



第7章 智能系统

第20讲 混合系统



第20讲 混合系统

鉴于上述**传统的专家系统**主要是采用**符号计算方法**来建构，其共同弱点就是**知识更新很难自动完成**。系统一经形成，其中的知识（规则）无法自动更改以适应不断变化的环境。

于是人们开始运用各种**智能计算方法**来综合考虑专家系统的构造。这些方法除了符号逻辑之外，还有称为软计算的**模糊逻辑**、**神经网络**和**演化计算**。

将这些方法混合起来构造的智能系统，就称为**混合智能专家系统**。



1、神经专家系统

出于对符号逻辑方法局限性的补充以便使得机器的学习行为更符合人类学习过程中神经网络的活动，也是由于解决NP优化问题研究的需要，作为一种新兴的机器学习系统理论和方法，自80年代以来，在美国科学家赫普费尔（Hopfield, 1980）的创导下，**人工神经网络**研究再度兴起，并很快波及到了几乎人工智能研究的方方面面，产生了广泛的影响。将人工神经网络方法引入到智能系统的构建之中，并与传统的**符号逻辑方法**相结合，便形成了**神经专家智能系统**。



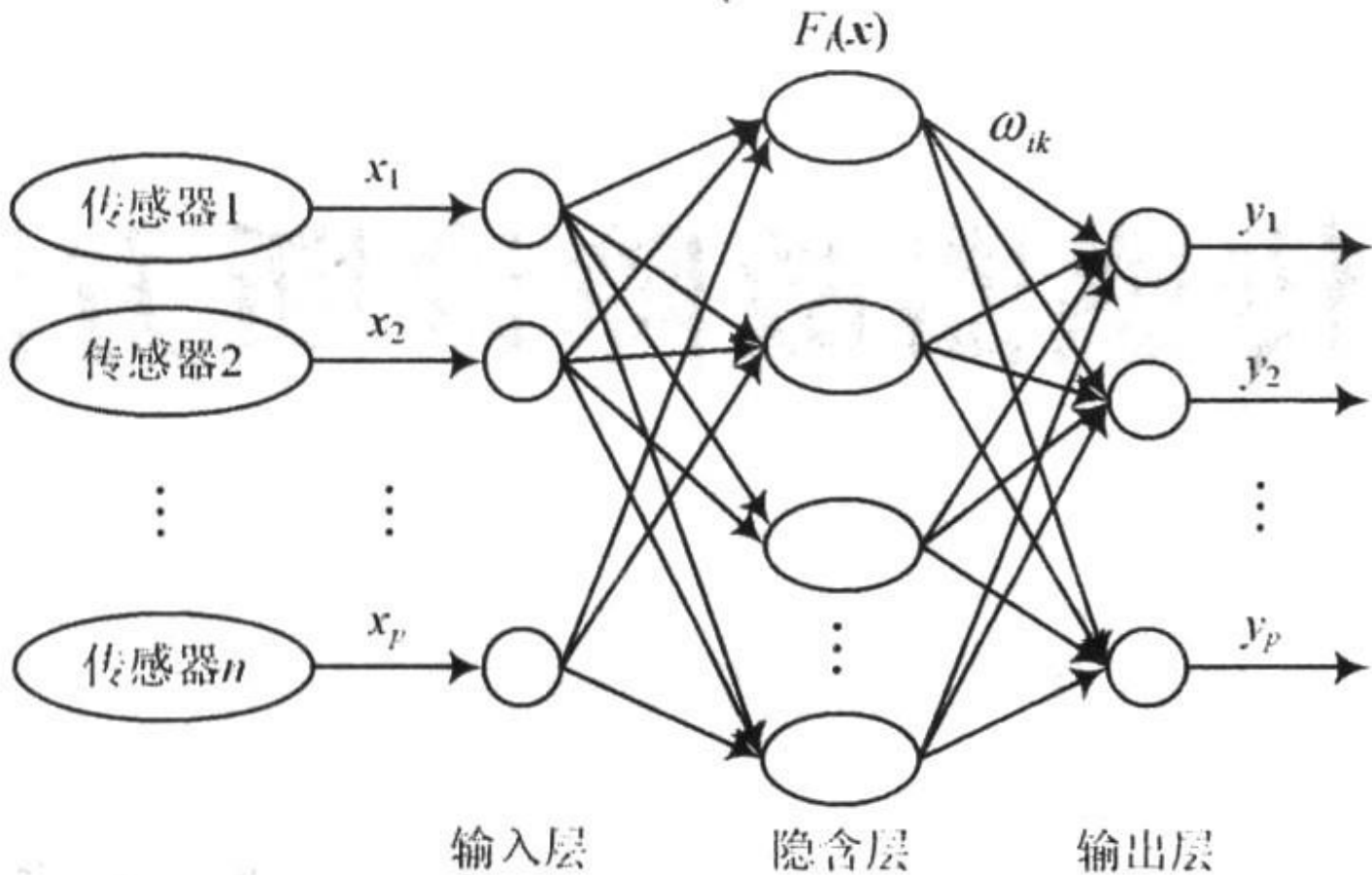
1、神经专家系统

所谓人工神经网络指的是一种由大量计算单元按一定结构互联而形成的一种大规模并行分布式计算系统，用以完成不同的智能处理任务。

这是一种非线性动力学系统，通过动态调节计算单元之间的联接权值来实现学习功能。



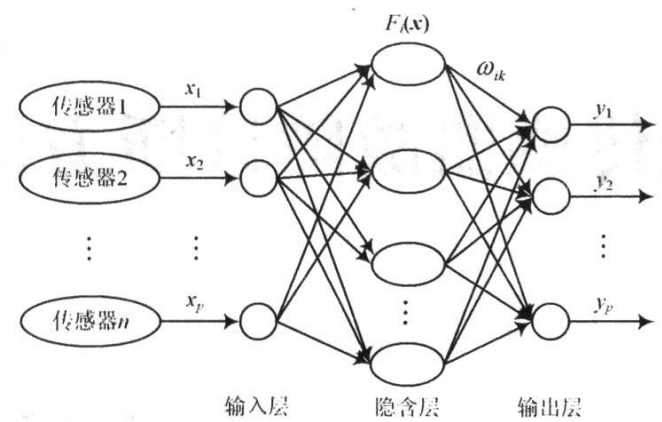
1、神经专家系统



神经网络学习原理

如图给出了人工神经网络的示意模型。其中每个单元都与上一层的所有单元连接。这里没有侧向连接或反向连接。其中的“内部表达单元”常被称为“隐单元”

1、神经专家系统



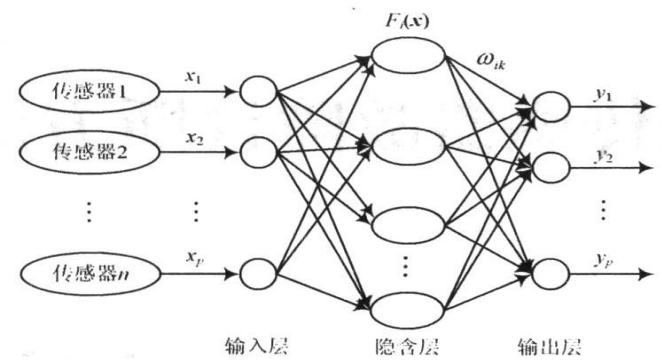
在人工神经网络中，每个单元将收到的输入刺激的模式变换为一个**输出反应**并把它传输到其他单元。一般这一过程分两步完成。

第一步，把每个输入刺激**乘以**所在连线上的权值，再把所有这些加权输入结果**相加**，获得一个称为总输入的数值；

第二步，一个单元使用某种**输入—输出函数**将总输入变换为输出反应。

最普通的人工神经网络是由三层单元组成的。一层是输入单元，其与隐单元层（也称内部单元层）相连接，而隐单元又连接到输出单元层。

1、神经专家系统



一般构造出完成某种特定任务的人工神经网络需要进行如下步骤：

- (1) 选择一种合适的问题表达式，使得单元的输出与问题的解彼此对应起来；
- (2) 构造出一种能量函数，使其最小值点对应于问题的最佳解；
- (3) 由能量函数去构造合适的连接权值及误差标准的确定方法；
- (4) 通过一定的学习策略来动态调节权值及误差等参数，使得最终形式的人工神经网络正好是对给定问题的解模型。



1、神经专家系统

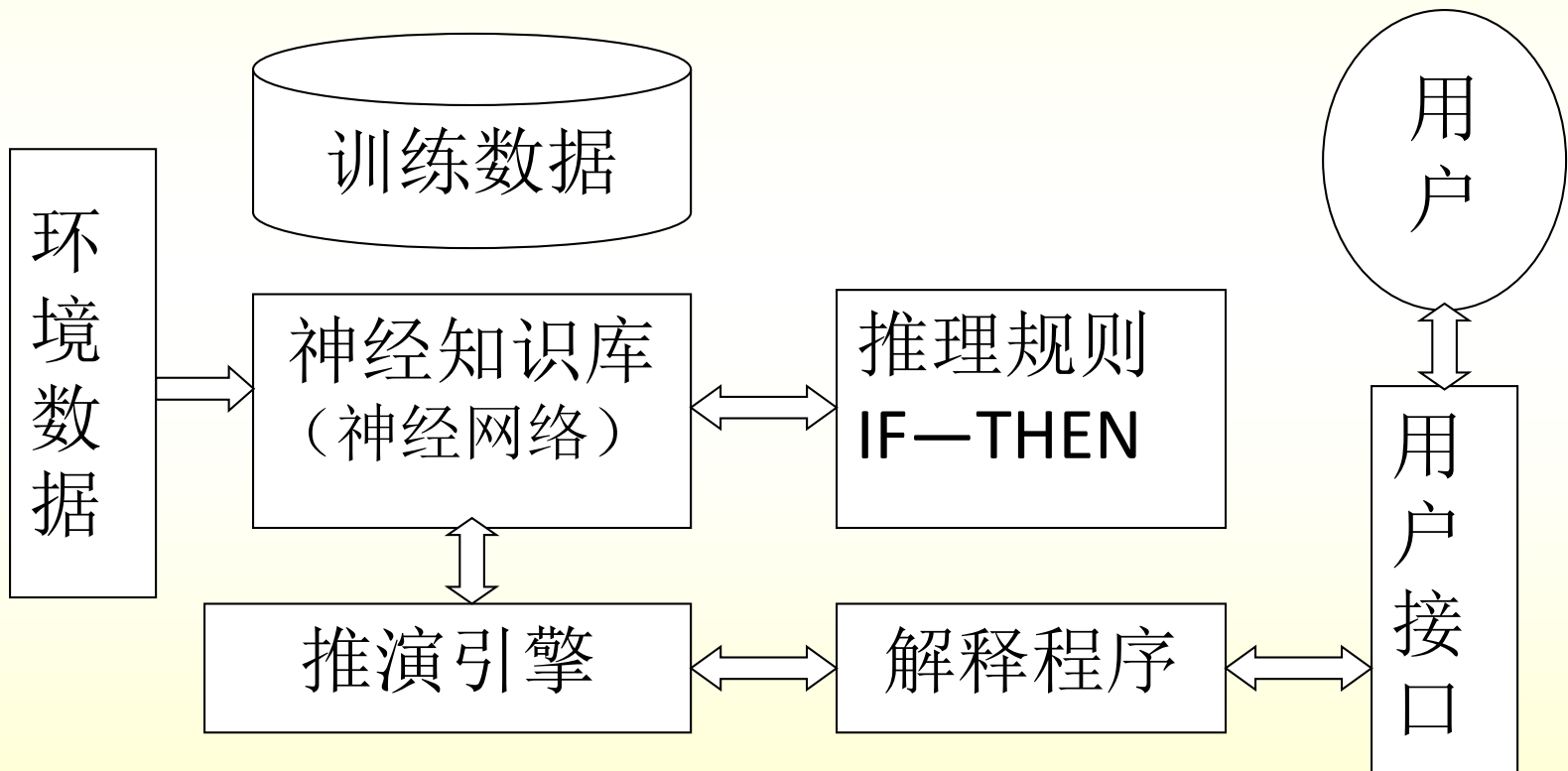
有了具体的神经网络，那么剩下的任务就是要教会（**训练**）神经网络去完成某个特定任务。

此时，首先向网络提供一些**训练实例数据**，经过训练后神经网络的**权值矩阵**都将确定到一组**最佳值**，通过不断判断输出与期望输出的符合程度并及时通过**反馈修正**，可以很好地完成训练任务。然后就可以用其来**解决**该神经网络原先所从事的任务了。当然任务完成的好坏取决于训练结果是否反映实际情况。因此有时也采用边学习边工作的方式来动态承担任务的实现。



1、神经专家系统

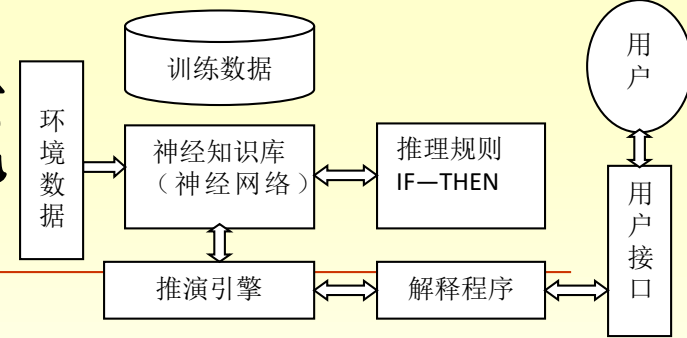
神经专家系统的基本框架如图所示。



基于神经网络方法的智能系统范式



1、神经专家系统



与基于规则的经典专家系统不同，在神经专家系统中的**知识库**是由**训练**而成的**神经网络**表达的。

在图中：

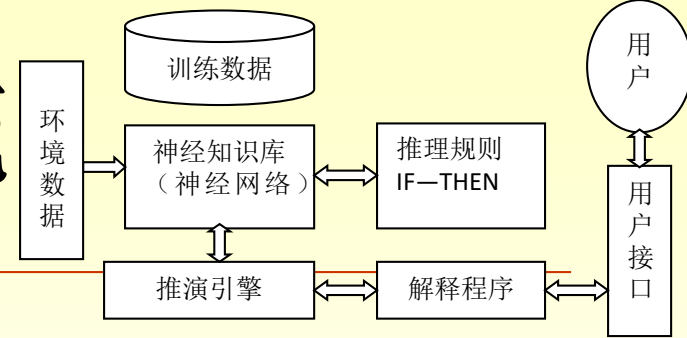
用户接口主要是提供用户与神经专家系统之间的沟通交流手段；

解释程序则对用户解释神经专家系统在新数据输入后如何工作并达到特定的解；

而**规则提取**的任务是考察神经知识库并产生隐藏在训练后神经网络中的规则。



1、神经专家系统



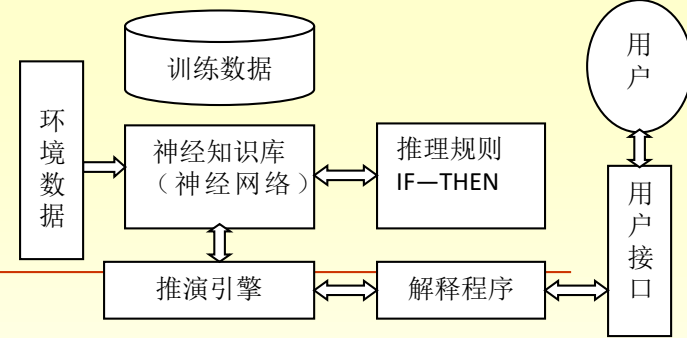
神经专家系统的核心是推理引擎，主要作用是控制系统中的信息流、启动神经知识库上的推理，以及确保近似推理的进行。

在基于规则的专家系统中，推理引擎通过比较规则的条件部分（IF）来启动规则的执行部分（THEN）的，因此需要精确匹配。

而在神经专家系统中则使用训练后的神经网络，新的数据不必精确匹配已有的数据，这样就使得神经专家能够处理噪音和不完全数据，这便是近似推理。



1、神经专家系统



神经网络的不足是缺乏与环境相互作用的机制，难以建立起神经网络中间语言与外部环境语言之间沟通的渠道。另外，尽管神经网络系统也开始走向模块化，通过部分问题求解来联合解决总体问题，但过分的功能定位使得神经网络系统依然缺乏通用性，一般一个网络只能解决一个问题。特别是，虽然目前用于神经网络的学习算法十分庞杂并确实解决了许多实际问题，但我们始终不知道这些算法和原理是不是真的在人脑中所发生的那样。

End 1



2、演化神经系统

为了能够增加神经专家系统的灵活性、通用性和适应性，可以运用具有高效**优化**功能的**遗传演化**计算来克服上述神经专家系统存在的不足。因此我们可以结合**演化计算与神经计算**两种方法，来构建**演化神经专家系统**。

遗传演化计算方法主要是模拟**生物**在自然环境中的**遗传**和**进化**过程而形成的一种**自适应全局优化**概率搜索方法。



2、演化神经系统

使用这种方法可以使各种智能系统具有优良的自适应能力和优化计算能力。遗传演化计算模仿的主要生物机制包括：

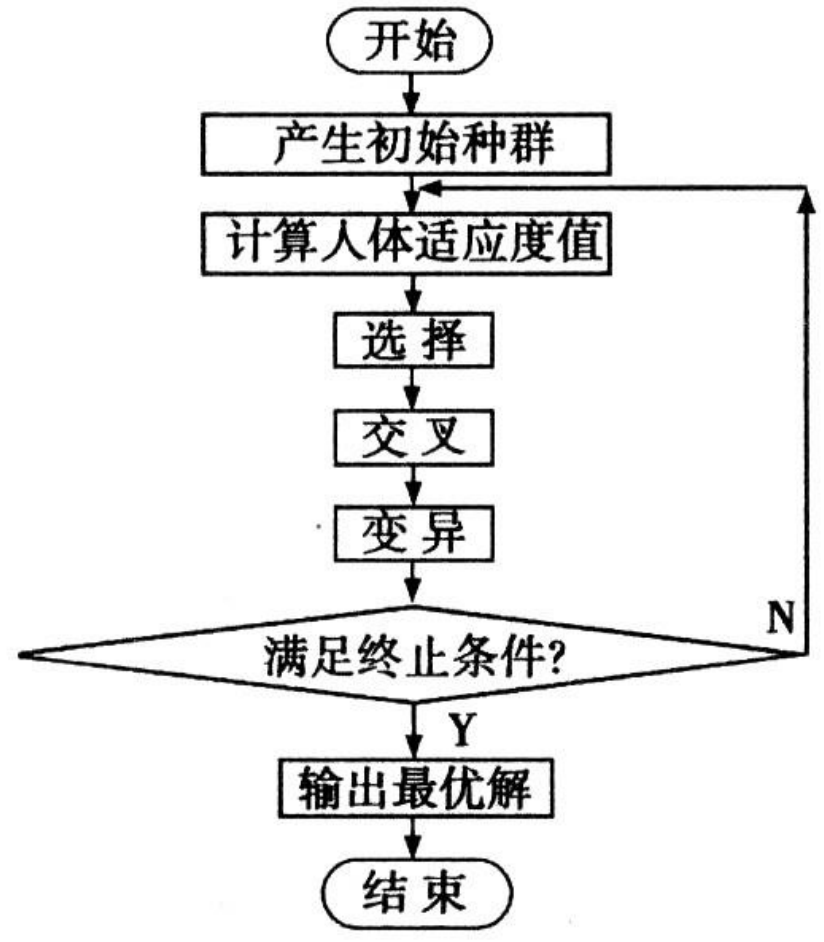
- (1) 遗传与变异：DNA及其遗传机制、概率性变异和出错性；
- (2) 选择与进化：环境选择、优胜劣汰的演化机制。

根据具体采用的实施手段和目标不同，遗传演化计算方法具体分为遗传算法、进化策略和进化规划等多种不同的形式。



2、演化神经系统

对于给定优化问题的目标函数 $f(X)$ ，要在一定约束条件下，求解 X 使 $f(X)$ 取得最佳值，一般遗传演化方法是通过如下策略来进行的（如右图所示）。





2、演化神经系统

首先，用 n 个记号 X_i 来表示 X ，并记为符号串

$$X = X_1 X_2 \dots X_n$$

把每个 X_i 看作为遗传基因，其所有可能的取值称为等位基因，而把 X 看作是由 n 个遗传基因构成的一条染色体。等位基因取值的范围可以是整数集、实数集，也可以是 $\{0, 1\}$ 集。

其次， X_i 的一种具体排列形式称为基因型，即 $X = X_1 X_2 \dots X_n$ 中各 X_i 代入等位基因具体值，而这样的 X 所代表的数值就成为基因型所对应的一种表现型。 $f(X)$ 则正比于 X 的适应度，并可据此来判定某种表现型的适应好坏。



2、演化神经系统

然后群体则由M个个体（具体某种X取值）组成，各取值一般具有表现型差异，甚至也可有基因型差异。而遗传演化的运算过程就是一种经由各种遗传操作的群体迭代过程：

$$P(t) \rightarrow P(t+1)$$

其中 $P(t)$ 表示第t次迭代时的群体。群体的优胜劣汰处理则根据适应度来进行，最终群体中的某个优良个体的表现型就对应或接近问题的最优解。



2、演化神经系统

最后，遗传演化运算过程中的遗传操作一般包括有：

(1) **选择**：从 $P(t)$ 中选择适应度高的个体到 $P(t+1)$ 中去；

(2) **交叉**：在 $P(t)$ 中的个体之间可以随机搭配成对，以某种概率交换他们之间的部分染色体，形成新的个体，放入 $P(t+1)$ 中。

(3) **变异**：对 $P(t)$ 中的每一个个体，以某种给定概率进行改变基因位上的等位基因取值来形成新的个体，放入 $P(t+1)$ 中。



2、演化神经系统

至于适应度函数的选择确定，则与目标函数 $f(X)$ 密切相关，其必须反映环境选择压和原问题解的要求。

显然，从以上介绍不难看出，遗传演化方法如要真实地再现自然生命的遗传演化过程，那么不解决遗传操作的高度并行性以及概率产生的真随机性，而仅仅采用经典计算来模拟，显然是不可能真正超越经典计算局限性的，即使是计算复杂性也一样。这也就是遗传演化学习方法的主要局限性。



2、演化神经系统

这样，对于给定神经专家系统中的神经网络而言，就可以在**权值矩阵**和**网络结构**两个方面来进行**遗传算法的优化**学习。在对神经网络结构中的**权值矩阵求优**方面，我们可以按如下步骤来进行：

(1) 首先对权值矩阵进行**基因编码**，将一组权值编码为一条染色体，其中同一个神经元的输入源可以捆绑一起遗传优化，给出初始化权值矩阵赋值。



2、演化神经系统

(2) 定义一个反映染色体性能估价的**适应度函数**，其值对应神经网络的性能：即错误平方之和的倒数。然后，对于给定的染色体，将其中所含每个权值分别赋给新神经网络中的连接边；用实例训练集测试该网络，并计算错误平方和，使得和越小，染色体越适应；遗传算法就是要寻找**平方错误最小**的染色体。

(3) 选择**遗传算子**，即交叉与变异，并以染色体中的整小节为单位进行操作。

(4) 定义**群体规模和参数**，即规定不同权值矩阵代表的神经网络的最大数，以及交叉和变异概率、最大迭代数等参数。



2、演化神经系统

除了**权值矩阵**的最优选择可以进行**遗传算法**产生外，神经网络的**拓扑结构**本身，也可以用遗传算法来选优产生。也即用染色体编码神经网络的拓扑结构，那么当给定一组训练实例及网络结构的二进制串表示时，就可以构建如下选优的遗传算法步骤：

（a）选择**群体规模**、**杂交概率**、**变异概率**并定义训练**迭代**的数目。



2、演化神经系统

(b) 定义度量性能的**适应度函数**，通常神经网络的适应度取值不仅仅依赖于精确度，而且依赖于学习速度、规模和复杂性。当然性能更加重要，所以适应度函数可以定义为**出错平方和的倒数**。

(c) 随机产生初始群体。

(d) 将一个染色体解码形成一个**神经网络**，并设置初始权值范围 **$[-1, 1]$** 内的随机数。在给定迭代次数内使用**反传播算法**用一组训练实例对网络进行训练。计算误差平方和并确定网络的适应度取值。

(e) 重复 (d) 步直到群体中所有个体**均已处理**。



2、演化神经系统

(f) 选择一对需要杂交的染色体，按**正比**于他们适应度取值的概率进行**杂交**。

(g) 通过**遗传算子**杂交和变异建立一对**后代**染色体：其中杂交简单以整行（随机选择矩阵中一行）交换两个父辈染色体，形成两个后代；变异则按低于**0.005**概率来改变一到二位**bit**值。

(h) 将形成的后代放入群体中。

(i) 转 (f) 直到新群体规模**多于**初始群体规模，然后将新群体**替代**父群体。

(j) 转 (d)，重复该过程，直到**设定**的代数为止。



2、演化神经系统

最后，结合**权值矩阵**和**网络结构**遗传算法，就可以形成最优的神经网络并用于建造**神经专家系统**，或作为神经专家系统中自学习自适应的机制。这样不但可以弥补神经专家系统对于求解问题的**灵活适应性**，而且由于可以通过优化来动态选择神经网络的拓扑结构，在某种程度上也拓展了神经专家系统的**通用性**。



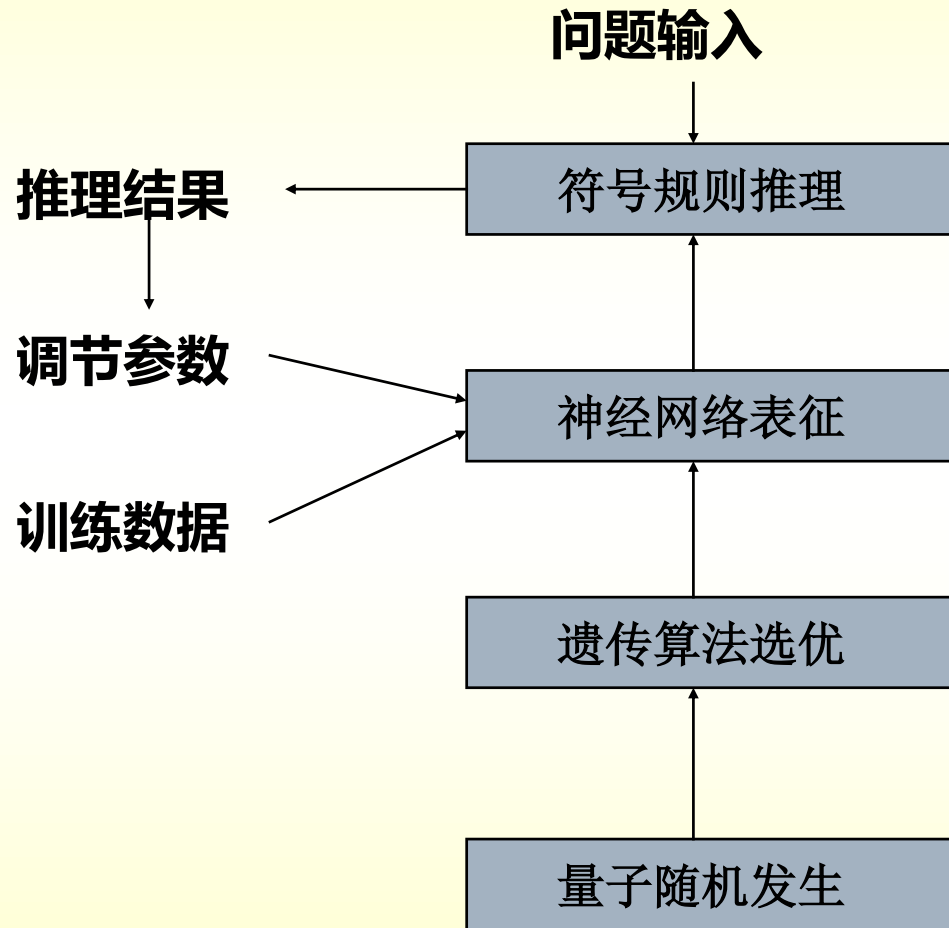
3、综合智能系统

通过上述混合智能系统的介绍，我们不难预见未来的智能系统一定是一种多层次综合型构造系统。因此，未来更为先进的智能系统应该考虑多层次智能方法的综合构建。比如利用经典专家系统、神经专家系统和演化神经系统的综合，就可以给出一种多层次综合型智能系统的构想。



3、综合智能系统

这种多层次智能系统方略：通过上述综合智能系统的研究，我们可以预见未来的智能专家系统一定是一种多层次综合型构造系统，如右图所示。

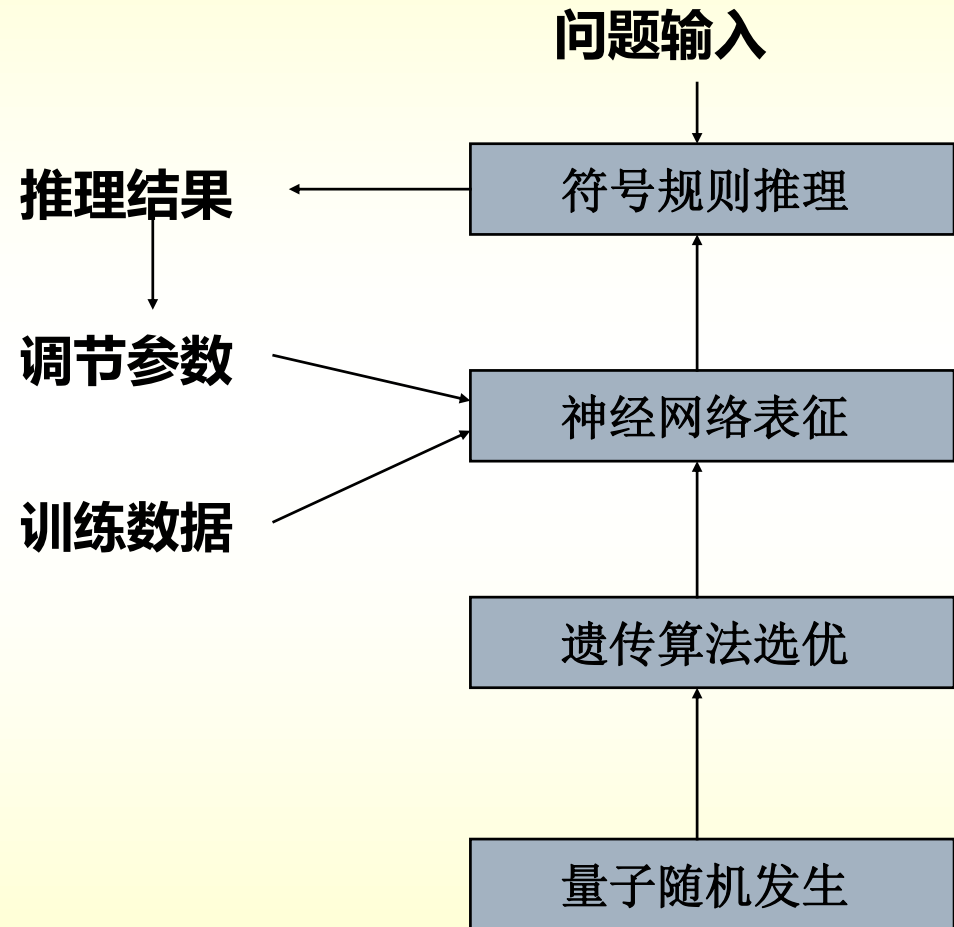




3、综合智能系统

最低层是生物层遗传机制：决定智能系统的基本体系结构及最优神经网络权值矩阵，其中理想的各概率发生采用物理层的量子计算机机制（可能的情况下，目前可以暂不考虑）。

用神经层的网络表征符号规则推理机制：包括所有不精确推理、非单调方法的结合，从而形成神经模糊（或缺省或概率或次协调推理）智能系统。这样的表征可以进行适应性调整学习。





3、综合智能系统

综合智能系统往往采用多种人工智能方法来构建，因此给理解带来了一定的难度。但如果从物理世界的构成层次上理解，即从物理的、生物的、神经的、符号的、群体的，这样逐步由低级到高级的构建规律，就不难理解综合智能系统的层次建构原则。其反过来说明的也是各种计算方法的层次问题：量子计算是最底层的，然后是演化计算、神经计算、符号计算，最后才是群体计算。其中演化计算还可以分为基因计算和遗传计算两个子层次。

End 3