面向对象经典分析设计方法：

1. B-Henderson-Sellers J.M.Edwards：面向对象软件生存期喷泉模型，面向对象的系统开发方法
2. G.Booch：面向对象的开发方法
3. P.Coad E.Yourd：OOA和OOD法
4. J.Rumbaugh等：对象建模技术(Object Modeling Technology)
5. Jacobson：面向对象的软件工程(Object Oriented Software Engineering)
6. G.Booch J.Rumbough Jacobson等：在Booch方法，OMT和OOSE的基础上推出了统一建模语言UML(Unified Modeling Language)

常用的模型化方法

四类基本模型

1. 优化模型
   1. 数学规划模型：线性规划、证书线性规划、非线性规划、多目标规划、动态规划
   2. 微分方程组模型：阻滞增长模型、SARS传播模型
   3. 图论与网络优化问题：最短路径问题、网络最大流量问题、最小生成树问题
   4. 概率模型：决策模型、随机存储模型、随机人口模型、报童问题、马尔科夫链模型
   5. 组合优化经典问题：

车辆路径问题(Vehicle Route Problem) 已知n个客户的位置坐标和货物需求，在可供使用车辆数量及运载能力条件的约束下，每辆车都从起点出发，完成若干客户点的运送任务后再回到起点，要求以最少的车辆数、最小的车辆总行程完成货物的派送任务。

旅行商问题(Travelling Service Problem) 有n个城市，城市i与j之间的距离为ijd，找一条经过n个城市的巡回（每个城市经过且只经过一次，最后回到出发点），使得总路程最小。是VRP问题的特例。

1. 分类模型
   1. 判别分析：在已知研究对象分成若干类型病已经取得各种类型的一批已知样本的观测数据，在此基础上根据某些准则建立判别式，后对未知类型的样品进行判别分析

距离判别法：首先根据已知分类的数据，分别计算给累的重心即分组类的均值，判别标准则是对任给的一次观测，若它与第i类的重心距离最近，就认为它来自第i类。距离的测定，可以根据实际需要采用欧氏距离、马氏距离等

Fisher判别法：从两个总体中抽取具有p个指标样品的观测数据，借助方差分析的思想构造一个判别函数或判别式，其中系数ci确定的原则是是两组之间的区别最大，而使每个组内部的离差最小。对于一个新的样品，将它的p个指标值带入判别式中求出y值，然后与判别临界值进行比较，就可以判别它应属于哪个总体。在两个总体先验概率相等的假设下，判别临界值一般取：

y0=(y1,y2分别为两组的均值)

最后，用F统计量来检验判别效果，若F>Fa则认为判别有效，否则判别无效，以上每描述的是两总体的判别，多总体判别方法需要加以扩展。

Bayes判别法：假定对所研究的对象有一定的认识，即假设k个总体中，第i个总体Gi的先验概率为qi，概率密度函数为fi(x)，利用Bayes公式计算观测样品X来自第j个总体的后验概率p(GJ/x)=，当p(Gh/X)=max(p(Gj/X))时，将样本X判为总体Gh

逐步判别法：基本思想与逐步回归法类似，采用“有进有出”的算法，逐步引入变量，每次引入一个变量进入判别式，则同时考虑将较早引入判别式的某些作用不显著的变量剔除出去

* 1. 聚类分析：给定的一批样品，要划分的类型实现并不知道，正需要通过局内分析来给以确定类型

系统聚类法（分层聚类法）：开始将每个样本自成一类，然后求两两之间的距离，将距离最近的两类合成一类，如此重复，直到所有样本都合为一类。既适用于样本聚类，也适用于变量聚类。并且距离分类准则和距离计算的方法有很多种，可以依据具体情形选择

快速聚类法（K-均值聚类法）按照指定分类数目n，选择n个初始聚类中心Zi(i=1,2…,n)；计算每个观测量（样本）到各个聚类的中心距离，按照就近原则将其分别放到各类中；重新计算聚类中心，继续以上步骤；满足停止条件（如最大迭代次数等）时，停止。使用范围：要求用户给定分类数目n，只适用于样本聚类（Q型），不适用于变量聚类（R型）

两步聚类法（智能聚类法）先进行预聚类，然后进行正式聚类。适用于智能聚类法，用于解决海量数据或者具有复杂类别结构的聚类分析问题。可以同时处理离散和连续变量，自动选择聚类数，可以处理超大样本量的数据。

* 1. 神经网络分类方法

1. 评价模型
   1. 层次分析法
   2. 灰色综合评价法（灰色关联度分析）
   3. 模糊综合评价法
   4. BP神经网络综合评价法：是一种交互式的评价方法，它可以根据用户期望的输出不断修改指标的权值，直到用户满意为止。一般来说，神经网络评价方法得到的结果会更符合实际情况。

优点：具有自适应能力，能够对多指标综合评价问题给出一个客观评价，这对于弱化权重确定中的人为因素来说是十分有益的。在以前的评价算法中，传统的权重设计带有很大程度的模糊性，同时权重确定中人为因素的影响也很大。随着时间和空间的推移，各个指标对其对应问题的影响程度也可能会发生变化，确定的初始权重不一定符合实际情况。而且，考虑到整个分析评价是一个复杂的非线性大系统，必须建立权重的学习机制，这些正是人工神经网络的优势所在。针对综合评价建模过程中变量选取方法的局限性，采用神经网络原理可以对变量进行贡献分析，今儿剔除影响不显著和不重要的因素，以建立简化模型，可以避免主观因素对变量选取的干扰。

缺点：不能提供解析表达式，权值不能解释为一种回归系数，也不能用来分析因果关系，目前还不能从理论上或者实际出发来解释权值意义。需要大量的训练样本，精度不高，应用范围有限。最大的应用障碍是评价算法的复杂性，人们只能借助计算机进行处理，而这方面的商品化软件还不够成熟。

适用范围：具有自适应能力，可容错性，能够处理非线性、非局域性的大型复杂系统。在对学习样本的训练中，无需考虑输入银子之间的权系数，通过输入值与期望值之间的误差比较，沿着原连接权自动进行调节和适应，因此该方法体现了因子之间的相互作用。可以采用组合评价法，对用其他评价方法得出的结果，选取一部分作为训练样本，一部分作为待测样本进行检验，如此对神经网络进行训练，直到满足要求为止。

* 1. 数据包络法
  2. 组合评价法

1. 预测模型：定性研究与定量研究的结合，是科学的预测的发展趋势。在实际预测工作中，应该将定性预测和定量预测结合起来使用，即在对系统做出正确分析的基础上，根据定量预测得出的量化指标，对系统未来走势做出判断。
   1. 回归分析法
   2. 时间序列分析法
   3. BP神经网络法
   4. 支持向量机法：

支持向量机是基于统计学习的机器学习方法，通过寻求结构风险化最小，实现经验风险和置信范围的最小，从而达到在统计样本较少的情况下，亦能获得良好统计规律的目的。

其中支持向量机是统计学习理论的核心和重点。支持向量机是结构风险最小化原理的近似，它能够提高学习机的泛化能力，既能够由有限的训练样本得到小的误差，又能够保证对独立的测试集仍保持小的误差，而且支持向量机算法是一个凸优化问题，因此局部最优解一定是全局最优解，支持向量机就克服了神经网络收敛速度慢和局部极小点等缺陷。 核函数的选取在SVM方法中是一个较为困难的问题，至今没有一定的理论方面的指导。

* 1. 组合预测法