在各种运行情况下都有良好的行为是一个重要的问题。例如,控制过程不可避免地要涉及到离散信号,而完全由光滑的非线性节点(神经元)构成的 BP 模型能否较好地模拟这种过程值得研究。

2. 9 电力系统的其它领域

前面介绍了 ANN 在电力系统几个主要领域中的应用情况,下面对 ANN 在电力系统其它领域中的应用集中起来作一简要介绍。

文[95]提出了用 BP 模型对电力系统的谐波源作粗略识别,然后以此作为伪量测量,再用状态估计算法作准确识别,从而大大减少所需的固定安装的测量设备。文[96]提出了用 BP 模型识别谐波负荷类型,用各种谐波负荷产生的谐波成份作为 ANN 的输入,谐波负荷类型作为输出来训练 ANN,成功后即可根据测量的谐波成份由 ANN 识别谐波负荷的类型。文[97]提出了用 BP 模型估计电压谐波分量,以电压谐波的历史数据作为 ANN 的输入量,待估计时刻的电压谐波作为输出量,还比较了这种方法与现有十种方法的估计结果,证明了提出的方法与现有的最准确的方法相当。

文[98]提出了对扰动数据进行处理后,用 BP 模型分析扰动的原因(如设备停运、电容器投切和故障等)并提出可能的解决方案(如线路的适当布置、调节电压等),采用的特征量为付里叶变换得到的各次谐波分量以及冲激电流等。文[99]提出了用 BP 模型从畸变的波形中分离出原始的基波正弦信号的方法,用畸变波形数据作为 BP 模型的输入量,相应的基波正弦信号数据作为输出量。

文[100]采用 BP 模型辨识负荷的静态特性,即负荷的有功功率和无功功率随电压和频率变化的关系。而文[101]则研究了用 BP 模型近似地模拟负荷的动态特性,即有功功率和无功功率随电压、频率和时间的变化关系。

文[100]和[102]分别研究了用 Hopfield 类的优化 ANN 模型求解潮流计算问题。文[100]的方法是构

造一种改进的 Hopfield 模型, 可直接求解基于直角坐标的潮流方程。基本方法是: 将潮流计算问题表示为一个极小化问题, 从而可构造出相应的 ANN 模型, 可以证明该 ANN 系统是一个稳定的系统, 其稳定点即为潮流解。而文 [102] 则将 Hopfield 连续 ANN 模型 [4] 引入极坐标形式的牛顿—拉夫逊法潮流计算。首先将潮流方程线性化, 并将线性化后的方程表示为一个数学上的极小化问题, 用 Hopfield 模型求解此极小化问题, 之后循环迭代。也就是说, 牛顿—拉夫逊法潮流计算中求解线性方程组的任务由 Hopfield 连续模型来完成, 而不是采用通常的高斯消去法。这两种方法都适于用 ANN 硬件或 ANN 计算机求解, 在串行机上求解效率不高。文 [103] 提出的应用 Hopfield 连续模型 [4] 进行状态估计计算的原理与 [102] 类似, ANN 的作用也是求解线性方程组。

文 [104] 提出了基于 BP 模型的静态等值技术, 即利用边界节点和内部系统的部分信息估计外部系统对边界节点的功率注入。

文 [105] 展望了将 ANN 引入调度员培训仿真器的设计, 讨论了将 ANN 用于发电机的动态仿真的可行性, 并设计了与其它各个模块的结合方式, 分析了其有效性, 指出了通过引入 ANN 技术可实现快速、准确的动态仿真。

电流互感器测量的数据对设计保护算法至关重要, 但故障电流比较大时, 电流互感器可能会进入饱和状态, 从而输出畸变的电流波形。如何从畸变的波形中提取出真实的波形是一个重要的问题, 文 [106] 提出了基于 BP 模型的方法, 基本原理是用畸变波形的有关数据作为 ANN 的输入量, 真实波形的有关数据作为 ANN 的输出量, 用仿真数据或实测数据作为样本训练 ANN, 成功后 ANN 就可由畸变波形估计真实波形。

3 结束语

本文较为全面地介绍了 ANN 在电力系统中应用的现状, 力图覆盖这一领域的各个方面。由于资料不全, 某些很有意义的工作可能未能提到。但从本文所列举的并不十分完整的资料中已经可以看出, 在不到五年的时间内 ANN 在电力系统中的应用研究已经取得了很大的进展, 在某些领域(如短期负荷预报)已取得了接近实用的成果, 表明了其广阔的应用前景。不过总的来看, 目前的研究是十分初步的, 很多 ANN 模型还未能引入电力系统, 有很多问题值得研究或进一步研究。目前最为重要的问题是使 ANN 在电力系统某些领域中得以实际应用, 因为只有这样才能具有长久的生命力。但我们不

能寄希望于用 ANN 来解决电力系统的所有难题, 因为任何一门理论都有其适用范围, ANN 当然也不例外。目前这方面的研究方兴未艾, 已成为电力系统的一个研究方向, 我们希望本文所介绍的内容能够对国内这方面的研究起到促进作用。

参 考 文 献

为节省篇幅, 采用下面的简写:

ESAP = International Symposium on Expert Systems Application to Power Systems

ANNPS = International Forum on Applications of Neural Networks to Power Systems

- 56 Park DC et al. Electric Load Forecasting Using an Artificial Neural Network. IEEE Transactions on PWRS, 1991; Vol. 6: No. 2
- 57 Park DC et al. An Adaptively Trainable Neural Network Algorithm and Its Application to Electric Load Forecasting. Proc. of ANNPS' 91, Seattle, 1991
- 58 El-Sharkawi MA et al. Short-term Electric Load Forecasting Using an Adaptively Trained Layered Perceptron. ibid
- 59 Peng TM et al. Advancement in the Application of Neural Networks for Short-term Load Forecasting. IEEE PES 1991 Summer Meeting, PWRS
- 60 Peng TM et al. An Adaptive Neural Network Approach to One-week Ahead Load Forecasting. IEEE PES 1992 Summer Meeting, 92 SM 407-7 PWRS
- 61 K-L Ho et al. Short Term Load Forecasting Using a Multilayer neural Network with an Adaptive Learning Algorithm, IEEE PWRS, 1992; Vol. 7: No. 1,
- 62 Hsu YY et al. Design of Artificial Neural Networks for Short-term Load Forecasting. Part I and Part II. IEE Pt. C, 1991; Vol. 138: No. 5,
- 63 S-T Chen, DC Yu, A. R. Moghaddamio. Weather Sensitive Short-term load Forecasting Using Nonfully Connected Artificial Neural Network. IEEE PWRS, 1992; Vol. 7: No. 3
- 64 Srinivasan D et al. Short Term Load Forecasting Using Neural Network Approach. Proc. of ANNPS' 91, Seattle, 1991
- 65 Dillon TS et al. An Adaptive Neural Network Approach in Load Forecasting in a Power System. ibid

- 66 Conner JT et al. Recurrent Neural Networks and Load Forecasting. *ibid*
- 67 Lee KY et al. A Study on Neural Networks for Short-term Load Forecasting, *ibid*
- 68 Brace MC et al. Comparison of the Forecasting Accuracy of Neural Networks with Other Established Techniques, *ibid*
- 69 Hwang JN et al. Temporal Difference Method for Multi-step Prediction Application to Load Forecasting, *ibid*
- 70 Lee KY et al. Short-term Load Forecasting Using an Artificial Neural Network. *IEEE PWRS*, 1992; Vol. 7: No. 1
71. a 文福拴, 韩祯祥. 基于分群算法和人工神经元网络的配电网线损计算. *中国电机工程学报*, (已录用)
71. b Fushuan Wen, Zhenxiang Han. The Calculation of Energy Losses in Distribution Systems Based upon an Artificial Neural Network Model. *Proc. of ISEMA' 92*, Shenzhen, May 26—30, 1992
72. a 文福拴, 韩祯祥. 联合采用 Kohonen 模型和 BP 模型的配电网线损计算. *电工技术学报*. (修改稿)
72. b Fushuan Wen, Zhenxiang Han. Combined Use of Kohonen's Model and BP Model for the Calculation of Energy Losses in Distribution Systems. Accepted by Third Biennial Industrial Electric Power Applications Symposium. Louisiana, USA, 1992
73. a 文福拴, 韩祯祥. BP 模型几种学习算法的比较及其在配电网线损计算中的应用. 第八届全国高等学校电力系统及其自动化专业学术年会. 南京, 1992 年
73. b Wen Fushuan, Han Zhenxiang. The Characteristic Identification of Energy Losses in Distribution Systems Using an Artificial Neural Network. Accepted by Fourth Symposium on Expert Systems Application to Power Systems, January, 1993, Australia
- 74 杨秀台. 电力网线损的理论计算和分析. 北京, 水利电力出版社, 1985
- 75 Ouyang Z et al. A Hybrid Artificial Neural Network—dynamic Programming Approach to Unit Commitment. *IEEE PWRS*, 1992; Vol. 7: No. 1
- 76 Sendaula MH et al. Application of Artificial Neural Networks to Unit Commitment, *Proc. of ANNPS' 91*, Seattle, 1991
- 77 Ronne-Hansen P et al. Neural Networks as a tool for unit commitment, *ibid*
- 78 文福拴, 韩祯祥. 电力系统机组最优组合的人工神经元网络方法. *控制与决策*, 1992 年; 第 1 期
- 79 Sasaki H et al. A Solution of Generation Expansion Problem by Means of Neural Network. *Proc. of ANNPS' 91*, Seattle, 1991
- 80 Sasaki H, Watanabe M, Yokoyama R. A Solution Method of Unit Commitment by Artificial Neural Networks. *IEEE PWRS*, 1992; Vol. 7: No. 3
- 81 H. Mori et al. Power System Topological Observability Analysis Using a Neural Network Model, *Proc. of ESAP' 89*, Seattle, 1989
- 82 Mori H. Application of a Revised Boltzmann Machine to Topological Observability Analysis, *Proc. of ANNPS' 91*, Seattle, 1991
- 83 Fukuyama Y et al. An Application of Artificial Neural Network to Dynamic Economic Load Dispatching, *Proc. of ANNPS' 91*, Seattle, 1991
- 84 Mori H et al. Optimal Power Flow Calculation Using the Hopfield Net. *Proc. of ESAP' 91*, Tokyo—Kobe, 1991
- 85 文福拴, 韩祯祥. 人工神经元网络模型的无功电源最优分布和经济调度. *中国电机工程学报*, 1992 年; 第 3 期
- 86 Iwan Santoso N et al. Neural—net Based Real—time Control of Capacitors Installed on Distribution Systems. *IEEE PWRS*, 1990; Vol. 5: No. 1,
- 87 Dash PK et al. Artificial Neural Net Approach for Capacitor Placement in Power System, *Proc. of ANNPS' 91*, Seattle, 1991
- 88 V. Ajjarapu et al. Application of Genetic Based Algorithms to Optimal Capacitor Placement, *ibid*
- 89 Kim H et al. Artificial Neural—network Based Feeder Reconfiguration for Loss Reduction in Distribution Systems. *IEEE PES 92SM 503—3 PWRD*
- 90 Osowski S. Neural Network for Estimation of Harmonic Components in a Power System, *IEE Proc. Part C*, 1992; Vol. 139: No. 2
- 91 岑文辉, 戴文祥, 严君菁. 利用改进的 Hopfield 电路模型实现无功功率最优配置, 第七届全国高等学校电力系统及其自动化专业学术年会论文集(下). 济南, 1991
- 92 D. J. Sobajic, Y. H. Pao et al. Autonomous Adaptive

- Power System Control, Proc. of ESAP' 91, Tokyo—Kobe, 1991
- 93 Saitoh K, Iwamoto S. Application of Neural Network Based Fuzzy Control to Power System Generator, Proc. of ANNPS' 91, Seattle, 1991
- 94 Wu QH, B. W. Hogg BW et al. On-line Training of Neural Network Model and Controller for Turbogenerators, ibid
- 95 Hartana RK et al. Harmonic Source Monitoring and Identification Using Neural Networks. IEEE PWRS, 1990; Vol. 5: No. 4
- 96 Mori H et al. Identification of Harmonic Loads in Power Systems Using an Artificial Neural Network. Proc. of ESAP' 89, Seattle, 1989
- 97 Mori H et al. An Artificial Neural—net Based Method for Predicting Power System Voltage Harmonics. IEEE PWRD, 1992; Vol. 7: No. 1
- 98 Daniels RF. Power Quality Monitoring Using Neural Networks. Proc. of ANNPS' 91, Seattle, 1991
- 99 Jayaraman B et al. Neural Net Based Correction of Power System Distortion Caused by Switching Power Supplies, ibid
- 100 文福拴. 人工神经元网络在电力系统中的应用研究. 浙江大学博士学位论文, 1991年4月
- 101 Thomas RJ et al. Approximation of Power System Dynamic Load Characteristics by Artificial Neural Networks. Proc. of ANNPS' 91, Seattle, 1991
- 102 Hayashi Y et al. Introduction of Neural Network Theory to Newton—Raphson Load Flow, Proc. of ESAP' 91, Tokyo—Kobe 1991
- 103 T. Nakagawa et al. Neural Network Application to State Estimation Computation, Proc. of ANNPS' 91, Seattle, 1991
- 104 Yu Jilai, Liu Zuo. Artificial Neural Network Based Steady State Equivalents of Power Systems, ibid
- 105 Pao YH, Sobajic DJ. A Perspective on Use of Neural—net Computing in Training Simulator Design. ibid
- 106 Feser K et al. Application of Neural Networks in Numerical Busbar Protection Systems, ibid

THE NEW DEVELOPMENT OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS APPLICATION

Han Zhenxiang, Wen Fushuan
(Zhejiang University, Hangzhou)

ABSTRACT: This paper presents survey of the new development of artificial neural networks (ANN) application to power systems. The following nine application fields are included:

1. Steady and Dynamic Security Assessment;
2. Alarm Processing and Fault Diagnosis;
3. Short-term Load Forecasting;
4. The Calculation of Energy Losses in Distribution Systems;
5. Unit Commitment, Generation Planning and Topological Observability Analysis;
6. Economic Operation;
7. The Electronic Circuit Implementation of ANN;
8. Power System Control;
9. The Other Fields of Power Systems.