



[12] 发明专利说明书

专利号 ZL 00807374.0

[45] 授权公告日 2005 年 8 月 17 日

[11] 授权公告号 CN 1215386C

[22] 申请日 2000.3.9 [21] 申请号 00807374.0
 [86] 国际申请 PCT/IT2000/000078 2000.3.9
 [87] 国际公布 WO2001/067186 英 2001.9.13
 [85] 进入国家阶段日期 2001.11.9
 [71] 专利权人 ST 微电子公司
 地址 意大利布里安扎
 共同专利权人 雅马哈发动机欧洲股份有限公司
 [72] 发明人 塞归·乌尔雅诺夫 江古多·雷佐托
 仓胁一郎 塞归·潘飞洛夫
 法比奥·吉斯 保罗·阿马托
 马西莫·波托
 审查员 柯静洁

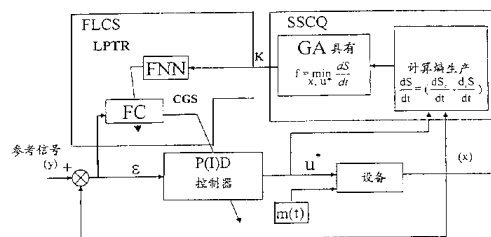
[74] 专利代理机构 中国国际贸易促进委员会专利
 商标事务所
 代理人 付建军

权利要求书 4 页 说明书 51 页 附图 32 页

[54] 发明名称 根据量子软计算控制过程或处理数据的方法和硬件体系结构

[57] 摘要

一种控制由控制信号(U^*)驱动的过程(设备)以生成相应输出的方法,该方法包括:生成误差信号(ϵ),该信号为过程的状态(X)和参考信号的状态(Y)的函数;生成一个控制信号(U^*),并将其馈送到过程(设备),控制信号为误差信号(ϵ)和参数调整信号(CGS)的函数;导出信号(S),该信号表示要最小化的数量,通过处理过程的状态(X)和控制信号(U^*)的成对值,计算该信号;根据控制信号(U^*)的一组不同值,计算校正信号(k_2),该信号最小化将要最小化的导出信号(S);根据误差信号(ϵ)和校正信号(k_2),利用神经网络和模糊逻辑处理器计算参数调整信号(CGS)。本发明之方法的特征在于:利用量子遗传搜索算法定期计算所述校正信号(k_2),量子遗传搜索算法在于合并遗传算法和量子搜索算法。公开了本发明之方法的硬件实施方式。



1. 一种控制由控制信号 (U^*) 驱动的过程以生成相应输出的方法, 该方法包括:

生成误差信号 (ε), 该信号为所述过程的状态 (X) 和参考信号的状态 (Y) 的函数;

生成一个控制信号 (U^*), 并将其馈送到所述过程, 控制信号为所述误差信号 (ε) 和参数调整信号 (CGS) 的函数;

导出信号 (S), 该信号表示要最小化的数量, 通过处理所述过程的状态 (X) 和所述控制信号 (U^*) 的成对值, 计算该信号;

根据所述控制信号 (U^*) 的一组不同值, 计算校正信号 (k_2), 该信号最小化将要最小化的所述导出信号 (S);

根据所述误差信号 (ε) 和校正信号 (k_2), 利用神经网络和模糊逻辑处理器计算所述参数调整信号 (CGS), 其特征在于:

利用量子遗传搜索算法定期计算所述校正信号 (k_2), 合并遗传算法和量子搜索算法包括以下步骤:

生成一组初始向量, 该组向量以向量形式表示所述校正信号 (k_2) 的不同的可能值;

通过线性叠加所述初始集合的向量, 计算第二组向量;

根据量子搜索算法, 对所述第二组向量进行一定次数的并行的随机编织运算和随机干扰运算, 生成表示该过程的所述控制信号 (U^*) 值的许多向量;

把所述并行计算的各结果值与目标函数联系起来, 目标函数为要最小化的数量 (S), 通过使用与考虑的结果值相对应的所述控制信号 (U^*) 和过程的状态 (X) 的成对值, 计算该数量;

使用所述目标函数, 根据遗传算法, 对所述并行计算的结果值进行选择操作;

计算所述校正信号 (k_2), 作为所述选择的最终结果。

2. 根据权利要求 1 的方法, 其中按以下方式获得所述初始向量组:

生成第一组向量，该组向量表示所述校正信号 (k_2) 的几个不同的可能值；

对所述第一组向量应用遗传算法，使用目标函数计算临时校正信号 (k)，目标函数为要最小化的数量 (S)，通过使用与考虑的结果值相对应的所述控制信号 (U^*) 和过程的状态 (X) 的成对值，计算该数量；
作为所述临时校正信号 (k) 的不同值的集合，生成所述初始集合。

3. 权利要求 1 或 2 的方法，其中需要最小化的所述导出信号 (S)，表示所述控制信号 (U^*) 和状态 (X) 对的香农熵和冯·诺伊曼熵之间的信息距离；

所述目标函数为所述并行计算的各结果值的信息智能度量。

4. 权利要求 1 或 2 的方法，其中需要最小化的所述导出信号 (S) 为 Heisenberg 不确定性。

5. 根据权利要求 1 的方法，其中所述量子搜索算法为 Grover 量子搜索算法。

6. 根据权利要求 1 的方法，其中所述线性叠加为 Hadamard 旋转。

7. 根据权利要求 1 的方法，其中利用实现快速量子傅立叶变换的随机单位正方矩阵构成的干扰算子，实现所述干扰操作。

8. 一种由控制信号 (U^*) 驱动的过程的控制器，包括：

生成误差信号 (ε) 的第一电路块，误差信号为所述过程的状态 (X) 和参考信号的状态 (Y) 的函数；

具有可调整的传送特性的第二电路块，该电路块生成一个控制信号 (U^*)，并将其馈送到所述过程，控制信号为所述误差信号 (ε) 的函数；

第三电路块，该电路块导出信号 (S)，该信号表示要最小化的数量，通过处理所述过程的状态 (X) 和所述控制信号 (U^*) 的成对值，计算该信号；

第四电路块，该电路块根据所述控制信号 (U^*) 的一组不同值，计算校正信号 (k_2)，该信号最小化所述导出信号 (S)，导出信号表示熵生产能力；

模糊神经网络，该网络依据所述校正信号 (k_2) 的值，生成一个驱

动信号;

模糊控制器, 该控制器依据所述驱动信号和所述误差信号(ε)的值, 调整所述第二电路块的传送特性;

其特征在于所述第四电路块执行以下操作:

生成一组初始向量, 该组向量以向量形式表示所述校正信号(k_2)的不同的可能值;

通过线性叠加所述初始集合的向量, 计算第二组向量;

根据量子搜索算法, 对所述第二组向量进行一定次数的并行的随机编织运算和随机干扰运算, 生成表示该过程的所述控制信号(U^*)值的许多向量;

把所述并行计算的各结果值与目标函数联系起来, 目标函数为要最小化的数量(S), 通过使用与考虑的结果值相对应的所述控制信号(U^*)和过程的状态(X)的成对值, 计算该数量,

使用所述目标函数, 根据遗传算法, 对所述并行计算的结果值进行选择操作;

计算所述校正信号(k_2), 作为所述选择的最终结果。

9. 根据权利要求8的控制器, 其中按以下方式获得所述初始向量组:

生成第一组向量, 该组向量表示所述校正信号(k_2)的几个不同的可能值;

对所述第一组向量应用遗传算法(GA), 使用目标函数计算临时校正信号(k), 目标函数为要最小化的数量(S), 通过使用与考虑的结果值相对应的所述控制信号(U^*)和过程的状态(X)的成对值, 计算该数量;

作为所述临时校正信号(k)的不同值的集合, 生成所述初始集合。

10. 根据权利要求8或9之一的控制器, 其中要控制的所述过程为一台内燃机, 所述第三电路导出表示所述引擎的熵生成的信号(S)。

11. 根据权利要求8或9之一的控制器, 其中需要最小化的所述导出信号(S), 表示所述控制信号(U^*)和状态(X)对的香农熵和冯·诺伊曼熵之间的信息距离;

所述目标函数为所述并行计算的各结果值的信息智能度量。

12. 根据权利要求 8 的控制器，其中所述第二电路块为比例-积分-微分控制器（PID）。

13. 一种搜索数据库中属于集合（X）的最接近值（ Y_0 ）的项目（ x_i ）的方法，其中合并遗传算法和量子搜索算法包括以下步骤：

以向量形式表示属于所述集合（X）的各项目，从而生成一组初始向量；

通过根据 Grover 量子搜索算法，线性叠加所述初始向量集合的向量，计算第二组向量；

根据 Grover 量子搜索算法，对所述第二组向量进行一定次数的并行的随机编织运算和随机干扰运算，生成表示所述集合（X）的所有项目的许多向量；

把所述并行计算的各结果值与目标函数联系起来，目标函数为所述结果值与所述理想值（ Y_0 ）之间的差；

使用所述目标函数，根据遗传算法，对所述并行计算的结果值进行选择操作；

标识所述搜索项目（ x_i ）作为所述选择的最终结果。

根据量子软计算控制过程或处理数据的方法 和硬件体系结构

技术领域

本发明一般涉及用于控制过程或用于处理数据库中的数据的方法和硬件，更确切地说，涉及控制过程和/或包括搜索最小值的智能操作。

本发明的方法对一组值中的最小值搜索非常有用，特别地，对实现使用人工智能的硬件控制系统以鲁棒、灵巧地控制非线性过程和/或搜索数据库非常有用。

背景技术

反馈控制系统广泛用于将动态系统的输出保持在理想值，尽管外部干扰使动态系统偏移理想值。例如，由自动调温器控制的家用加热壁炉，就是反馈控制系统的实例。自动调温器连续测量室内的气温，当温度降到所需的最低温度以下时，自动调温器打开壁炉。当室内温度达到所需的最低温度时，自动调温器关闭壁炉。自动调温器壁炉系统将室内温度大致保持在固定值，而不管诸如室外温度下降之类的外部干扰。在许多应用中使用类似的反馈控制。

反馈控制系统的主要组件是一个受控对象，可定义为“设备”的一台机器或一个过程，其输出变量需要控制。在上述实例中，“设备”是住宅，输出变量是住宅内的室内气温，干扰是通过住宅墙壁的热流（传播）。设备由控制系统控制。在以上示例中，控制系统是自动调温器和壁炉的组合。自动调温器壁炉系统使用简单的开关反馈控制系统，以保持室内温度。在诸如电机传动轴位置和电机速度控制系统之类的许多控制环境中，简单的开关反馈控制是不够的。更先进的控制系统依赖比例反馈控制、积分反馈控制和微分反馈控制的组合。基于比例加积分加微分反馈之和的反馈控制称为 PID 控制。

PID 控制系统是一种基于设备动态模型的线性控制系统。在经典控制

系统中，以动态方程（通常是常微分方程）的形式，获得线性动态模型。假设设备是相对线性的，不随时间改变，并且是稳定的。然而，现实世界中的许多设备是随时间改变的，高度非线性的，并且是不稳定的。例如，动态模型可能包含参数（如质量，感应系数，空气动力特性系数等），只能知道这些参数的近似值，或者这些参数随不断变化的环境而定。如果参数变化小并且动态模型是稳定的，则 PID 控制器可能是合适的。然而，如果参数变化大并且动态模型是不稳定的，则通常向 PID 控制系统添加自适应或智能（AI）控制功能。

AI 控制系统使用一个优化器（通常是非线性优化器），以规划 PID 控制器的操作，从而改善控制系统的整体操作。

经典的高级控制理论基于以下假设，即可以线性系统的方式逼近近似平衡点的所有受控“设备”。不幸的是，在现实世界中此假设几乎不成立。大部分设备都是高度非线性的，并且通常不具备简单控制算法。为了满足非线性控制的上述需求，人们开发了使用诸如遗传算法（GA）、模糊神经网络（FNN）、模糊控制器之类的软计算概念的系统。利用这些技术，控制系统及时演化（改变），以使其本身适应受控“设备”和/或操作环境中可能出现的变化。

图 1 表示根据软计算控制设备的控制系统。

通过使用一组输入和一个目标函数（适应度），遗传算法以类似于进化过程的方式起作用，以达到希望的最优解。

遗传算法生成“染色体”（即可行解）集合，然后通过使用目标函数计算各解的值，对染色体进行排序。目标函数确定各解对于目标数值范围的等级。比较适合的染色体（解）为其解在目标数值范围上等级较高的染色体。不太适合的染色体（解）为其解在目标数值范围上等级较低的染色体。

保存比较适合的染色体（存活），丢弃不太适合的染色体（死亡）。创建新的染色体以代替丢弃的染色体。创建新染色体的方法是，交叉现有染色体的某些段，并且引入变异。

PID 控制器具有线性变换功能，因此，PID 控制器是基于受控“设

备”的运动的线性方程的。用于规划 PID 控制器的现有技术的遗传算法使用简单的适应度，因此不能解决通常在线性化模型中看到的较差的可控性问题。正如在大部分优化器中看到的那样，优化的成功或失败常常最终依赖于选择的性能（适应度）函数。

计算非线性设备的运动特征通常是较难的，其部分原因在于缺乏通用的分析方法。按照惯例，当利用非线性运动特征控制设备时，通常的做法是，查找设备的某些平衡点，然后在某个平衡点的附近线性化设备的运动特征。接着，根据在平衡点附近计算的伪（线性化的）运动特征进行控制。对于利用不稳定或发散模型描述的设备而言，以上技术几乎（或者根本）无效。

根据软计算计算最优控制包括 GA，GA 是在正解的固定空间上全局搜索最优解的第一步。GA 搜索该设备的一组控制权重。首先，常规比例积分微分（PID）使用权重向量 $K=\{k_1, \dots, k_n\}$ 生成应用于该设备的信号 $\delta(k)$ 。假定与该信号上的设备之运转有关的熵 $S(\delta(k))$ 为要最小化的目标函数。以固定时间间隔将 GA 重复几次，以生成一组权重向量。然后将 GA 生成的向量提供给 FNN，并且将 FNN 的输出提供给模糊控制器。模糊控制器的输出为控制设备的 PID 控制器的增益进度表的集合。对于基于 GA 的软计算系统而言，通常没有经典控制意义上的实际控制定律，相反，控制是基于诸如最小熵值之类的物理控制定律的。

这样得到更鲁棒的控制，其原因在于与反馈组合的 GA 保证了鲁棒性。然而，鲁棒控制未必是最优控制。GA 试图查找给定解空间的全局最优解。设备的任何随机干扰（图 1 中的 $m(t)$ ）都有可能将 GA “踢”到不同的解空间中。

理想情况是，在许多解空间中搜索全局最优解，以查找“通用的”最优解。

在复杂动态系统的高级智能控制理论中（如在控制对象中）应用新的基于知识的控制算法，必须开发诸如计算智能（CI）之类的新的处理方法。用于 CI 的传统计算基础工具为 GA、FNN、模糊集合论、进化程序设计、定性概率推理等。在复杂系统运动的高级控制理论中应用 CI 有两

种研究方式：1) 研究复杂动态系统的稳定的非平衡运动；和 2) 研究复杂动态系统的不稳定的非平衡运动。

在第一种情况（稳定的非平衡运动）中，可利用图 1 所示的结构描述智能控制算法的开发和设计。

给定结构的特色在于，根据诸如设备之“黑箱”或非线性模型之类的模糊系统理论考虑控制对象。“输入输出”关系的研究和优化是基于软计算的，如 GA、FNN 和模糊控制（FC），以利用最小熵值和控制误差描述 PID 控制器参数的变化规律。在小的随机初始状态中，对于受控对象（设备）的参数或结构的不可控制的外部激励或微小改变，此方法保证对可行激励和解的固定空间的鲁棒的、稳定控制。

在全局不稳定的动态控制目标情况中，这种基于存在鲁棒、稳定控制的方法通常不能保证成功。对于此类不稳定的动态控制目标而言，有必要根据对本质上非线性的、不稳定的、不完整的动态系统运动的了解，开发一种新的智能的、鲁棒算法。

发明内容

本发明的目的在于，通过使用合并遗传算法和量子搜索算法得到的算法，提供控制一般过程的新方法和有关硬件的体系结构。

描述了其传感器数目减少的一般控制系统的硬件结构。描述了此类结构的几种实际实施方式。例如，通过使用本发明的全新结构，实现内燃机和车辆悬挂系统的传感器数目减少的控制系统。

本质上，本发明的方法和硬件结构也可以用于搜索数据库或类似应用中的数据。

同时，描述了包含实现本发明之方法的不同步骤的电路的集成硅设备。

附属权利要求书简明定义了本发明。

附图说明

通过参照附图，阅读以下几种重要实施方式的说明，本发明的特性和优点将更加清楚，其中附图为：

图 1 是基于软计算的智能控制系统的一般结构；

- 图 2 是基于量子软计算的智能灵巧控制系统的一般结构;
- 图 3 是量子算法的框图;
- 图 4 是编码器的框图;
- 图 5 是图 3 中量子块的一般结构;
- 图 6 是量子电路的实例;
- 图 7.a 表示张量积变换的实例;
- 图 7.b 表示点积变换的实例;
- 图 7.c 表示恒等变换;
- 图 7.d 表示传播规则的实例;
- 图 7.e 表示迭代规则的实例;
- 图 7.f 解释输入/输出张量规则;
- 图 8 为实现 Grover 量子门 (逻辑门) 的电路实例;
- 图 9 为 Grover 量子门;
- 图 10.a 表示一组可能的输入概率振幅;
- 图 10.b 表示图 8 所示步骤 1 之后的一组概率振幅;
- 图 10.c 表示图 8 所示步骤 2 之后的一组概率振幅;
- 图 10.d 表示图 8 所示步骤 3 之后的一组概率振幅;
- 图 11.a 为向量叠加实例;
- 图 11.b 为应用 4H 之后的图 11.a 中的向量集;
- 图 11.c 为应用编织算子 U_F ($x=001$) 之后的图 11.b 中的向量集;
- 图 11.d 为应用干扰算子 $D_n \otimes I$ 之后的图 11.b 中的向量集;
- 图 11.e 为再次应用编织算子 U_F 之后的图 11.b 中的向量集;
- 图 11.f 为再次应用干扰算子 $D_n \otimes I$ 之后的图 11.b 中的向量集;
- 表 1 摘要叙述一般迭代次数的 Grover 算法的信息分析;
- 表 2 摘要叙述第一迭代的 Grover 算法的信息分析;
- 表 3 摘要叙述第二迭代的 Grover 算法的信息分析;
- 图 12 表示 GA 和 QSA 之间的相似性;
- 图 13 为 QGSA 的框图;
- 图 14 为量子遗传搜索算法的框图;

图 15 描述用于全局优化的经典遗传搜索算法和量子搜索算法的结构;

图 16 描述量子算法的一般结构;

图 17 描述量子搜索算法的量子网络;

图 18 表示量子搜索算法;

图 19 表示几种可能的公路分布图情况;

图 20.a 比较模糊控制模拟后车辆的倾斜角的不同动力特性;

图 20.b 比较图 20.a 的时间图的相位图形;

图 21.a 比较图 20.a 所示的相应动力特性的熵积累;

图 21.b 比较图 21.a 的时间图的相位图形;

图 22 为本发明的加速器的框图;

图 23 为实现 Grover 算法的量子门的框图;

图 24 为用于 Deutsch-Jozsa 算法的量子门的实例;

图 25 为 Deutsch-Jozsa 算法的叠加子系统的实施方式;

图 26 为 Deutsch-Jozsa 算法的干扰子系统的实施方式;

图 27 为用于 Grover 算法的量子门的实例;

图 28 为 Grover 算法的叠加子系统的实施方式;

图 29 为 Grover 算法的干扰子系统的实施方式;

图 30 为第 K 编织子系统的实施方式;

图 31 为第 K 干扰子系统的实施方式;

图 32 为其传感器数目减少的智能控制系统模拟器的基础结构;

图 33 为图 32 所示的其传感器数目减少的智能控制系统模拟器的详细结构;

表 4 摘要叙述图 33 所示的表的含义;

图 34 描述活塞内燃机;

图 35 是未实现量子遗传搜索算法的内燃机的简化控制系统的框图;

图 36 为实现量子遗传搜索算法的内燃机的简化控制系统的框图。

具体实施方式

如上所述, 直观看来, 本发明的基本方面在于, 通过合并量子算法和

遗传算法得到称为量子遗传搜索算法的算法，将（实际上，业已证明）极大增强教会模糊神经网络实现智能控制系统以及搜索数据库中的数据的功能。

上述合并是可行的，其原因在于量子算法和遗传算法之间的“相似性”，并且为了易于理解本发明之全新量子遗传搜索算法的描述，简单回顾遗传算法理论和量子算法理论是很有用的。

遗传算法

遗传算法（GA）是基于自然遗传和自然选择机制的全局搜索算法。在遗传搜索中，有限长度的二进制串表示各设计变量，将所有可行解的集合编码到二进制串的种群中。随后，使用与生物繁殖和进化类似的遗传变换，改变进而改善经过编码的解。通常，在遗传搜索中使用的三个主要算子为：交叉、变异和选择。

选择处理使得搜索在种群中生成更适合的成员，并删除不太适合成员。因此，首先对种群中的各串分配一个适应值。从初始种群中选择成员的简单方法是，以其适应值为基础，为各成员分配选择该成员的概率。然后创建具有较高平均适应值且其大小与原始种群相同的新种群。

选择处理仅导致将在种群中出现的显性设计的更多副本。交叉处理允许交换种群中成员之间的设计特性，以提高下一代的适应性。交叉处理指选择两个配对的父串，随机选择串上的两个位置，然后交换所选位置之间的0、1串。

变异保护遗传搜索处理在选择和交叉期间不会过早丢失有价值的遗传信息。变异处理在于，以其变异概率为基础，从种群中选择少数成员，然后以所选串的随机选择的变异率，将1变为0，或相反。

在上述论述中，遗传搜索的机制是简单的。然而，影响该方法之强度的传统方法有几点关键区别。GA只处理函数求值，不需要函数导数。而导数影响更快地收敛到最优解，也可能使搜索朝向局部最优解。另外，由于搜索从设计空间中的几个点进行到另一组设计点，所以相对于从某个点进行到另一个点的其他模式，该方法定位全局最小值的可能性更高。

此外，遗传算法处理设计变量的编码而不是处理变量本身。这允许将该算法扩展到由连续、离散和整数变量混合组成的设计空间中。

在对二进制串进行处理的 GA 环境中，模式（即相似性模板）为从字母表 {0, 1, #} 中选取的符号串。字符 # 表示“无关”符号，因此，一个模式可以表示数个比特的字符串。例如，模式 #10#1 表示四个字符串：10011, 01011, 11001 和 11011。非 # 符号的数目称为模式 H 的阶 O(H)。两个最远的非 # 符号之间的距离称为该模式的定义长度 L(H)。

Holland 得到以下结果（模式定理），该定理预测与某个模式匹配（属于某个模式）的种群中的字符串数目从一代到下一代的变化情况（Holland, 1992）。该定理为：

$$E[m(H,t+1)] \geq m(H,t) \cdot \underbrace{\frac{f(H,t)}{\bar{f}(t)}}_{\text{选择}} \cdot \underbrace{(1-p_m)^{O(H)}}_{\text{变异}} \cdot \underbrace{\left[1-p_c \frac{L(H)}{N-1} \left(1 - \frac{m(H,t)f(H,t)}{M\bar{f}(t)}\right)\right]}_{\text{交叉}} \quad (1)$$

其中 $m(H,t)$ 为第 t 代中与 H 匹配的字符串数目， $f(H,t)$ 为与 H 匹配的字符串的平均适应性， $\bar{f}(t)$ 为该种群中字符串的平均适应性， p_m 为每位的变异概率， p_c 为交叉概率， N 为该字符串中的位数， M 为该种群中字符串数， $E[m(H,t+1)]$ 为第 $t+1$ 代中与模式 H 匹配的字符串的期望数。本式与 Holland 的原始定理有微小区别。当同时从交配池中选取父代进行交叉时，式 (1) 适用 (Goldberg, 1989)。方程下面的三个水平大括号表示哪个算子负责该项。方程上面的括号表示在第 t 代中由于交叉而破坏模式 H 的概率 $p_d(H,t)$ 。此概率依赖于交配池中该模式的频率，以及该模式固有的脆弱性 $L(H)/(N-1)$ 。

量子算法

可以将量子算法解决的问题叙述为：

输入	函数 $f: \{0,1\}^n \rightarrow \{0,1\}^m$
问题	查找 f 的某个属性

利用图 3 所示示意图中的高级表示概要描述量子算法的结构。

量子算法的输入总是一个从二进制串到二进制串的函数 f 。将该函数表示为一个映射表，后者定义各串的映象。首先将函数 f 编码为依赖 f 属性的单位矩阵算子 U_F 。在某些意义上，当将该函数的输入和输出串编码为复数 Hilbert 空间的规范基向量时，该算子计算 f ： U_F 利用 f 将各串的向量编码映射为其映象的向量编码。

方框 1: 单位矩阵 U_F

复数域上的正方矩阵 U_F 是单位矩阵，如果其逆矩阵与其共轭转置相符：

$$U_F^{-1} = U_F^\dagger$$

单位矩阵总是可逆的，并且保持向量的范数。

当生成矩阵算子 U_F 时，将其嵌入到量子门 G 中， G 为一个其结构依赖于矩阵 U_F 的范数以及我们需要解决之问题的单位矩阵。量子门是量子算法的核心。在每个量子算法中，量子门作用于最初的规范基向量（我们可以总是选择相同的向量），以便生成基向量的复杂线性组合（称为叠加）作为输出。以上叠加包含要回答的最初问题的所有信息。

在创建叠加后，进行测量以抽取以上信息。在量子机制中，测量是一个不确定操作，该操作作为输出生成一个进入叠加的基向量。作为测量的输出的各基向量的概率依赖于进入复杂线性组合中的复数系数（概率振幅）。

量子门和测量的部分操作构成量子块。将量子块重复 k 次，以便生成一个 k 个基向量的集合。由于测量是一个不确定操作，所以这些基向量不必相等，并且每个基向量将需要解决的问题的一段信息进行编码。

该算法的最后部分在于，解释收集的基向量，以便以某个概率得到最初问题的正确解答。

编码器

图 4 中的示意图详细说明编码器块的特性。

用三个步骤将函数 f 编码为矩阵 U_F .

步骤 1

将函数 $f: \{0,1\}^n \rightarrow \{0,1\}^m$ 的映射表变换为 内射函数 $F: \{0,1\}^{n+m} \rightarrow \{0,1\}^{n+m}$ 的映射表, 以至:

$$F(x_0, \dots, x_{n-1}, y_0, \dots, y_{m-1}) = (x_0, \dots, x_{n-1}, f(x_0, \dots, x_{n-1}) \oplus (y_0, \dots, y_{m-1})) \quad (2)$$

需要处理内射函数的原因在于要求 U_F 是单位矩阵. 单位算子是可逆的, 所以不能将 2 个不同输入映射为同一输出. 由于 U_F 是 F 的矩阵表示, 所以假设 F 是内射的. 如果我们直接应用函数 f 的矩阵表示, 可能会得到一个非单位矩阵, 其原因在于 f 可能不是内射的. 因此, 通过增加位数并考虑函数 F (而不是函数 f) 实现内射性. 无论如何, 通过将 $(y_0, \dots, y_{m-1}) = (0, \dots, 0)$ 置于输入串中, 并读取输出串的后 m 个值, 总可以从 F 中计算函数 f .

方框 2: XOR 算子 \oplus

长度为 m 的两个二进制串 p 和 q 之间的 XOR 算子为长度为 m 的二进制串 s , 其中以 p 和 q 的第 i 位数字之间的互斥 OR 方式计算 s 的第 i 位数字:

$$p = (p_0, \dots, p_{n-1})$$

$$q = (q_0, \dots, q_{n-1})$$

$$s = p \oplus q = ((p_0 + q_0) \bmod 2, \dots, (p_{n-1} + q_{n-1}) \bmod 2)$$

步骤 2

将函数 F 映射表变换为 U_F 映射表, 满足以下约束:

$$\forall s \in \{0,1\}^{n+m}: U_F[\tau(s)] = \tau[F(s)] \quad (3)$$

编码映射 $\tau: \{0,1\}^{n+m} \rightarrow C^{2^{(n+m)}}$ ($C^{2^{(n+m)}}$ 为目标复数 Hilbert 空间) 为:

$$\tau(0) = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} = |0\rangle \quad \tau(1) = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} = |1\rangle$$

$$\tau(x_0, \dots, x_{n+m-1}) = \tau(x_0) \otimes \dots \otimes \tau(x_{n+m-1}) = |x_0 \dots x_{n+m-1}\rangle$$

编码 τ 将位值映射到属于 C^2 的规范基的二维复数向量。此外，通过使用张量积， τ 将 n 维二进制串的一般状态映射为一个 2^n 维的向量，从而将此状态减少为构成寄存器的 n 位的联合状态。将每个位状态变换为相应的 2 维基向量，然后通过利用张量积构成所有位向量，将字符串状态映射到相应的 2^n 维基向量。在此意义上，张量积为状态逻辑乘法的向量副本。

方框 3: 向量张量积 \otimes

维数为 h 和 k 的两个向量之间的张量积是一个维数为 $h \cdot k$ 的张量积，以至：

$$|x\rangle \otimes |y\rangle = \begin{pmatrix} x_1 \\ \dots \\ x_h \end{pmatrix} \otimes \begin{pmatrix} y_1 \\ \dots \\ y_k \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_1 y_1 \\ \dots \\ x_1 y_k \\ \dots \\ x_h y_1 \\ \dots \\ x_h y_k \end{pmatrix} \Rightarrow$$

物理解释:

如果将一个复向量的分量解释为给定状态的中系统的概率振幅（利用分量号作为下标），则两个向量之间的张量积描述联合状态中的两个系统的联合概率振幅。

示例: 向量张量积

$(0,0) \xrightarrow{\tau} \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} \otimes \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} = 00\rangle$ $(1,0) \xrightarrow{\tau} \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} \otimes \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix} = 10\rangle$	$(0,1) \xrightarrow{\tau} \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} \otimes \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} = 01\rangle$ $(1,1) \xrightarrow{\tau} \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} \otimes \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} = 11\rangle$
---	---

使用右矢 (ket) 记号 $|i\rangle$ 表示基向量。该记号取自量子力学的 Dirac

描述。

步骤 3

使用以下变换规则将 U_F 映射表变换为 U_F :

$$[U_F]_{ij} = 1 \Leftrightarrow U_F|j\rangle = |i\rangle \quad (4)$$

通过将向量 $|i\rangle$ 和 $|j\rangle$ 看作列向量，可以轻易理解以上规则。由于这些向量属于标准基，所以 U_F 定义单位矩阵各行的置换映射。一般而言，将行 $|j\rangle$ 映射为行 $|i\rangle$ 。

将在量子算法的第一实例 — Grover 算法中详细说明以上规则。

量子块

量子块的核心是量子门，后者依赖于矩阵 U_F 的属性。图 5 为量子块的详细描述。

图 5 中的矩阵算子 U_F 为图 4 所示的编码器块的输出。这里，它成为量子块的输入。

首先将该矩阵算子嵌入到一个更复杂的门：量子门 G 。将单位矩阵 G 应用于维数为 2^{nm} 的初始规范基向量 $|i\rangle$ ，总共 k 次。每次均测量基向量的作为结果的复数叠加 $G|0..01..1\rangle$ ，从而生成一个基向量 $|x_1\rangle$ 作为结果。一并收集所有测量的基向量 $\{|x_1\rangle, \dots, |x_k\rangle\}$ 。该集合为量子块的输出。

此类算法的“智能”在于能够创建量子门，而量子门能够抽取查找 f 之必需属性所需的信息，并将其存储到输出向量集合中。

以下详细论述各量子算法的量子门的结构，注意一般的描述即可。

为了表示量子门，我们将使用某些称为量子电路的特殊图表。

图 6 表示量子电路的实例。每个矩形均与一个 $2^n \times 2^n$ 矩阵关联，其中 n 为进入和离开该矩形的线条数。例如，标记为 U_F 的矩形与矩阵 U_F 关联。

量子电路使我们能够给出门的高级描述，并且通过使用图 7 所示的某

些变换规则，能够将这些规则编码为相应的门矩阵。

通过提供量子算法的第一实例，将更了解这些规则的使用方式。

方框 4: 矩阵张量积 \otimes

两个矩阵 $X_{n \times m}$ 和 $Y_{h \times k}$ 之间的张量积为一个 $(n \cdot h) \times (m \cdot k)$ 的 (块) 矩阵, 以至:

$$X \otimes Y = \begin{bmatrix} x_{11}Y & \dots & x_{1m}Y \\ \dots & \dots & \dots \\ x_{n1}Y & \dots & x_{nm}Y \end{bmatrix} \quad \text{with} \quad X = \begin{bmatrix} x_{11} & \dots & x_{1m} \\ \dots & \dots & \dots \\ x_{n1} & \dots & x_{nm} \end{bmatrix}$$

实例: 矩阵张量积

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{bmatrix} \otimes \begin{bmatrix} 5 & 6 \\ 7 & 8 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \cdot \begin{bmatrix} 5 & 6 \\ 7 & 8 \end{bmatrix} & 2 \cdot \begin{bmatrix} 5 & 6 \\ 7 & 8 \end{bmatrix} \\ 3 \cdot \begin{bmatrix} 5 & 6 \\ 7 & 8 \end{bmatrix} & 4 \cdot \begin{bmatrix} 5 & 6 \\ 7 & 8 \end{bmatrix} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 5 & 6 & 10 & 12 \\ 7 & 8 & 14 & 16 \\ 15 & 18 & 20 & 24 \\ 21 & 24 & 28 & 32 \end{bmatrix}$$

译码器

译码器块的功能是解释在迭代执行量子块后收集的基向量。对这些向量进行译码意味着将它们重新变换为二进制串, 如果它们已经包含原始问题的答案, 则直接解释它们, 或者例如将它们用作某些方程式系统的系数向量, 以便获得搜索解。由于此部分是我们不感兴趣的、易于理解的经典部分, 所以不详细研究此部分。

由于 Grover 算法对于控制器的实现特别重要, 所以简单说明 Grover 算法。

Grover 问题

Grover 问题为:

输入	函数 $f: \{0,1\}^n \rightarrow \{0,1\}$ 满足 $\exists x \in \{0,1\}^n: (f(x)=1 \wedge \forall y \in \{0,1\}^n: x \neq y \Rightarrow f(y)=0)$
问题	查找 x

在 Deutsch-Jozsa 算法中，我们区分两类输入函数，我们必须确定输入函数属于哪一类。此时，该问题在某种意义上与其形式完全相同，只是由于我们要处理 2^n 类的输入函数（描述的每种函数构成一类），所以该问题更难以处理。

编码器

为了使讨论易于理解，首先考虑 $n=2$ 的特殊函数。接着讨论 $n=2$ 的一般情况，最后分析 $n>0$ 的一般情况。

A1.介绍性的实例

考虑以下情况:

$$n=2 \quad f(01)=1$$

在以上情况中， f 映射表定义为:

x	f(x)
00	0
01	1
10	0
11	0

步骤 1

根据以下公式将函数 f 编码为内射函数 F :

$$F: \{0,1\}^{n+1} \rightarrow \{0,1\}^{n+1} : F(x_0, x_1, y_0) = (x_0, x_1, f(x_0, x_1) \oplus y_0)$$

因此, F 映射表为:

(x_0, x_1, y_0)	$F(x_0, x_1, y_0)$
000	000
010	011
100	100
110	110
001	001
011	010
101	101
111	111

步骤 2

通过使用一般规则将 F 编码为 U_F 的映射表:

$$\forall s \in \{0,1\}^{n+1} : U_F[\tau(s)] = \tau[F(s)]$$

其中, τ 为等式(3)中定义的编码映射。这意味着:

$ x_0 x_1 y_0\rangle$	$U_F x_0 x_1 y_0\rangle$
$ 000\rangle$	$ 000\rangle$
$ 010\rangle$	$ 011\rangle$
$ 100\rangle$	$ 100\rangle$
$ 110\rangle$	$ 110\rangle$
$ 001\rangle$	$ 001\rangle$
$ 011\rangle$	$ 011\rangle$
$ 101\rangle$	$ 101\rangle$
$ 111\rangle$	$ 111\rangle$

步骤 3

我们必须根据 U_F 的映射表计算相应的矩阵算子。

通过使用以下规则根据等式(4)得到该矩阵:

$$[U_F]_{ij} = 1 \Leftrightarrow U_F|j\rangle = |i\rangle$$

从而得到 U_F :

U_F	$ 00\rangle$	$ 01\rangle$	$ 10\rangle$	$ 11\rangle$
$ 00\rangle$	I	0	0	0
$ 01\rangle$	0	C	0	0
$ 10\rangle$	0	0	I	0
$ 11\rangle$	0	0	0	I

该矩阵的结果是保留输入张量积的第一和第二输入基向量不变, 从而当第一向量为 $|0\rangle$ 且第二向量为 $|1\rangle$ 时, 倒转 (flip) 第三向量. 这与上面叙述的 U_F 的约束一致。

B. $n=2$ 的一般情况

现在考虑更一般的情况:

$$n=2 \quad f(x)=1$$

相应的矩阵算子为:

U_F	$ 00\rangle$	$ 01\rangle$	$ 10\rangle$	$ 11\rangle$
$ 00\rangle$	M_{00}	0	0	0
$ 01\rangle$	0	M_{01}	0	0
$ 10\rangle$	0	0	M_{10}	0
$ 11\rangle$	0	0	0	M_{11}

其中 $M_x = C \wedge \forall i \neq x: M_i = I$.

C. 一般情况

将算子 U_F 从 $n=2$ 推广到 $n>1$ 是非常自然的. 事实上, 我们总是对应

于向量 $|x\rangle$ 标记的单元，在块矩阵的主对角线上查找算子 C ，其中 x 为具有 f 映象的二进制串。因此：

U_F	$ 00\rangle$	$ 01\rangle$...	$ 11\rangle$
$ 00\rangle$	M_{00}	0	...	0
$ 01\rangle$	0	M_{01}	...	0
...
$ 11\rangle$	0	0	...	M_{11}

其中 $M_x = C \wedge \forall i \neq x: M_i = I$ 。

将编码器输出的矩阵 U_F 嵌入到量子门中。我们使用诸如图 8 所示的量子电路描述量子门。

算子 D_n 称为 n 阶扩散矩阵，它负责此算法中的干扰。它的作用与 Shor 算法中的 QFT_n 相同，并且在 Deutsch-Jozsa 和 Simon 算法中具有 "H。该矩阵的定义方式为：

D_n	$ 0..0\rangle$	$ 0..1\rangle$...	$ i\rangle$...	$ 1..0\rangle$	$ 1..1\rangle$
$ 0..0\rangle$	$-1+1/2^n$	$1/2^{n-1}$...	$1/2^{n-1}$...	$1/2^{n-1}$	$1/2^{n-1}$
$ 0..1\rangle$	$1/2^{n-1}$	$-1+1/2^{n-1}$...	$1/2^{n-1}$...	$1/2^{n-1}$	$1/2^{n-1}$
...
$ i\rangle$	$1/2^{n-1}$	$1/2^{n-1}$...	$-1+1/2^{n-1}$...	$1/2^{n-1}$	$1/2^{n-1}$
...
$ 1..0\rangle$	$1/2^{n-1}$	$1/2^{n-1}$...	$1/2^{n-1}$...	$-1+1/2^{n-1}$	$1/2^{n-1}$
$ 1..1\rangle$	$1/2^{n-1}$	$1/2^{n-1}$...	$1/2^{n-1}$...	$1/2^{n-1}$	$-1+1/2^n$

通过使用恒等变换（图 7.c），可以将以前的电路编码为图 9 的电路。

A2. 介绍性实例：动态分析

在我们处理的介绍性实例中， U_F 具有以下形式：

U_F	$ 00\rangle$	$ 01\rangle$	$ 10\rangle$	$ 11\rangle$
$ 00\rangle$	I	0	0	0
$ 01\rangle$	0	C	0	0
$ 10\rangle$	0	0	I	0
$ 11\rangle$	0	0	0	I

我们计算上述情况中的量子门 $G = [(D_2 \otimes I) \cdot U_F]^h \cdot ({}^{2+1}H)$ ：

3H	$ 00\rangle$	$ 01\rangle$	$ 10\rangle$	$ 11\rangle$
$ 00\rangle$	$H/2$	$H/2$	$H/2$	$H/2$
$ 01\rangle$	$H/2$	$-H/2$	$H/2$	$-H/2$
$ 10\rangle$	$H/2$	$H/2$	$-H/2$	$-H/2$
$ 11\rangle$	$H/2$	$-H/2$	$-H/2$	$H/2$

$D_2 \otimes I$	$ 00\rangle$	$ 01\rangle$	$ 10\rangle$	$ 11\rangle$
$ 00\rangle$	$-I/2$	$I/2$	$I/2$	$I/2$
$ 01\rangle$	$I/2$	$-I/2$	$I/2$	$I/2$
$ 10\rangle$	$I/2$	$I/2$	$-I/2$	$I/2$
$ 11\rangle$	$I/2$	$I/2$	$I/2$	$-I/2$

$U_F \cdot {}^3H$	$ 00\rangle$	$ 01\rangle$	$ 10\rangle$	$ 11\rangle$
$ 00\rangle$	$H/2$	$H/2$	$H/2$	$H/2$
$ 01\rangle$	$CH/2$	$-CH/2$	$CH/2$	$-CH/2$
$ 10\rangle$	$H/2$	$H/2$	$-H/2$	$-H/2$
$ 11\rangle$	$H/2$	$-H/2$	$-H/2$	$H/2$

选择 $h=1$, 得到:

G	$ 00\rangle$	$ 01\rangle$	$ 10\rangle$	$ 11\rangle$
$ 00\rangle$	$(C+D)H/4$	$(-C-D)H/4$	$(C-3D)H/4$	$(-C-D)H/4$
$ 01\rangle$	$(-C+3D)H/4$	$(C+D)H/4$	$(-C-D)H/4$	$(C+D)H/4$
$ 10\rangle$	$(C+D)H/4$	$(-C-D)H/4$	$(C+D)H/4$	$(-C+3D)H/4$
$ 11\rangle$	$(C+D)H/4$	$(-C+3D)H/4$	$(C+D)H/4$	$(-C-D)H/4$

现在, 考虑将 G 应用于向量 $|001\rangle$:

$$G|001\rangle = \frac{1}{4}|00\rangle \otimes (C+D)H|1\rangle + \frac{1}{4}|01\rangle \otimes (-C+3D)H|1\rangle + \frac{1}{4}|10\rangle \otimes (C+D)H|1\rangle + \frac{1}{4}|11\rangle \otimes (C+D)H|1\rangle$$

计算算子 $(-C+3D)H/4$.

$-C+3D$	$ 0\rangle$	$ 1\rangle$
$ 0\rangle$	3	-1
$ 1\rangle$	-1	3

$(-C+3D)H/4$	$ 0\rangle$	$ 1\rangle$
$ 0\rangle$	$1/2^{3/2}$	$1/2^{1/2}$
$ 1\rangle$	$1/2^{3/2}$	$-1/2^{1/2}$

因此:

$$\frac{1}{4}(-D+3I)H|1\rangle = \frac{1}{\sqrt{2}}(|0\rangle - |1\rangle)$$

计算算子 $(C+D)H/4$.

$C+D$	$ 0\rangle$	$ 1\rangle$
$ 0\rangle$	1	1
$ 1\rangle$	1	1

$(C+I)H/4$	$ 0\rangle$	$ 1\rangle$
$ 0\rangle$	$1/2^{3/2}$	0
$ 1\rangle$	$1/2^{3/2}$	0

因此:

$$\frac{1}{4}(C+I)H|1\rangle = 0$$

这意味着将 $|001\rangle$ 映射到向量 $|01\rangle = (|0\rangle - |1\rangle)/2^{1/2}$ 。通过记录维数为 2 的前两个向量的二进制值, 得到 \mathbf{x} 。

描绘顺序应用算子 3H 、 U_F 和 $D_2 \otimes I$ 时各基向量的概率振幅的演变也许是有用的。图 10 表示概率振幅的演变。

算子 3H 将最初的规范基向量 $|001\rangle$ 变成所有基向量与同一(实)系数的叠加(模运算), 但是如果末尾向量为 $|0\rangle$, 则为正号, 反之为负号。算子 U_F 创建相关: 如果前两个向量为 $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$, 则倒转第三向量。最后, $D_2 \otimes I$ 产生干扰: 对于每个基向量 $|x_0x_1y_0\rangle$, 它计算各向量的输出概率振幅 $\alpha'_{x_0x_1y_0}$, 其方法是, 反转其初始概率振幅 $\alpha_{x_0x_1y_0}$, 累加 $|x_0x_1y_0\rangle$ 形式的所有向量的概率振幅的平均值 α_{y_0} 的两倍。在我们的实例中, $\alpha_0 = 1/(4 \cdot 2^{1/2})$, $\alpha_1 = -1/(4 \cdot 2^{1/2})$ 。例如, 取基向量 $|000\rangle$ 。则 $\alpha'_{000} = -\alpha_{000} + 2\alpha_0 = -1/(2 \cdot 2^{1/2}) + 2/(4 \cdot 2^{1/2}) = 0$ 。

D. $n=2$ 的一般情况

一般而言, 如果 $n=2$, 则 U_F 具有以下形式:

U_F	$ 00\rangle$	$ 01\rangle$	$ 10\rangle$	$ 11\rangle$
$ 00\rangle$	M_{00}	0	0	0
$ 01\rangle$	0	M_{01}	0	0
$ 10\rangle$	0	0	M_{10}	0
$ 11\rangle$	0	0	0	M_{11}

其中 $M_x = C \wedge \forall i \neq x: M_i = I (x, i \in \{0, 1\}^n)$ 。

我们计算一般情况中的量子门 $G = (D_2 \otimes I) \cdot U_F \cdot ({}^{2+1}H)$:

$U_F \cdot {}^3H$	$ 00\rangle$	$ 01\rangle$	$ 10\rangle$	$ 11\rangle$
$ 00\rangle$	$M_{00}H/2$	$M_{00}H/2$	$M_{00}H/2$	$M_{00}H/2$
$ 01\rangle$	$M_{01}H/2$	$-M_{01}H/2$	$M_{01}H/2$	$-M_{01}H/2$
$ 10\rangle$	$M_{10}H/2$	$M_{10}H/2$	$-M_{10}H/2$	$-M_{10}H/2$
$ 11\rangle$	$M_{11}H/2$	$-M_{11}H/2$	$-M_{11}H/2$	$M_{11}H/2$

↓

G	$ 00\rangle$	$ 01\rangle$
$ 00\rangle$	$(-M_{00}+M_{01}+M_{10}+M_{11})H/4$	$(-M_{00}-M_{01}+M_{10}-M_{11})H/4$
$ 01\rangle$	$(M_{00}-M_{01}+M_{10}+M_{11})H/4$	$(M_{00}+M_{01}+M_{10}-M_{11})H/4$
$ 10\rangle$	$(M_{00}+M_{01}-M_{10}+M_{11})H/4$	$(M_{00}-M_{01}-M_{10}-M_{11})H/4$
$ 11\rangle$	$(M_{00}+M_{01}+M_{10}-M_{11})H/4$	$(M_{00}-M_{01}+M_{10}+M_{11})H/4$

G	$ 10\rangle$	$ 11\rangle$
$ 00\rangle$	$(-M_{00}+M_{01}-M_{10}-M_{11})H/4$	$(-M_{00}-M_{01}-M_{10}+M_{11})H/4$
$ 01\rangle$	$(M_{00}-M_{01}-M_{10}-M_{11})H/4$	$(M_{00}+M_{01}-M_{10}+M_{11})H/4$
$ 10\rangle$	$(M_{00}+M_{01}+M_{10}-M_{11})H/4$	$(M_{00}-M_{01}+M_{10}+M_{11})H/4$
$ 11\rangle$	$(M_{00}+M_{01}-M_{10}+M_{11})H/4$	$(M_{00}-M_{01}-M_{10}-M_{11})H/4$

现在, 考虑将 G 应用于向量 $|001\rangle$:

$$G|001\rangle = \frac{1}{4}|00\rangle \otimes (-M_{00}+M_{01}+M_{10}+M_{11})H|1\rangle + \frac{1}{4}|01\rangle \otimes (M_{00}-M_{01}+M_{10}+M_{11})H|1\rangle + \\ \frac{1}{4}|10\rangle \otimes (M_{00}+M_{01}-M_{10}+M_{11})H|1\rangle + \frac{1}{4}|11\rangle \otimes (M_{00}+M_{01}+M_{10}-M_{11})H|1\rangle$$

考虑以下情况:

$x=00$:

$$G|00\rangle = \frac{1}{4}|00\rangle \otimes (-C + 3I)H|1\rangle + \frac{1}{4}|01\rangle \otimes (C + I)H|1\rangle + \frac{1}{4}|10\rangle \otimes (C + I)H|1\rangle + \frac{1}{4}|11\rangle \otimes (C + I)H|1\rangle = |00\rangle \left(\frac{|0\rangle - |1\rangle}{\sqrt{2}} \right)$$

$x=01$:

$$G|00\rangle = \frac{1}{4}|00\rangle \otimes (C + I)H|1\rangle + \frac{1}{4}|01\rangle \otimes (-C + 3I)H|1\rangle + \frac{1}{4}|10\rangle \otimes (C + I)H|1\rangle + \frac{1}{4}|11\rangle \otimes (C + I)H|1\rangle = |01\rangle \left(\frac{|0\rangle - |1\rangle}{\sqrt{2}} \right)$$

$x=10$:

$$G|00\rangle = \frac{1}{4}|00\rangle \otimes (C + I)H|1\rangle + \frac{1}{4}|01\rangle \otimes (C + I)H|1\rangle + \frac{1}{4}|10\rangle \otimes (-C + 3I)H|1\rangle + \frac{1}{4}|11\rangle \otimes (C + I)H|1\rangle = |10\rangle \left(\frac{|0\rangle - |1\rangle}{\sqrt{2}} \right)$$

5 $x=11$:

$$G|00\rangle = \frac{1}{4}|00\rangle \otimes (C + I)H|1\rangle + \frac{1}{4}|01\rangle \otimes (C + I)H|1\rangle + \frac{1}{4}|10\rangle \otimes (C + I)H|1\rangle + \frac{1}{4}|11\rangle \otimes (-C + 3I)H|1\rangle = |11\rangle \left(\frac{|0\rangle - |1\rangle}{\sqrt{2}} \right)$$

这意味着如果我们测量输出向量，然后反向编码作为结果的张量积中维数为2的前两个基向量，从而得到以下结果：

x	结果	概率
00	00	1
01	01	1
10	10	1
11	11	1

E. 一般情况 ($n>0$)

在 $n>0$ 的一般情况中， U_F 具有以下形式：

U_F	$ 0..0\rangle$	$ 0..1\rangle$...	$ 1..1\rangle$
-------	----------------	----------------	-----	----------------

$ 0..0\rangle$	$M_{0..0}$	0	0	0
$ 0..1\rangle$	0	$M_{0..1}$	0	0
...
$ 1..1\rangle$	0	0	0	$M_{1..1}$

其中 $M_x = C \wedge \forall i \neq x: M_i = I(x, i \in \{0,1\}^n)$.

计算量子门 $G = (D_n \otimes I)^h \cdot U_F \cdot ({}^{n+1}H)$:

${}^{n+1}H$	$ 0..0\rangle$...	$ j\rangle$...	$ 1..1\rangle$
$ 0..0\rangle$	$H/2^{n/2}$...	$H/2^{n/2}$...	$H/2^{n/2}$
...
$ j\rangle$	$H/2^{n/2}$...	$(-1)^{ij} H/2^{n/2}$...	$(-1)^{i \cdot (1..1)} H/2^{n/2}$
...
$ 1..1\rangle$	$H/2^{n/2}$...	$(-1)^{(1..1) \cdot j} H/2^{n/2}$...	$(-1)^{(1..1) \cdot (1..1)} H/2^{n/2}$

$D_n \otimes I$	$ 0..0\rangle$	$ 0..1\rangle$...	$ j\rangle$...	$ 1..0\rangle$	$ 1..1\rangle$
$ 0..0\rangle$	$-I+I/2^{n-1}$	$I/2^{n-1}$...	$I/2^{n-1}$...	$I/2^{n-1}$	$I/2^{n-1}$
$ 0..1\rangle$	$I/2^{n-1}$	$-I+I/2^{n-1}$...	$I/2^{n-1}$...	$I/2^{n-1}$	$I/2^{n-1}$
...
$ j\rangle$	$I/2^{n-1}$	$I/2^{n-1}$...	$-I+I/2^{n-1}$...	$I/2^{n-1}$	$I/2^{n-1}$
...
$ 1..0\rangle$	$I/2^{n-1}$	$I/2^{n-1}$...	$I/2^{n-1}$...	$-I+I/2^{n-1}$	$I/2^{n-1}$
$ 1..1\rangle$	$I/2^{n-1}$	$I/2^{n-1}$...	$I/2^{n-1}$...	$I/2^{n-1}$	$-I+I/2^{n-1}$

$U_F \cdot {}^{n+1}H$	$ 0..0\rangle$...	$ j\rangle$...	$ 1..1\rangle$
$ 0..0\rangle$	$M_{0..0} H/2^{n/2}$...	$M_{0..0} H/2^{n/2}$...	$M_{0..0} H/2^{n/2}$
...
$ j\rangle$	$M_j H/2^{n/2}$...	$(-1)^{ij} M_j H/2^{n/2}$...	$(-1)^{i \cdot (1..1)} M_j H/2^{n/2}$
...
$ 1..1\rangle$	$M_{1..1} H/2^{n/2}$...	$(-1)^{(1..1) \cdot j} M_{1..1} H/2^{n/2}$...	$(-1)^{(1..1) \cdot (1..1)} M_{1..1} H/2^{n/2}$

现在, 假设 $\hbar = 1$. 则:

$G_{\hbar=1}$	$ 0..0\rangle$...
$ 0..0\rangle$	$(-M_{0..0} + \sum_{j \in \{0,1\}^n} M_j / 2^{n-1}) H/2^{n/2}$...
...
$ j\rangle$	$(-M_j + \sum_{j \in \{0,1\}^n} M_j / 2^{n-1}) H/2^{n/2}$...
...
$ 1..1\rangle$	$(-M_{1..1} + \sum_{j \in \{0,1\}^n} M_j / 2^{n-1}) H/2^{n/2}$...

由于 $M_{\bar{x}} = C$ 且 $\forall i \neq x: M_i = I$, 所以可以将以上各行写为:

$G_{h=1}$	$ 0..0\rangle$...
$ 0..0\rangle$	$(-I + \sum_{j \in \{0,1\}^{n-\{\bar{x}\}}} I/2^{n-1} + C/2^{n-1})H/2^{n/2}$...
...
$ \bar{x}\rangle$	$(-C + \sum_{j \in \{0,1\}^{n-\{\bar{x}\}}} I/2^{n-1} + C/2^{n-1})H/2^{n/2}$...
...
$ 1..1\rangle$	$(-I + \sum_{j \in \{0,1\}^{n-\{\bar{x}\}}} I/2^{n-1} + C/2^{n-1})H/2^{n/2}$...

因此:

$G_{h=1}$	$ 0..0\rangle$...
$ 0..0\rangle$	$\{[-1 + (2^n - 1)/2^{n-1}]I + C/2^{n-1}\}H/2^{n/2}$...
...
$ \bar{x}\rangle$	$\{(2^n - 1)/2^{n-1}I + [-1 + 1/2^{n-1}]C\}H/2^{n/2}$...
...
$ 1..1\rangle$	$\{[-1 + (2^n - 1)/2^{n-1}]I + C/2^{n-1}\}H/2^{n/2}$...

现在, 考虑将矩阵算子 $\{[-1 + (2^n - 1)/2^{n-1}]I + C/2^{n-1}\}H/2^{n/2}$ 和矩阵算子 $\{(2^n - 1)/2^{n-1}I + [-1 + 1/2^{n-1}]C\}H/2^{n/2}$ 应用于向量 $|1\rangle$:

$$\frac{1}{2^{n/2}} \left\{ \left[-1 + \frac{2^n - 1}{2^{n-1}} \right] I + \frac{1}{2^{n-1}} C \right\} H|1\rangle = \left(-1 + \frac{2^n - 2}{2^{n-1}} \right) \frac{|0\rangle - |1\rangle}{2^{\frac{(n+1)}{2}}}$$

$$\frac{1}{2^{n/2}} \left\{ \frac{2^n - 1}{2^{n-1}} I + \left[-1 + \frac{1}{2^{n-1}} \right] C \right\} H|1\rangle = \left(+1 + \frac{2^n - 2}{2^{n-1}} \right) \frac{|0\rangle - |1\rangle}{2^{\frac{(n+1)}{2}}}$$

这意味着:

$$G_{h=1}|0..0\rangle = \left[\left(-1 + \frac{2^n - 2}{2^{n-1}} \right) |0..0\rangle + \left(-1 + \frac{2^n - 2}{2^{n-1}} \right) |0..1\rangle + \dots + \left(+1 + \frac{2^n - 2}{2^{n-1}} \right) |\bar{x}\rangle + \dots + \left(-1 + \frac{2^n - 2}{2^{n-1}} \right) |1..1\rangle \right] \otimes \frac{|0\rangle - |1\rangle}{2^{\frac{(n+1)}{2}}}$$

可以将上式写为块向量:

$G_{n-1} 0..01\rangle$	
$ 0..0\rangle$	$[-1+(2^n-2)/2^{n-1}]/2^{n/2}H 1\rangle$
...	...
$ x\rangle$	$[+1+(2^n-2)/2^{n-1}]/2^{n/2}H 1\rangle$
...	...
$ 1..1\rangle$	$[-1+(2^n-2)/2^{n-1}]/2^{n/2}H 1\rangle$

现在, 假设按以下形式将算子 $(D_n \otimes I) \cdot U_F$ 应用于向量:

$ \varphi\rangle$	
$ 0..0\rangle$	$\alpha H 1\rangle$
...	...
$ x\rangle$	$\beta H 1\rangle$
...	...
$ 1..1\rangle$	$\alpha H 1\rangle$

其中 α 和 β 为满足 $(2^n-1)\alpha^2+\beta^2=1$ 的实数。结果为:

$U_F \varphi\rangle$	
$ 0..0\rangle$	$\alpha H 1\rangle$
...	...
$ x\rangle$	$\beta CH 1\rangle$
...	...
$ 1..1\rangle$	$\alpha H 1\rangle$

$(D_n \otimes I) \cdot U_F \varphi\rangle$	
$ 0..0\rangle$	$(-\alpha + \sum_{j \in \{0,1\}^n - \{x\}} \alpha 2^{n-1} - \beta 2^{n-1}) H 1\rangle$
...	...
$ x\rangle$	$(+\beta + \sum_{j \in \{0,1\}^n - \{x\}} \alpha 2^{n-1} - \beta 2^{n-1}) H 1\rangle$
...	...
$ 1..1\rangle$	$(-\alpha + \sum_{j \in \{0,1\}^n - \{x\}} \alpha 2^{n-1} - \beta 2^{n-1}) H 1\rangle$

$(D_n \otimes I) \cdot U_F \varphi\rangle$	
$ 0..0\rangle$	$\{-\alpha + [(2^n-1)\alpha - \beta]/2^{n-1}\} H 1\rangle$
...	...
$ x\rangle$	$\{+\beta + [(2^n-1)\alpha - \beta]/2^{n-1}\} H 1\rangle$
...	...
$ 1..1\rangle$	$\{-\alpha + [(2^n-1)\alpha - \beta]/2^{n-1}\} H 1\rangle$

这意味着如果我们从向量 $G_{n=1}|0..01\rangle$ 开始，该向量为考虑的形式，并且应用 $(D_n \otimes I) \cdot U_F$ 算子 h 次，则时刻 t 的系数满足：

α_t	$= 2 \frac{(2^n - 1)\alpha_{t-1} - \beta_{t-1}}{2^n} - \alpha_{t-1}$
β_t	$= 2 \frac{(2^n - 1)\alpha_{t-1} - \beta_{t-1}}{2^n} + \beta_{t-1}$

因此 β 增加，而 α 减少。例如，考虑图 11.a 中的向量叠加。通过应用算子 H ，向量叠加变成图 11.b 的叠加。通过应用具有 $x=001$ 的编织算子 U_F ，生成图 11.c 的向量叠加，在应用 $D_n \otimes I$ 之后，叠加为图 11.d 所示的叠加。这里，尽管我们不感兴趣的向量的概率振幅不为零，但它们非常小。

假定再次应用算子 U_F ；则图 11.e 表示作为结果的叠加。接着，通过应用 $D_n \otimes I$ ，我们得到图 11.f 所示的向量的线性组合。

可以看到所需向量的概率振幅其模数已经增加。这意味着能够以较大概率测量向量 $|0010\rangle$ 或 $|0011\rangle$ 。

如果在重复 $D_n \cdot U_F$ 算子 h 次之后进行测量，则测量向量 $|x\rangle \otimes |0\rangle$ 或 $|x\rangle \otimes |1\rangle$ 的概率 $P(h)$ 是多少？我们可以证明：

$$P'(h) = O(2^{-n/2})$$

只要重复量子块 1 次，就能得到足够大的 $h=O(2^{n/2})$ 。因此，最终收集的基向量是唯一的。

信息分析

A3. 介绍性实例：Grover 算法的信息分析

考虑对输入函数进行编码的算子：

$$U_F = \begin{bmatrix} I & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & C & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & I & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & I & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & I & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & I & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & I & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & I \end{bmatrix}$$

表 1 表示用于 Grover QA 的信息分析的一般迭代算法。在表 2 和表 3 中，描述了该算法的两次迭代。从这些表中可以看到：

1. 每次迭代中的编织算子增加不同量子比特之间的相关性；
2. 干扰算子降低经典熵，但是其副作用是，它利用冯·诺伊曼熵破坏部分量子相关性测量。

Grover 算法内置多次迭代智能状态（见等式(7)）。每次迭代首先利用编织对搜索函数进行编码，但是干扰算子会部分破坏编码信息；为了隐蔽需要编码信息以及需要访问编码信息，需要几次迭代。Grover 算法来自算法的搜索组。QA 的输出中的最小经典（量子）熵原则意味着有关智能输出状态的成功结果。搜索 QA 需要检查经典熵的最小值，并利用量子熵值协调差额。智能搜索 QA 的特征在于能够协调以上两个值。

译码器

正如在 Deutsch 算法中一样，在测量量子门的输出向量后，必须解释该向量以查找 x 。

从以上分析中看出，此步骤非常简单。事实上，选择一个较大的 h 足以得到其概率接近 1 的搜索向量 $|x\rangle \otimes |0\rangle$ 或 $|x\rangle \otimes |1\rangle$ 。在得到搜索向量后，将作为结果的张量积中的前 n 个基向量逆向编码为其二进制值，从而得到作为最终解答的字符串 x 。

因此，表明可以在搜索问题中使用 Grover 算法。

可以将搜索问题叙述为：给定真值函数 $f: \{0,1\}^n \rightarrow \{0,1\}$ 以至只有一个输入 $x \in \{0,1\}^n : f(x)=1$ 查找 x ：这正是能够利用 Grover 算法解决的问题。

通过比较以上分析的算法，显然量子算法具有相同结构：将一组向量顺序提交给叠加算子，编织算子和干扰算子。利用抽取所需信息的测量块分析作为结果的向量集合。

最后必须注意到，本质上，不同量子算法的区别在于选择的干扰算子 Int ，编织算子 U_F 和叠加算子 S 。

输入向量是一个消息，该消息遍历由三个主要子通道 — 叠加、编织和干扰 — 组成的量子通道。编织通道为算法门的真实输入。它属于某个给定种类，该种类依赖于要解决的问题及其输入。叠加特别是干扰通道的选择方式为：在通道末尾实行的几种测量揭示在通道中部发生的编织类型。

总之，可以叙述为，量子算法是基于量子力学原理、定律和量子作用的全局随机搜索算法。在量子搜索中，利用经典初始状态的有限线性叠加表示各设计变量，利用一系列的基本单元步骤处理最初量子状态 $|i\rangle$ （用于输入），以至通过测量系统的最终状态得到正确输出。它首先从基本的经典预处理开始，然后应用以下量子实验：从所有可能状态的初始叠加开始，计算经典函数，应用量子快速傅立叶变换（QFFT），最后进行测量。依赖于结果，可能再进行一次类似的量子实验，或者利用某些经典的后处理完成计算。通常，量子搜索算法使用三个主要算子，即线性叠加（相关状态）、编织和干扰。

可以将量子搜索算法的结构的一般形式描述为：

$$G = \left[\overbrace{(Int \otimes I_m)}^{\text{干扰}} \circ \underbrace{U_F}_{\text{编织}} \right]^{h+1} \circ \underbrace{(H_n \otimes S_m)}_{\text{叠加}} \quad (5)$$

量子算法和遗传算法结构具有以下相互关系：

$$\begin{aligned}
 \text{GA: } E[m(H,t+1)] &\geq m(H,t) \cdot \underbrace{\frac{f(H,t)}{f(t)}}_{\text{选择}} \cdot \underbrace{\left\{1 - p_c \frac{L(H)}{N-1} \left(1 - \frac{m(H,t)f(H,t)}{Mf(t)}\right)\right\}}_{\text{交叉}} \cdot \underbrace{(1 - p_m)^{\alpha(H)}}_{\text{变异}} \\
 \text{QA (门):} & \left[\begin{array}{c} \text{干扰} \\ (Int \otimes I_n) \end{array} \right] \cdot \left[\begin{array}{c} \text{编织} \\ U_r \end{array} \right]^{n+1} \cdot \left[\begin{array}{c} H_n \otimes S_n \\ \text{叠加} \end{array} \right]
 \end{aligned} \tag{6}$$

图 12 比较 GA 和 QSA 的结构。在 GA 中，开始种群是随机生成的。然后应用变异和交叉算子，以改变某些个体的基因组，并创建新的基因组。然后根据目标函数删除某些个体，并选择优秀个体以生成新种群。对新种群重复上述过程，直至找到最优解。

用类推的方法，在 QSA 中，利用叠加算子将最初的基向量变换为基向量的线性叠加。接着，诸如编织和干扰之类的量子算子作用于以上状态叠加，从而生成新的状态，其中某些状态的（不感兴趣的状态）其概率振幅的模数降低，某些状态（最感兴趣的状态）的概率振幅增加。将该过程重复若干次，以得到最终的概率振幅，从而能够轻而易举地看到最优解。

量子编织算子类似于遗传变异算子：事实上，通过倒转右矢标记中的某些位，该算子将进入叠加的每个基向量映射为另一个基向量。量子干扰算子类似于遗传交叉算子，它从进入叠加的状态的概率振幅的相互作用中，建立基状态的新叠加。但是，干扰算子还包括选择算子。事实上，干扰算子根据总原则，增加某些基状态的概率振幅模数，降低某些基状态的概率振幅模数，总原则为使该数量最大

$$\mathfrak{I}_T(\text{output}) = 1 - \frac{E_T^{\text{in}}(\text{output}) - E_T^{\text{out}}(\text{output})}{|T|} \tag{7}$$

其中 $T = \{1, \dots, n\}$ 。该数量称为输出状态的智能，并测量测量方法对编织处理编码为量子相关性的信息的理解程度。事实上，干扰算子的作用是保留进入编织状态的冯·诺伊曼熵，并将香农熵降到最小值，其中叠加算子将香农熵增加到最大值。请注意，GA 和 QSA 的主要区别在于：在 GA 中，目标函数随同一问题的不同实例改变，而变异和交叉总是随

机的。在 QSA 中，目标函数总是相同的（输出状态的智能），而编织算子严重依赖于输入函数 f 。

在本发明中，我们建议合并具有相似性并集成其特性的 GA 和 QSA 模式。新模式涉及量子遗传搜索算法（QGSA），图 13 表示该模式。

首先生成具有 t 个随机非零概率振幅值的一个初始叠加

$$|input\rangle = \sum_{i=1}^t c_i |x_i\rangle \quad (8)$$

每个右矢对应于种群中的一个个体，并且在一般情况中，用实数标记。因此，每个个体对应于一个实数 x_i ，并利用概率振幅值 c_i 隐含加权。一般模拟编织和干扰算子的操作：随机选择 k 条不同路径，其中每条路径对应于应用一个编织和干扰算子。

编织算子存在于内射映射，后者将各基向量变换为另一个基向量。其实现方式为，定义一个变异微量 $\epsilon > 0$ ，并抽取 t 个不同值 $\epsilon_1, \dots, \epsilon_t$ 满足 $-\epsilon \leq \epsilon_i \leq \epsilon$ 。接着，利用以下变换规则定义路径 j 的编织算子 U_F^j ：

$$|x_i\rangle \xrightarrow{U_F^j} |x_i + \epsilon_i\rangle \quad (9)$$

当 U_F^j 作用于初始线性叠加时，其内的所有基向量进行变异

$$|\psi^j\rangle = \sum_{i=1}^t c_{i,j} |x_i + \epsilon_{i,j}\rangle \quad (10)$$

可以将变异算子 ϵ 描述为以下关系

$$\epsilon = \begin{cases} 1 & \text{对于位排列 0} \\ 0 & \text{对于位排列 1} \\ -1 & \text{对于相位排列} \end{cases}$$

假设系统中有 8 种状态，其二进制编码为 000, 001, 010, 011, 100, 110, 111. 计算过程中的一种可能状态为 $\frac{i}{\sqrt{2}}|000\rangle + \frac{1}{\sqrt{2}}|100\rangle + \frac{1}{\sqrt{2}}|110\rangle$. 通常构造一个单位变换，以便在比特级执行。

例如，单位变换 $\begin{matrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{matrix}$ 将状态 $|0\rangle$ 变为 $|1\rangle$ ，将 $|1\rangle$ 变为 $|0\rangle$ (NOT 算符)。

在 GA 中，染色体变异改变一个或多个基因。也可以通过改变某一个位置或某几个位置的位进行说明。仅仅执行单一的 NOT 变换也能改变位。

作为例子，可以利用以下矩阵描述的、作用于最后两位并将状态 $|1001\rangle$ 变为状态 $|1011\rangle$ 以及将状态 $|0111\rangle$ 变为状态 $|0101\rangle$ 的单位变换

$$\begin{matrix} 00 \\ 01 \\ 10 \\ 11 \end{matrix} \begin{pmatrix} \begin{matrix} 00 & 01 & 10 & 11 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{matrix} \end{pmatrix} \quad (12)$$

是向量集合 $|0000\rangle$ 、 $|0001\rangle$ 、...、 $|1111\rangle$ 的变异算子。

可以将相位移算子 Z 描述为 $Z: \begin{matrix} |0\rangle \rightarrow |0\rangle \\ |1\rangle \rightarrow -|1\rangle \end{matrix}$ 并且算子 $Y: \begin{matrix} |0\rangle \rightarrow |1\rangle \\ |1\rangle \rightarrow -|0\rangle \end{matrix}$ 是 NOT 和相位移算子 Z 的组合。

注释 1 作为例子，以下矩阵

$$\begin{matrix} 00 \\ 01 \\ 10 \\ 11 \end{matrix} \begin{pmatrix} \infty & 01 & 10 & 11 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \quad (13)$$

将交叉算子作用于最后两位，将 1011 和 0110 变为 1010 和 0111，其中断点在中部（一点交叉）。

两位条件相位移位门具有以下矩阵形式

$$\begin{matrix} 00 \\ 01 \\ 10 \\ 11 \end{matrix} \begin{pmatrix} \infty & 01 & 10 & 11 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & e^{i\phi} \end{pmatrix}$$

并且利用以下矩阵描述能够创建编织状态的受控 NOT (CNOT) 门：

$$\begin{matrix} \text{CNOT: } |00\rangle \rightarrow |00\rangle \\ |01\rangle \rightarrow |01\rangle \\ |10\rangle \rightarrow |11\rangle \\ |11\rangle \rightarrow |10\rangle \end{matrix} \Rightarrow \begin{matrix} 00 \\ 01 \\ 10 \\ 11 \end{matrix} \begin{pmatrix} \infty & 01 & 10 & 11 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

作为阶为 t 的随机单位正方矩阵，选择干扰算子 Int^t ，其中根据适当定律，依据 Int^t 生成其他路径的干扰算子。此类矩阵的例子为上面定义的 Hadamard 变换矩阵 H_t 以及扩散矩阵 D_t ，但是也可以构造其他矩阵。应用编织和干扰算子生成一个最大长度为 t 的新的叠加：

$$|\text{output}^j\rangle = \sum_{i=1}^t c'_{i,j} |x_i + \varepsilon_{i,j}\rangle \quad (14)$$

现在计算该状态的平均熵值。令 $E(x)$ 为个体 x 的熵值。则

$$E(|\text{output}^j\rangle) = \sum_{i=1}^t \|c'_{i,j}\|^2 E(x_i + \varepsilon_{i,j}) \quad (15)$$

通过相对于概率振幅的平方模数，计算该叠加中各熵值的平均值，计算平均熵值。

根据以上操作顺序，通过使用不同的编织和干扰算子，从初始叠加生成 k 种不同叠加。每次均计算平均熵值。选择在于仅保留其平均熵值最小的叠加。当获得该叠加时，它成为新的输入叠加，并且该过程重新开始。保留生成最小熵值叠加的干扰算子，并将 Int^t 设置为新步骤的干扰算子。当最小平均熵值在给定的临界界限内时，计算停止。此时，模拟测量，测量为根据其概率振幅的平方模数，从最终叠加中抽取的基础值。

在图 14 中，整个算法按以下方式重新开始：

1. $|\text{input}\rangle = \sum_{i=1}^t c_i |x_i\rangle$ ，其中 x_i 是随机实数， c_i 是随机复数，满足

$\sum_{i=1}^t \|c_i\|^2 = 1$ ；随机生成阶为 t 的 Int^t 单位算子；

$$2. \bar{A} = \begin{pmatrix} \sum_{i=1}^t c_i |x_i + \varepsilon_{i,1}\rangle \\ \sum_{i=1}^t c_i |x_i + \varepsilon_{i,2}\rangle \\ \dots \\ \sum_{i=1}^t c_i |x_i + \varepsilon_{i,k}\rangle \end{pmatrix}, \text{ 其中随机生成 } -\varepsilon \leq \varepsilon_{ij} \leq \varepsilon, \text{ 且}$$

$$\forall i_1, i_2, j: x_{i_1} + \varepsilon_{i_1, j} \neq x_{i_2} + \varepsilon_{i_2, j};$$

$$3. \bar{B} = \begin{pmatrix} \text{Int}^1 \sum_{i=1}^t c_i |x_i + \varepsilon_{i,1}\rangle \\ \text{Int}^2 \sum_{i=1}^t c_i |x_i + \varepsilon_{i,2}\rangle \\ \dots \\ \text{Int}^k \sum_{i=1}^t c_i |x_i + \varepsilon_{i,k}\rangle \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum_{i=1}^t c'_{i,1} |x_i + \varepsilon_{i,1}\rangle \\ \sum_{i=1}^t c'_{i,2} |x_i + \varepsilon_{i,2}\rangle \\ \dots \\ \sum_{i=1}^t c'_{i,k} |x_i + \varepsilon_{i,k}\rangle \end{pmatrix}, \text{ 其中 } \text{Int}^1 \text{ 是阶为 } t \text{ 的单位}$$

正交矩阵:

$$4. |\text{output}^*\rangle = \sum_{i=1}^t c'_{i,j^*} |x_i + \varepsilon_{i,j^*}\rangle \text{ 其中 } j^* = \arg \left(\min \left\{ \sum_{i=1}^t \|c'_{i,j}\|^2 E(x_i + \varepsilon_{i,j}) \right\} \right);$$

$$5. \bar{E}^* = \sum_{i=1}^t \|c'_{i,j^*}\|^2 E(x_i + \varepsilon_{i,j^*})$$

6. 如果 $\bar{E}^* < E'$ 并且信息风险增量小于预先建立的数量 Δ , 则从分布 $(x_i + \varepsilon_{i,j^*}, \|c'_{i,j^*}\|^2)$ 中抽取 $x_{i^*} + \varepsilon_{i^*,j^*}$;

7. 否则, 将 $|\text{input}\rangle$ 设置为 $|\text{output}^*\rangle$, Int^1 设置为 Int^{j^*} , 然后返回到步骤 2。

注释 2. 步骤 6 包括精确估计并且可靠测量成功结果的方法。

通过信息流分析、信息风险增量以及熵标准估计, 表示量子搜索算法的模拟:

- 1) 将有关输入向量存储信息的量子门 G 应用于系统状态, 最小化经典香农熵与量子冯·诺伊曼熵之间的差距;
- 2) 重复所述应用, 以计算(估计)信息风险增量(见注释 3);
- 3) 测量所述基向量, 以估计平均熵值;
- 4) 译码成功结果的所述基向量以计算当最小平均熵值在给定的临界界

限内时停止的时间。

注释 3.根据以下公式计算（估计）信息风险增量：

$$-\sqrt{r(W^2)} \mathcal{I}(\bar{p}: p) \leq (\delta r = \bar{r} - r) \leq \sqrt{\bar{r}(W^2)} \mathcal{I}(p: \bar{p})$$

其中：

- W 是损失函数；

$r(W^2) = \iint W^2 p(x, \theta) dx d\theta$ 为相应概率密度函数 $p(x, \theta)$ 的平均风险；

- $x=(x_1, \dots, x_n)$ 为测量值的向量；
- θ 为一个未知参数；

$I(p: \bar{p}) = \iint p(x, \theta) \ln \frac{p(x, \theta)}{\bar{p}(x, \theta)} dx d\theta$ 为相对熵（信息发散性的 Kullback-

- Leibler 测量）。

如上所述，GA 在单一解空间中搜索全局最优解。为了清楚地理解此话的含义，进一步解释如下。

图 15 表示 GA 和 QSA 算法的详细结构。在 GA 搜索中，解空间 301 通向初始位置（输入）302。使用二进制编码模式 310 将初始位置 302 编码为二进制串。将诸如选择 303、交叉 304 和变异 305 之类的 GA 算子应用于编码串，以生成种群。通过目标函数 306（如基于最小熵生产率或某些其他所需属性的目标函数），查找单一空间 301 的全局最优解。

实例。“单一解空间”包括随机干扰下的设备的 PID 控制器的所有可能的系数增益，其中随机干扰具有作为相关函数和概率密度函数的固定统计特性。在利用 GA 随机模拟随机激励下的设备的动力特性后，我们仅能获得具有固定统计特性的随机激励的智能 PID 控制器的最佳系数增益。既然这样，我们把“可行解的单一空间”定义为 301。如果我们在设备上与另一种统计特性一起使用随机激励，则智能 PID 控制器不能利用固定 KB 实现控制定律。既然这样，我们把新的可行解空间定义为 350。

注释 4.如果我们来自许多单一解空间的智能 PID 控制器的通用查找表，则使用 GA 不能给出最终的正确结果（GA 算子不包括叠加和诸如编织之类的量子相关）。GA 提供单一解空间上的全局最优解。既然如此，我们损失了有关通用查找表中系数增益之间的统计相关性的重要信息。

相反，在图 15 所示的 QSA 中，使用一群 N 个解空间 350 创建一个初始位置（输入）351。诸如叠加 352、编织 353 和干扰 354 之类的量子算子作用于该初始位置，以生成测量。使用 Hadamard 变换 361（一比特操作）创建叠加。通过受控 NOT（CNOT）操作 362（2 比特操作）创建编织。通过量子傅立叶变换（QFT）363 创建干扰。通过使用量子算子，找到覆盖组 350 内所有解空间的通用最优解。

注释 5.因此，经典选择过程大致类似于创建叠加的量子过程。经典交叉过程大致类似于量子编织过程。经典变异过程大致类似于量子干扰过程。

图 16 表示 QSA 的一般结构，该结构具有概念级 400，结构级 401，硬件级 402 和软件级 403。

在概念级 400，向处理块 420 提供初始状态 410，处理块 420 创建状态的叠加。将状态的叠加提供给处理块 430，后者向编织提供单位算子 U_p 。将处理块 430 的输出提供给解答块 440，后者计算解答的干扰。将解答块 440 提供给观察/测量块 460。

在结构级，将输入编码为一连串的量子比特（qubit），在初始状态（如逻辑零状态）中准备量子比特并提供给 Hadamard 变换矩阵 421，以生成叠加。将矩阵 421 的叠加提供给生成编织的算子 U_p 。其中在一般情况下，算子 U_p 是处理块 431 中 Schrödinger 方程的解。将处理块 431 的输出提供给量子傅立叶变换（QFT），以提供干扰。将 QFT 441 的输出提供给变换矩阵 451。提供变换矩阵 451 的输出作为具有最大概率振幅 461 的量子搜索过程的解。

在硬件级，利用旋转门 422 生成叠加 420，实现算子 U_p 作为基本门

操作和 CNOT 门 432 的结果, 实现 QFFT 441 作为 Hadamard 和排列 (P) 算子门的结果, 使用旋转门 452 实现变换矩阵 451。

图 17 表示 QSA 的体系结构, 体系结构包括从通过创建叠加得到的初始状态开始的顺序。将编织应用于叠加, 叠加与编织状态一起使用其本身为相关量子系统的量子并行性。当引入干扰时并行性折叠, 以通过 QFFT 生成解的叠加。通过将经典双缝实验比喻为逻辑量子操作和量子搜索操作, 图 17 表示上述处理。

注释 6在经典双缝中, 源创建具有初始叠加状态的粒子。这类似于将 Hadamard (旋转门) 变换应用于特征状态的初始量子比特的量子算法操作。返回到双缝, 利用通过缝的粒子生成编织。这相当于使用单位算子 U_f 对叠加进行处理的过程。再次返回到双缝, 当编织粒子达到放在缝后面的摄影胶片时以生成干扰模式 (解的叠加) 时, 生成干扰。这相当于 QFFT。最后, 选择所需解相当于从 QFFT 中选择最大概率 (即, 胶片上形成的最亮线段)。

图 18 表示与 GA 或 FNN 一起使用 QSA。初始状态发生器 604 与 GA 605 和模糊神经网络 (FNN) 603 (可选) 一起工作, 以生成一组初始状态。将初始状态提供给 Hadamard 变换 602, 以生成状态的叠加 601。将经典状态的叠加提供给处理块 606, 后者通过使用诸如 CNOT 之类的算子引入编织。将处理块 606 的输出提供给干扰块 607, 后者使用 QFFT 计算编织状态的干扰。将干扰块 607 的输出提供给测量/观察块 608, 后者从块 607 计算的解的叠加中选择所需解。

将测量/观察块 608 的输出提供给决策块 609。决策块 609 决定初始状态发生器 604 的输入, 以及 GA 605 的新目标函数 (可选)。决策块 609 也可以向译码块 610 提供数据, 或从块 610 接收数据。译码块 610 可以与传感器、其他控制系统、用户等进行通信。

根据量子理论的定律得到基础量子计算, 其中信息为在物理系统的状态中编码, 而计算可在实际物理可实现设备上执行。

以下说明控制对象的随机激励“逆转”模糊控制器的单一解空间的

具体实例。

实例。利用 GA 和使用随机高斯信号作为公路的随机模拟，接收智能悬挂控制系统的 KB。在利用模糊控制器进行联机模拟后，我们使用另外两种实际公路信号（日本公路测量）。在图 20 和 21 中表示倾斜角的模拟结果。图 20 表示公路（见图 19）的统计特性的改变逆转模糊控制器的单一解空间。

既然这样，我们必须利用 GA 重复模拟，并且与目标函数一起使用另外的单一解空间，目标函数作为具有控制对象的非高斯激励的模糊控制器的熵生产。

更详细地，我们应用 GA 以最小化动态系统（设备）的动力特性，并最小化熵生产率。我们使用不同种类的随机信号（作为随机干扰），随机信号代表公路分布状况。某些信号是在日本的实际公路上测量的，某些信号是通过使用随机模拟生成的，其中随机模拟具有基于 FPK（Fokker - Planck - Kolmogorov）方程的成形过滤器。在图 19 中，表示了三种典型公路信号。图 1901、1902、1903 表示信号的改变率。以模拟 50kph 车速的方式，计算分配的时间量程。前两个信号（HouseWC）和（HouseEC）为在日本测量的实际公路。第三个信号为利用具有固定种类的相关函数的随机模拟获得的高斯公路。我们看到，上述公路的动力特性相似（见图（A）），但 HouseWC 公路的统计特性与高斯公路和 HouseEC 公路的统计特性大不相同（见图（B））。HouseWC 公路表示所谓的非高斯（彩色）统计过程。

公路信号的统计特性的巨大差异，引起动态系统的完全不同的响应，因此，需要不同的控制方案。

图 20 和 21 表示悬挂系统（设备）对上述激励的动力和热动力响应。图（a）表示 HouseWC（曲线 1）、HouseEC（曲线 2）和高斯（曲线 3）公路上车辆的倾斜角的动力特性。通过使用高斯公路信号获得作为模糊控制器之查找表的知识库，然后将知识库应用于 HouseWC 和 HouseEC 公路。我们看到，具有相同特性的公路的系统响应是类似的，这意味着 GA 找到具有高斯特征的信号形状的最佳解，但是对具有 HouseWC 公路

的系统的响应是一个完全不同的信号。对于非高斯公路，我们需要与上述响应不同的全新控制 GA 策略，即，它需要不同的单一解空间的解。在相位图（图（b））中，更容易看到系统响应的差别。

然而，最好在许多解空间中搜索全局最优解，以查找“通用”最优解。量子遗传算法搜索提供同时搜索许多空间的能力（下面说明）。

图 2 表示本发明的智能控制系统的改进形式，其中在 GA 和 FNN 之间插入量子遗传搜索算法（QGSA）。QGSA 同时搜索几个解空间，以便查找通用最优解，即，为所有解空间的最优解的解。

量子算法的加速器

以下说明用于在经典计算机上模拟量子算法的硬件加速器。

加速器具有模块结构，从而能够推广到复杂模型。从已知模块开始，构建其目标为将经典计算机上的量子算法模拟所需的指数时间降到最低程度的体系结构。该方法的主要优点在于能够在遗传算法领域中使用量子算法的逻辑，开创了新的量子遗传搜索算法分支。

硬件加速器由以下部件构成：

- 编码器、译码器：这两块是与连接到加速器的经典设备的实际接口。
- 量子块：包括所有要执行的非经典操作。它由量子门和测量门组成。
 - 量子门：是加速器的核心，它由三个模块组成，三个模块以量子方式混合信息。三个模块为：
 - 叠加模块：依赖于要解决的问题类型。
 - 编织模块：从编码器读取信息。
 - 干扰模块：迭代其操作直至取得解。
 - 测量门：通过一连串的真随机例程抽取量子信息。

将最终信息发送到译码器。

适合量子比特数目之维数的叠加、编织和干扰块，组成一般形式的量子门。然后“准备”以上三块以便实现所需算法。图 23 和 27 描述实现

Grover 算法的量子门的实例，图 24 描述实现 Deutsch-Jozsa 算法的量子门的实例。

以下详细解释该模式中包含的所有块的设计方法。

- 叠加：在此步骤中，需要向量之间的张量积。依靠电子乘法器和多工单工设备实现此操作。可以使用 ROM 单元构建 H 矩阵。
- 编织：可以使用 EPROM 设备制作需要根据 F 进行修改的大矩阵 U_F
- 干扰：需要与叠加需要的块的种类相同的块。只是连接不同。

以下推荐量子门用法（见图 24-29）的两个实例。图 24 到 26 为相对于 Deutsch-Jozsa 量子算法的决策，而图 27 到 29 为相对于 Grover 量子算法的结构数据库搜索。

正如从以上模式中看到的那样，各子系统的核心是实现一对输入向量之间的张量积的张量积门，从而输出一个矩阵，矩阵的分量为一个输入向量的分量和另一个向量的分量组成的所有不同对的值的乘积。通过适当连接许多乘法器，能够以硬件形式实现张量积门。

本文表现的量子门仅有两个量子比特，但是，可以轻而易举地改进它们。事实上，添加到子系统各张量积门在该门中提供量子比特的加倍，如果共同地适当调整标量积中存在的多工单工块的话。

请注意，推荐算法中的干扰块似乎与体系结构观点不同。事实上，在构建仅仅实现此类算法的门时，Deutsch-Jozsa 算法的简单性允许我们采用简单结构。然而，Grover 干扰的结构更普通，并且也能实现 Deutsch-Jozsa 算法。这一事实提供了逻辑门第二实例的一般性特征。

对于量子遗传搜索算法结构，通过简单修改，可轻易从 Grover 编织和干扰块得到其硬件部分。事实上，其唯一区别在于随机生成所有矩阵，但是在所有情况中均保持它们为单位矩阵。

图 30 和 31 描述随机编织算子和随机干扰子系统的可能实施方式的实例。编织子系统的核心是点积门，点积门实现其分量数相同的一对输入向量之间的点积，从而输出作为输入向量的各分量的成对值之乘积的

和的值。通过使用至少一个乘法器和一个加法器，能够以硬件方式实现点积门，其中乘法器计算成对值的乘积，而加法器累加该乘积。

用于搜索数据库的算法

本发明的量子遗传搜索算法的使用令人满意，既使作为搜索数据库中属于集合 X 的最接近值 Y_0 的项目 x_i 的算法。

如上所述，可以始终将搜索问题重新叙述为 Grover 问题。假设把本发明的量子遗传搜索算法作为一类特别有效的量子算法，则通过根据 Grover 算法选择叠加、编织和干扰算子，可以使用量子遗传搜索算法解决搜索问题。

更确切地说，利用以下方法定义搜索数据库中属于集合 X 的最接近值 Y_0 的项目 x_i 的算法：

以向量形式表示属于集合 X 的各项目，生成向量的初始集合；

计算第二组向量，其方法是根据 Grover 量子搜索算法线性叠加向量的初始集合中的向量；

根据 Grover 量子搜索算法，对第二组向量执行确定次数的并行随机编织操作和随机干扰操作，生成表示集合 X 的项目的许多向量；

把并行计算的各结果值和目标函数联系起来，其中目标函数必须为以上结果值与期望值 Y_0 之间的差值；

根据遗传算法，使用目标函数对并行计算的结果值执行选择操作；

标识作为最终选择结果的搜索项目 x_i 。

用于控制过程及有关控制器的方法

可以在用于控制由控制信号 (U^*) 驱动的过程 (设备) 的方法中使用 QGSA。作为参数调整信号 (CGS) 和误差信号 (ε) 的函数，计算控制信号 (U^*)，其中作为过程状态 (X) 和参考信号状态 (Y) 之间差值得到误差信号。

该方法的目的在于将某个物理量降到最小值，该物理值例如为受控过程的熵产量。为了实现此目标，通过处理所述过程状态 (X) 和所述控制

信号 (U') 的成对值, 导出表示要最小化的物理量的信号 (s)。

本发明的方法有利使用量子遗传搜索算法, 以查找最佳控制信号 (U'), 从而输入过程进行控制。由控制器生成此类控制信号, 控制器带有可调整的传送特性, 后者作为分配给控制器的参数的值向量的函数。

可以用以下方式重新叙述控制过程的问题: 查找将某个数量降到最低程度的值向量, 即查找将某个向量函数降到最小的向量, 其中数量为所述向量的函数。

因此, 遗传算法显然对控制过程的方法是非常重要的, 以及如何在此类应用中有效地使用量子遗传搜索算法。

首先, 从所述控制信号 (U') 的一组不同值中定期计算校正信号 (k_2), 该信号最小化需要最小化的所述导出信号 (s)。

通过将量子遗传搜索算法应用于表示许多不同控制信号 (U') 的一组向量, 计算校正信号 (k_2), 使用要最小化的数量作为目标函数。

最后, 将以上校正信号 (k_2) 馈入模糊神经网络, 后者生成所述参数调整信号 (CGS), 将该信号与误差信号 (ϵ) 一起提供给模糊处理器, 模糊控制器调整控制器的传送特性。

通过改变要最小化的物理量, 可以实现此方法的许多不同实施方式, 例如, 最小化香农熵和冯·诺伊曼熵之间的差值或 Heisenberg 不确定性, 更确切地说, 对内燃机而言, 最小化热动力过程的熵产量。

通过根据任意的量子问题选择干扰和编织算子, 也能够合适地采用本发明的量子遗传搜索算法, 例如, 可以根据 Grover 问题或 Shor 问题选择以上算子。

本发明的最佳实施方式在于, 用表示许多不同控制信号 (U') 一组向量运行遗传算法, 生成临时校正信号 (K), 该信号是由量子遗传搜索算法精心生成的。此实施方式是最佳的, 原因在于量子遗传搜索算法的收敛较快。

图 2 描述本发明的方法的最佳硬件实施方式的结构。将控制信号 U' 驱动的过程 (设备) 置于经典反馈控制环和 PID 控制器中。PID 生成依赖于误差信号 ϵ 的驱动信号 U' , 作为过程的状态 X 和参考信号的状态 Y

函数计算误差信号。

电路块驱动信号 s ，信号 s 表示要最小化的数量，该数量可以为熵产量，例如，通过处理过程的状态 X 和控制信号 U 的成对值计算的值。

可以将信号 s 输入到电路 QGSA，后者实现量子遗传搜索算法，输出校正信号 k_2 ，或者首先由电路 GA 管理信号 s ，电路 GA 实现遗传算法，后者生成一个临时校正信号 K ，以输入 QGSA 电路。

在图 2 所示的结构中，尽管实现 GA 的电路不是必需的，其原因在于可以将本发明的量子遗传搜索算法“推广”到遗传算法，但通常，实现遗传算法的电路 GA 出现在系统体系结构中。

这是由于 GA 电路生成量子遗传搜索算法的结构数据，从而该算法的收敛更快。通常，可以叙述为，遗传算法生成单一解空间的最优解：这意味着借助实现遗传算法 GA 电路，我们可以压缩单一解空间中的信息，并确保信号 K 中的信息参数的安全性。结构数据上的量子搜索保证搜索到成功解，并且比非结构数据上的搜索具有更高概率和精确性。

模糊神经网络 FNN 生成一个驱动信号，该信号依赖于 QGSA 输出校正信号 k_2 的值，模糊控制器 FC 调整经典 PID 控制器的传送特性，PID 控制器依赖于驱动信号和误差信号 e 的值。

其传感器数目减少的智能控制系统的训练系统

量子遗传搜索算法可以用于实现智能控制系统，与现有技术的最优智能控制系统相比，该控制系统能够利用较少传感器来驱动过程。

在使用模糊神经网络 (FNN) 之前，“训练”阶段是必需的，FNN 在该阶段中学习驱动受控过程的方法。通过使用物理量的许多不同传感器，在设备或修理中心进行“训练”，其中物理量为过程的运行特征。通常，在该阶段中，使用在该过程的正常操作中不支持的几个传感器。鉴于此，必须教会 FNN 利用较少传感器（即，仅利用该过程的正常操作中存在的传感器）驱动该过程的方法。

可以利用图 32 和 33 详细描述体系结构实现此目标。表 4 为上述图中出现的功能块和信号。

图 32 和 33 表示精简控制系统的一般结构。图 32 为一个框图，表示精简控制系统 480 和最优控制系统 420。使用最优控制系统 420 以及优化器 440 和传感器信息补偿器 460 训练精简控制系统 480。在图 32 中，将所需信号（表示所需输出）提供给最优控制系统 420 的输入，以及精简控制系统 480 的输入。最优控制系统 420 具有 m 个传感器，它们提供输出传感器信号 x_b 和最优控制信号 x_a 。精简控制系统 480 提供输出传感器信号 y_b 和精简控制信号 y_a 。信号 x_b 和 y_b 包括 k 个传感器的数据，其中 $k \leq m - n$ 。通常，这 k 个传感器为传感器系统 422 和 482 之间不通用的传感器。将信号 x_b 和 y_b 提供给减法器 491 的第一输入和第二输入。减法器 491 的输出为信号 ε_b ，其中 $\varepsilon_b = x_b - y_b$ 。将信号 ε_b 提供给传感器补偿器 460 的传感器输入。将信号 x_a 和 y_a 提供给减法器 490 的第一输入和第二输入。减法器 490 的输出为信号 ε_a ，其中 $\varepsilon_a = x_a - y_a$ 。将信号 ε_a 提供给传感器补偿器 460 的控制信号输入。将传感器补偿器 460 的控制信息输出提供给优化器 440 的控制信息输入。将传感器补偿器 460 的传感器信息输出提供给优化器 440 的传感器信息输入。同时，将精简控制系统 480 的传感器信号 483 提供给优化器 440 的输入。优化器 440 的输出向精简控制系统 480 的输入提供教学信号 443。

在以下说明中，脱机模式通常指校准模式，其中利用 m 个传感器的最优集合运行控制对象 428（和控制对象 488）。在某一实施方式中，在设备或修理中心中运行脱机模式，其中在设备或修理中心使用附加传感器（即，属于 m 组但不属于 n 组的传感器）训练 FNN1 426 和 FNN2 486。联机模式通常指运行模式（即，正常模式），在该模式中仅利用 n 组传感器运行系统。

图 33 为一框图，详细表示图 32 中的功能块。在图 33 中，利用具有 m 个传感器的传感器组 m 422 的输出提供输出信号 x_b ，其中 $m = k + n$ 。传感器系统 m 422 的信息为具有最优信息内容 I_1 的一个信号（信号组）。换句话说，信息 I_1 为传感器系统 422 中 m 个传感器的全集的信息。控制部件 425 的输出提供输出信号 x_a 。将输出信号 x_a 提供给控制对象 428 的输入。将控制对象 428 的输出提供给传感器系统 422 的输入。将来自 k

组传感器的信息 I_k 提供给模糊神经网络 (FNN1) 426 的联机学习输入, 以及第一遗传算法 (GA1) 427 的输入。将来自传感器系统 422 中的 n 组传感器的信息 I_n , 提供给控制对象模型 424 的输入。将算法 GA1 427 输出的脱机调整信号, 提供给 FNN1 426 的脱机调整信号输入。FNN 426 输出的控制为控制信号 x_a , 将该信号提供给控制对象 428 的控制输入。控制对象模型 424 和 FNN 426 一起构成最优模糊控制部件 425。

同时, 在图 33 中, 传感器补偿器 460 包括乘法器 462, 乘法器 466, 信息计算器 464, 和信息计算器 468。在联机 (正常) 模式中使用乘法器 462 和信息计算器 464。提供乘法器 466 和信息计算器 468 用于脱机检查。

将加法器 490 输出的信号 ε_a , 提供给乘法器 462 的第一输入和第二输入。将乘法器 462 的输出 (为信号 ε_a^2) 提供给信息计算器 464 的输入。信息计算器 464 计算 $H_a(y) \leq I(x_a, y_a)$ 。信息计算器 464 的输出为一个有关精确性和可靠性的信息标准, $I(x_a, y_a) \rightarrow$ 精简控制系统中控制信号的最大值。

将加法器 491 输出的信号 ε_b , 提供给乘法器 466 的第一输入和第二输入。将乘法器 466 的输出 (为信号 ε_b^2) 提供给信息计算器 468 的输入。信息计算器 468 计算 $H_b(y) \leq I(x_b, y_b)$ 。信息计算器 468 的输出为一个有关精确性和可靠性的信息标准, $I(x_b, y_b) \rightarrow$ 传感器数目减少的控制对象的输出信号的最大值。

优化器 440 包括一个第二遗传算法 (GA2) 444 和一个熵模型 442。将信号 $I(x_a, y_a) \rightarrow$ 信息计算器 464 的最大值, 提供给优化器 440 中的算法 (GA2) 444 的第一输入。从热动力模型 442 的输出, 向遗传算法 GA2 444 的第二输入提供熵信号 $S \rightarrow$ 最小值。将信号 $I(x_b, y_b) \rightarrow$ 信息计算器 468 的最大值, 提供给优化器 440 中算法 (GA2) 444 的第三输入。

提供给算法 (GA2) 444 的第一和第三输入的信号 $I(x_a, y_a) \rightarrow$ 最大值和 $I(x_b, y_b) \rightarrow$ 最大值为信息标准, 提供给算法 (GA2) 444 的第二输入的熵信号 $S(k_2)$ 最小值为基于熵的物理标准。算法 GA2 444 的输出为下面说明的 FNN2 486 的教学信号。

精简控制系统 480 包括精简传感器组 482, 控制对象模型 484, FNN2

486 和控制对象 488。当在特定脱机检查（验证）模式中运行时，传感器系统 482 还包含 k 组传感器。控制对象模型 484 和 FNN2 486 一起构成精简模糊控制部件 485。将控制对象 488 的输出提供给传感器组 482 的一个输入。传感器组 482 的 I_2 输出包含来自传感器组 n 的信息，其中 $n=(k_1+k_2)<m$ ，满足 $I_2<I_1$ 。将信息 I_2 ，提供给 FNN2 486 的调整输入，控制对象模型 484 的输入，以及熵模型 442 的输入。将算法 GA2 444 的教学信号 443 提供给 FNN2 486 的教学信号输入。FNN2 486 输出的控制为信号 y_s ，将该信号提供给控制对象 488 的控制输入。

控制对象模型 424 和 484 可以为完整模型或局部模型。控制对象的完整数学模型表示是一个包含耗散处理的微分方程，而局部模型为一个不包含完整分析描述模型。

例如，对悬挂控制系统而言，可以写出系统“车辆+悬挂”的非线性方程，然后使用非线性方程的耗散项以解析方式计算熵生产率，而对于引擎控制系统，数学模型的解析描述是不可用的。

尽管图 32 和 33 以独立系统方式表示最优系统 420 和精简系统 480，通常系统 420 和系统 480 为同一系统。通过从系统 420 中删除附加传感器并训练神经网络，“创建”系统 480。因此，通常控制对象模型 424 和 484 相同。控制对象 428 和 488 通常也相同。

图 33 表示从 GA1 427 到 FNN1 426 以及从 GA2 444 到 FNN2 486 的脱机调整箭头标记 429。图 33 还表示从传感器系统 422 到 FNN1 426 的联机学习箭头标记。调整 GA2 444 意味着改变 FNN2 486 中的一组连接系数。改变连接系数（例如，使用迭代反向传播或试错法处理），从而 $I(x,y)$ 趋向最大值， S 趋向最小值。换句话说，从 GA2 444 向 FNN2 486 发送该系数的编码集合的信息，作为 $I(x,y)$ ，并且计算 S 。通常，在设备或服务中，以脱机模式调整 FNN2 486 中的连接系数。

教学信号 429 为一个信号，在利用最优控制集操纵最优控制系统 420 期间，该信号对 FNN1 426 起作用。通常，当精简控制系统以联机模式运行时，由不与精简控制系统 480 一起使用的传感器提供教学信号 429。GA1 427 在脱机模式期间调整 FNN1 426。用虚线表示与 x_b 和 y_b 有关的信号线，

以表示通常仅在特定脱机检查（即，验证）模式期间使用 x_b 和 y_b 信号。在验证模式期间，利用传感器的最优集合运行精简控制系统。将附加传感器信息提供给优化器 440，优化器 440 验证精简控制系统 480 以所需（几乎最佳）精确性运行。

对于具有非线性耗散数学模型描述和传感器数目减少（或传感器的不同集合）的稳定和不稳定控制对象，根据信息标准 $I(x_a, y_a) \rightarrow$ 最大值和 $I(x_b, y_b) \rightarrow$ 最大值，将控制系统设计与控制对象的输出精度和控制系统的可靠性计算联系起来。根据物理标准 $S(k_2) \rightarrow$ 最小值，将控制系统设计与控制系统和控制对象的稳定性和鲁棒性检查联系起来。

在第一步骤中，使用带有目标函数的遗传算法 GA2 444，形成脱机模拟中模糊神经网络 FNN2 486 的教学信号 443，其中目标函数为最优控制信号 x_a 和精简控制信号 y_a 之间的交互信息的最大值。通过使用学习过程实现模糊神经网络 FNN2 486，学习过程具有误差反向传播，以适应学习信号，并形成用于改变控制器 485 中的 PID 控制器的参数的查找表。从而为获得具有足够精度的所需的控制可靠性提供了充分条件。

在第二步骤中，使用带有目标函数的遗传算法 GA2 444，实现 FNN2 486 中的节点校正查找表，其中目标函数为最小熵 S 或生产率 dS/dt （根据控制对象 488 的数学模型或传感器测量信息的实验结果进行计算）。该方法向精简控制系统 480 的稳定性和鲁棒性提供可靠的足够精确的控制。从而为设计传感器数目减少的鲁棒智能控制系统提供了充分条件。

不必按所列次序（即顺序）执行以上第一和第二步骤。在模拟不稳定对象时，最好通过使用目标函数和信息标准，并行执行以上两步，其中目标函数为物理量之和。

在模拟 FNN2 486 的查找表后，在传感器系统 482 上改变控制对象 484 的数学模型，以检查其传感器数目减少的精简控制系统与具有全部（最佳数目）传感器的精简控制系统之间的定性特征。使用带有两个目标函数的 GA2 444 中的并行优化，实现 FNN2 486 中的查找表的全局校正。

熵模型 442 抽取传感器系统信息 I_2 中的数据，以帮助确定所需的用于测量的传感器数，并控制控制对象 488。

图 32 和 33 表示减少的传感器不包括控制对象的输出中的测量传感器且信息标准的控制信号的计算比较可行时的一般情况。传感器补偿器 460 计算信息标准，信息标准为两个控制信号 x_a 和 y_a 之间的交互信息的最大值（用作 GA2 444 的第一目标函数）。熵模型 442 通过使用来自传感器 482 的信息提供物理标准，物理标准为最小生产熵（用作 GA2 444 的第二目标函数）。GA2 444 的输出为 FNN2 486 的教学信号 443，联机使用该信号以生成精简控制信号 y_b ，从而精简控制信号 y_b 的性质类似于最优控制信号 x_a 的性质。因此，优化器 440 提供控制的稳定性和鲁棒性（使用物理标准），以及具有足够精度的可靠性（使用信息标准）。

借助脱机检查，优化器 440 通过使用新的信息标准，从 FNN2 486 提供控制信号 y_a 的校正。由于信息测量是附加的，所以能够顺序或并行执行联机/脱机步骤。在脱机检查中，传感器系统 482 通常仅在检查控制信号 y_a 的特性和校正时，才使用所有传感器。即使控制对象 488 不稳定，该方法也能提供所需的稳定性和控制特性。

对于精简传感器系统 482（有 n 个传感器），FNN2 486 最好使用学习和适应过程代替模糊控制器（FC）算法。

如果控制对象将在具有不同特性的不同环境中工作，则使用全局优化器 450。全局优化器 450 包括 GA2 444 和 QGSA 448。GA2 的输出 449 为 QGSA 448 的输入。QGSA 448 的输出为 FNN2 486 的教学信号。必须为每个单一解空间生成输出 449。

应用于内燃机的精简控制系统

在一种实施方式中，将精简控制系统应用于内燃活塞引擎、喷气发动机、燃气涡轮引擎、火箭发动机等，以便在不使用诸如氧气传感器之类的附加传感器的情况下提供控制。

图 34 表示内燃活塞引擎，该引擎具有四个传感器，一个进气温度传感器 602，一个水温传感器 604，一个曲柄角度传感器 608。气温传感器 602 测量进气管 620 中的气温。燃油喷射器 629 向进气管 620 中的空气提供燃油。进气管 620 向燃烧室 622 提供空气和燃油。燃烧室 622 中燃油

与空气混合体的燃烧驱动活塞 628。将活塞 628 连接到曲柄 626，从而活塞 628 的运动转动曲柄 626。曲柄角度传感器 606 测量曲柄 626 的转动位置。水温传感器测量围绕燃烧室 622 和活塞 628 的水管套 630 的水温。将来自燃烧室 622 的废气提供给排气管 624，空气燃油比率传感器 608 测量废气中的空气和燃油比率。

图 35 是一个框图，表示精简控制系统 780 和优化控制系统 720。优化控制系统 720 连同优化器 740 和传感器补偿器 760，用于训练精简控制系统 780。在图 35 中，向最优控制系统 720 的输入和精简控制系统 780 的输入，提供所需信号（表示所需的引擎输出）。具有 5 个传感器的最优控制系统 720，提供最优控制信号 x_a 和传感器输出信号 x_b 。精简控制系统 780 提供精简控制输出信号 y_a 和输出传感器信号 y_b 。信号 x_b 和 y_b 包括来自 A/F 传感器 608 的数据。将信号 x_b 和 y_b 提供给减法器 791 的第一输入和第二输入。减法器 791 的输出为信号 ϵ_b ，其中 $\epsilon_b = x_b - y_b$ 。将信号 ϵ_b 提供给传感器补偿器 760 的传感器输入。将信号 x_a 和 y_a 提供给减法器 790 的第一输入和第二输入。减法器 790 的输出为信号 ϵ_a ，其中 $\epsilon_a = x_a - y_a$ 。将信号 ϵ_a 提供给传感器补偿器 760 的控制信号输入。将传感器补偿器 760 的控制信息输出提供给优化器 740 的控制信息输入。将传感器补偿器 760 的传感器信息输出提供给优化器 740 的传感器信息输入。同时，将精简控制系统 780 的传感器信号 783 提供给优化器 740 的输入。优化器 740 的输出向精简控制系统 780 的输入提供教学信号 747。

由传感器系统 722 的输出提供输出信号 x_b ，系统 722 具有 5 个传感器，包括进气温度传感器 602，水温传感器 604，曲柄角度传感器 607 和空气燃油比率传感器 608。来自传感器系统 722 的信息为具有最优信息内容 I_1 的一组信号。换句话说，信息 I_1 为来自传感器系统 722 中所有 5 个传感器的信息。

由控制部件 725 的输出提供输出信号 x_a 。将输出信号 x_a 提供给引擎 728 的输入。将引擎 728 的输出提供给传感器系统 722 的输入。将来自 A/F 传感器 608 的信息 I_{k1} 提供给模糊神经网络 (FNN) 726 的联机学习输入，以及第一遗传算法 (GA1) 727 的输入。将来自除 A/F 传感器 608 之外

的四组传感器的信息 I_{kl} ，提供给引擎模型 724 的输入。将算法 GA1 727 输出的脱机调整信号，提供给 FNN 726 的脱机调整信号输入。FNN 726 输出的控制为燃油喷射控制信号 U_1 ，将该信号提供给引擎 728 的控制输入。信号 U_1 也是信号 x_a 。引擎模型 724 和 FNN 726 一起构成最优控制部件 725。

传感器补偿器 760 包括乘法器 762，乘法器 766，和信息计算器 764。在联机（正常）模式中使用乘法器 762 和信息计算器 764。提供乘法器 766 和信息计算器 768 用于脱机检查。

将加法器 790 输出的信号 ε_a ，提供给乘法器 762 的第一输入和第二输入。将乘法器 762 的输出（为信号 ε_a^2 ）提供给信息计算器 764 的输入。信息计算器 764 计算 $H_a(y) \leq I(x_a, y_a)$ 。信息计算器 764 的输出为一个有关精确性和可靠性的信息标准， $I(x_a, y_a) \rightarrow$ 最大值。

将加法器 791 输出的信号 ε_b ，提供给乘法器 766 的第一输入和第二输入。将乘法器 764 的输出（为信号 ε_b^2 ）提供给信息计算器 768 的输入。信息计算器 768 计算 $H_b(y) \leq I(x_b, y_b)$ 。信息计算器 768 的输出为一个有关精确性和可靠性的信息标准， $I(x_b, y_b) \rightarrow$ 最大值。

优化器 740 包括一个第二遗传算法（GA2）744 和一个热动力（熵）模型 742。将信号 $I(x_a, y_a) \rightarrow$ 信息计算器 764 的最大值，提供给优化器 740 中的算法（GA2）744 的第一输入。从热动力模型 742 的输出，向算法（GA2）744 的第二输入提供熵信号 $S \rightarrow$ 最小值。将信号 $I(x_b, y_b) \rightarrow$ 信息计算器 768 的最大值，提供给优化器 740 中算法（GA2）744 的第三输入。

提供给算法（GA2）744 的第一和第三输入的信号 $I(x_a, y_a) \rightarrow$ 最大值和 $I(x_b, y_b) \rightarrow$ 最大值为信息标准，提供给算法 GA2 744 的第二输入的熵信号 $S(k_2) \rightarrow$ 最小值为基于熵的物理标准。算法 GA2 744 的输出为 FNN 786 的教学信号。

精简控制系统 780 包括精简传感器系统 782，引擎模型 784，FNN 786 和引擎 788。精简传感器系统 782 包括除 A/F 传感器 608 之外传感器系统 722 中的所有引擎传感器。当在特定脱机检查模式中运行时，传感器系统 782 还包含 A/F 传感器 608。引擎模型 784 和 FNN 786 一起构成精

筒控制部件 785. 将引擎 788 的输出提供给传感器组 782 的一个输入. 传感器组 782 的 I_2 输出包含来自 4 个传感器信息, 满足 $I_2 < I_1$. 将信息 I_2 提供给控制对象模型 784 的输入, 以及热动力模型 742 的输入. 将算法 GA2 744 的教学信号 747, 提供给 FNN 786 的教学信号输入. FNN 786 输出的控制为喷射控制信号 U_2 , 该信号也是信号 y_a .

图 35 所示的系统的操作在许多方面类似于图 32 和 33 所示的系统的操作.

使用熵生产与来自水温传感器 604 (T^W) 和气温传感器 602 (T^A) 的温度信息之间的热动力关系, 构造热动力模型 742. 使用以下关系式计算熵生产 $S(T^W, T^A)$:

$$S = c \frac{\left[\ln \left(\frac{T^W}{T^A} \right) \right]^2}{\Delta\tau - \ln \left(\frac{T^W}{T^A} \right)} \quad (16)$$

其中 $\Delta\tau$ 为有限过程的周期.

两种任意状态之间的外部比功满足以下公式:

$$I(T^i, T^f, \tau^i, \tau^f) = c(T^i - T^f) - cT^e \ln \frac{T^i}{T^f} - cT^e \frac{\left[\ln \frac{T^i}{T^f} \right]^2}{\tau^f - \tau^i - \ln \frac{T^i}{T^f}} \quad (17)$$

在等式 (17) 中, 由于 $T^i = T^W$ 和 $T^f = T^A$, 所以熵生产的最小整数为:

$$S_\sigma = c \frac{\left[\ln \frac{T^W}{T^A} \right]^2}{\Delta\tau - \ln \left(\frac{T^W}{T^A} \right)}, \quad \text{其中 } \Delta\tau = \tau^f - \tau^i \quad (18)$$

等式 (17) 中的函数满足反向 Hamilton - Jacobi 方程.

当以随机 A/F 比率 (约束控制) 的方式表示部分引擎模型时, 在图 36 中使用 QGSA. 这意味着, 利用不同的密度概率函数 (高斯、非高斯均匀分布, Rayleigh 分布等) 模拟随机 A/F 比率的统计特性.

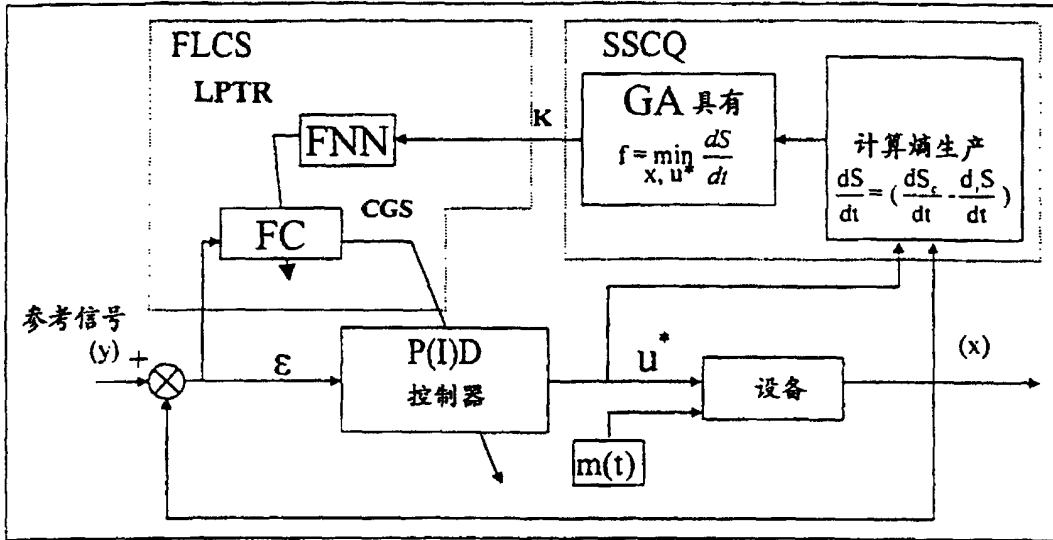


图1

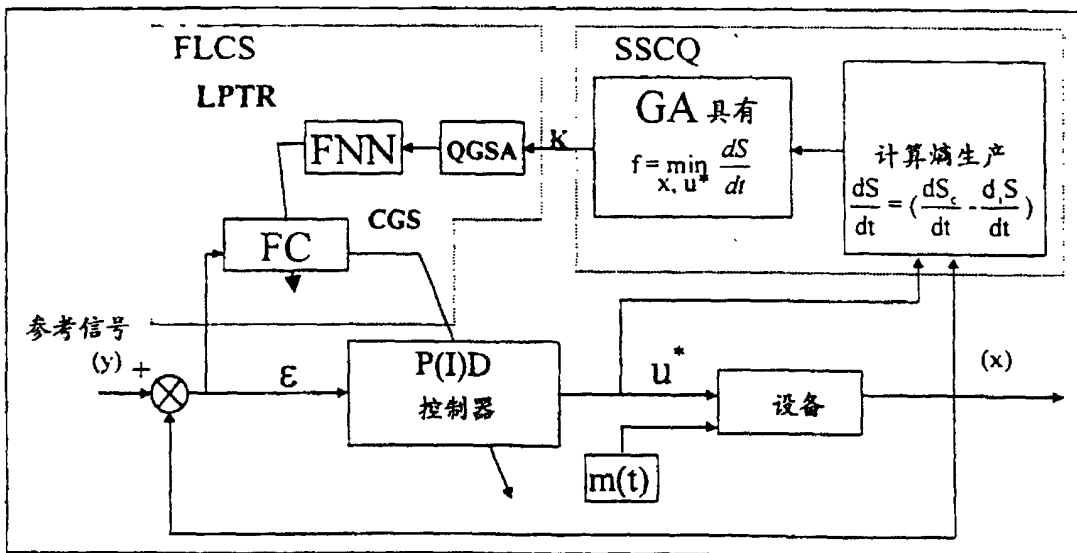


图2

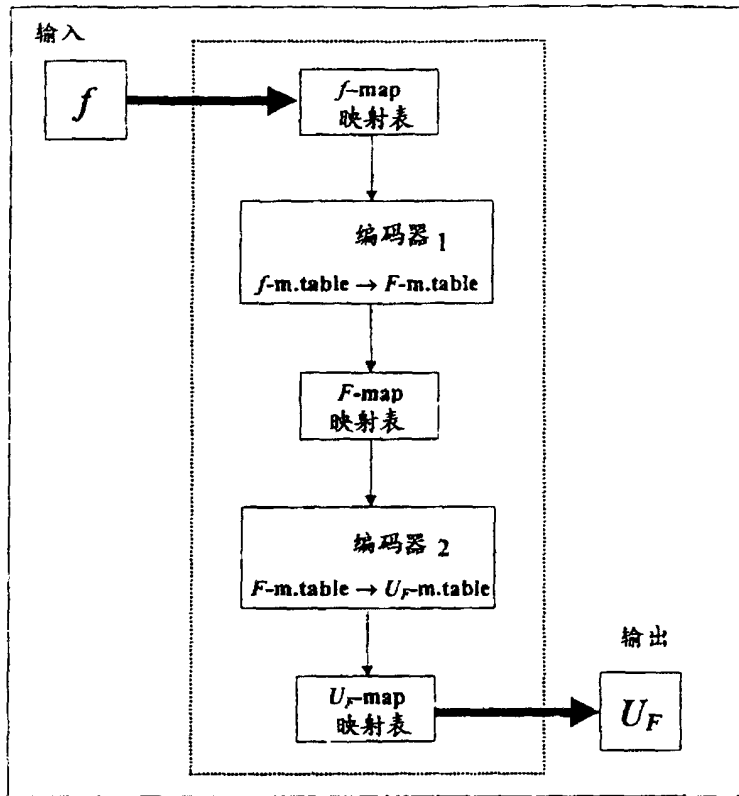


图 3

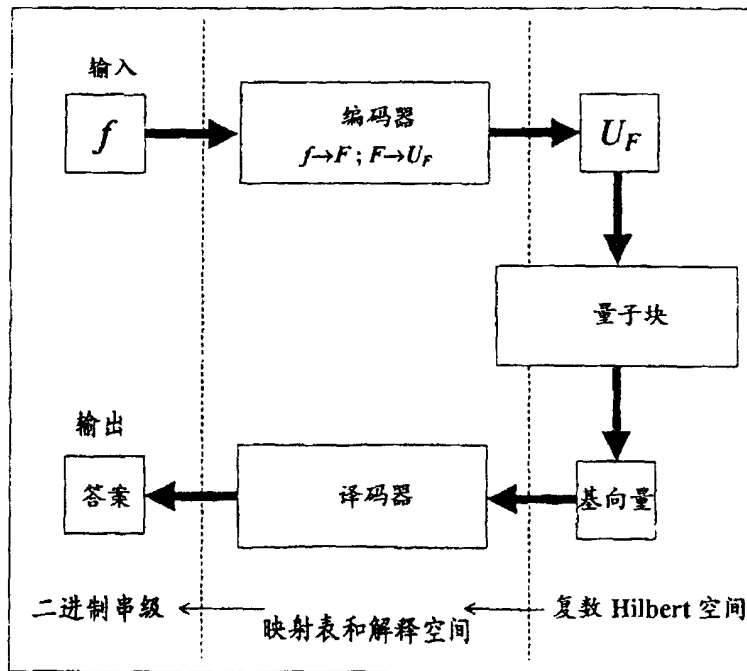


图 4

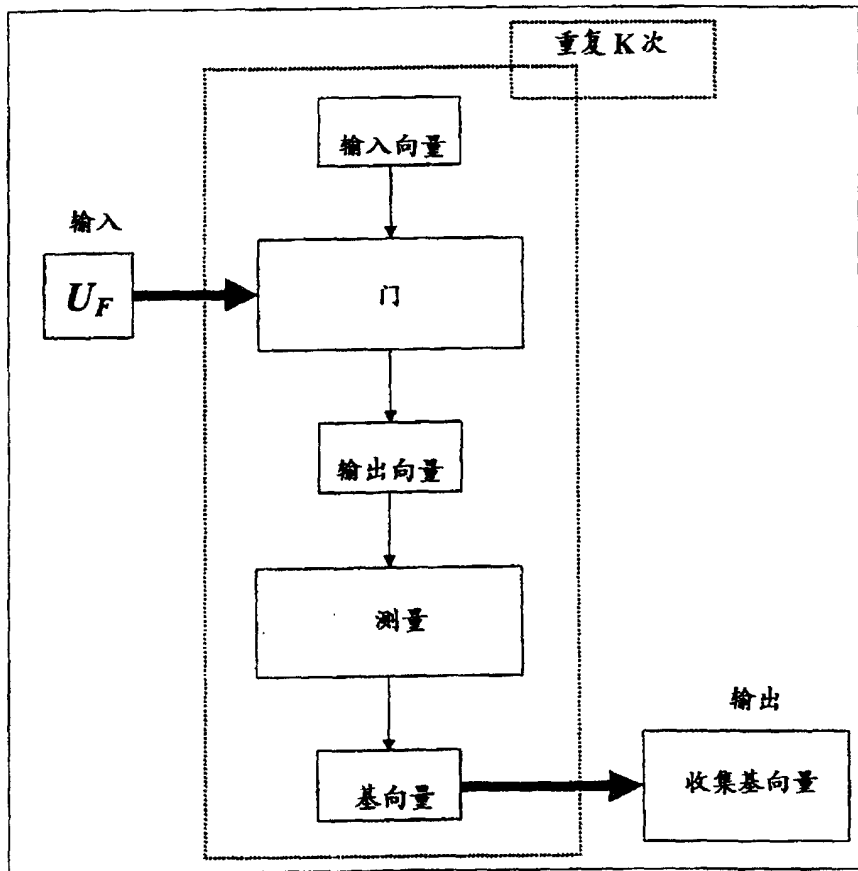


图5

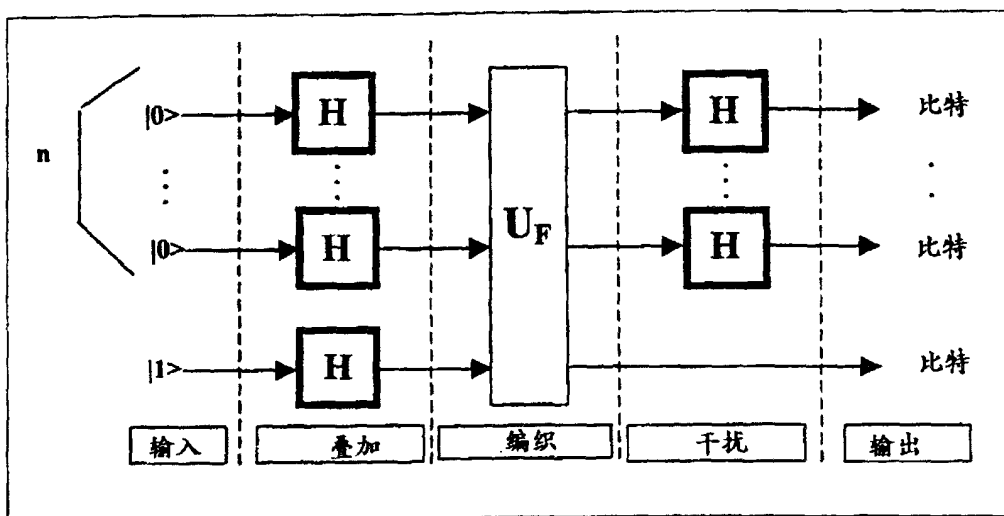


图6

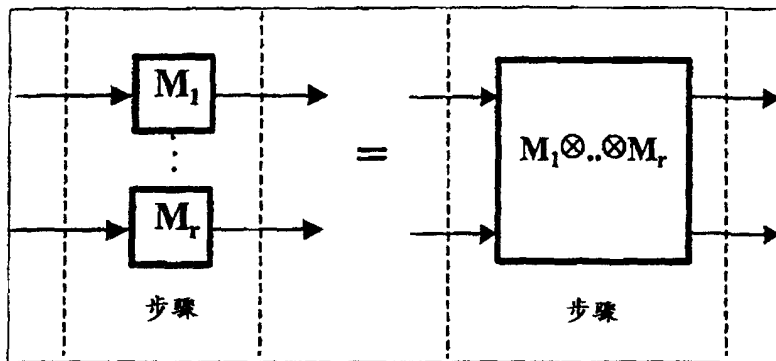


图7a

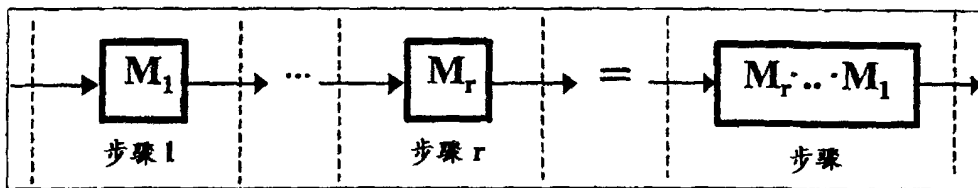


图7b

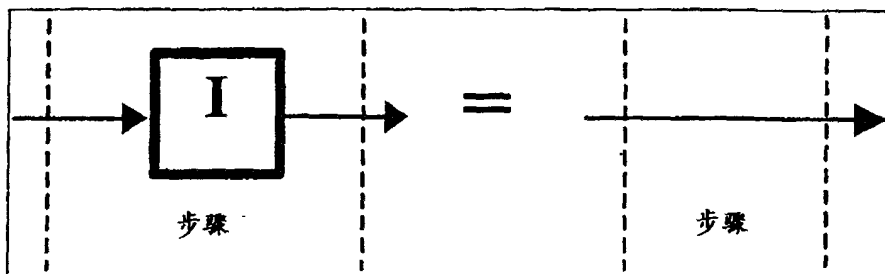


图7c

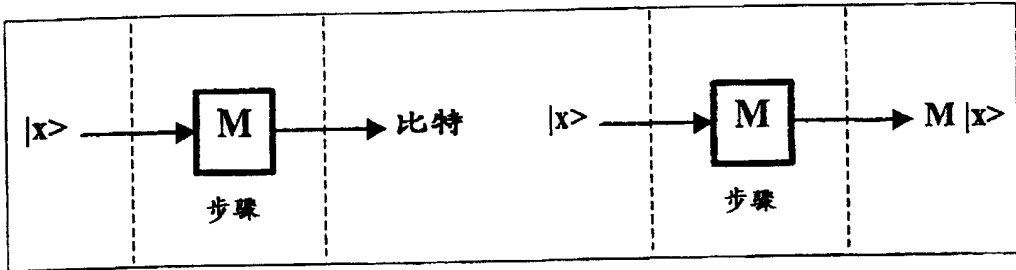


图7d

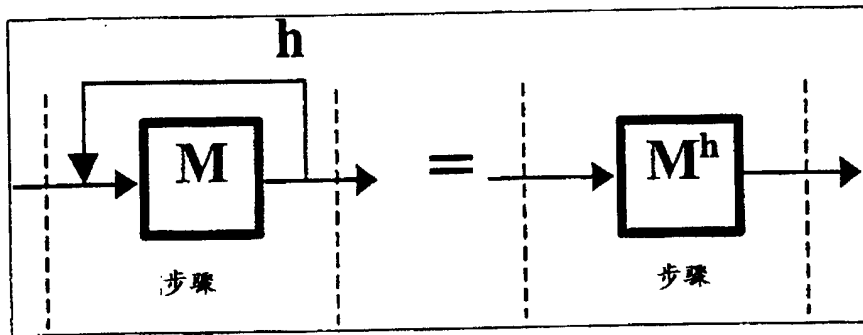


图7e

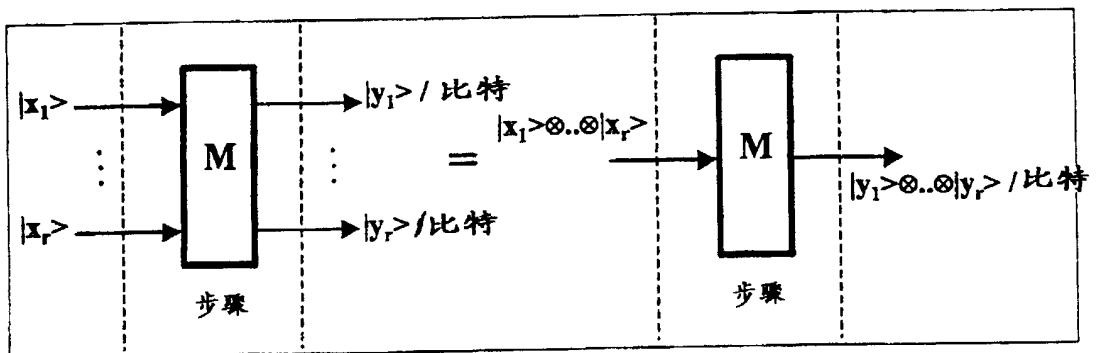


图7f

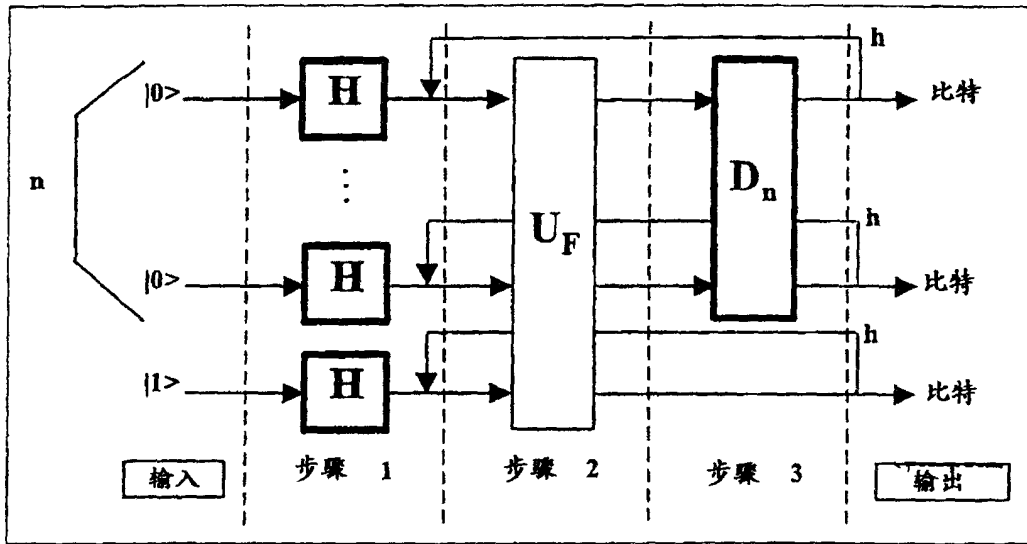


图8

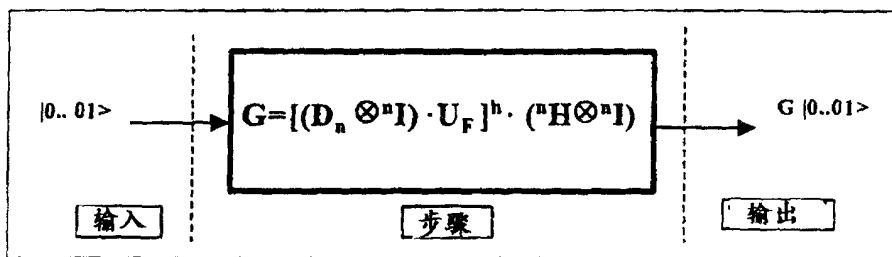


图9

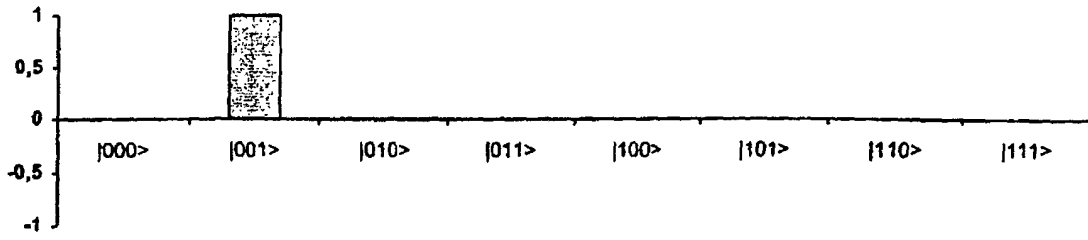


图 10a

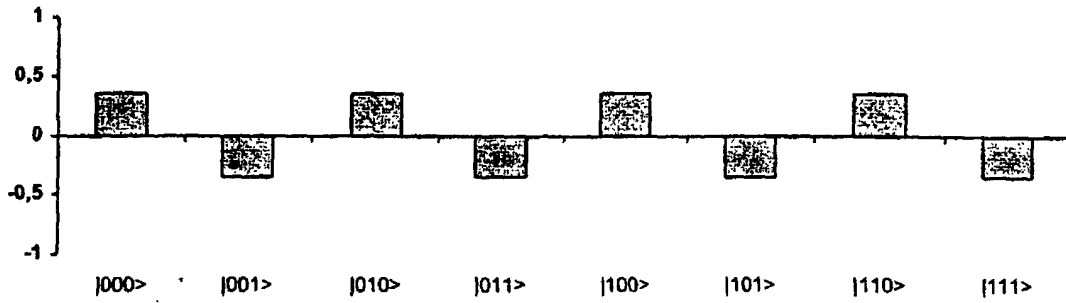


图 10b

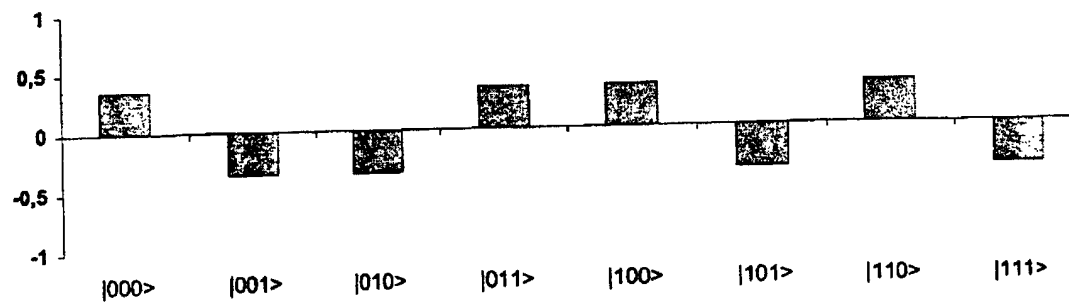


图10c

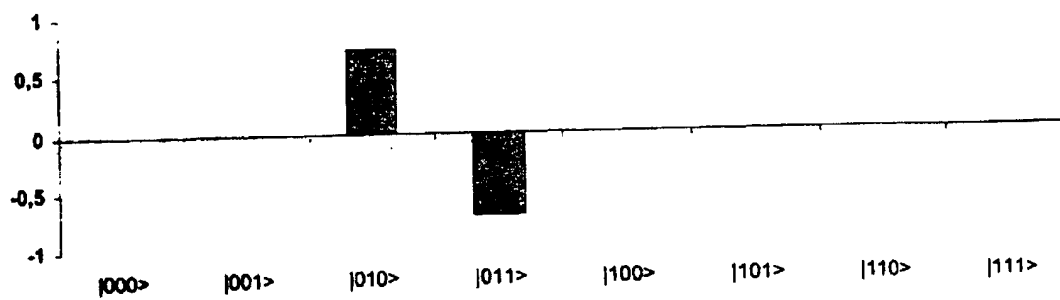


图10d

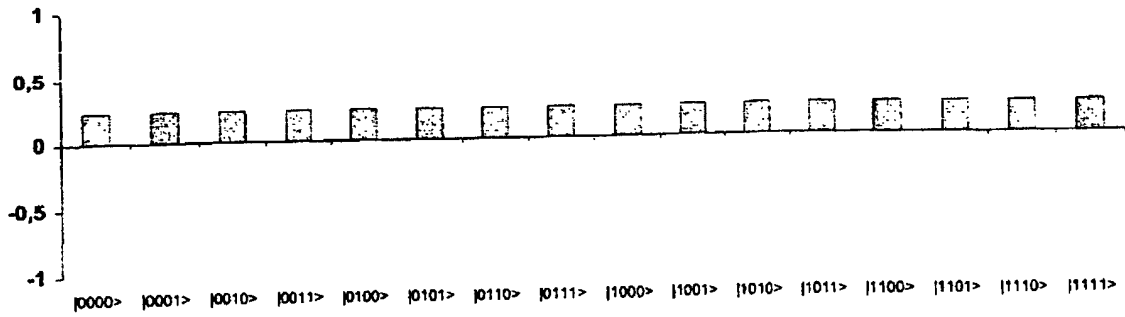


图11a

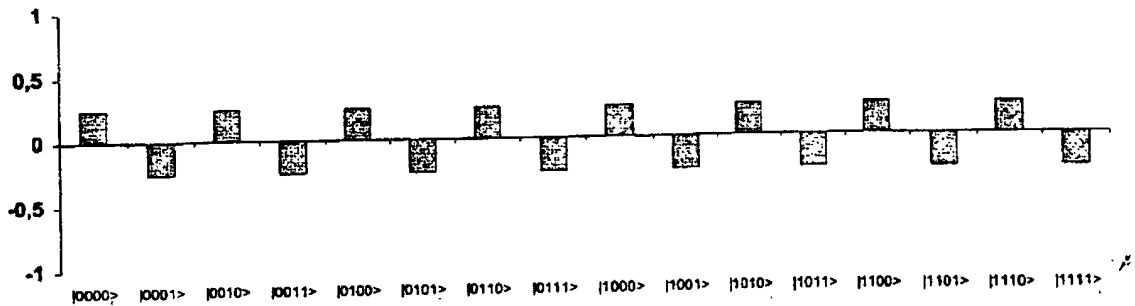


图11b

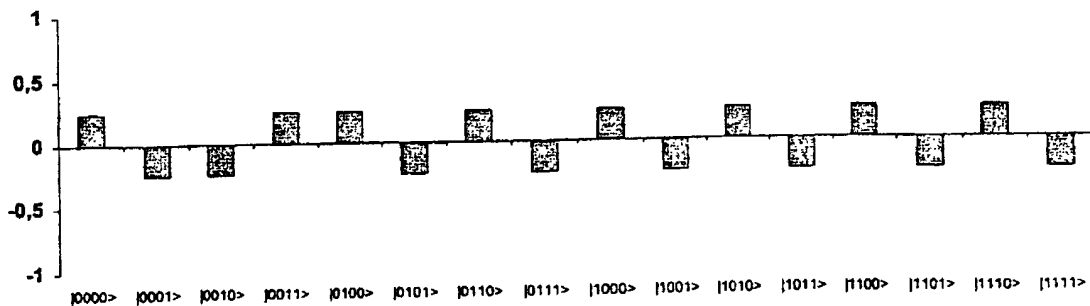


图11c

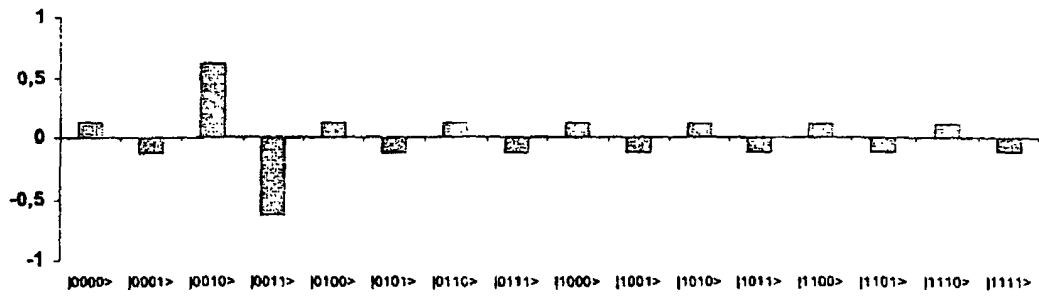


图11d

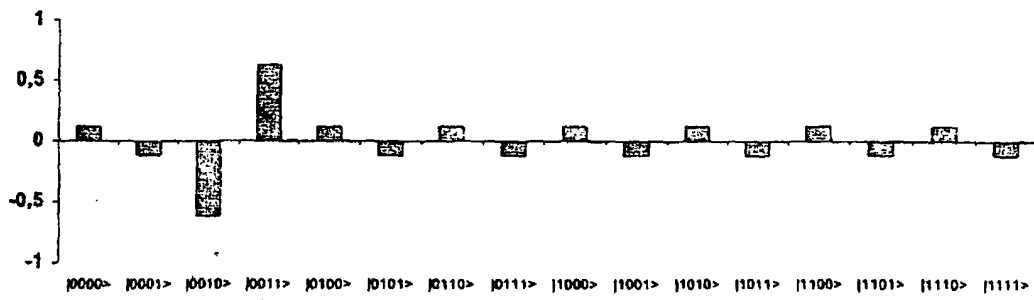


图11e



图11f

步骤	经典和量子熵	状态和门操作
输入	$S_{ \psi\rangle}(\{J\}) = -\lambda_1 \log \lambda_1 - \lambda_2 \log \lambda_2$ $\lambda_{1/2} = \frac{\alpha^2}{2} \left(-1 + 2^n + \frac{\beta^2}{\alpha^2} \pm \sqrt{5 - 2^{n+2} + 2^{2n} + (2^{n+2} - 8) \frac{\beta}{\alpha} + 2 \frac{\beta^2}{\alpha^2} + \frac{\beta^4}{\alpha^4}} \right)$ $H_{Sh}(\psi\rangle) = -(2^n - 1) \alpha^2 \log \alpha^2 - \beta^2 \log \beta^2$	$\alpha \left(0\dots 0\rangle + \dots + \frac{\beta}{\alpha} x\rangle + \dots + 1\dots 1\rangle \right) \otimes \frac{ 0\rangle - 1\rangle}{\sqrt{2}}$
编织	$\lambda_{1/2} = \frac{\alpha^2}{2} \left(-1 + 2^n + \frac{\beta^2}{\alpha^2} \pm \sqrt{5 - 2^{n+2} + 2^{2n} - (2^{n+2} - 8) \frac{\beta}{\alpha} + 2 \frac{\beta^2}{\alpha^2} + \frac{\beta^4}{\alpha^4}} \right)$ $H_{Sh}(\psi\rangle) = -(2^n - 1) \alpha^2 \log \alpha^2 - \beta^2 \log \beta^2$	$\alpha \left(0\dots 0\rangle + \dots - \frac{\beta}{\alpha} x\rangle + \dots + 1\dots 1\rangle \right) \otimes \frac{ 0\rangle - 1\rangle}{\sqrt{2}}$
干扰	$\lambda_{1/2} = \frac{(\alpha - m)^2}{2} \left(-1 + 2^n + \frac{(\beta + m)^2}{(\alpha - m)^2} \pm \sqrt{5 - 2^{n+2} + 2^{2n} - (2^{n+2} - 8) \frac{\beta + m}{\alpha - m} + 2 \left(\frac{\beta + m}{\alpha - m} \right)^2 + \left(\frac{\beta + m}{\alpha - m} \right)^4} \right)$ $H_{Sh}(\psi\rangle) = -(2^n - 1) (\alpha - m)^2 \log (\alpha - m)^2 - (\beta + m)^2 \log (\beta + m)^2$	$(\alpha - m) \left(0\dots 0\rangle + \dots + \frac{\beta + m}{\alpha - m} x\rangle + \dots + 1\dots 1\rangle \right) \otimes \frac{ 0\rangle - 1\rangle}{\sqrt{2}}$

表1

步骤	经典熵 $H_{SH}(\psi)$	量子熵 $S_{1W}(\psi)$	状态和门操作	解概率的动力特性
输入	0		$ 000\rangle \otimes 1\rangle$ 	
叠加	4		$\frac{ 0\rangle+ 1\rangle}{\sqrt{2}} \otimes \frac{ 0\rangle+ 1\rangle}{\sqrt{2}} \otimes \frac{ 0\rangle+ 1\rangle}{\sqrt{2}} \otimes \frac{ 0\rangle- 1\rangle}{\sqrt{2}}$ 	
编织	4	$L = 2 - \frac{3}{4} \log 4$	$\frac{1}{2\sqrt{2}} \left(000\rangle - 001\rangle + 010\rangle + 011\rangle + 100\rangle + 101\rangle + 110\rangle + 111\rangle \right) \otimes \frac{ 0\rangle - 1\rangle}{\sqrt{2}}$ 	
干扰	$5 - \frac{25}{16} \log 5$	$L = -\frac{1}{8}(4 - \sqrt{13}) \log \left[\frac{1}{8}(4 - \sqrt{13}) \right] - \frac{1}{8}(4 + \sqrt{13}) \log \left[\frac{1}{8}(4 + \sqrt{13}) \right]$	$\frac{1}{4\sqrt{2}} \left(000\rangle + 5 001\rangle + 010\rangle + 011\rangle + 100\rangle + 101\rangle + 110\rangle + 111\rangle \right) \otimes \frac{ 0\rangle - 1\rangle}{\sqrt{2}}$	

表2

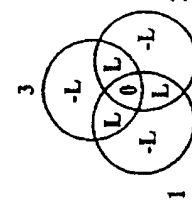
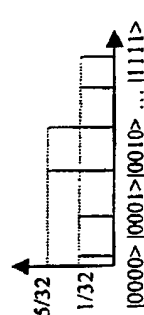
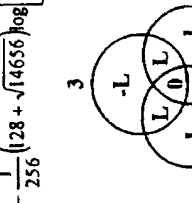

步骤	经典熵 $H_{Sh}(\psi)$	量子熵 $S_{(v)}(\{j\})$	状态和门操作	解概率的动力特性
编织	$5 - \frac{25}{16} \log 5$	$L = -\frac{1}{16} (8 - \sqrt{37}) \log \left[\frac{1}{16} (8 - \sqrt{37}) \right] - \frac{1}{16} (8 + \sqrt{37}) \log \left[\frac{1}{16} (8 + \sqrt{37}) \right]$ 	$\frac{1}{4\sqrt{2}} \left(\begin{aligned} & 000\rangle - 5 001\rangle + 010\rangle + \\ & 011\rangle + 100\rangle + 101\rangle + \\ &+ 110\rangle + 111\rangle \end{aligned} \right) \otimes \frac{ 0\rangle - 1\rangle}{\sqrt{2}}$ <p style="text-align: center;">U_F</p>	
干扰	$6 - \frac{121}{64} \log 11$	$L = -\frac{1}{256} (128 - \sqrt{14656}) \log \left[\frac{1}{256} (128 - \sqrt{14656}) \right] - \frac{1}{256} (128 + \sqrt{14656}) \log \left[\frac{1}{256} (128 + \sqrt{14656}) \right]$ 	$-\frac{1}{8\sqrt{2}} \left(\begin{aligned} & 000\rangle - 11 001\rangle + 010\rangle + \\ & 011\rangle + 100\rangle + 101\rangle + \\ &+ 110\rangle + 111\rangle \end{aligned} \right) \otimes \frac{ 0\rangle - 1\rangle}{\sqrt{2}}$ <p style="text-align: center;">$D_3 \otimes I$</p>	

表3

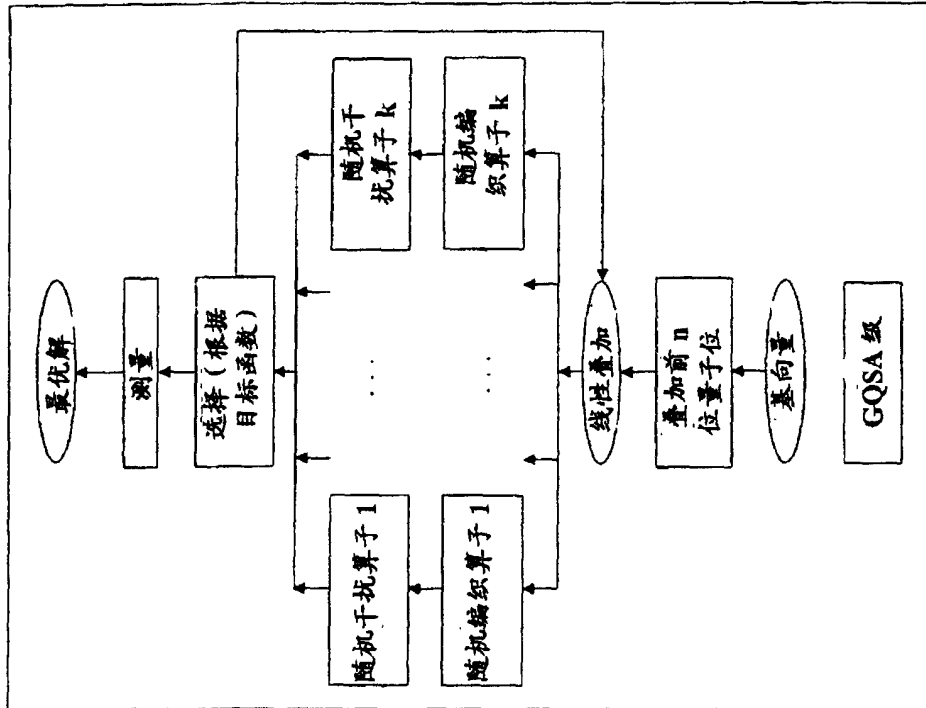


图13

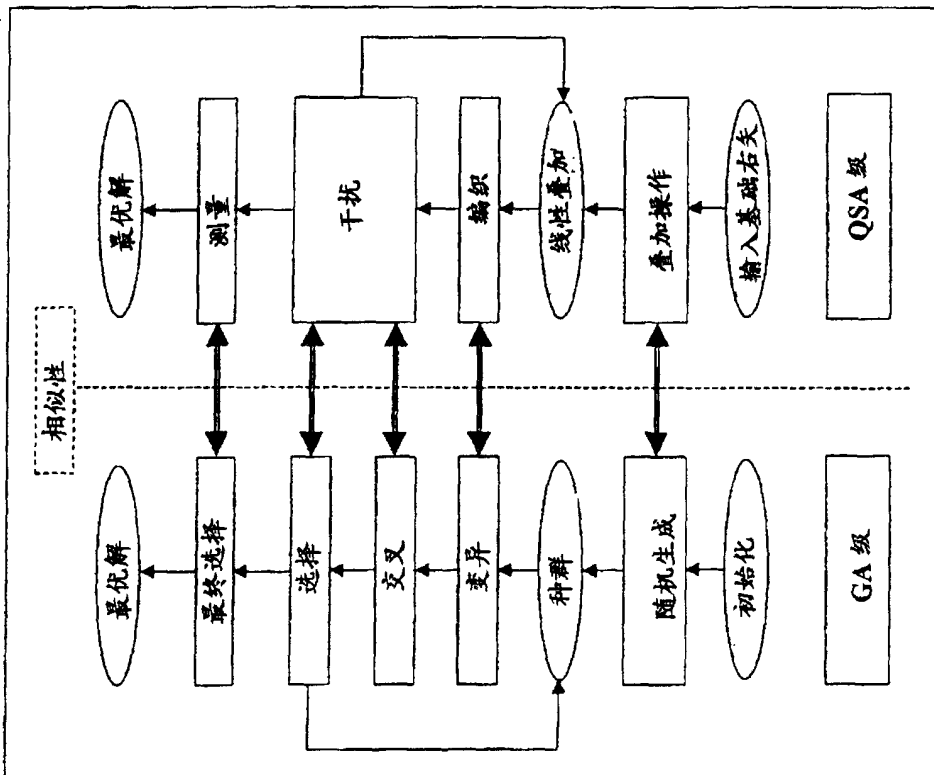
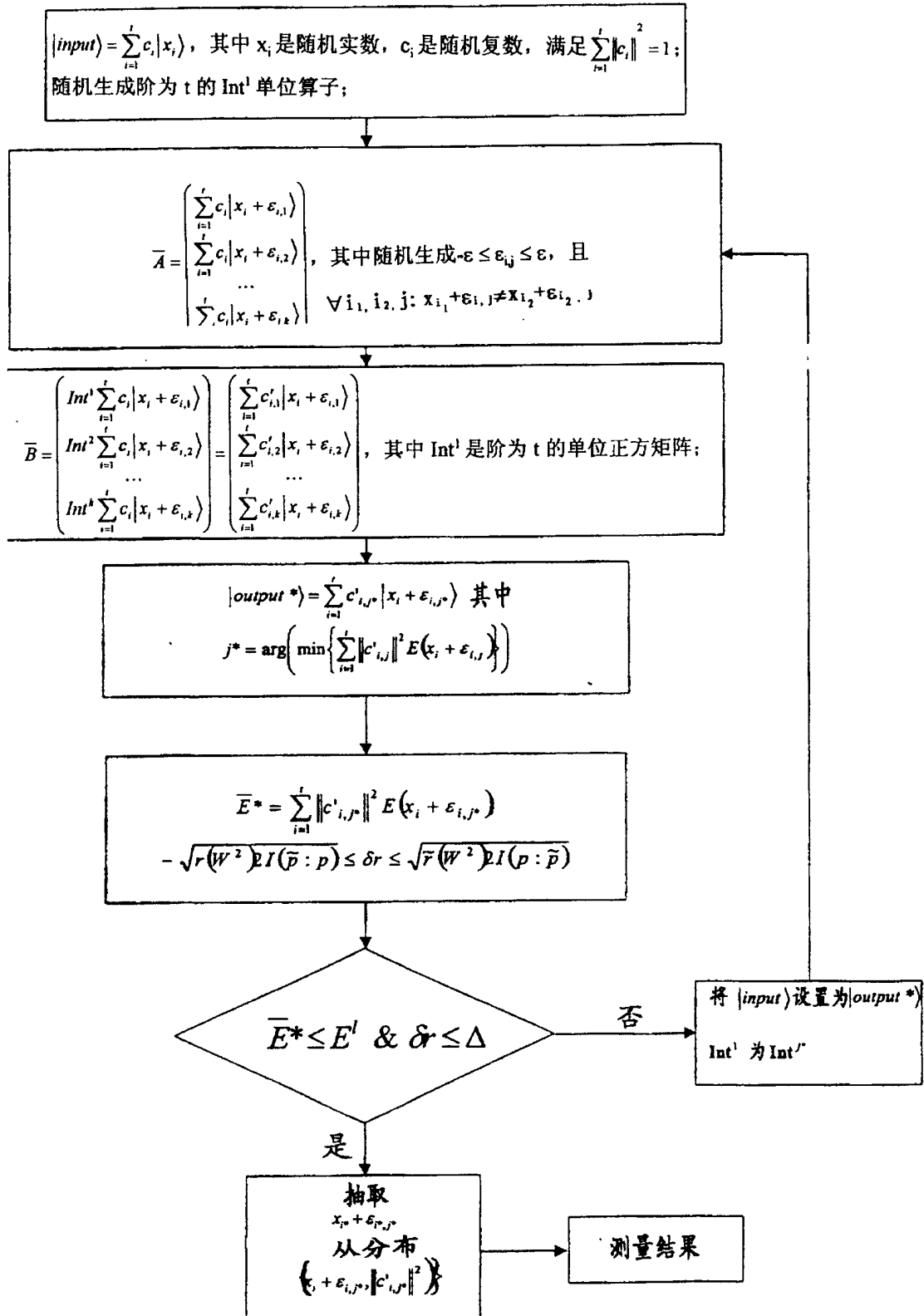


图12

图14



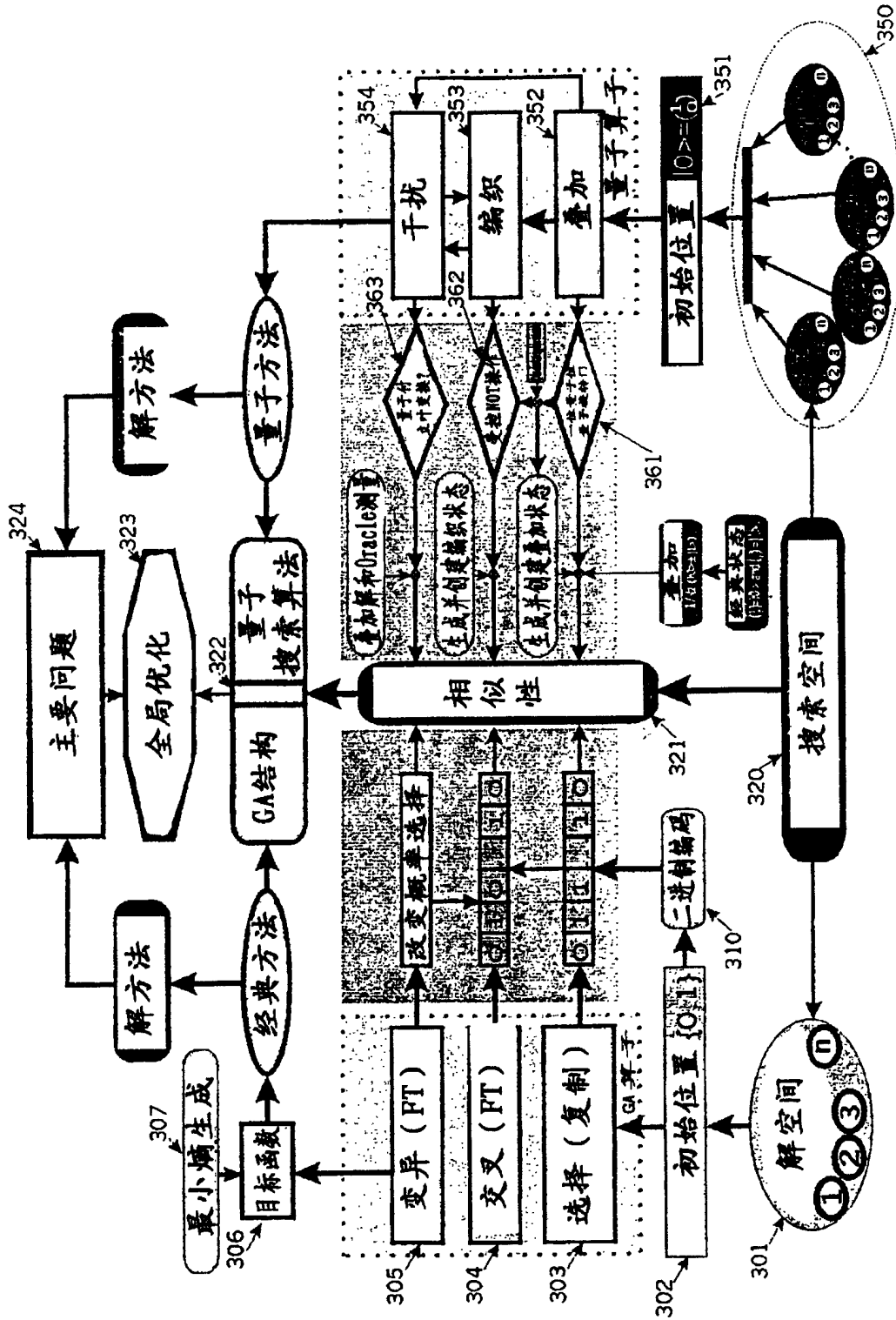


图15

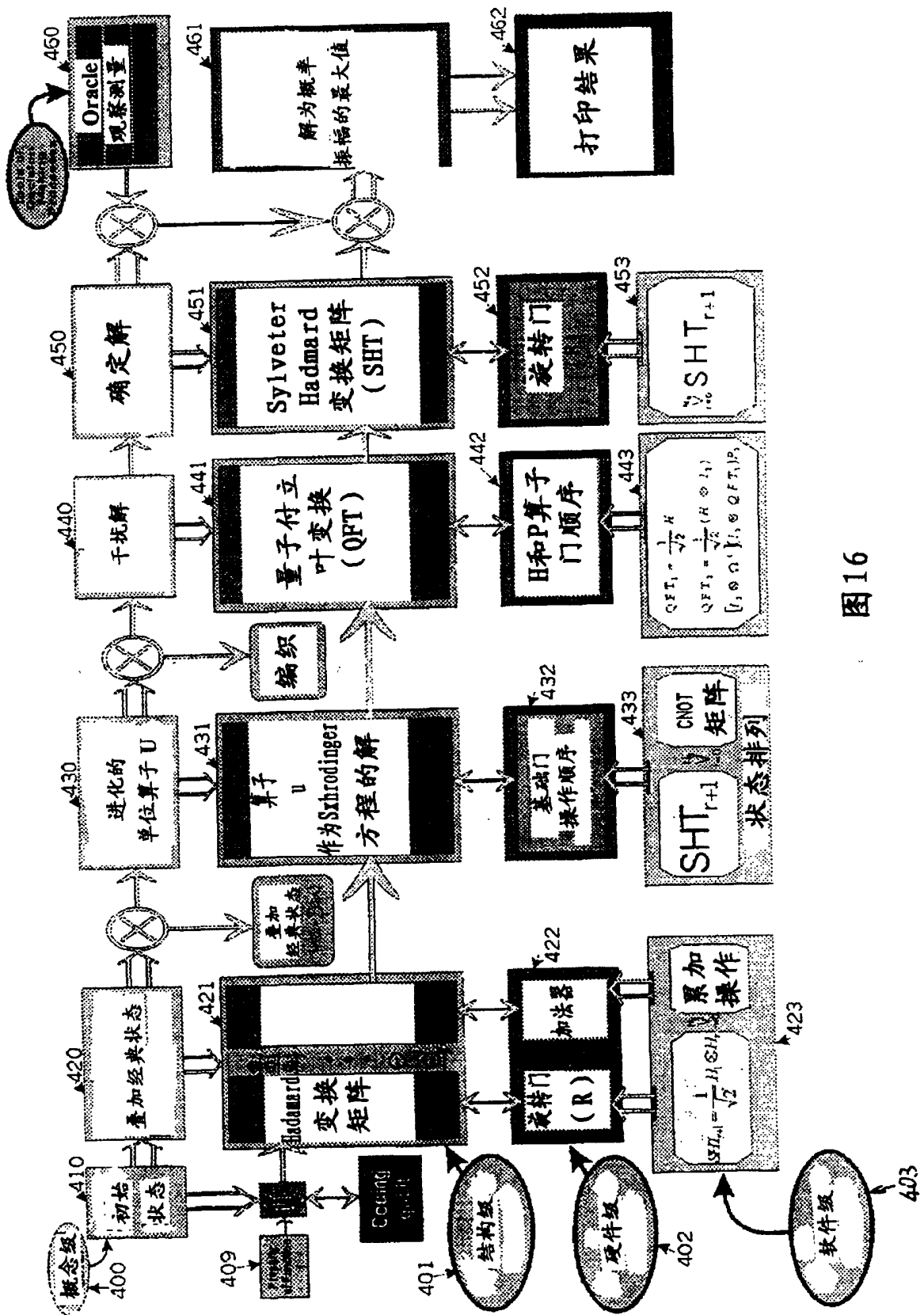


图16

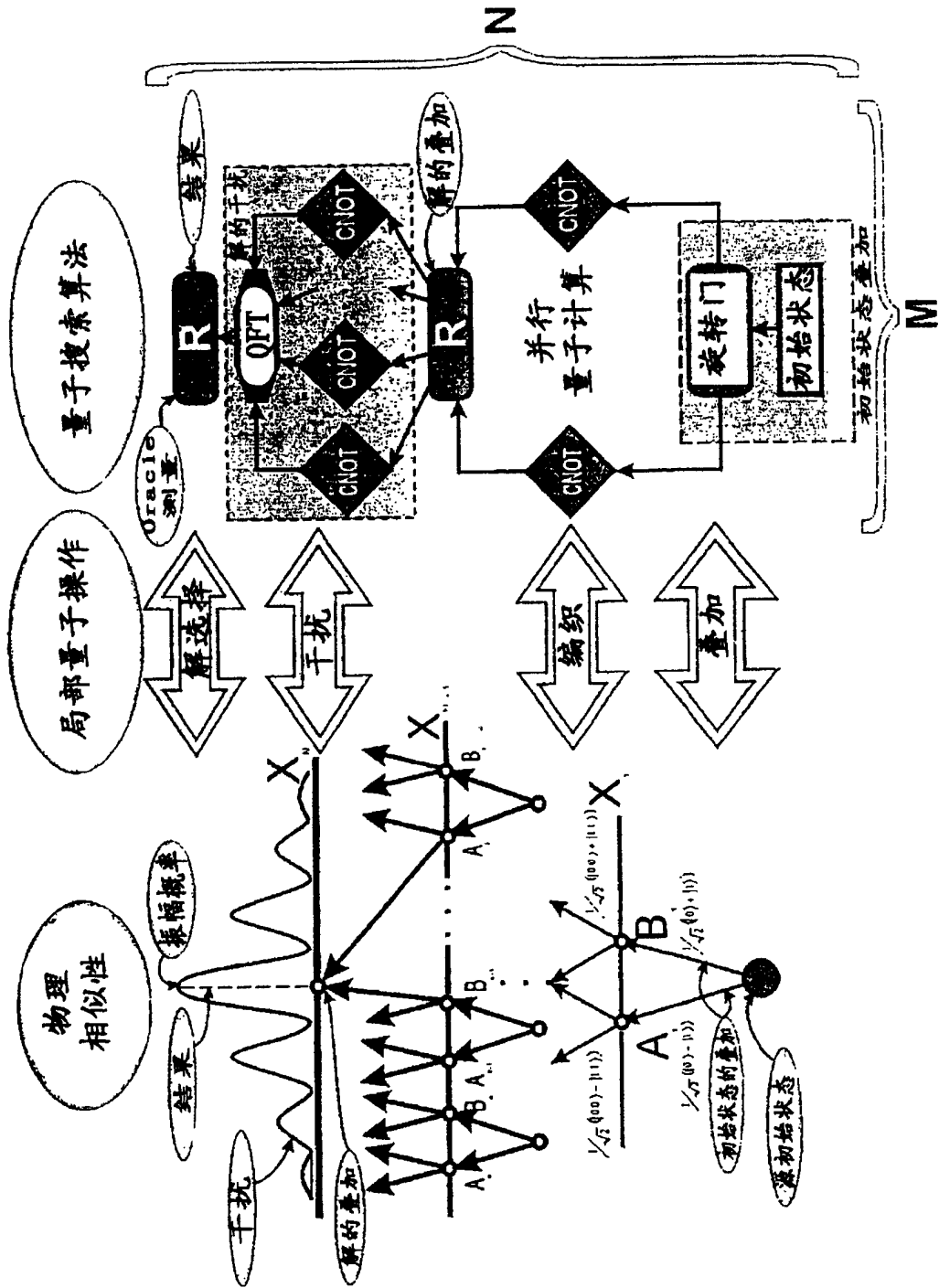


图17

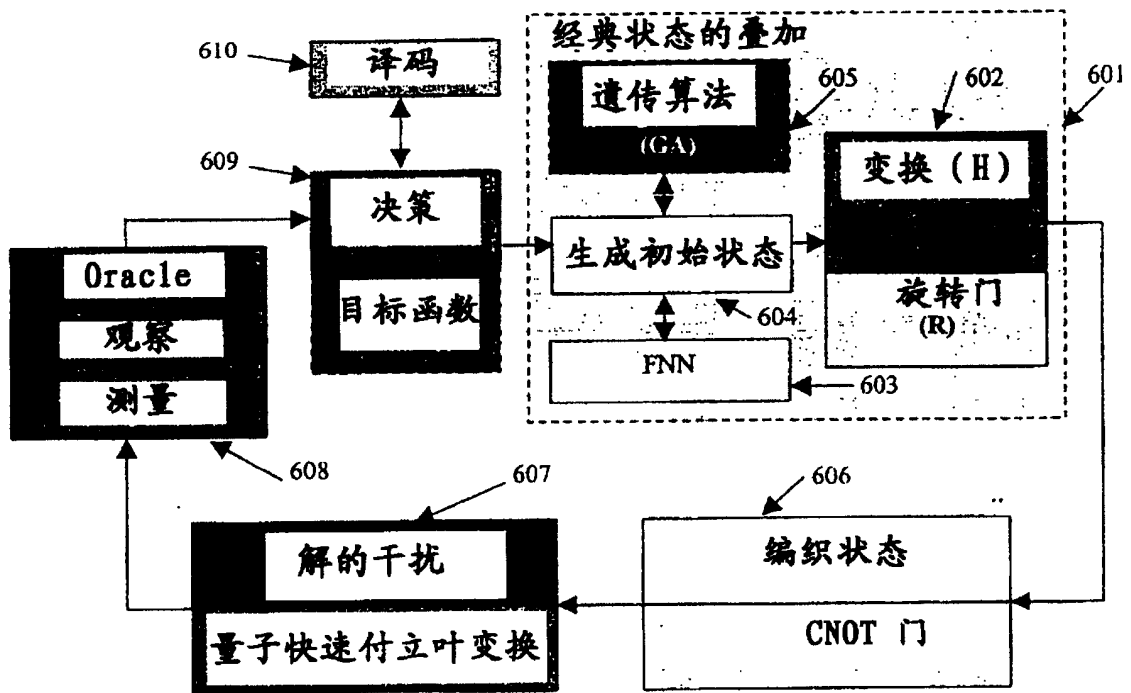


图18

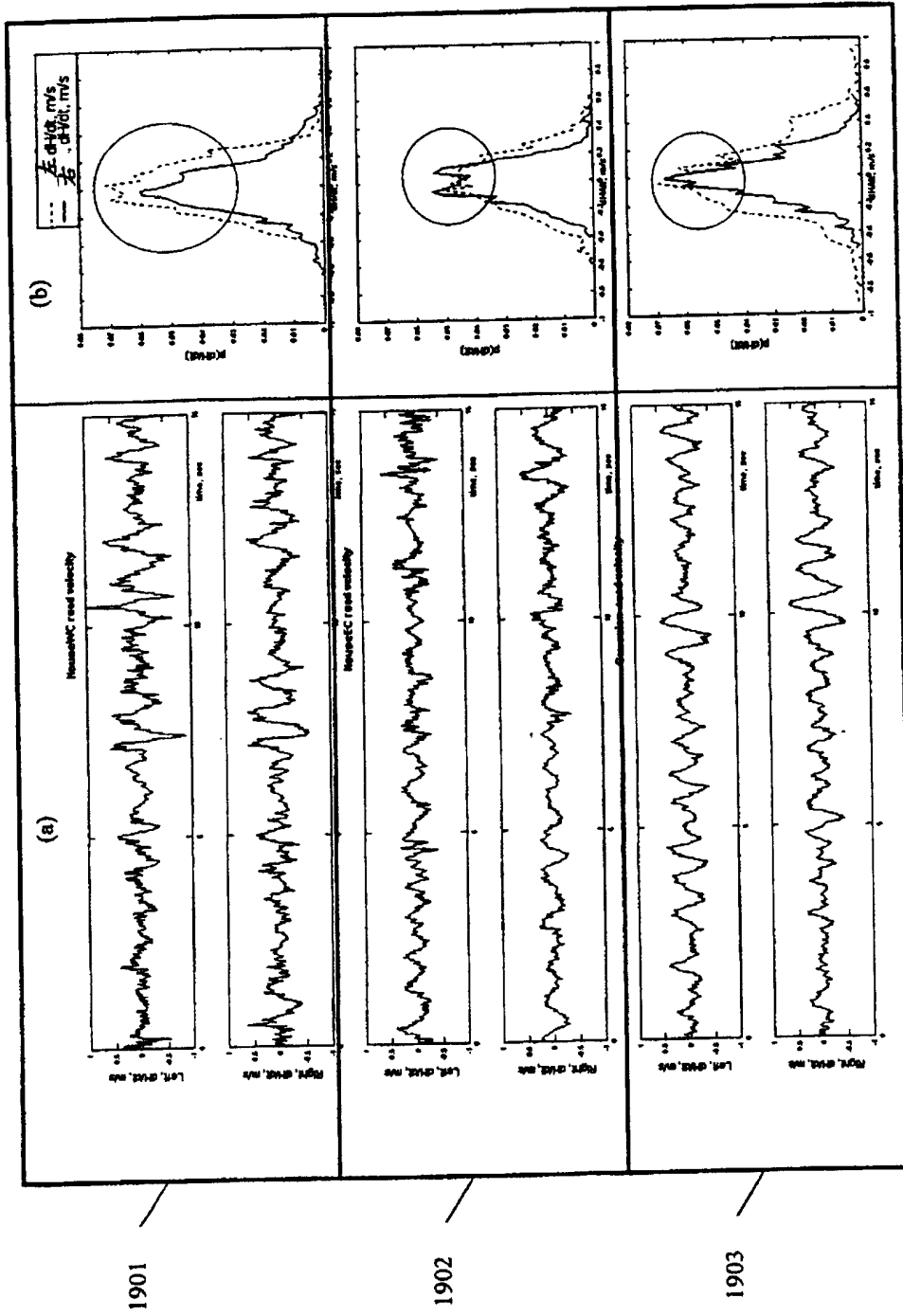


图19

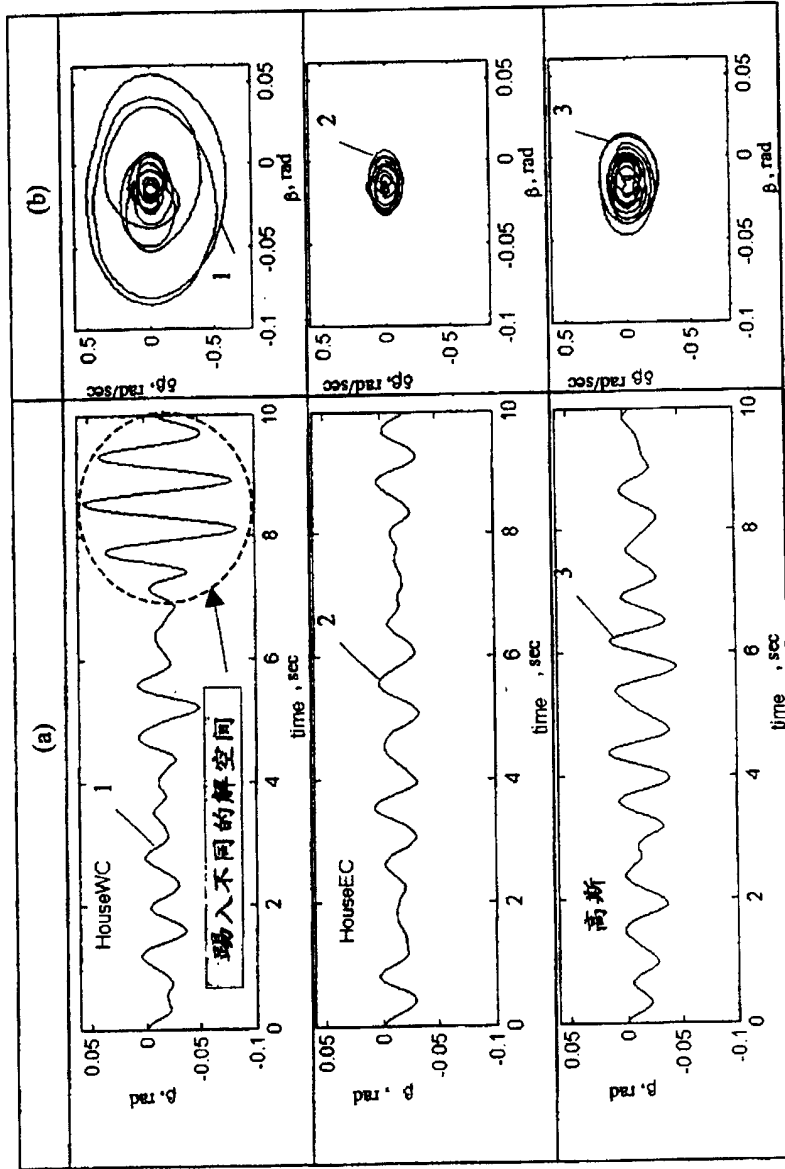


图 20

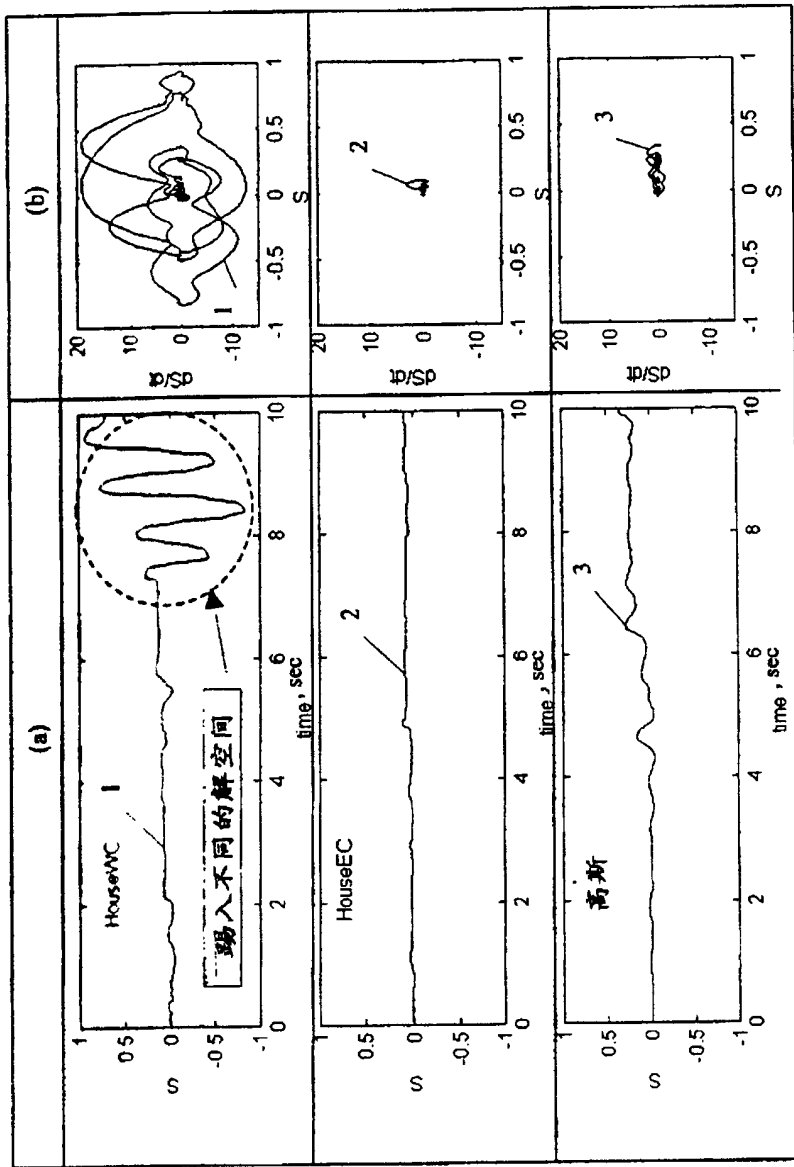


图 21

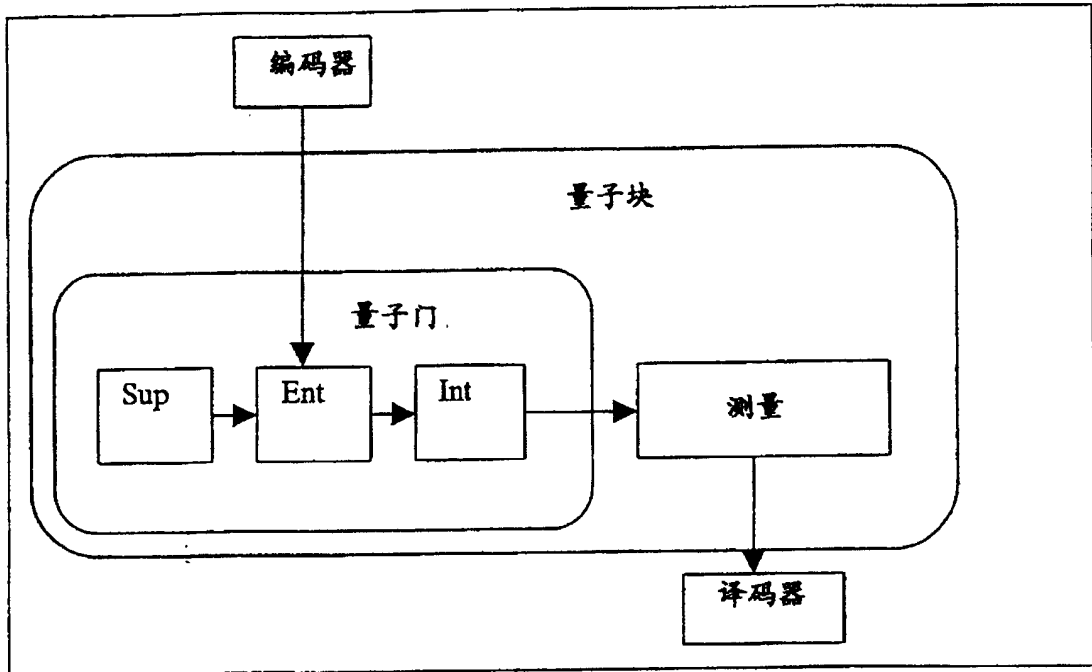


图 22

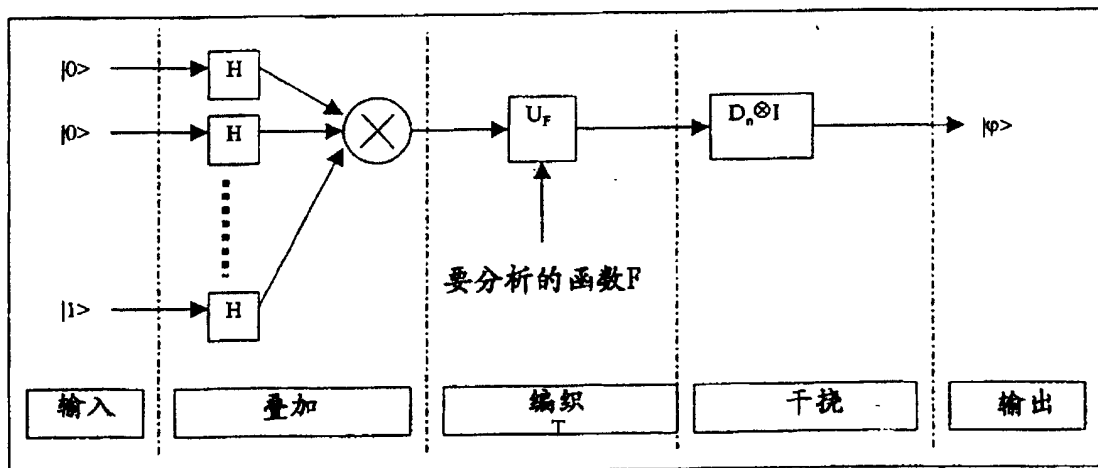


图 23

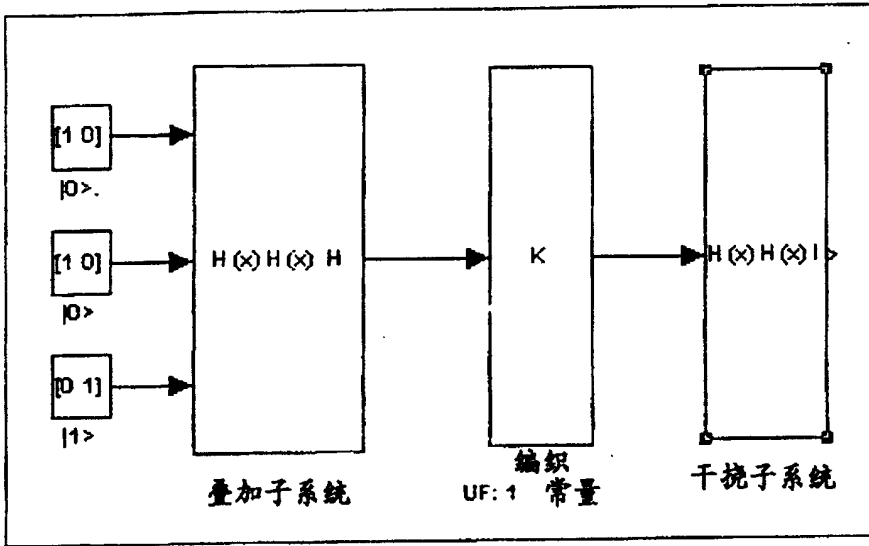


图 24

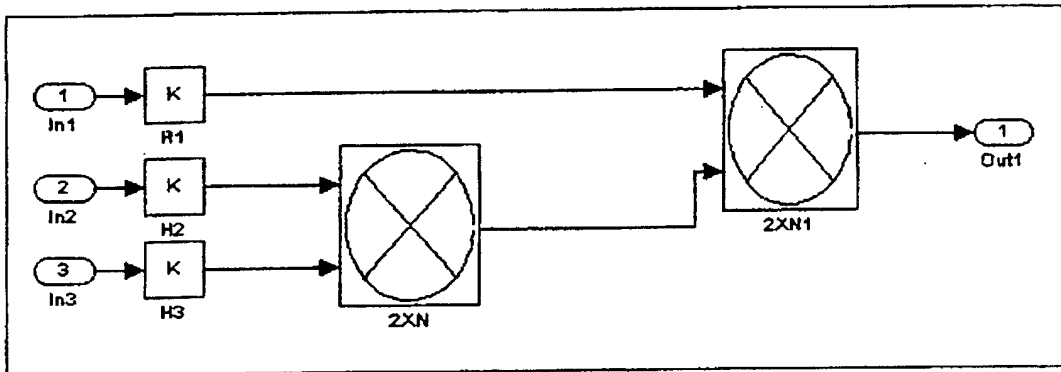


图 25

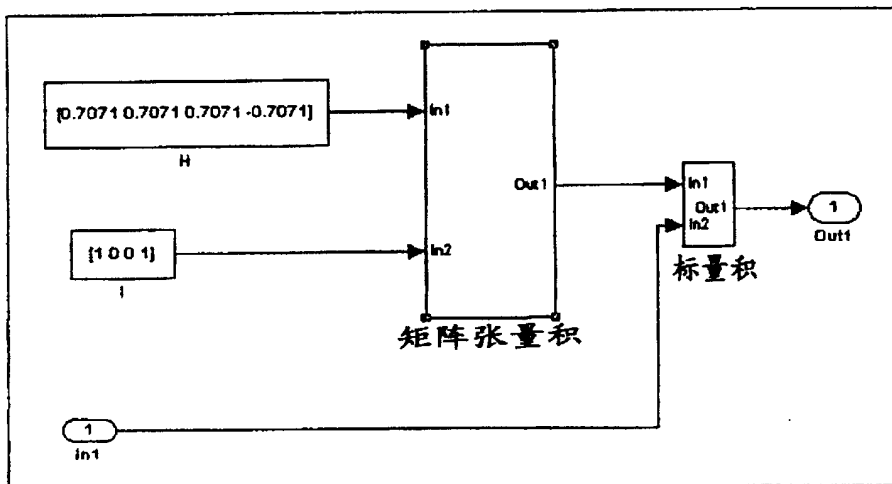


图 26

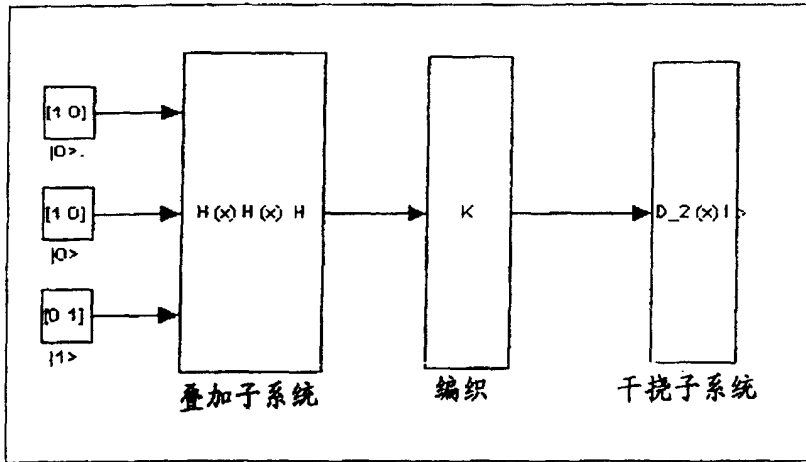


图27

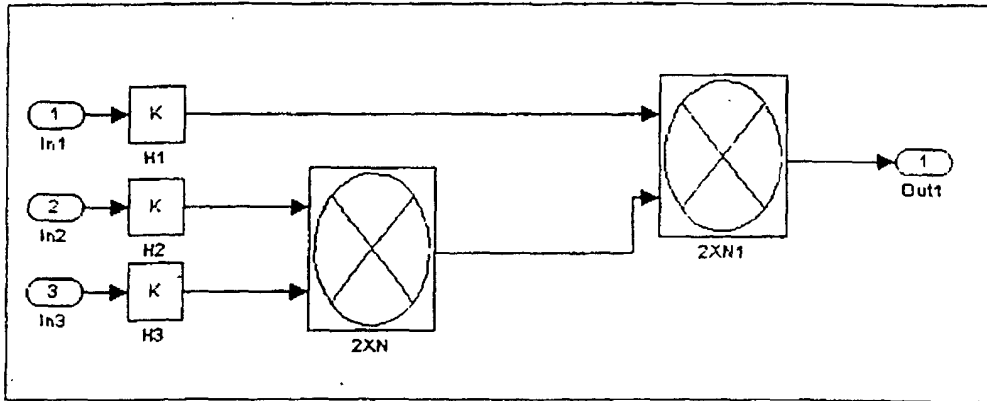


图28

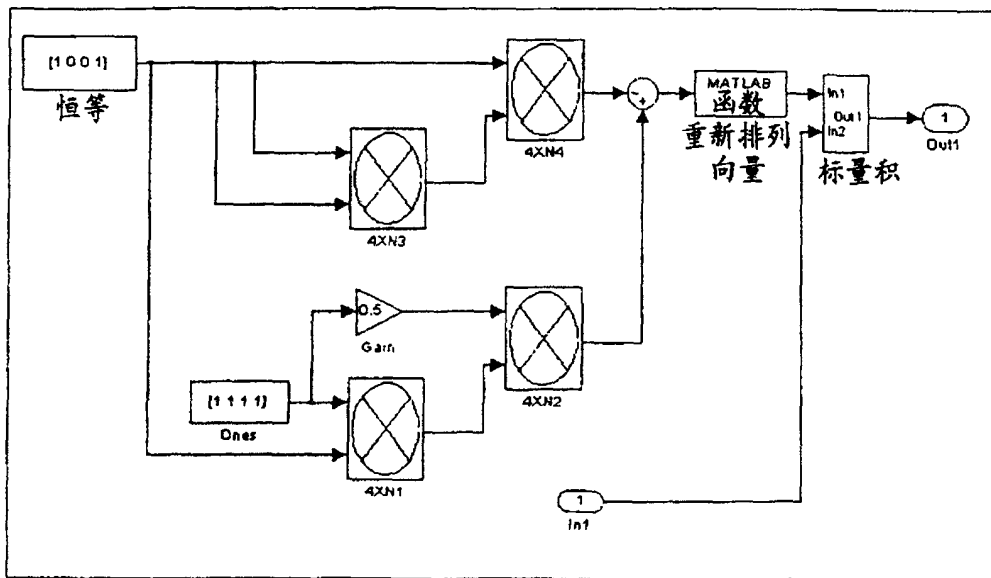


图29

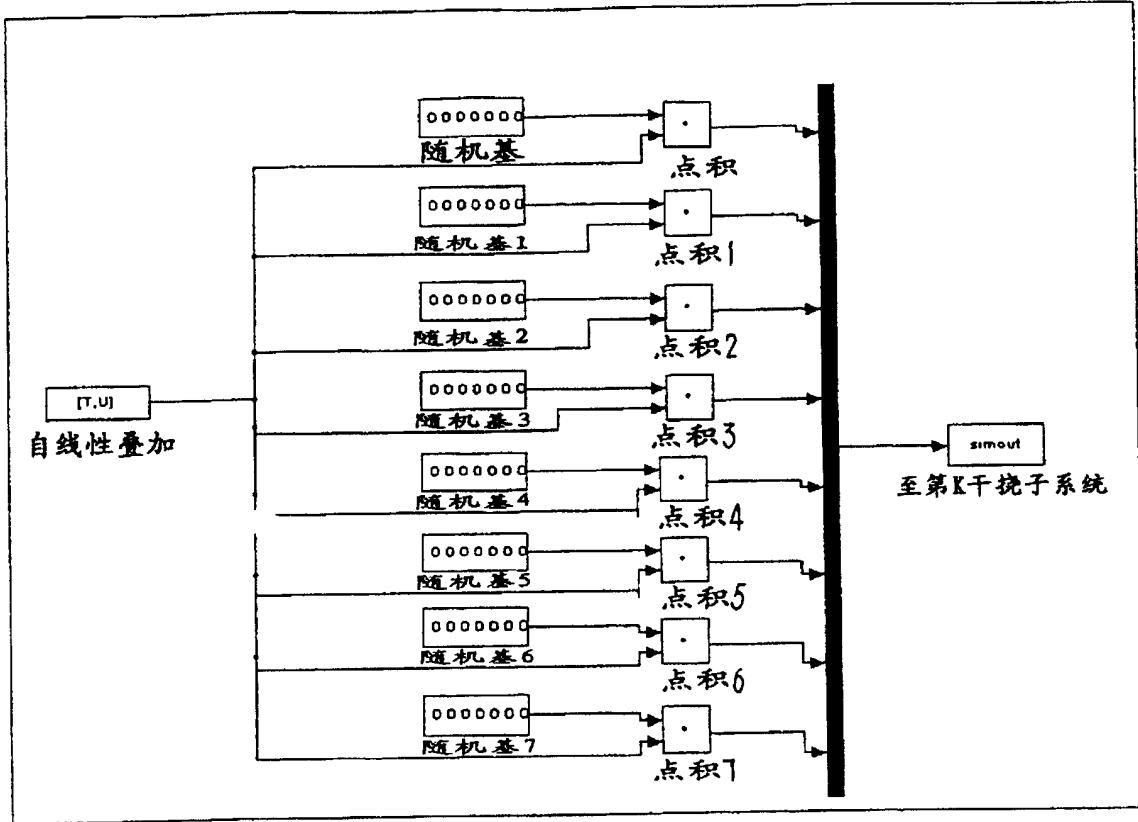


图 30

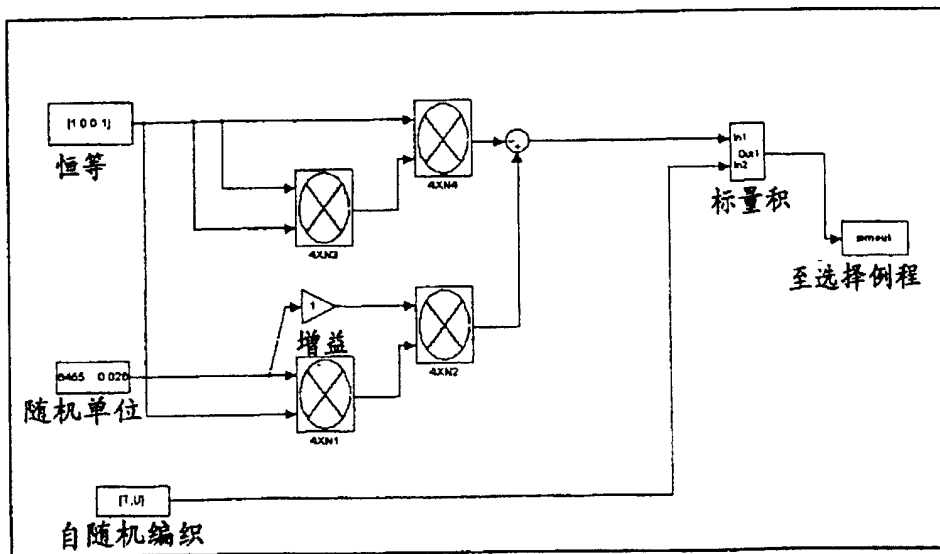


图 31

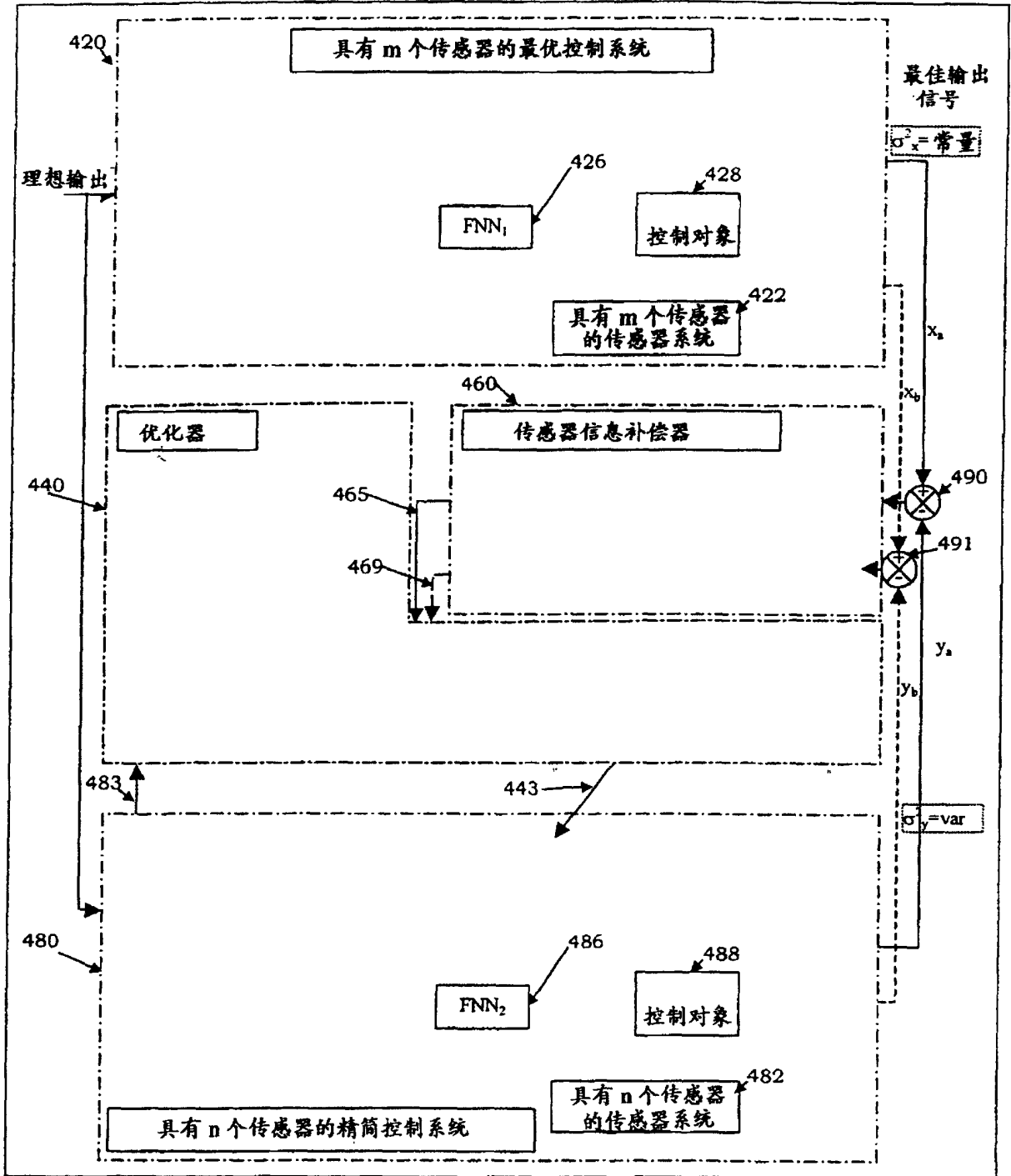


图 32

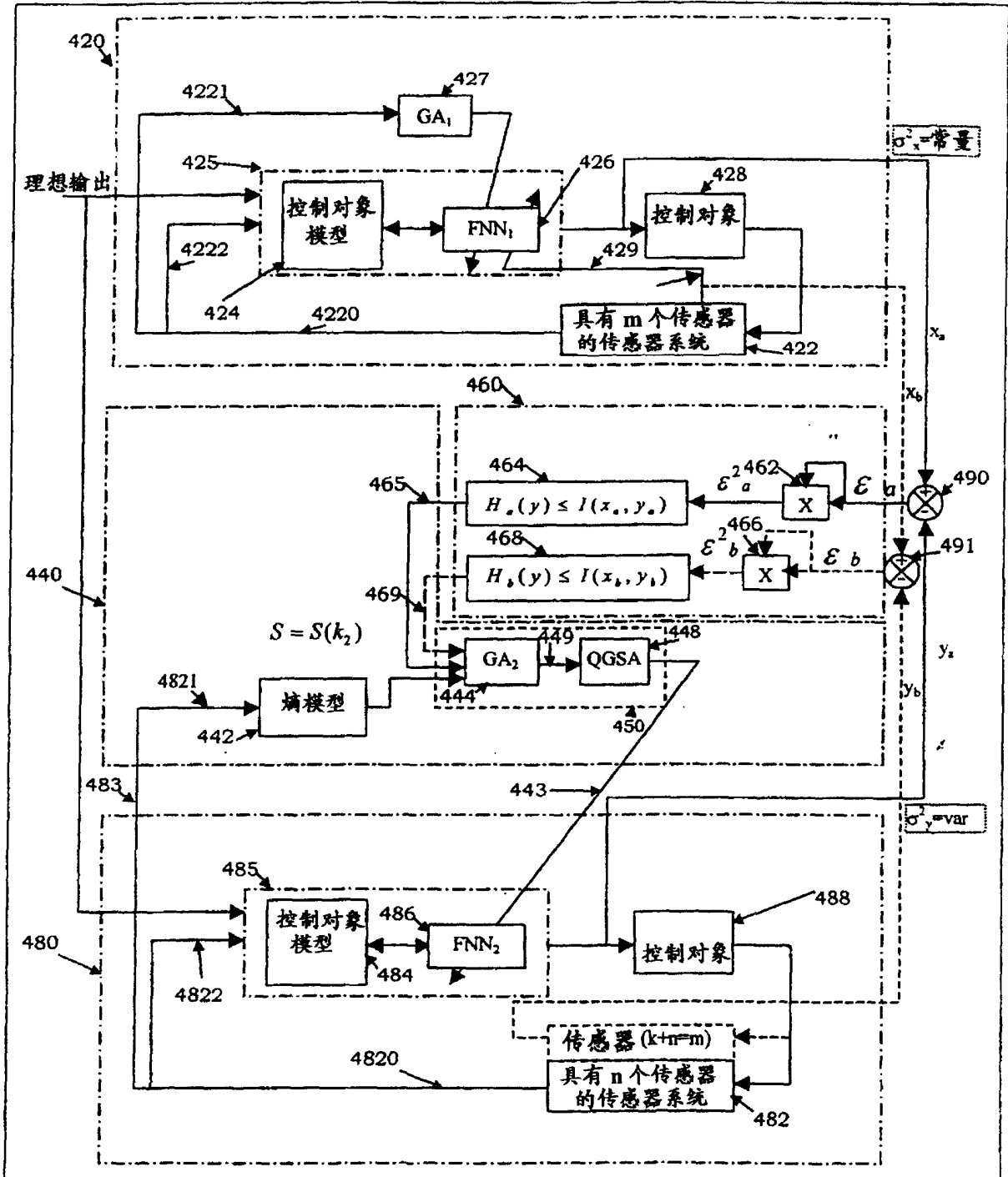


图 33

表 4

420	最优控制系统
422	具有 m 个传感器的传感器系统
4220	来自 $n=k_1+k_2$ 传感器的信息
4221	来自 k_2 传感器的信息
4222	来自 k_1 传感器的信息
424	控制对象模型
425	控制部件
426	模糊神经网络 1
427	第一遗传算法
428	控制对象
429	教学信号
440	优化器
442	热动力场模型
443	教学信号
444	第二遗传算法
448	量子遗传搜索算法
450	Gl 全局优化器
460	传感器信息补偿器
462	乘法器
464	信息计算器
465	$I(x_a, y_a)$
466	乘法器
468	信息计算器
469	$I(x_b, y_b)$
480	精简控制系统
482	具有 $n=m-k$ 传感器的传感器系统
4820	来自 $n=k_1+k_2$ 传感器的信息
4821	来自 k_2 传感器的信息
4822	来自 k_1 传感器的信息
483	传感器信号
484	控制对象模型
485	精简控制部件
486	模糊神经网络 2
488	控制对象
490	减法器
491	减法器
x_a	最佳控制信号
x_b	输出的传感器信号
y_a	精简控制信号
y_b	输出的传感器信号
ε_a	$x_a - y_a$
ε_b	$x_b - y_b$

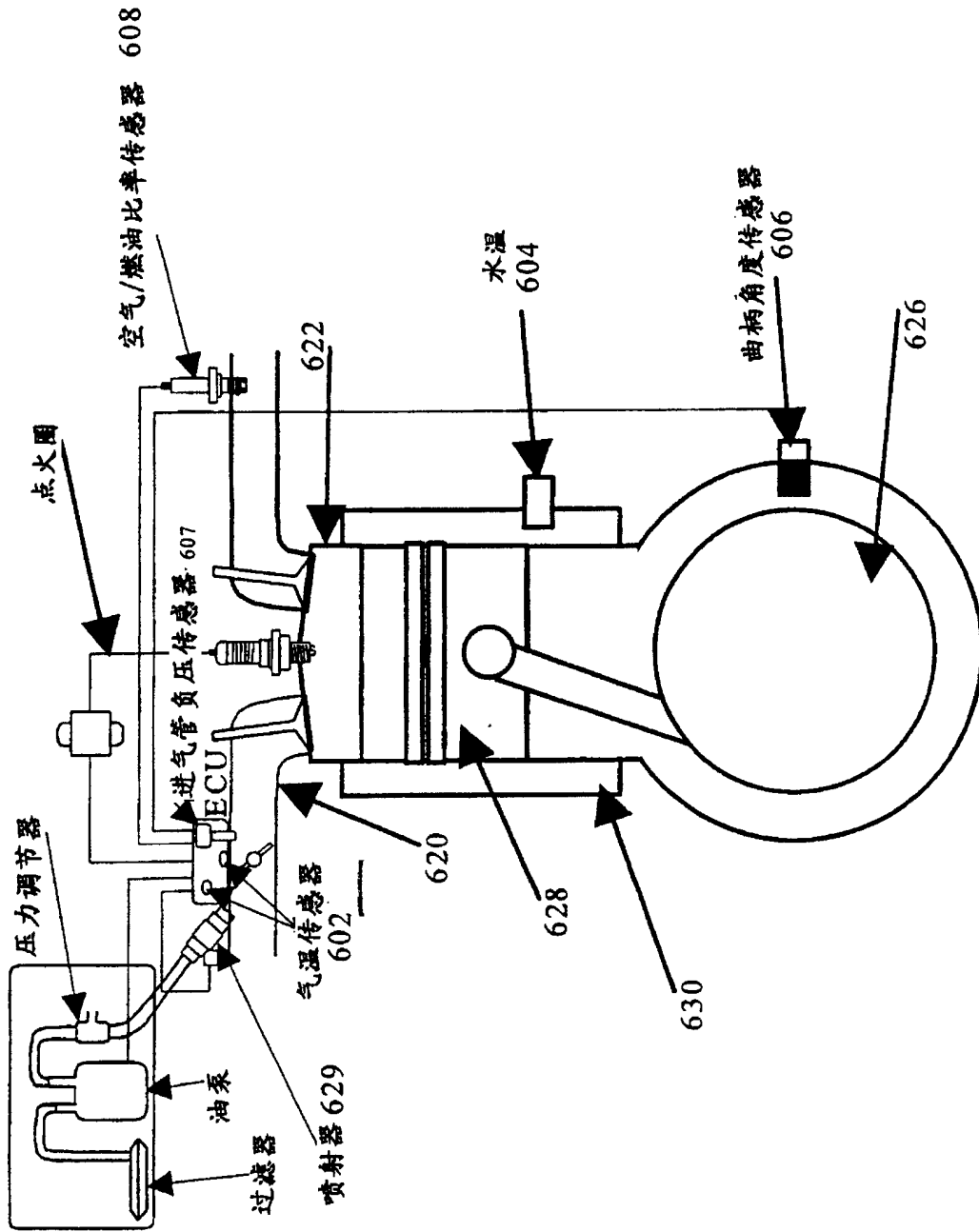


图 34

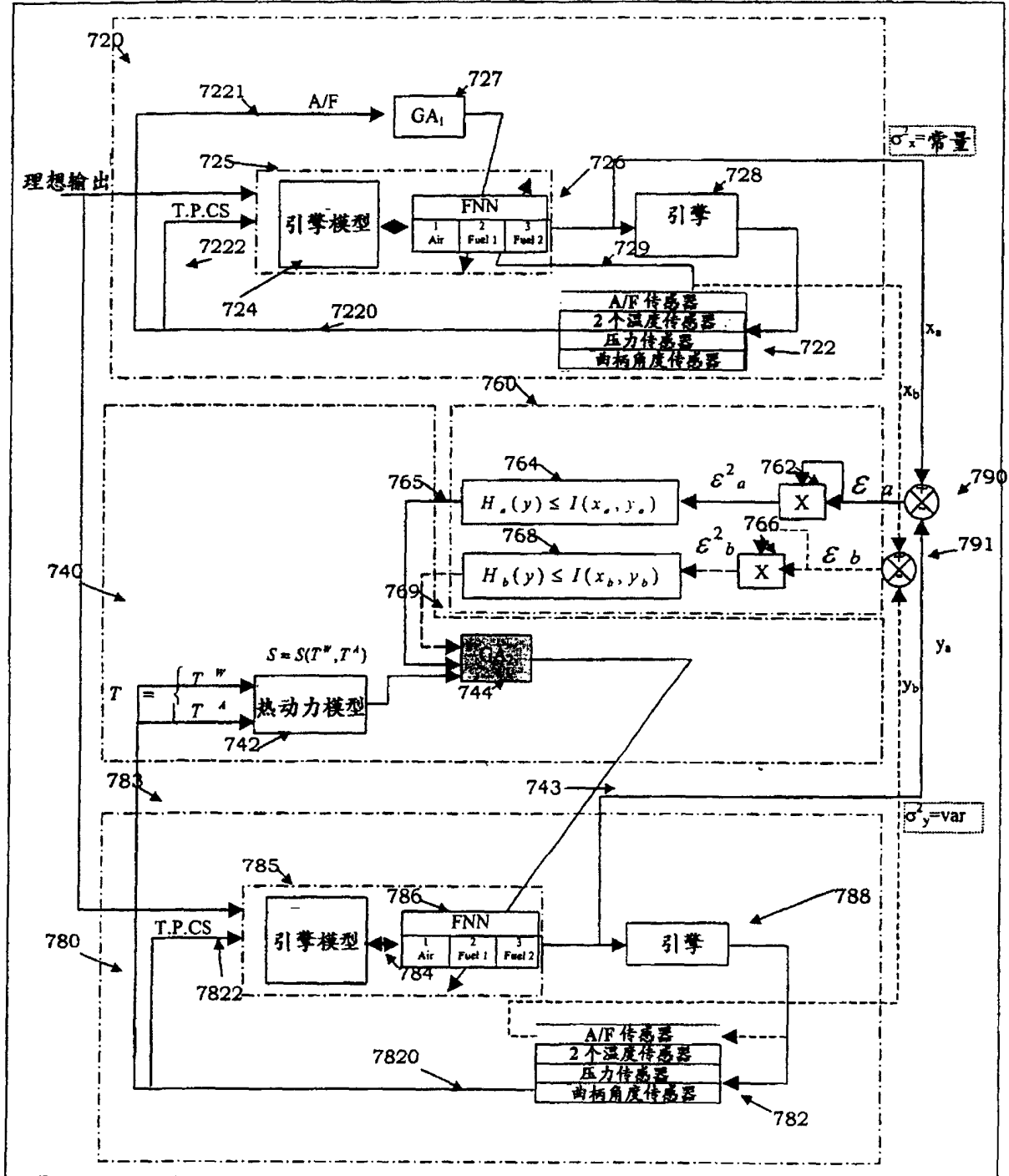


图 35

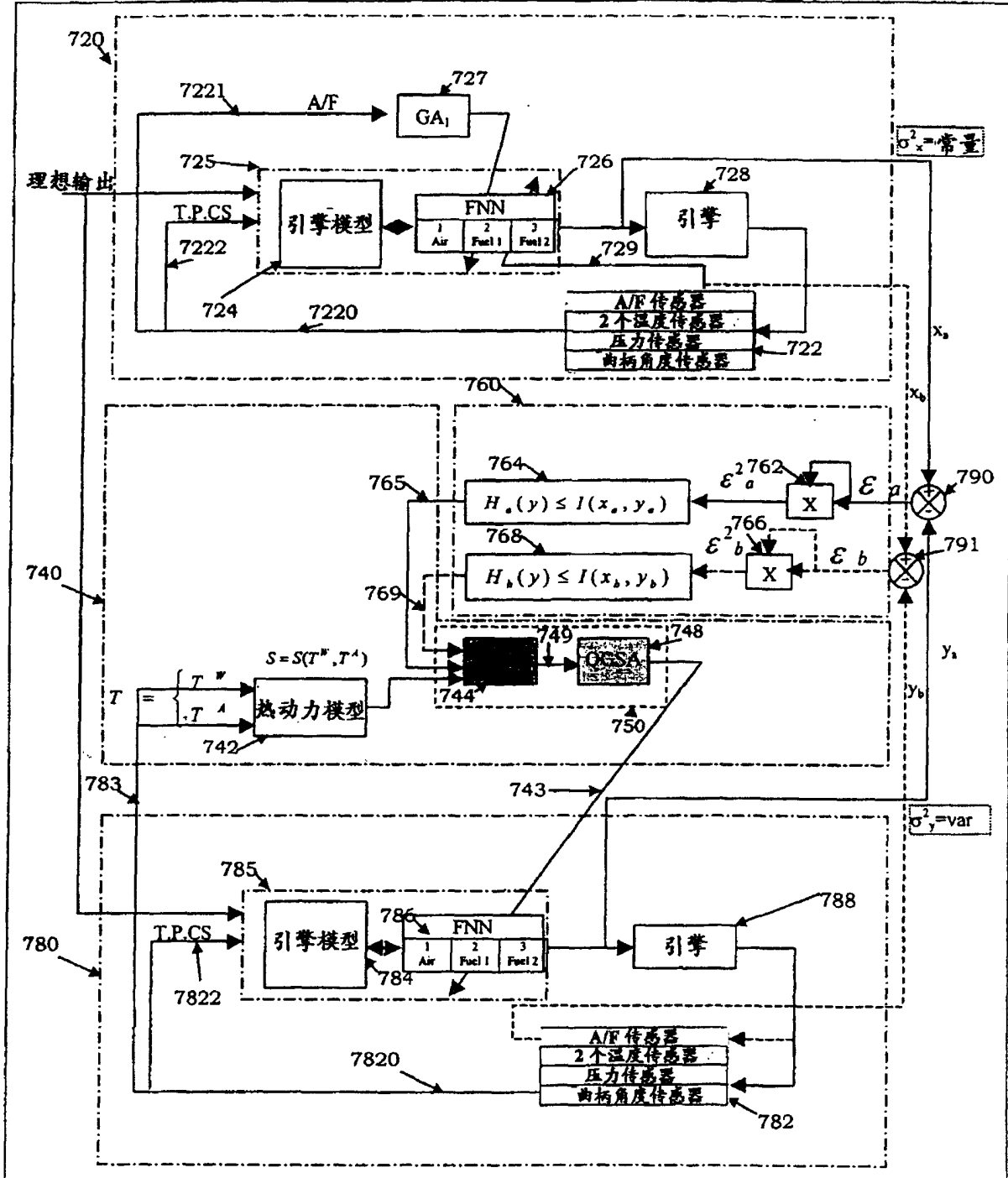


图 36