

[19]中华人民共和国国家知识产权局

[51]Int. Cl⁷

B66B 1/20

G08G 1/01

[12] 发明专利说明书

[21] ZL 专利号 94108717.4

[45]授权公告日 2000 年 8 月 30 日

[11]授权公告号 CN 1055899C

[22]申请日 1994.7.27 [24]颁证日 2000.7.21

[21]申请号 94108717.4

[30]优先权

[32]1993.7.27 [33]JP [31]185142/93

[32]1994.3.25 [33]JP [31]56052/94

[32]1994.6.23 [33]JP [31]142005/94

[73]专利权人 三菱电机株式会社

地址 日本东京

[72]发明人 匹田志朗 岩田雅史 崎谷喜代俊

明日香昌 後藤幸夫

[56]参考文献

EP0427992 1991. 5.22 B66B1/20

GB2141843 1985. 1. 3 B66B1/20

GB2235311 1991. 2.27 B66B1/20

US5,022,497 1991. 6.11 B66B1/20

US5,035,302 1991. 7.30 B66B1/20

US5,168,133 1992.12. 1 B66B1/20

US5,168,136 1992.12. 1 B66B1/20

[74]专利代理机构 上海专利商标事务所

代理人 孙敬国

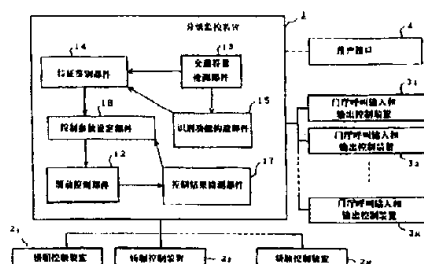
审查员 50 00

权利要求书 3 页 说明书 51 页 附图页数 19 页

[54]发明名称 交通工具控制装置

[57]摘要

特征鉴别部件根据交通容量检测数据或者交通容量估算数据鉴别特征模式,控制参数设定部件按照识别结果设定最佳控制参数。驱动控制部件根据控制参数控制轿厢的驱动。识别功能构造部件通过学习准备好的多个特征模式或者过去对特征模式的识别结果对特征模式的识别功能进行构造和修正。控制结果检测部件检测轿厢控制或者驱动结果,并校正控制参数。控制或驱动结果显示在用 户接口上,并参照这些结果从外界设置和校正控制参数。



权 利 要 求 书

1.一种交通工具控制装置，其特征在于，它包含一对交通工具的交通容量进行检测的交通容量检测部件、一在规定的区间根据所述交通容量检测部件检测到的交通容量鉴别交通流量的特征模式的特征鉴别部件，一对所述特征鉴别部件的识别功能进行构造和修正的识别功能构造部件，以及一根据所述特征鉴别部件鉴别的特征模式对最佳控制参数进行设定的控制参数设定部件。

2.如权利要求1所述的交通工具控制装置，其特征在于，所述特征鉴别部件具有一用神经网络对所述特征模式进行识别的特征模式鉴别装置。

3.如权利要求2所述的交通工具控制装置，其特征在于，所述特征鉴别部件中的所述特征模式鉴别装置含有一通常对所述特征模式进行识别，用作控制的神经网络，以及一定期地识别所述特征模式的、用作备份支持的神经网络，其中，所述识别功能构造部件通过分别使用所述二种神经网络对所述特征模式的识别结果进行比较和评价，当用作备份的所述神经网络的所述识别结果优于用作控制的所述神经网络的识别结果时，用作为备份支持的所述神经网络的内容替换作为控制的所述神经网络的内容，或者把前者复制到后者。

4.如权利要求2所述的交通工具控制装置，其特征在于，所述特征鉴别部件还具有一特征模式检测装置，此特征模式检测装置含有一对所述特征模式鉴别装置的所述神经网络输出值进行筛选、并输出一具有最高相似性的特征模式的筛选器，以及一在所述筛选器的输出中确定特征模式的特征模式确定装置。

5.如权利要求 4 所述的交通工具控制装置，其特征在于，所述特征模式检测装置还含有一附加筛选装置，所述附加筛选装置在所述筛选器不能从所述神经网络的输出值中确定具有最高相似性的特征模式时，用校正所述筛选器的筛选功能的方法确定所述特征模式。

6.如权利要求 4 所述的交通工具控制装置，其特征在于，所述特征模式检测装置还包含一附加特征模式确定装置，所述附加特征模式确定装置在所述特征模式确定装置不能从所述筛选器的输出值中确定所述特征模式时，用校正所述特征模式确定装置的特征模式指定功能的方法确定所述特征模式。

7.如权利要求 2 所述的交通工具控制装置，其特征在于，所述识别功能构造部件对所述神经网络的识别功能进行构造，并用学习过去特征模式中的识别结果的方法对所述神经网络的识别功能进行修正。

8.一种交通工具控制装置，其特征在于，它包含一对交通工具的交通容量进行检测的交通容量检测部件，一在规定的时间内根据来自所述交通容量检测部件的数据鉴别交通流量之特征模式的特征鉴别部件，一对所述特征鉴别部件的识别功能进行构造和修正的识别功能构造部件，一检测所述交通工具控制结果或所述交通工具驱动结果的控制结果检测部件，一根据所述特征鉴别部件鉴别的特征模式设定最佳控制参数、并按照所述控制结果检测部件检测到的控制结果或驱动结果对所述控制参数进行校正的控制参数设定部件，以及一可由用户参照所述控制结果或所述驱动结果从外部对所述控制参数进行设定和校正的用户接口。

9.如权利要求 8 所述的交通工具控制装置，其特征在于，所述

控制参数设定部件按照所述特征鉴别部件鉴别的所述特征模式设置控制参数标准值，并按照所述控制结果检测部件检测的控制结果或驱动结果用脱机调谐的方法校正所述控制参数的标准值。

10.如权利要求 8 所述的交通工具控制装置，其特征在于，所述控制参数设定部件按照所述特征鉴别部件鉴别的所述特征模式设定控制参数的标准值，并按照所述控制结果检测部件实时检测的控制结果或驱动结果用联机调谐的方法校正所述控制参数的标准值。

11.如权利要求 8 所述的交通工具控制装置，其特征在于，所述用户接口具有向用户显示所述控制结果检测部件检测到的控制结果、驱动结果等数据的功能，以及接收用户参照所述数据后给出的设置或校正所述控制参数的指令的功能。

12. 如权利要求 8 所述的交通工具控制装置，其特征在于，所述特征鉴别部件在一规定的时间区间内根据由所述交通容量检测部件检测到的交通容量对交通流量的特征模式进行鉴别。

13.如权利要求 8 所述的交通工具控制装置，其特征在于，还包含一交通容量估算部件，它通过对所述交通容量检测部件检测到的交通容量进行实时采样，实时估算从所述交通容量检测部件检测交通容量的那一刻起的近期内的交通容量；并且所述特征鉴别部件根据所述交通容量估算部件估算的交通容量对交通流量的特征模式进行鉴别。

说明书

交通工具控制装置

本发明涉及一种交通工具控制装置，用来实现对电梯、道路交通或铁路中的交通工具等的有效控制。

图1是用于电梯分组监控的常规交通工具控制装置结构方框图。图1中，标号1表示对多个电梯进行分组监控的分组监控装置，标号 Z_1 至 Z_N 表示分别对每一电梯轿厢进行控制的轿厢控制装置，标号 3_1 至 3_M 表示对每一楼层进行门厅呼叫输入和输出的门厅呼叫输入和输出控制装置。分组监控装置1中的标号11表示对一天内划分成几种方式进行特性模式鉴别的特性鉴别部件，标号12表示驱动控制装置，它按照特性鉴别部件11鉴别出的特性模式对轿厢控制装置 2_1 至 2_N 进行控制，并对电梯进行分组监控。

其次，将描述其运行。在一幢配备有多个电梯的大楼里，对每一电梯的控制通常是用分组监控的方式来实现的。这就是说，这样一幢楼房内的交通服务是通过分组监控来改善的，首先在线监视每一门厅呼叫输入和输出控制装置 3_1 至 3_M 产生的门厅呼叫，在考虑整幢大楼内的服务状态后选择合适的电梯，然后把所选择的电梯指派给产生的门厅呼叫。可是，大楼内交通流量是随一天内的哪一天和一天内的哪个时间区间(如开机时间、午餐时间、关闭时间等)的不同而大不相同。相应地，要求分组监控装置1按照电梯分组监控的时间段内交通流量的不同，切换其控制方式来控制电梯。

所以，在常规的分组监控方法中，观察诸如在每一楼层上下电梯的人数，并估计在指定的时间区间内的交通容量(以下把这些可观测数据称为“交通容量数概”，以区别于交通流量)，然后从交通容

量数据获取交通流量的差异。即，事先设置诸如在指定时间区段内乘电梯的总人数以及在特定楼层的拥挤程度等的交通容量数据(以下称为“特征元素”)的变量，并从交通容量数据中获取这些特征元素的值，然后，用这些获取值的组合来描述交通流量特征。并且，用抽取特征元素值相同(或者可以认为相同)时间区间的方法将一天预先划分成若干特征模式。特征检别部件 11 鉴别特征模式，判定与已分类的某些特征模式的哪个相对应，并按照所鉴别的特征模式设置驱动控制装置 12 控制每一电梯的控制参数。驱动控制部件 12 根据所设置的控制参数，将最佳电梯指配给所产生的门厅呼叫，进行轿厢控制装置 2_1 至 2_N 的分组监控。

例如，日本未经审查的、专利公开号为昭 59—22870 的专利文献描述了有关这种常规交通工具控制装置的技术。

常规的交通工具控制装置的结构如上所述，因而它有下列问题。这就是说，描述交通流量特征模式的特征元素需要对每一大楼事先适当设定；如果对这些特征元素进行严格设定，则一天中大楼交通就将被划分成许许多多多种特征模式；如果简单设置特征元素，特征模式的识别精确性就很差；再则，因为每一特征元素的单位或重要性各不相同，所以，通常很难合适地识别每一特征模式。

另外，用户无法在控制参数为标准的情况下知道控制结果或驱动结果，因此，常规的交通工具控制装置的另一个问题是，很难掌握控制参数有效校正的方法。

另外，常规的交通工具控制装置虽然也能估算交通容量，但对交通容量的常规估算是对过去时间内交通容量进行统计处理来进行的，例如，计算过去几天时间内同一时间区间的交通容量的加权平均值。然而，既使在同一幢大楼里，不同日子里高峰时间的开始时间和结束时间或乘客人数可以有很大区别，所以，常规的交通工具控制装置的另一个问题是估算的交通容量常常有误差，从而使特

征模式的识别精确性下降。

综上所述，本发明的一个发明目的在于提供一种无需使用特定特征元素就能有效控制交通工具的交通工具控制装置。

本发明的另一发明目的在于提供一种能够设置并校正对用户有效的控制参数的交通工具控制装置。

本发明的第三个发明目的在于提供一种能够在精确估算交通容量的基础上识别交通流量的交通工具控制装置。

本发明的第四个发明目的在于提供一种能够用更高精度识别特征模式的交通工具控制装置。

本发明的第五个发明目的在于提供一种能够从多个神经网络(以下称为 NN)的输出值中容易地检测出具有最高相似性的特征模式的交通工具控制装置。

本发明的第六个发明目的在于提供一种具有很强识别特征模式能力的交通控制装置。

本发明的第七个发明目的在于提供一种能够始终保持特征模式鉴别装置的识别精度良好的交通工具控制装置。

本发明的第八个发明目的在于提供一种能够用最佳控制参数控制交通工具的交通工具控制装置。

本发明的第九个发明目的在于提供一种控制参数可以由用户自己设定和校正的交通工具控制装置。

按照本发明的第一个发明点在于，为了达到上述目的，提供的交通工具控制装置含有一特征鉴别部件，用来从交通工具中的交通容量数据中检测出规定时间区间中的交通流量特征模式，所述交通工具控制装置还含有一按照特征鉴别部件的鉴别结果设置控制参数的控制参数设定部件，以及对特征鉴别部件的识别功能进行构造和调整的识别功能构造部件。

如上所述，按照本发明的第一个发明点，在本交通工具控制装

置中，识别功能是由识别功能构造部件构造并调整，其特征鉴别部件从交通工具的交通容量数据(由交通容量检测部件检测)中鉴别出规定时间区间内交通流量的特征模式，将鉴别结果传送到控制参数设定部件，并根据鉴别结果，使控制参数设定部件设定最佳控制参数，从而实现了无需使用特定特征元素就能有效地控制交通工具的交通工具控制装置。

本发明的第二个发明点在于，提供的交通工具控制装置配备有一个检测交通工具控制结果和驱动结果的控制结果检测部件；交通工具控制装置按照控制结果检测部件检测的控制结果和驱动结果，使控制参数设定部件具有校正控制参数的功能；另外，交通工具控制装置还配备有一用户接口，让用户根据控制结果和驱动结果从外部设定及校正控制参数。

如上所述，按照本发明的第二个发明点，在本交通工具控制装置中，控制参数设定部件根据特征鉴别部件鉴别的特征模式设定最佳控制参数，并按照控制结果检测部件检测的控制结果和驱动结果校正控制参数，另一方面，用户接口向用户显示控制结果和驱动结果，作为参考数据，并让用户设定并校正控制参数，从而可以实现能够有效地控制交通工具的交通工具控制装置。

本发明的第三个发明点在于，提供的交通工具控制装置配备有交通容量估算部件，对由交通容量检测部件检测的交通容量进行实时采样处理，估算近期的交通容量；交通工具控制装置从交通容量估算部件估算的交通容量中识别出交通容量的特征模式。

如上所述，按照本发明第三个发明点，在本交通工具控制装置中，交通容量估算部件对交通容量检测部件检测的交通容量进行实时采样处理，对近期的交通容量进行估算，交通工具控制装置从估算的交通容量中识别出交通容量特征模式。因此，实现了可以根据交通容量的精确估算来识别交通流量特征模式的交通工具控制装

置。

本发明的第四个发明点在于，提供的交通工具控制装置在其特征鉴别部件中配备了一个特征模式鉴别装置；此特征模式鉴别装置使用一个神经网络从检测出的交通容量数据中识别特征模式。

如上所述，按照本发明第四个发明点，在本交通工具控制装置中，特征模式鉴别装置用神经网络从交通容量数据中识别特征模式，因此，实现了能够以更高的精确度识别特征模式的交通工具控制装置。

本发明的第五个发明点在于，提供的交通工具控制装置在其特征鉴别部件中配备了一个特征模式检测装置；特征模式检测装置含有一对神经网络输出值进行筛选的筛选器，以及一从筛选器的输出指定特征模式的特征模式指定装置。

如上所述，按照本发明第五个发明点，在本交通工具控制装置中，特征模式检测装置由筛选器筛选神经网络的输出值，然后由特征模式指定装置指定特征模式，因此，实现了可以检测具有最高相似性的特征模式的交通工具控制装置。

本发明的第六个发明点在于，提供的交通工具控制装置在其特征模式检测装置中还配备了一个校正筛选器筛选功能的附加筛选装置。

如上所述，按照本发明第六个发明点，在本交通工具具控制装置中，附加筛选装置校正筛选器功能，以使在无法指定具有最高相似性的特征模式的情况下，也能指定特征模式，从而实现了具有较高鉴别特征模式的能力的交通工具控制装置。

本发明的第七个发明点在于，提供的交通工具控制装置在其特征模式检测装置中配备了一个校正特征模式指定装置的特征模式指定功能的附加特征模式指定装置。

如上所述，按照本发明第七个发明点，在本交通工具控制装置

中，附加特征模式指定装置使在不能从其筛选器的输出值中指定特征模式的情况下，也能指定特征模式，因此，实现了具有较高鉴别特征模式能力的交通工具控制装置。

本发明的第八个发明点在于，提供的交通工具控制装置在其特征鉴别部件的特征模式鉴别装置中配备了一个通常用来控制特征模式识别的神经网络和一个定期对特征模式进行识别的后备支援神经网络；另外，交通工具控制装置配备了一个识别功能构造装置，这一识别功能构造装置在使用两种神经网络的情况下，具有比较并估价每一识别结果的功能，以及当使用后备支援神经网络的识别结果优于使用控制的神经网络和识别结果时，具有用后备支援神经网络的内容代替控制神经网络的内容或者将前者复制成后者的功能。

如上所述，按照本发明第八个发明点，在本交通工具控制装置中，当使用用作后备支援的神经网络的识别结果优于使用用作控制的神经网络的识别结果时，识别功能构造装置用用作后备支援的神经网络的内容替代用作控制的神经网络的内容，或者把前者复制为后者，因此，实现了能够始终保持特征模式鉴别装置具有良好的识别精确性的交通工具控制装置。

本发明的第九个发明点在于，提供的交通工具控制装置能用获知先前准备的多个特征模式的方法，使其识别功能构造部件具有构造其神经网络识别功能的功能，用获知以前特征模式的识别结果的方法使其识别功能构造部件具有修正识别功能的功能。

如上所述，按照本发明的第九个发明点，在本交通工具控制装置中，识别功能构造部件用获知先前准备的多个特征模式的方法，构造并修正神经网络的识别功能，因此，实现了能够始终使特征模式鉴别装置具有良好的识别精确性的交通工具控制装置。

本发明的第十个发明点在于，提供的交通工具控制装置能按照其特征鉴别部件的识别结果使其控制参数设定部件具有执行控制参

数标准值设定的功能，和按照控制结果和驱动结果进行脱机调谐(Offline tuning)的方法，执行控制参数标准值校正的功能。

如上所述，按照本发明的第十个发明点，在本交通工具控制装置中，控制参数设定部件按照特征模式识别结果设定控制参数的标准值，并按照用脱机调谐得到的控制结果和驱动结果，校正控制参数的标准值，从而实现了能够用最佳控制参数控制交通工具的交通工具控制装置。

本发明的第十一个发明点在于，提供的交通工具控制装置能按照其特征鉴别部件的识别结果，使其控制参数设定部件具有设定控制参数标准值的功能，和按照实时检测到的控制结果和驱动结果进行脱机调谐的方法，使控制参数设定部件具有根据标准值进行控制参数校正的功能。

如上所述，按照本发明第十一个发明点，在本交通工具控制装置中，控制参数设定部件按照特征模式识别结果设置控制参数的标准值，用按照实时检测的控制结果和驱动结果进行脱机调谐的方法，根据标准值校正控制参数值，从而实现了能够用最佳控制参数控制交通工具的交通工具控制装置。

本发明第十二个发明点在于，提供的交通工具控制装置能使用户接口具有给用户作为参考数据的控制结果、驱动结果等的显示功能，以及从用户处接收设定和校正控制参数的指示的功能。

如上所述，按照本发明第十二个发明点，在本交通工具控制装置中，用户接口显示对用户来说作为参考数据的控制结果、驱动结果等，从而实现了能够有效地从外部设定并校正控制参数的交通工具控制装置。

本发明的上述和进一步发明目的和新特征在结合附图阅读了后文的详细说明后，将会更完全地呈现在读者面前。然而应该理解的是，附图仅供描述之用，不能作为对本发明的某种限制。

图 1 是用于电梯分组监控的常规交通工具控制装置结构的方框图；

图 2 是用于电梯分组监控的本发明交通工具控制装置第一种实施例结构的方框图；

图 3 是第一种实施例的分组监控装置结构的方框图；

图 4 是第一种实施例的特征模式鉴别装置结构的方框图；

图 5 是第一种实施例的特征模式检测装置结构的方框图；

图 6 是用于第一种实施例的特征模式鉴别装置中的神经网络的示意图；

图 7 是说明第一种实施例中电梯分组监控过程概要的流程图；

图 8 是说明电梯分组监控过程中特征模式识别功能的初始化过程的流程图；

图 9 是说明电梯分组监控过程中特征模式检测过程的流程图；

图 10 是说明电梯分组监控过程中识别功能校正过程的流程图；

图 11 是用于电梯分组监控的本发明交通工具控制装置第二种实施例结构的方框图；

图 12 是第二种实施例的分组监控装置结构方框图；

图 13 是说明第二种实施例中电梯分组监控过程概要的流程图；

图 14(a)、图 14(b)、图 14(c)、图 14(d)和图 14(e)描述的是用模拟方法得到的第二种实施例中电梯分组监控的控制结果和驱动结果的例子。

图 15 是用于电梯分组监控的本发明交通控制装置的第三种实施例结构的方框图；

图 16 是第三种实施例的分组监控装置结构的方框图；

图 17 是第三种实施例的特征模式检测装置结构的方框图；

图 18 是本发明第四种实施例的特征模式鉴别装置和特征模式存储装置的结构方框图；

图 19 是说明第四种实施例中电梯分组监控过程概要的流程图；
图 20 是本发明第五种实施例用于道路交通的典型情况示意图；
图 21 是本发明第六种实施例用于铁路控制的原理说明图。

现在结合附图详细描述本发明的最佳实施例。

第一种实施例

下面结合附图描述本发明的第一种实施例。图 2 是本发明用于电梯分组监控的交通工具控制装置的一种实施例结构方框图。

图 2 中，标号 1 表示分组监控装置，标号 2_1 至 2_N 表示轿厢控制控制装置；标号 3_1 至 3_M 表示门厅呼叫输入和输出控制装置；标号 12 表示一驱动控制部件。这些结构元件与图 1 中用相同标号表示的常规交通工具控制装置的结构元件相同或等效，其详细描述此处从略。

标号 13 表示一交通容量检测部件，用来监测门厅呼叫，上下电梯的人数等，并对此作统计处理，以检测在实行控制的那天中规定的时间区间内交通容量的估算值；标号 14 表示一特征鉴别部件，在规定的时间内从由交通容量检测部件 13 检测的交通容量数据中鉴别出交通流量的特征模式。标号 15 表示一通过获知而对特征鉴别部件 14 的识别功能进行构造和修正的识别功能构造装置，标号 16 表示一控制参数设定部件，对驱动控制部件 12 进行控制参数设定，以对电梯进行最佳分组监控。所以，分组监控装置 1 由交通容量检测部件 13、特征鉴别部件 14、识别功能构造部件 15、控制参数设定部件 16 以及驱动控制部件 12 构成。

另外，图 3 是分组监控装置 1 的详细结构方框图。图 3 中，标号 21 表示一特征模式鉴别部件，它从由交通容量检测部件 13 检测的交通容量数据中鉴别特征模式，标号 22 表示一特征模式存储装置，它寄存多个时间区间和交通容量数据以及与每一交通容量数据对应的特征模式，标号 23 表示一特征模式检测装置，用来根据特征模式

存储装置 22 的内容,从特征模式鉴别装置 21 的输出中选择具有最高相似性的特征模式,特征鉴别部件 14 是由这些装置构成的。

标号 24 表示一学习装置,用来对特征鉴别部件 14 中的识别功能的设定和改进进行学习,标号 25 表示一特征模式设置装置,用来根据学习结果把特征模式设置到特征模式存储装置 22,识别功能构造部件 15 由这些装置构成。

标号 26 表示一存储电梯分组监控控制参数的控制参数表,标号 27 表示一控制参数设定装置,用来根据从特征模式检测装置 23 得到的特征模式选择储存在控制参数表 26 中的控制参数,并把它设置到驱动控制部件 12。控制参数设定部件 16 由这些装置构成。

图 4 是上述特征模式鉴别装置 21 的内部结构方框图,而图 5 则是上述特征模式检测装置 23 的内部结构方框图。图 4 中,标号 31 表示一神经网络,用来处理从交通容量检测部件 13 得到的交通容量数据 G,实际进行特征模式识别,标号 32 表示一数据交换装置,用来将每一交通容量数据 G 的元素变换成能够被神经网络 31 处理的格式,特征模式鉴别装置 21 由这些元件构成。

图 5 中,标号 41 表示一筛选器,用来筛选特征模式鉴别装置 21 中神经网络 31 的每一神经元的输出,标号 42 表示一从筛选器 41 的输出中指定一个特征模式的特征模式指定装置,特征模式检测装置 23 由这些元件构成。

其次,将描述其运行。首先,在详细描述运行前,先描述交通流量的特征模式识别的基本概念。

电梯分组监控中可以观察到的交通容量数据 G(例如)如下所示:

交通容量数据: $G = (p, q, h, c)$

p: 每一楼层进电梯的人数

q: 每一楼层出电梯的人数

h: 每一楼层门厅呼叫数

c: 每一楼层轿厢呼叫数

另外, 一天被划分成规定的时间单位(例如 5 分钟), 并设入了几个时间区间, 在这些区间内产生安装电梯的大楼内的特征交通流量, 那末这些特征模式应该是每一设置的时间区间。此外, 在规定的的时间间隔(例如一星期)内观察交通容量数据 G , 并且特征模式的交通容量有如下等式:

特征模式 1: $G_1 = (p_1, q_1, h_1, c_1)$

特征模式 2: $G_2 = (p_2, q_2, h_2, c_2)$

特征模式 3: $G_3 = (p_3, q_3, h_3, c_3)$

.....

特征模式 i: $G_i = (p_i, q_i, h_i, c_i)$

.....

然后, 制备一多层神经网络(如图 6 所示), 且此神经网络用来事先学习这些特征模式和交通容量数据之间的关系。因此, 当交通容量数据在某一特定时间区间被输入到神经网络时, 此神经网络将在准备的特征模式中, 把最相似的特征模式输出到输入的交通容量数据, 例如, 特征模式 1 和神经网络总的特征一致, 与输入的交通容量数据最相似。这样, 如果特征模式, 例如, 事先被设置成, 在时间区间 7:00—7:05 的早晨类型的特征模式(特征模式 1), 在时间区间 8:15—9:20 的开梯时间类型的特征模式(特征模式 2)以及在时间区间 10:00—10:05 的普通时间类型特征模式(特征模式 3); 于是, 可以考虑所设置的特征模式之间的时间区间从神经网络 31 的上述鉴别结果获得控制方式的开始时间和结束时间, 例如电梯的控制可以选择特征模式 2 为时间区间 8:00—8:40 以及特征模式 1 和 3 分别是时间区间 8:00—8:40 前后的时间区间来完成。

另外, 在输入的特定交通容量数据或者准备的特征模式数量不

充分的情况下，神经网络 31 不能鉴别合适的特征模式。在这种情况下，可以另外把无法识别的时间区间设置为新的特征模式，再通过学习调整神经网络 31。重复这些过程，可以抽取控制所必需和足够的特征模式数，并且无需使用现有技术中所必须的、先前设置的特征元件，就能进行特征模式的精确识别。

电梯分组监控的控制参数可以是多种类型的数据，如分配给拥挤楼层的轿厢数以及开梯时间电梯服务楼层的划分数，在关梯时间电梯停放楼层的设置，等等。然而，如果可以指定交通流量的特征模式，则用模拟等方法可以从相应于指定特征模式的交通容量中评价指定控制参数下的控制结果。于是，通过评价每一控制参数值的控制结果，可以设置每一特征模式的最佳控制参数。所以，如果能够识别交通流量特征模式，则可以自动设定最佳控制参数。这一原理已由图 2 至图 5 所示的第一种实施例实现了。

下面按照图 7 至图 10 的流程图详细描述图 2 至图 5 所示第一种实施例的交通工具控制装置的电梯分组监控。图 7 是说明这种电梯分组监控概要的流程图。首先，在控制开始前，在步骤 ST1 进行特征鉴别部件 14 的识别功能初始化。如前所述，用神经网络 31 进行第一种实施例中交通流量特征模式的识别。此假定功能(presuming function)的初始化意味着特征鉴别部件 14 中特征模式鉴别装置 21 的神经网络 31 事先设置适当。

图 8 是详细说明此初始化过程的流程图。

在特征模式识别功能的初始化过程开始以后，下述关于特征模式的设定首先在步骤 ST11 进行。这就是说，首先指定多个时间区段，在这些时间区间内应该产生安装电梯的大楼的特征交通流量，并且每一时间区间被设置为交通流量特征模式。然后，时间区间内每一特征模式和交流容量数据被预先寄存在特征鉴别部件 14 的特征模式存储装置 22 内。在这种情况下，时间区间的设置可以这样进

行：例如，特征模式 1 在时间区间 8:00—8:05，或者设置为多个时间段，如特征模式 1 在时间区间 8:00—8:05, 8:05—8:10，以及 8:10—8:15。另外，最佳控制参数用模拟等方法被事先设置为所设定的交通流量特征模式，并且被预先寄存在控制参数设定部件 16 中的控制参数表 26 内。特征模式数和设定的时间区间能够用后文将要描述的方法自动改变。此步骤 ST11 是仅在初始化中为一绝对必要的过程。

在这种情况下，下标 $1, \dots, L$ (L : 特征模式数) 被事先附在寄存在特征模式存储装置 22 中的特征模式上。此外，神经网络 31 的输入层的神经原数量被设定为交通容量数据 G 的元素数，神经网络 31 的输出层的神经原数量被事先设定为特征模式数 (上述的“ L ”)。中间层的数量和每一中间层神经原的数量按照大楼的参数和所安装的电梯的数量被任意设定。

其次，将由学习装置 24 进行神经网络 31 的设定。为此，首先在步骤 ST12，由寄存在特征模式存储装置 22 内的每一交通流量特征模式组成教师数据。为使其具体化，输入侧教师数据由“ X ”值 ($X = (X_1, \dots, X_n)$) 构成, $0 \leq X_1, \dots, X_n \leq 1$, n : 交通容量数据 G 的元素), 每一个 X 值为对应于每一特征模式的交通容量数据的每一元素值, 这些特征模式由在特征模式识别装置 21 中的数据变换装置 32 变换成能够被输入到神经网络 31 中的格式。同时，如果交通容量数据与第 m 个特征模式 (以下称为 T_m) 对应，则输出侧教师数据由神经网络 31 的输出层中每一神经原的输出“ Y ” ($Y = (y_1, \dots, y_L)$, $0 \leq y_1, \dots, y_L \leq 1$) 组成，其中，对应于第 m 个特征模式 T_m 的输出值被设置为 1, 其他神经原的输出值被设置为 0。这就是说，输出侧教师数据用下述等式表示：

$$y_i = 1 \text{ (当 } i = m \text{ 时)}$$

$$y_i = 0 \text{ (当 } i \neq m \text{ 时)}$$

接着,学习由,例如,采用这样得到的教师数据的向后传播方法(BackProagation Method)来完成,并在步骤 ST13 调整特征模式鉴别装置 21 中的神经网络 31。

重复上述过程 ST12 和 ST13,直至步骤 ST14 决定结束寄存在特征模式存储装置 22 中的所有特征模式的学习为止。

通过事先在上述过程中学习恰当设定神经网络 31,当在任意时间区间输入交通容量数据时,神经网络 31 从相应于极其相似的特征模式的输出层的神经原输出一大值(接近于 1)至交通容量数据,并从相应于不太相似的特征模式输出层的神经原输出一些小值(接近于 0)至与神经网络总特性一致的交通容量数据。这就是说,如果输入的交通容量数据与特征模式 T_m 相似,则特征模式鉴别装置 21 中的神经网络 31 仅从相应于特征模式 T_m 的输出层中的神经原输出与 1 极其相似($Y_m=1$)的值,并从输出层($y_i=0, i \neq m$)中的其他神经原输出与 0 极其相似的值。所以,神经网络 31 可以看成输出了被输入的时间段中的交通容量数据与每一特征模式的交通容量数据之间的相似性。

在识别功能的这种初始化结束以后的日常控制中,首先在步骤 ST2,交通容量检测部件 13 在控制完成的那一天的规定时间区间内,检测估算的交通容量数据 G ,并传送此所检测的交通容量数据 G 至特征鉴别部件 14。已经接收交通容量数据的特征鉴别部件 14,对交通容量数据属于哪一个特征模式作出鉴别,即,在步骤 ST3 对交通容量数据近似于特征模式的哪一个交通容量数据作出鉴别。

下面,结合图 9 的流程图,详细描述特征模式鉴别功能。

首先,在步骤 ST21,由交通容量检测部件 13 检测的交通容量数据被输入到特征模式鉴别装置 21。在特征模式鉴别装置 21 将交通容量数据输入到数据变换装置 32 进行变换以后,特征模式鉴别装置 21 将变换好的数据输入到神经网络 31。然后,神经网络 31 在

步骤 ST22 进行熟知的网络运行，并将 $y_1, \dots, y_L$ 值输出到特征模式检测装置 23。

特征模式检测装置 23 在步骤 ST23，从接收的输出值 $y_1, \dots, y_L$ 中选出具有最高相似性的特征模式。选择时，需要使用如图 5 所示的筛选器 41。这是因为神经网络 31 的输出通常为实值，并且很难直接从此实值中选择特征模式。筛选器 41 的输入是特征模式检测装置 23 的输入，即，神经网络 31 的输出以及筛选器 41 的输出模式 1, ..., 模式 Q (Q 为筛选器 41 的输出数)，这些输出与每一种特征模式，“不可能指定特征模式”以及“不可能鉴别特征模式”相对应。并且，与任意一种合适的特征模式，“不可能指定特征模式”以及“不可能鉴别特征模式”相对应的、筛选器 41 的唯一一个输出值变为 1 值，而其他输出值变为 0。在此，“不可能指定特征模式”表示存在两种或两种以上被认为相互之间有很高相似性的特征模式的情况，因此不可能指定其中的任何一种。另外，“不可能鉴别特征模式”表示神经网络 31 的任何输出都不与准备好的特征模式对应，因为输出很小。

神经网络 31 的输出与筛选器 41 的输出之间的关系一般可用下式表示：

$$\begin{aligned} \text{模式}_i &= \text{筛选器}_i(y_1, \dots, y_L) \\ (1 \leq i \leq Q, Q \geq L) \end{aligned}$$

$$\text{模式}_i \in \{0, 1\}$$

其中，符号“筛选器_i”表示一个描述对神经网络 31 的输入进行处理并输出“模式_i”的筛选器 41 的特性的函数。筛选器 41 的筛选特性可以有好几种，但这里仅描述四种筛选特性。实际上筛选器 41 的筛选特性并不仅限于这四种。

其中的第一个筛选特性是最大值筛选器，它使筛选器 41 只有一个输出的值为 1，此时筛选器 41 的输出与具有输出值 $y_1, \dots, y_L$ 中

的最大值的神经网络 31 的输出对应。下面是最大值筛选器规则的一个例子。

如果 $y_i = \max(y_1, \dots, y_L) \neq y_j$

$\{i \in (1, \dots, L), j = (1, \dots, L), i \neq j\}$

于是, 模式 $_i = 1$

模式 $_j = 0$

模式 $_ \text{无法确定} = 0$

否则, 模式 $_k = 0, \{k = (1, \dots, L)\}$

模式 $_ \text{无法确定} = 1$

在上述等式中, 选器 41 的输出“模式 $_1$ ”, ..., “模式 $_L$ ”与神经网络 31 的输出 $y_1, \dots, y_L$ 对应。并且, 符号“模式 $_ \text{无法确定}$ ”对应于“不可能指定特征模式, 筛选器 41 的输出“模式 $_ \text{无法确定}$ 在神经网络 31 的输出有两个或两个以上最大值的情况下取 1 值。在这种情况下, 筛选器 41 的输出数字化准备的特征模式数大 1, 这就是说 $Q = L + 1$ 。

第二个筛选特征是最大值筛选器, 这种筛选器改进了第一种筛选特征。在第一种筛选特征中不会发生“不可能鉴别征模式”的状态, 但是在某些情况下, 神经网络 31 的每一个输出接进 0 值时, 用最大值进行特征模式判定没有什么意义。在这种情况下, 设置一阈值, 并在神经原的输出最大值小于此阈值时作出不可能识别特征模式的判定是合理的。下面描述一例改进了的最大筛选器规则。

对于某一阈值“th”($0 < th < 1$):

如果 $y_i = \max(y_1, \dots, y_L) \neq y_j$ 并且

$y_i \geq th$

$\{i \in (1, \dots, L), j = (1, \dots, L), i \neq j\}$

则模式 $_i = 1$

模式 $_j = 0$

模式_无法确定=0

模式_无法辨别=0

否则, 如果 $y_i = y_j = \max(y_1, \dots, y_L) \geq th$

$\{i, j \in (1, \dots, L), i \neq j\}$

则模式_k=0, $\{k = (1, \dots, L)\}$

模式_无法确定=1

模式_无法辨别=0

否则, 模式_k=0, $\{k = (1, \dots, L)\}$

模式_无法确定=0

模式_无法辨别=1

在上述等式中, 筛选器 41 的输出“模式_1”, ..., “模式_L”与神经网络 31 的输出 $y_1, \dots, y_L$ 相对应。并且, 符号“模式_无法确定”与“不可能确定特征模式”相对应, 筛选器 41 的输出“模式_无法确定”在神经网络 31 的输出中有两个或两个以上最大值的情况下取 1 值。另外, 符号“模式_无法辨别”与“不可能鉴别特征模式”对应, 并且, 筛选器 41 的输出“模式_无法辨别”当神经网络 31 的输出最大值小于阈值时取 1 值。此外, 符号“th”表示一阈值。在这种情况下, 筛选器 41 的输出数比准备好的特征模式大二, 即 $Q=L+2$ 。

第三个筛选特性是具有设定阈值和使筛选器 41 的输出值为 1 的阈值筛选器, 此时筛选器 41 的输出对应于大于阈值的神经网络 31 的输出。在这种情况下, 出现“不可能确定特征模式”和“不可能鉴别特征模式”的情况”。那么, 可以考虑某些选择“不可能确定特征模式”的情况的规则。下面描述其中的两种例子, 当然, “不可能确定特征模式”的选择规则并不仅限于这两种。

首先, 第一种阈值筛选器标记为阈值筛选器 1。在这种阈值筛选器 1 中, 当有两个或两个以上的输出取神经网络 31 的输出 $y_1, \dots, y_L$ 中大于阈值的值时, 选择“不可能确定特征模式”的情况。下面描述

阈值筛选器 1 的规则。

对于某一特定阈值“th”(0<th<1):

如果 $y_i \geq th$ 且 $y_j < th$

$$\{i \in (1, \dots, L), j = (1, \dots, L), i \neq j\}$$

则模式_i=1

模式_j=0

模式_无法确定=0

模式_无法辨别=0

否则, 如果 $y_i \geq th$, 且 $y_j \geq th$

$$\{i, j \in (1, \dots, L), i \neq j\}$$

则模式_k=0, {k=(1, ..., L)}

模式_无法确定=1

模式_无法辨别=0

否则, 模式_k=0, {k=(1, ..., L)}

模式_无法确定=0

模式_无法辨别=1

在上述等式中, 符号“模式_无法确定”表示相应于“不可能确定特征模式”的筛选器 41 的输出, 符号“模式_无法辨别”表示相应于“不可能鉴别特征模式”的筛选器 41 的输出。此外, 符号“th”表示一阈值。

其次, 第二阈值筛选器标记为阈值筛选器 2。在阈值神经网络筛选器 2 中, 当有两个或两个以上输出取大于神经网络 31 的输出 $y_1, \dots, y_L$ 中的某一特定阈值时, 以及当神经网络 31 的输出值总和超过另一阈值时, 就选择“不可能确定特征模式”的情况。下面描述阈值筛选器 2 的规则。

对于特定阈值“th₀”、“th₁”(0<th₁≤th₀<1)以及“th₂”(0<th₂<L):

如果 $y_i \geq th_0$ 以及 $y_j < th_1$

$$\{i \in (1, \dots, L), j \in (1, \dots, L), i \neq j\}$$

则, 模式_i = 1

模式_j = 0

模式_无法确定 = 0

模式_无法辨别 = 0

否则, 如果 $\sum y_k \geq th_2, \{k = (1, \dots, L)\}$

则模式_k = 0, $\{k = (1, \dots, L)\}$

模式_无法确定 = 1

模式_i 无法辨别 = 0

否则, 模式_k = 0, $\{k = (1, \dots, L)\}$

模式_无法确定 = 0

模式_无法辨别 = 1

在上述等式中, 符号“模式_无法确定”表示相应于“不可能确定特征模式”的筛选器 41 的输出, 符号“模式_无法辨别”表示相应于“不可能鉴别特征模式”的筛选器 41 的输出。此外, 符号“ th_0 ”和“ th_1 ”表示神经网络 31 的输出值阈值, 符号“ th_2 ”表示神经网络 31 的输出值总和的阈值。这些阈值相互间可以相同, 也可以不同。

第四种筛选特性不取神经网络 31 的输出 $y_1, \dots, y_L$, 而是取每一输出值对总输出值之比作为筛选器 41 的输入。在这种情况下, 如果筛选器 41 的输入用标号 $Z_1, \dots, Z_L$ 表示, 则输入 $Z_i (i = (1, \dots, L))$ 可用下面的等式表示, 而筛选器 41 的规则就是上述每一特性的规则, 其输入 y_i 被修正为对应于输入 y_i 的输入 Z_i 。

$$Z_i = y_i / \sum y_i$$

筛选器 41 的上述参数(如阈值等)在系统开始运行以后, 可以用尝试法或用联机学习法加以调整, 从而使“不可能指定特征模式”或“不可能鉴别特征模式”的情况很少出现。

特征模式检测装置 23 中的特征模式指定装置 42 按照下述规则,从筛选器 41 的输出中确定一个特征模式。

如果 模式 $_i=1(1 \leq i \leq L)$

则 选择特征模式 i

然而,在模式 $_j=1\{L \leq j \leq Q\}$ 的情况下,筛选器 41 处于“不可能确定特征模式”或者“不可能鉴别特征模式”的状态,所以,特征模式确定装置 42 无法选择一特征模式。在这种情况下,特征模式确定装置 42 可能会,例如,选择前一次已经选择过的特征模式。

在特征模式在上述特征模式鉴别部件 14 中被鉴别以后,控制参数设定部件 16 在步骤 ST4 中进行设定的控制参数的处理。这就是说,控制参数设定部件 16 中的控制参数设定装置 27 按照鉴别出的特征模式,从控制参数表 26 中选择先前设定的最佳控制参数,并将所选控制参数设置到驱动控制部件 12。驱动控制部件 12 在步骤 ST5,根据设定的控制参数进行电梯的分组监控。

另外,除了步骤 ST6 中进行的日常控制以外,还定期用学习的方法进行特征模式的识别功能的校正。这种校正可以在日常控制结束以后进行,或者每隔一规定时间(例如每周)进行一次。

下面,参考图 10 的流程图,详细描述识别功能的定期校正过程。

首先,下述数据在步骤 ST31 被输入到鉴别功能构造部件 15 之前被监测:即,由交通容量检测部件 13 检测的,并且在以前被输入到特征鉴别部件 14 的每一个交通容量数据,对每一从交通容量数据鉴别出的特征数据,以及特征模式鉴别装置 21 中的神经网络 31 的输出值(即上述 $y_1, \dots, y_L$)。而且,所鉴别的每一特征模式当与在步骤 ST32 用这些数据进行验证,在被判定为不恰当的情况下,在步骤 ST33,对特征模式存储装置 22 的内容进行修正。

更具体地,在步骤 ST32 对恰当性的验证是用,例如,指定阈

值 $h_{\max}$ 、 $h_{\min}$ (例如 $h_{\max}=0.9$, $h_{\min}=0.1$), 按如下方法来实施。例如, 假定从某一特定交通容量数据鉴别的特征模式是 T_m 。如上所述, 神经网络 31 的输出值 ($y_1, \dots, y_L$) 与交通容量数据和每一寄存在特征模式存储装置 22 中的特征模式之间的相似性对应, 并且相应地, 如果仅有一个相应于输出值 $y_1, \dots, y_L$ 中鉴别出的特征模式的输出值 (此处输出 Y_m) 取大于阈值 $h_{\max}$ 的值, 并且其他输出值小于此阈值 $h_{\min}$, 如下述不等式所示, 则识别结果被判定为恰当。

$$y_m > h_{\max}, y_k < h_{\min} (k=1, \dots, L, k \neq m)$$

否则, 寄存在特征模式存储装置 22 中的特征模式数被判定为不充分, 并且在步骤 ST33, 将一个已输入的时间区间重新确定为特征模式, 并同时与交通容量数据一起寄存在特征模式存储装置 22 内。此外, 用模拟的方法, 新寄存的特征模式的最佳控制参数被寄存到控制参数表 26。重复这些过程的步骤 ST32 和 ST33, 直至步骤 ST34 决定对所有在步骤 ST31 输入的数据终止这些过程为止。

另外, 在由于大楼环境的改变或经年变化而引起指定为某一特征模式的时间区间的交通容量发生变化的情况下, 并且任意其他特征模式相似的交通容量数据有待观察, 此时间区间被判定为不一定作为特征模式, 则在步骤 ST35, 从特征模式存储部件 22 取消此特征模式。步骤 ST31 至 ST35 由识别功能构造部件 15 中的特征模式设定部件 25 执行。如果特征模式存储部件 22 的内容由于步骤 ST31 至步骤 ST35 的结果而更新, 则学习装置 24 通过与图 8 中所示的步骤 ST12 和 ST14 相类似的过程的学习, 校正神经网络 31, 然后, 图 7 中在步骤 ST6 的交通流量特征模式识别功能的校正过程结束。

神经网络 31 以及特征模式存储部件 22 可以用上述校正过程始终保持正常, 从而交通流量特征模式识别功能的识别精确性可以保持良好。上文所述是图 7 所示分组监控过程的全部内容。

下面描述电梯分组监控的控制参数。

在电梯分组监控中，大楼中交通服务设施的改善是通过选择并分配合适的电梯至每一楼层产生的每一门厅呼叫来实现的。估算功能通常用于选择所分配电梯。采用估算功能的方法具有下述步骤：即，将每一电梯分配给此时此刻最后一个门厅呼叫的步骤；在电梯分配以后，例如，用下述估算功能进行可以预期的服务状态，如每一门厅处乘客的等待时间、预测的失败、由于没有空位而直接通过等的总结算的步骤，以及选择具有最佳估算值的电梯的步骤。

$$J(i) = W_a \times f_w(i) + W_b \times f_y(i) + W_c \times f_m(i) + \dots$$

$J(i)$: 某一特定时刻分配第 i 部电梯时，总的估算值

$f_w(i)$: 某一特定时刻分配第 i 部电梯时，每一乘客的预计等待时间估算

$f_y(i)$: 某一特定时刻分配第 i 部电梯时，预计失误的估算

$f_m(i)$: 某一特定时刻分配第 i 部电梯时，由于没有空位而直接通过的估算

W_a, W_b, W_c ; 分别为估算等待时间的权重参数、估算预计失误的权重参数以及估算由于没有空位而直接通过的权重参数。

上述等式中，标号 W_a, W_b, W_c 是指明对每一种估算项目（如等待时间等）考虑严格程度的权重参数。这些权重参数的设置对控制结果有很大的影响，例如，设置等待时间权重参数 W_a 较大将缩短平均等待时间，但将扩大预测失误和由于没有空位而直接通过等。

另外，电梯分组监控中的控制参数并不仅限于上述估算功能的权重参数。例如，在办公楼等大楼中，通常在开梯时间内用分配多部电梯或划分每一电梯停留楼层的方法来提高将轿厢分配至大厅楼层（此处预计交通拥挤）的分配效率。同样也在午餐时间或关梯时间内将电梯停到规定楼层上去。设置至大厅楼层的电梯分配数、可停梯楼层以及关梯时间内的停梯楼层也是电梯分组监控中的重要控制参

数。

关于这些控制参数的最佳值(或计算值),本发明所述的方法使得可以预先用模拟等方法获得每一交通流量特征模式控制参数的最佳值。

第二种实施例

下面结合附图描述本发明的第二种实施例。图 11 是叙述权利要求 8 的本发明的一种实施例结构的方框图。图 11 中,相应于图 2 中的相应元件用与图 2 中相同的标号标记,其描述此处从略。

图 11 中,标号 17 表示一个控制结果检测部件,用来检测作为交通装置的每一电梯的控制结果和驱动结果。标号 18 表示一控制参数设置部件,它与图 2 中用标号 16 表示的控制参数设置部件的不同点在于,控制参数设置装置不仅向驱动控制部件 12 设置控制参数以实现电梯的最佳分组监控,而且还根据控制结果检测部件 17 检测的控制结果和驱动结果进行控制参数的校正。此外,分组监控装置 1 由控制结果检测部件 17、控制参数设定部件 18、驱动控制部件 12、交通容量检测部件 13、特征鉴别部件 14 以及识别功能构造部件 5 构成。另外,标号 4 表示一用户接口,此用户接口与分组监控装置 1 相连,用来向用户显示诸如由控制结果检测部件 17 检测的控制结果和驱动结果之类的参考数据,以及接收用户指令,进行控制参数的设定和校正。

图 12 是图 11 所示分组监控装置 1 的详细结构方框图,同样,与图 3 中相应的元件用与图 3 中相同的标号表示,其描述从略。

图 12 中,标号 28 表示一控制参数校正装置,用来对驱动控制部件 12 中设置的控制参数进行校正,并根据控制结果检测部件 17 检测的控制结果和驱动结果对控制参数表 26 的内容进行校正。控制参数设定部件 18 由控制参数校正装置 28、控制参数表 26 以及控制参数设定装置 27 组成。

其次，描述其运行。图 13 是描述第二种实施例的电梯分组监控过程概要的流程图，与第一种实施例相同的处理过程用与图 7 的相应步骤相同的步骤号表示。

在开始控制之前，特征鉴别部件 14 的识别功能初始化在步骤 ST1 进行。识别功能的初始化按照如图 8 所示的流程图像第一种实施例那样进行。在识别功能的这种初始化过程以后的日常控制中，首先在步骤 ST2，交通容量检测部件 13 在执行控制的那一天的规定时间区间内检测估算的交通容量数据 G，并把检测的交通容量数据 G 传送到特征鉴别部件 14。已经接收了交通容量数据的特征鉴别部件 14 在步骤 ST3 对此交通容量数据属于哪一种特征模式进行鉴别。此特征模式识别过程也按照图 9 的流程图所示的过程像第一种实施例那样进行。

在如上所述的特征模式鉴别部件 14 鉴别了此特征模式以后，控制参数设定部件 18 在步骤 ST4 执行控制参数的设定处理。这就是说，控制参数设定部件 18 中的控制参数设定装置 27 按照所鉴别的特征模式，从控制参数表 26 中选出以前所设定的最佳控制参数，并把选出的控制参数设置到驱动控制部件 12。驱动控制部件 12 根据如此设定的控制参数，在步骤 ST5 进行电梯的分组监控。执行分组监控的控制结果和每一电梯的驱动结果由控制结果检测部件 17 进行检测，以被传送到控制参数设定部件 18。接收检测控制结果和驱动结果的控制参数设定部件 18 在步骤 ST7 用控制参数设定部件 18 的控制参数校正装置 28 校正控制参数。

下面描述这个控制参数的校正过程。如上所述，可以按照特征模式用模拟等方法预先设定控制参数。其中，在实际控制中对所检测的交通容量数据对应于哪个特征模式进行判定。然而，所检测的交通容量数据一定是与存储在特征模式存储装置 22 中的代表性特征模式对应的交通容量数据相似、但与此特征模式不完全致的数据。

因此，交通容量数据和特征模式之间可能会发生一些误差。在这种情况下，控制参数设定部件 18 中的控制参数校正装置 28 在步骤 ST7 校正控制参数。在步骤 ST5 按照电梯分组监控的控制结果、以及把在步骤 ST4 设定的控制参数作为标准值的方法得到的每一电梯的驱动结果进行控制参数的校正。

现在，可以用联机调谐以及脱机调谐的方法进行控制参数的校正了。

下面描述用联机调谐方法进行的控制参数的校正。对在步骤 ST3 检测出相同特征模式的所有时间区间，按单位时间（例如每隔 5 分钟）依次监测控制结果（以下简称为 E）以及每一电梯的驱动结果（以下称为 E_v），然后，如果在某一特定单位时间，控制结果 E 或驱动结果 E_v 满足规定的条件，则按照控制结果或驱动结果从标准值中增加或者减小控制参数值。这样，按照实时检测的控制结果和驱动结果，用联机调谐的方法根据标准值校正控制参数值，随后，在检测出相等特征模式的时间区间中用此校正值进行控制。这里所描述的是用联机调谐的方法进行的控制参数校正。

另外，在步骤 ST3 检测出相等特征模式的所有时间区间，依次监测控制结果 E 和驱动结果 E_v。然后，如果此控制结果 E 和驱动结果 E_v 满足规定的条件，则按照控制结果和驱动结果改变控制参数的标准值，并且更新控制参数表 26 的内容。这里所述的是用脱机调谐的方法校正控制参数。

用顺序校正控制参数的方法，使采用适用于大楼特性的控制参数对电梯的分组监控能得以实现。

另外，再描述控制参数校正的具体例子。于是，作为控制参数的一个例子，考虑在开梯时间内办公大楼中大厅楼层电梯的分配数。在这一时间区间内通常有大量乘客进入大厅楼层。相应地，需要经常在这一时间区间将多部电梯分配在大厅楼层，从而提高运输效

率。这样一种系统通常叫做大厅楼层多部电梯分配系统。分配多少部电梯在大厅楼层将对这种大厅楼层多部电梯分配系统的整个大楼的运输效率产生影响。

确定分配是大厅楼层最佳电梯数需要考虑下述多项。

即：

- * 每一楼层的服务状况
- * 提供给交通要求的设备允许限额
- * 大厅楼层的驱动状况
- * 大厅楼层的设备集中程度

如上所述，大厅楼层多部电梯分配系统采用提前分配电梯，从而将设备集中到大厅楼层的方法来改善大厅楼层的服务。如果有相当充裕的设备，则将适当数量的电梯分配至大厅楼层将大大改善服务。但是，如果设备不够充裕，则将许多电梯分配至大厅楼层由于设备在大厅楼层过分集中，将会使对除大厅以外的其他楼层的服务变得很坏，所以，应该按照，例如，下面规则，从规定的标准值中校正大厅楼层的电梯分配数，才是恰当的。

〔校正规则 1〕

如果((允许的设备限额很大)

以及(大厅楼层处的驱动状况不佳)

以及(大厅楼层以外的楼层处的服务状况良好)

以及(大厅楼层处设备的集中程度不高))

则 (增加大厅楼层处的集中程度)

〔校正规定 2〕

如果((允许的设备限额较小)

以及(大厅楼层处的驱动状况良好)

以及(大厅楼层以外的楼层服务状况较差)

以及(大厅楼层设备集中程度较高))

则 (减小大厅楼层处设备的集中程度)

上述条件中的每一项可以具体地用上述控制结果 E 和驱动结果 E_v 来表示, 其中控制结果 E 表示分组监控系统的总的服务状况, 驱动结果 E_v 表示每一部电梯的启停情况。

图 14(a)至图 14(e)是一幢配备有六部电梯的标准大楼中, 电梯在开机时间运行状况的模拟结果说明图。同时, 图 14(a)至 14(e)还指出了在大厅楼层所分配的电梯数变化(一至四)的情况下的比较结果。(本例中, 大厅楼层为一楼: 1F。以下大厅楼层用标号 1F 表示。而第二及更高楼层依次用标号 2F, 3F, ……表示)。其中, 分配的电梯数为一, 表示不分配多部电梯的普通分配系统。图 14(a)表示乘客的平均等待时间, 图 14(b)表示门厅呼叫无应答时间, 图 14(c)至 (e)表示驱动结果的一些例子。图 14(a)中的平均等待时间通常不能够被观察到, 然而, 其他控制结果 E 和驱动结果 E_v 可被观察到。

例如, 可以观察到下列控制结果 E 和驱动结果 E_v 的数据。

即:

控制结果: $E = (r, h, m)$

r : 门厅呼叫的无应答时间的分布

h : 预测失误的次数

m : 因为没有空位因而电梯直接通过的次数

驱动结果: $E_v = (A_v, A_{v2}, \text{Run}, R_{st1}, R_{st2}, P_{st0}, P_{st})$

A_v : 等待率

A_{v2} : 楼层 2F 或更高楼层的等待率

Run : 总运行时间

R_{st1} : 楼层 1F 处的停梯率

R_{st2} : 楼层 1F 处的总停梯率

P_{st} : 离开楼层 1F 的次数

P_{st0} : 没有乘客而离开楼层 1F 的次数

上述〔校正规则 1〕和〔校正规则 2〕的每一条件中所包括的每一条内容可以用控制结果 E 和驱动结果 E_v 表示如下。

* 每一楼层的服务状况

〔控制结果 E 的门厅呼叫无应答时间分布 r 〕

每一乘客的等待时间适合于用来指示服务状况，但是却无法测量每一乘客各自的等待时间。于是，服务状况通常用门厅呼叫的无应答时间表示。然而，楼层 1F 以外各楼层的等待时间和无变答时间相互相当一致，但在楼层 1F 则相互不一致，如图 14(a)和 14(b)所示。这就是为什么许多乘客在楼层 1F 只要通过一次门厅呼叫就能乘上电梯。特别是在楼层 1F 分配有多部电梯的情况下，无需 1 楼的门厅呼叫有就电梯分配至 1 楼，所以，门厅呼叫的无应答时间不适宜用来作为评价楼层 1F 的服务状况的指标。那末，例如，楼层 1F 的驱动状况(将在以后再描述)可以考虑作为替代门厅呼叫的无应答时间的指标。

* 提供给交通需求的设备允许限额

〔等待率 A_v ，楼层 2F 或更高楼层的等待率 A_{v2} ，总运行的时间 Run〕

等待率 A_v 表示当每一电梯的电梯门关闭(非运行状态)而处于等待状态时，(总的)时间平均值对控制时间的比值。例如，如果控制时间为 1 小时，从总体来看，每一电梯平均在半小时内处于等待状态，则等待率 A_v 为 0.5。此外，等待率 A_v 为零表示每一部电梯每时每刻都处于运行状态，没有一次处于不运行状态，等待时间 A_v 为 1 则相反，表示每一部电梯没有任何时刻处于运行状态。相似地，楼层 2F 或更高楼层的等待率则表示楼层 2F 或更高楼层的等待状态比例。

因为有多部电梯分配至楼层 1F，一般来说，所分配的电梯数越大，预先分配电梯所需的时间越长，总的运行时间也越长(图 14

(c))。结果, 电梯处于等待状态的时间必然减小, 如图 14(d)所示。特别是, 楼层 2F 或更高楼层的等待时间就越短。另外, 在所分配的电梯数大于指定值的情况下, 电梯预先分配的时间并不增加。这就是为什么在楼层 2F 或更高楼层没有等待时间, 并且允许预先分配的限额为 0。所以, 如果楼层 2F 或更高楼层的等待率 A_{v2} 较大, 则认为还有用增加所分配电梯的方法来进一步改进楼层 1F 的运输效率的余地。相反, 当楼层 2F 或更高楼层的等待率 A_{v2} 较小时, 即使进一步增加所分配电梯数, 也不可能改进楼层 1F 的运输效率。等待率 A_v (或等待率 A_{v2}) 较大或者运行时间 Run 较小表示允许的设备限额较大。

* 大厅楼层处的驱动状况

[楼层 1F 处的停梯率 R_{s11} , 离开楼层 1F 的次数 P_{s1}]

楼层 1F 处的停梯率表示在楼层 1F 处, 至少一部电梯处于停梯状态(包括等待状态或乘客离梯状态)的总时间值与控制时间的比例。例如, 如果控制时间是一小时, 而楼层 1F 处至少有一部电梯处于停梯状态的总时间为半小时, 则楼层 1F 处停梯率 R_{s11} 为 0.5。通常, 楼层 1F 处停梯率 R_{s11} 越大, 能够在楼层 1F 处进入电梯的时间就越长。所以, 楼层 1F 处的停梯率 R_{s11} 越大则认为楼层 1F 的运输效率越高, 驱动状态越好。然而, 离开楼层 1F 的次数 P_{s1} 表示每单位时间内离开楼层 1F 的电梯度。通常, 离开楼层 1F 的次数较多意味着相应地分配至楼层 1F 的电梯较频繁, 楼层 1F 的驱动状况较好。

* 大厅的设备集中程度

[楼层 1F 处总停梯率 R_{s12} 、没有乘客而离开楼层 1F 的次数 P_{s10}]

楼层 1F 处的总停梯率 R_{s12} 表示楼层 1F 处每一电梯停梯时间总值与控制时间的比值。例如, 在控制时间为 1 小时, 而楼层 1F 处每一电梯停梯时间总值为 1 小时半, 则楼层 1F 处总停梯率为 1.5。此

楼层 1F 处的总停梯率 R_{s12} 表示大厅楼层(1F)的设备集中程度。楼层 1F 处总的停梯率 R_{s12} 通常随楼层 1F 处所分配的电梯数的增加而增加,但是,当分配至楼层 1F 的电梯数达到某一规定值时,上述楼层 1F 处总的停梯率 R_{s12} 增加不大,如图 14(e)所示。这就是为什么多部电梯停梯在楼层 1F 的情况增加的原因。因此,将太多的电梯分配至楼层 1F 是没有用处的。它将反而导致楼层 2F 或更高楼层的运输效率变坏,如图 14(a)及图 14(b)所示。

另外,没有乘客而离开楼层 1F 的次数 P_{s10} 表示不携带乘客而离开楼层 1F 的电梯数。没有乘客而离开楼层 1F 的次数 P_{s10} 较大,表示尽管电梯被预先分配至楼层 1F,但不携带乘客而离开楼层 1F 的电梯较多,从而意味着分配至楼层 1F 的电梯太多。这一不携带乘客而离开楼层 1F 的次数 P_{s10} 也可以被考虑作为表示设备集中程度的指标。

上述〔校正规则 1〕和〔校正规则 2〕可以具体地用,例如,上述控制结果 E 和驱动结果 E_v 表示如下。

〔校正规则 R_1 〕

如果{等待率 A_{v2} 较大}

以及(楼层 1F 处的停梯率 R_{s11} 并不大)

以及(楼层 2F 或更高楼层的平均无应答时间较短)

以及(楼层 1F 处的总停梯率 R_{s12} 并不大))

则 {增加一部分分配至 1 楼层 1F 的电梯数}

〔校正规则 R_2 〕

如果{等待率 A_{v2} 较小}

以及(楼层 1F 处的停梯率较大)

以及(楼层 2F 或更高楼层的平均无应答时间较长)

以及(楼层 1F 处的总停梯率 R_{s12} 较大))

则 {减少一部分分配至楼层 1F 的电梯数}

〔校正规则 R_1 〕的第一个条件(等待率 A_{v2} 较大)可以用,例如,一个规定的阈值来表示如下。

$$(A_{v2} > Th) \quad Th: \text{阈值}(0 < Th < 1)$$

类似地,〔校正规则 R_1 〕的第二个以及以后几个条件也可以用规定的阈值来表示。另外,也可以用相应于“较大”或“较小”这些状态的模糊集合来表述这些条件。这也可以类似地应用于〔校正规则 R_2 〕。

另外,校正规则并不仅限于上述〔校正规则 R_1 〕和〔校正规则 R_2 〕。这就是说,可以用上述用控制结果 E 和驱动结果 E_v 的其他指标来表述多个校正规则。在这种情况下,可以考虑使多个规则具有诸如在〔校正规则 R_1 〕中“增加分配电梯数”那样的执行段。在存在多条规则意义等效的情况下,可能出现二条或多条规则的条件被同时满足的情况。在这种情况下,可能执行条件被满足的那些规则之一。

另外,上述〔校正规则 R_1 〕以及〔校正规则 R_2 〕中的规则可以在图 13 中步骤 ST7 处,用于控制参数校正过程的脱机调谐或联机调谐。这就是说,例如每隔 5 分钟,对上述控制结果 E 和驱动结果 E_v 进行监测,当控制结果 E 和驱动结果 E_v 满足每一校正规则的条件时,在那一时刻增加或减小一部分分配电梯数。类似地,在步骤 ST3 检测到的交通流量特征模式的所有时间区间,对控制结果 E 和驱动结果 E_v 进行检测。从而当控制结果 E 和驱动结果 E_v 满足每一校正规则的条件时,可以改变分配至楼层 1F 的电梯数的标准值,从而变图 12 中控制参数表 26 的内容。

此外,在每个校正规则中的阈值,在被用于联机调谐和脱机调谐时,不必具有相同值。类似地,当用于控制参数的校正规则,用模糊状集合(fuzzy sets)来表述时,也可以用不同的模糊集合来表述联机调谐和脱机调谐中的规则。

上述控制参数的校正是由交通工具控制装置的电梯分组监控装

置 1 自动执行的。

另外，除了上述描述的校正之外，用户也可以通过用户接口 4，从外部参照显示在用户接口 4 上的上述控制结果 E 和驱动结果 E_v 来进行控制参数的设定或校正。在这种情况下，通过把每一校正规则和控制结果 E 和驱动结果 E_v 一起显示给用户，用作用户进行控制参数校正的指南。同时，构造这样一种系统是十分有利的，在该系统中用户可以指定每一校正规则的有效性和无效性，并且可以改变规则条件的阈值、模糊集合等。

通过进行这样一些校正，可以实行采用适宜于大楼特性的控制参数的控制。

除了这些日常控制以外，还在图 13 的步骤 ST6 中定期用学习方式特征模式识别功能的校正。这种校正也可以在日常控制之后进行，或在每一规定时间间隔内(例如每周)按照第一种实施例的图 10 所示流程图进行。

第三种实施例

下面结合附图描述本发明的第三种实施例。图 15 是描述权利要求 12 的本发明的实施例结构的方框图。图 15 中，与图 11 中相对应的元件用与图 11 中相同的标号表示，且其描述从略。

图 15 中，标号 19 表示一交通容量估算部件，此交通容量估算部件在进行控制的那一天中的规定时间区间内，当根据交通容量检测部件 13 检测到的交通容量数据进行控制时，估算交通容量；特征鉴别部件 14 在规定的时间内，从交通容量估算部件 19 估算的交通容量数据中鉴别出交通流量的特征模式。此外，分组监控装置 1 由交通容量检测部件 13、交通容量估算部件 19、特征鉴别部件 14、识别功能构造部件 15、控制参数设定部件 18、控制结果检测部件 17 以及驱动控制部件 12 构成。

图 16 是图 15 所示分组监控装置 1 的详细结构方框图，同

样，与图 12 中相对应的元件用与图 12 中相同的标号表示，并且其描述在此从略。图 16 中，特征模式鉴别装置 21 根据交通容量检测部件 13 检测到的交通容量，从由交通容量估算部件 19 估算的交通容量数据中检测出交通流量特征模式。

图 17 是特征模式检测装置 23 的功能结构方框图，同样，与图 5 相对应的元件用与图 5 中相同的标号表示，且其描述此处从略。图 17 中，标号 43 表示一对筛选器 41 的功能进行校正的附加筛选装置，标号 44 表示一对特征模式确定装置的功能进行校正的附加特征模式确定装置。

下面描述其运行。因为本实施例的许多运行方式与图 13 所示流程所描述的第二种实施例的运行方式相同，因而重复描述的地方不再赘述，而仅描述那些与第二种实施例不同的运行方式。

同样，在本实施例中，在开始控制之前，在图 13 的步骤 ST1 进行特征鉴别部件 14 的识别功能初始化。在识别功能初始化过程以后的日常控制中，首先在步骤 ST2，交通容量检测部件 13 检测在进行控制的那一天的交通容量，交通容量估算部件 19 用对检测到的交通容量进行实时采样处理的方法，估算近期的交通容量 G 。

下面描述交通容量的这一估算过程。首先，通过对(例如每 1 分钟)检测到的交通容量进行累计，获得控制时间以前 K 分钟(例如 $K=5$)的交通容量数据 $G(-k), \dots, G(-1)$ 。其中，标号 $G(-i)$ 表示从前 i 分钟至前 $i-1$ 分钟内的交通容量。从这些数据中，例如，用规定的权重 a ($0 < a < 1$) 得到控制时刻的交通流量数据 $G(0)$ 如下。

$$G(0) = \Sigma(G(-i) \times a_i) / \Sigma a_i$$

并且，包括有交通容量数据 $G(0)$ 的过去单位时间(K 分钟；例如 $K=5$)的交通容量，即，

$$G = G(0) + \dots + G(-k+1)$$

被作为估算交通容量。

此外，获得估算交通容量的方法并不仅限于上述方法。例如，过去单位时间(k 分钟)的交通容量可以简单地用作估算交通容量。这时，估算交通容量为：

$$G=G(-1)+\cdots+G(-K)$$

另一种方法是用 K 乘上面获得的交通容量数据 $G(0)$ ，从而得到 $G=K\times G(0)$ 。

然后，如此估算的交通容量数据被传送到特征模式鉴别部件 14。接收了此估算交通容量数据的特征模式鉴别部件 14 在步骤 ST3，按照图 9 的流程图中的步骤，对交通容量数据属于哪一个特征模式作出鉴别。

按照图 9 的流程图进行特征模式的识别过程，类似于第一种实施例和第二种实施例中的识别过程。

上述估算交通容量数据在图 9 的步骤 ST21，被输入到特征模式鉴别装置 21。在特征模式鉴别装置 21 将输入的交通数据输入到数据变换装置 32，并且由数据变换装置 32 将数据变换成每一个元素 $X_1, \dots, X_n$ 以后，特征模式鉴别装置 21 将变换好的元素输入到神经网络 31，并在步骤 ST22，在神经网络 31 进行众所周知的网络运算，并且特征模式鉴别装置 21 进一步将神经网络 31 的输出值 $y_1, \dots, y_L$ 传送到特征模式检测装置 23。

在特征模式检测装置 23 中，筛选器 41 对神经网络 31 的输出值 $y_1, \dots, y_L$ 进行筛选，并像上述实施例 1 与实施例 2 那样，指定具有最高相似性的特征模式。

本实施例中，筛选器 41 的筛选功能是用图 17 所示的附加筛选装置 43 来改进的。下面描述附加筛选装置的功能。附加筛选装置 43 并不能自己选择特征模式，但是当附加筛选装置与筛选器 41 组合在一起时，可以减少“不可能鉴别特征模式”和“不可能确定特征模式”的情况。下文中，附加筛选装置 43 的功能称为附加阈值筛选功

能。

首先,描述作为第一附加阈值筛选功能的附加阈值筛选功能 1。这一功能在阈值筛选器 1 或 2 出现“不可能鉴别特征模式”时,通过使阈值减小,对特征模式进行再选择。通常,使阈值减小将增加出现“不可能确定特征模式”的情况,而使阈值增大将增加出现“不可能鉴别特征模式”的情况。因此,通常先用一个大的阈值来减少出现“不可能确定特征模式”或者“不可能鉴别特征模式”的情况的数量,而仅当出现“不可能鉴别特征模式”的情况时再使用较之小一点的阈值。

作为一个例子现在描述用把附加阈值筛选功能 1 加到阈值筛选器 1 构成的阈值筛选器 3 的规则。

对于某一确定阈值“th”(0<th<1),以及此阈值的减小量“ Δth_dec ”(0 $\leq\Delta th_dec$ <th):

如果 $y_i \geq th$ 并且 $y_j < th$

$\{i \in (1, \dots, L), j = (1, \dots, L), i \neq j\}$

则 模式_i=1

模式_j=0

模式_无法确定=0

模式_无法鉴别=0

否则,如果 $y_i \geq th$ 并且 $y_i \geq th$

$\{i, j \in (1, \dots, L), i \neq j\}$

模式_k=0, {k=(1, ..., L)}

模式_无法确定=1

模式_无法鉴别=0

否则,如果 $y_i \geq th - \Delta th_dec$ 并且 $y_j < th - \Delta th_dec$

$\{i, j \in (1, \dots, L), i \neq j\}$

则 模式_i=1

模式_j=0

模式_无法确定=0

模式_无法鉴别=0

否则, 模式_k=0, {k=(1, ..., L)}

模式_无法确定=0

模式_无法鉴别=1

其中, 符号“模式_无法确定”表示一与“不可能确定特征模式”对应的筛选器 41 的输出, 符号“模式_无法鉴别”表示一与“不可能鉴别特征模式”对应的筛选器 41 的输出。符号“th”表示神经网络 31 的输出阈值, 符号“ Δth_dec ”表示进行再选择时的阈值减小量。

在神经网络 31 有两个或更多个输出值大于阈值“th”的情况下, 上述阈值筛选器 3 不会直接输出“不可能鉴别特征模式”, 但阈值筛选器 3 将阈值“th”减小到阈值“ $th - \Delta th_dec$ ”。而在神经网络 31 只有一个输出值大于减小的阈值“ $th - \Delta th_dec$ ”时, 阈值筛选器 3 使筛选器 41 的输出值为 1, 筛选器 41 的这个输出对应于神经网络 31 比减小的阈值“ $th - \Delta th_dec$ ”大的那个输出。从而可以减小出现“不可能鉴别特征模式”情况的数量。

下面描述附加阈值筛选功能 2。这一功能在阈值筛选器 1 或 2 中出现“不可能确定特征模式”时, 用增大阈值来进行特征模式的再选择。通过, 使阈值减小将增加出现“不可能确定特征模式”的情况, 使阈值增大将增加出现“不可能鉴别特征模式”的情况。因此, 通常先用一个阈值来减少出现“不可能确定特征模式”或“不可能鉴别特征模式”的情况的数量, 而仅当“不可能确定特征模式”情况出现时, 才采用较之大一点的阈值。

作为一个例子, 下面描述阈值筛选器 4 的观则, 此阈值筛选器由把具有第二种附加阈值筛选功能的附加阈值筛选功能 2 加到阈值筛选器 1 构成。

对于某一确定阈值“th”(0<th<1), 以及此阈值的增量“ Δth_inc ”(0 $\leq \Delta th_inc < th$):

如果 $y_i \geq th$ 并且 $y_j < th$

$\{i \in (1, \dots, L), j = (1, \dots, L), i \neq j\}$

则 模式_i=1

模式_j=0

模式_无法确定=0

模式_无法鉴别=0

否则, 如果 $y_i \geq th$ 并且 $y_j \geq th$

$\{i, j \in (1, \dots, L), i \neq j\}$

则如果 $y_i \geq th + \Delta th_inc$ 并且

$y_j < th + \Delta th_inc$

$\{i, j \in (1, \dots, L), i \neq j\}$

则 模式_i=1

模式_j=0

模式_无法确定=0

模式_无法鉴别=0

否则, 模式_k=0, $\{k = (1, \dots, L)\}$

模式_无法确定=1

模式_无法鉴别=0

否则, 模式_k=0, $\{k = (1, \dots, L)\}$

模式_无法确定=0

模式_无法鉴别=1

这就是说, 在神经网络 31 有两个或两个以上输出值大于阈值“th”的情况下, 此阈值筛选器 4 不会直接输出“不可能确定特征模式”, 但阈值筛选器 3 将阈值“th”增加到阈值“th- Δth_inc ”。而在神经网络 31 只有一个输出值大于增加的阈值“th- Δth_inc ”时,

阈值筛选器 3 使筛选器 41 的输出值为 1, 此筛选器 41 的输出对应于神经网络 31 比增加的阈值“ $th + \Delta th_inc$ ”大的那个输出。这样, 可以减少出现“不可能确定特征模式”情况的数量。

接下来描述具有第三附加阈值筛选器功能的附加阈值筛选功能 3。这一功能在阈值筛选器 1 或 2 出现“不可能确定特征模式”时, 使阈值增大, 或在出现“不可能鉴别特征模式”时, 使阈值减少的方法来对特征模式进行再选择。

作为一个例子, 下面描述阈值筛选器 5 的规则, 此阈值筛选器 5 由在阈值筛选器 1 中加进附加阈值筛选功能 3 构成。

对于某一阈值“ th ”($0 < th < 1$), 阈值的增加量“ Δth_inc ”($0 \leq \Delta th_inc < th$), 以及阈值的减小量“ Δth_dec ”($0 \leq \Delta th_dec < th$):

如果 $y_i \geq th$ 并且 $y_j < th$

$\{i \in (1, \dots, L), j \in (1, \dots, L), i \neq j\}$

则 模式_i = 1

模式_j = 0

模式_无法确定 = 0

模式_无法鉴别 = 0

否则, 如果 $y_i \geq th$ 并且 $y_i \geq th$

$\{i, j \in (1, \dots, L), i \neq j\}$

则如果 $y_i \geq th + \Delta th_inc$ 并且 $y_j < th + \Delta th_inc$

$\{i, j \in (1, \dots, L), i \neq j\}$

则 模式_i = 1

模式_j = 0

模式_无法确定 = 0

模式_无法鉴别 = 0

否则, 模式_k = 0, $\{k \in (1, \dots, L)\}$

模式_无法确定=1

模式_无法鉴别=0

否则, 如果 $y_i \geq th + \Delta th_dec$ 并且

$y_i < th - \Delta th_dec$

$\{i, j \in (1, \dots, L), i \neq j\}$

则 模式_i=1

模式_j=0

模式_无法确定=0

模式_无法鉴别=0

否则, 模式_k=0, $\{k = (1, \dots, L)\}$

模式_无法确定=0

模式_无法鉴别=1

这就是说, 在神经网络 31 有两个或两个以上输出值大于阈值“th”, 并且神经网络 31 只有一个输出值大于增加的阈值“ $th + \Delta th_inc$ ”, 则此阈值筛选器 5 使筛选器 41 的输出值为 1, 筛选器 41 的输出对应于上述神经网络 31 的输出。从而, 可以减少出现“不可能确定特征模式”情况的数量。另外, 在不满足上面所述的条件并且神经网络 31 只有一个输出值大于减小的阈值“ $th - \Delta th_dec$ ”, 则阈值筛选器 5 使筛选器 41 的输出值为 1, 此筛选器 41 的输出对应于神经网络 31 的输出。从而, 可以减少出现“不可能鉴别特征模式”情况的数量。

下面描述附加阈值筛选功能 4。此功能选择特征模式的方法如下所述。这就是说, 在神经网络 31 有两个或两个以上输出值大于阈值筛选器 1 中的阈值“th”的情况下, 或者在神经网络 31 有两个或者两个以上输出值大于阈值筛选器 2 中的阈值“ th_1 ”的情况下, 并且如果在每一种状况下神经网络 31 大于阈值的输出之差超过另一阈值, 则附加阈值筛选功能 4 选择对应于神经网络 31 的较大输出的

特征模式。从而，可以减少出现“不可能确定特征模式”情况的数量。

作为一个例子，下面描述阈值筛选器 6 的规则，此阈值筛选器 6 由把具有第四附加阈值筛选功能的附加阈值筛选功能 4 加入到阈值筛选器 1 构成。

对于某一阈值“th”($0 < th < 1$)，“th_gap”($0 \leq \Delta th_gap < 1 - th$)：

如果 $y_i \geq th$ 并且 $y_i < th$

$\{i \in (1, \dots, L), j = (1, \dots, L), i \neq j\}$

则 模式_i = 1

模式_j = 0

模式_无法确定 = 0

模式_无法鉴别 = 0

否则，如果 $y_i \geq th$ 并且 $y_i \geq th$

$\{i, j \in (1, \dots, L), i \neq j\}$

则，如果 $y_m = \max(y_i)$

$y_m - \max(y_j) \geq th_gap$

$\{i, j, \in (1, \dots, L), m \neq j\}$

则 模式_m = 1

模式_j = 0

模式_无法确定 = 0

模式_无法鉴别 = 0

否则，模式_k = 0, $\{k = (1, \dots, L)\}$

模式_无法确定 = 1

模式_无法鉴别 = 0

否则，如果_k = 0, $\{k = (1, \dots, L)\}$

模式_无法确定 = 0

模式_无法鉴别 = 1

其中, 符号“th_gap”表示在神经网络 31 有两个或两个以上的输出值大于阈值“th”的情况下, 大于阈值“th”的输出“y_i”之差的阈值。

在神经网络 31 有两个或两个以上的输出值大于阈值“th”, 并且其差大于阈值“th_gap”的情况下, 阈值筛选器 6 使筛选器 41 的输出值为 1, 此筛选器 41 的输出对应于神经网络 31 的较大输出。从而可以减少出现“不可能确定特征模式”情况的数量。

筛选器 41 以及附加筛选装置 43 的上述参数可以由尝试法或者联机学习方法加以修正, 以使在系统开始运行以后, 较少出现“不可能确定特征模式”或“不可能鉴别特征模式”的情况。

下面描述特征模式确定装置 42 以及附加特征模式确定装置 44 的功能。

特征模式检测装置 23 中的特征模式确定装置 42 像上述第一种实施例的情况一样, 从筛选器 41 的输出中确定一个特征模式。即, 在“模式_i=1”(1≤i≤n)的情况下; 特征模式确定装置 42 选择特征模式“i”作为特征模式检测装置 23 的输出。然而, 如果筛选器 41 的输出是“模式_j=1”(L<j≤Q), 则此输出表示状态“不可能确定特征模式”或者“不可能鉴别特征模式”, 所以, 不能选择任何特征模式。在这种情况下, 最终的特征模式是由附加特征模式确定装置 44 决定的。在“不可能确定特征模式”或者“不可能鉴别特征模式”是由特征模式确定装置 42 选择的情况下, 附加特征模式确定装置 44 用有关交通流量的信息, 分配合适的特征模式。特征模式确定装置 42 的特征模式选择规则用附加特征模式确定装置 44 进行修正如下。

如果 模式_i=1(1≤i≤L)

则(选择特征模式 i)

否则 如果 模式_j=1(L<j≤Q)

如果 模式_{修正}=i(1≤i≤L, L<j≤Q)

则 (选择特征模式 i)

其中, 符号“模式_修正”表示附加特征模式确定装置 44 的一个输出。

如上所述, 当状况“不可能确定特征模式”或“不可能鉴别特征模式”是由特征模式确定装置 42 选择的情况下, 此修正的特征模式选择规则从附加特征模式确定装置 44 的输出中选出一特征模式。

尽管可以考虑有几种附加特征模式确定装置 44 的特征模式选择方法, 这里仅描述三种方法。实际上附加特征模式确定装置 44 的特征模式选择方法并不仅限于这三种。

第一种方法是时间序列校正方法。这种方法的特点是, 将以前选择的特征模式事先存储在特征模式存储装置 22 中, 然后根据以前的特征模式, 校正特征模式确定装置 42 中的特征模式选择。

尽管也可以考虑几种时间序列校正方法, 这里仅描述其中的三种。然而, 时间序列校正方法也并不仅限于这三种。

时间序列校正方法的第一种方法的特点是, 逐次使控制时刻之前的那一时刻的特征模式选择结果作为这一时刻的特征模式。

第二种时间序列校正方法的特点是, 在控制时刻之前的若干次 (K 次) 识别结果被事先存储在特征模式存储装置 22 内, 则已被连续选择了确定次数 (这里记为 C) 的特征模式, 如果存在的话, 就作为这时的特征模式。作为第二种时间序列校正方法一例的时间序列校正方法 2 的观则用如下等式表示。

$$\begin{aligned} \text{如果 } \text{模式}(j) &= \text{模式}(j-1), \dots, \text{模式}(j-c) \\ &(0 < j-c, j < k, c \geq 0) \end{aligned}$$

$$\text{则 } \text{模式_修正} = \text{模式}(j)$$

其中, 符号“模式(j)”表示控制时刻之前 j 次的那一时刻选择的特征模式。

第三种时间序列校正方法的特点是, 控制时刻之前的若干次识

别结果被事先存储在特征模式存储装置 22 内，把存储的特征模式中选择最频繁的那一特征模式作为这时的特征模式。

另外，附加特征模式确定装置 44 的第二种特征模式选择方法是一种时间设定型校正方法。这种方法的特点是，每天事先监测同一时刻的特征模式选择结果，然后选择被选最频繁的特征模式，这种方法也可以是，被选特征模式按照一天中的具体时间事先确定。

附加特征模式确定装置 44 的第三种特征模式选择方法是一种交通容量数据观察型校正方法，这种方法根据通常采用的交通容量数据的某些确定的特征元素值决定特征模式。神经网络 31 通常按照交通容量数据的总趋势决定特征模式。只有当神经网络 31 的识别结果处于“不可能确定特征模式”或“不可能鉴别特征模式”的状况时，这种交通容量数据观察型校正方法才根据类似于现有技术的特征元素决定相应的特征模式。

上面描述的特征模式确定装置 42 的校正方法可以单独使用，也可以相互结合起来使用。

如上所述，在特征模式鉴别部件 14 中对特征模式进行了鉴别之后，控制参数设定部件 18 在步骤 ST4 进行控制参数设定处理。按照执行分组监控的控制结果以及每一电梯的驱动结果，控制参数设定部件 18 在步骤 ST7 校正控制参数。另外，除了上述日常控制以外，控制参数设定部件 18 在步骤 ST6 定期校正特征模式识别功能。

第四种实施例

下面描述不同于第三种实施例的、本发明第四种实施例的电梯分组监控方法。

第四种实施例的交通工具控制装置结构基本上与第三种实施例（图 15）的交通工具控制装置相同，因此，关于第四种实施例的基本结构的描述此处从略。此第四种实施例与上述第三种实施例对应部分的不同有以下几点。这就是说，如图 18 所示，特征模式鉴别装置

21 含有两种神经网络, 一个神经网络用于控制 31_1 , 另一神经网络用于备份支持 31_2 , 并且特征模式存储装置 22 也含有两个特征模式存储装置, 一个用于控制 22_1 , 另一个用于备份支持 22_2 。图 18 是第四种实施例的特征模式鉴别装置 21 和特征模式存储装置 22 的结构说明图。

下面描述第四种实施例的运行。图 19 是描述第四种实施例中电梯分组监控过程的流程图。图 19 中, 与图 13 所示流程图的第二种实施例相同的处理步骤用与图 13 相应步骤的相同步骤号表示, 有关的描述此处从略。

首先, 在开始控制之前, 特征模式鉴别部件 14 的识别功能在步骤 ST1 被初始化。识别功能的初始化按照像第一种实施例中的、图 8 所示流程图中的步骤进行。由于第四种实施例中有两种神经网络, 因而用于控制的神经网络 31_1 , 以及用于备份支持 31_2 的神经网络在初始化步骤(步骤 ST1)被事先设置为完全相等。类似地, 用于控制的特征模式存储装置 22_1 , 以及用于备份支持的特征模式存储装置 22_2 也被设置为完全相等。

在识别功能的这种初始化结束以后的日常控制中, 交通容量检测部件 13 首先实时检测当天的交通容量, 然后在步骤 ST2 对检测到的交通容量进行取样处理, 实时估算近期的交通容量 G 。这些步骤也与第三种实施例的步骤相同。

随后, 特征模式鉴别部件 14 被输入由交通容量估算部件 19 估算的交通容量 G , 并在步骤 ST3 鉴别并检测交通容量 G 属于哪一个特征模式。这种特征模式鉴别过程像第三种实施例那样, 按照图 10 的过程进行。由于这一过程中的控制运行仅用特征模式鉴别装置 21 中用于控制的神经网络 31_1 , 以及特征模式存储装置 22 中用于控制的特征模式存储装置来进行, 而不使用用于备份支持的神经网络 31_2 以及用于备份支持的特征模式存储装置 22_2 。

随后，在步骤 ST3 完成了特征模式的检测以后，控制参数设定部件 18 在步骤 ST4 进行控制参数的设定处理。这就是说，控制参数设定装置 27 按照特征模式检测装置 23 检测到的特征模式，从控制参数表 26 中选择以前所设定的最佳控制参数，并把最佳控制参数设定到驱动控制部件 12 内。

驱动控制部件 12 在步骤 ST5 按照所设定的控制参数进行电梯的分组监控。然后，控制结果检测部件 17 检测分组监控的控制结果和每一电梯的驱动结果，并且把检测到的控制参数和驱动结果传送到控制参数设定部件 18。在接收到控制结果和驱动结果的控制参数设定部件 18 中，在步骤 ST7，用联机调谐或脱机调谐的方法由控制参数校正装置 28 对控制参数进行校正。步骤 ST4、ST5、和 ST7 的执行与第二种实施例的相应步骤相似。

另外，除了在步骤 ST8 和 ST9 的日常控制以外，还定期进行识别功能的校正。首先，在步骤 ST8，对特征模式鉴别装置 21 中的用作备份支持的神经网络 31_2 以及特征模式存储装置 22 中的特征模式存储装置 22_2 进行校正。步骤 ST8 的校正过程用类似于第一种实施例中图 7 所示步骤 ST6 的，图 10 的过程来完成。这一校正仅对特征模式鉴别部件 14 的、用作备份支持的神经网络 31_2 以及特征模式存储装置 22 的、用于备份支持的特征模式存储装置 22_2 进行而对用于控制的神经网络 31_1 ，以及用作控制的特征模式存储装置 22_1 不进行校正。

然后，在除去在步骤 ST8 进行校正过程的那一天的某一天，通过分别使用，对用于控制的神经网络 31_1 以及用于备份支持的神经网络 31_2 的特征模式识别功能进行评价，如果判定结果是，采用用作备份支持的神经网络 31_2 的特征模式识别功能优于采用用作控制的神经网络 31_1 ，则分别用把用作备份的神经网络 31_2 的内容以及用作备份支持的特征模式存储装置 22_2 的内容复制到用作控制的神经

网络 31_1 以及用作控制的特征模式存储装置 22_1 , 或用用作备份的神经网络 31_2 的内容以及用作备份支持的特征模式存储装置 22_2 的内容替换用作控制的神经网络 31_1 的内容以及用作控制的特征模式存储装置 22_1 的内容的方法, 在步骤 ST9 校正用作控制的神经网络 31_1 以及用作控制的特征模式存储装置 22_1 。

譬如说, 可以用监测出现在各自结果中的“不可能确定特征模式”以及“不可能鉴别特征模式”的次数, 并确定其出现次数较少者为优的方法, 对基于二种神经网络的识别功能进行评价。与使用一种神经网络的情况相比, 用两种神经网络进行识别功能的校正时可以省略无用的校正, 所以可以进行有效的校正。从而鉴别功能的识别精确性可以保持良好。

第五种实施例

上述实施例 1 至 4 描述的是本发明用于电梯的分组监控, 但本发明也可以用于例如图 20 所示的道路干线十字路口的信号控制。图 20 描述的是一例典型的用本发明的交通工具控制装置进行信号控制的道路干线。图 20 中, 十字路口的出口和入口用“点”表示。通常, 在图 20 所示的道路中, 信号控制用下述交通容量数据进行:

交通容量数据 $G = (IN, OUT)$

$IN = \{INK\}$ INK : 驶入点 K 的车辆数

$OUT = \{OUT\}$ $OUTK$: 从点 K 驶出的车辆数

确定道路的交通流量特征模式可以用交通控制装置从交通容量数据 G 中鉴别出来, 其中, 交通控制装置具有基本上与第一种实施例中的交通控制装置的功能等效的功能(即等效于图 2 所示的功能)。所以, 可以恰当地设置诸如信号周期、绿灯的间隔等控制参数。

因此, 交通流量特征模式的识别过程以及识别功能的结构和校正的详细描述此处从略, 而描述控制参数的设置。

例如, 下列控制参数用于道路交通的信号控制。

周期：从绿灯通过黄灯到红灯绕一周时间

分割(split)：一周期中绿灯的比例(O/O)

偏移：相邻十字路口每一周期的开始时间之间的差异

右转弯时间：指示右转弯的箭头信号的显示时间

通常，信号控制参数的“周期”及“分割”参数表示安装在每一十字路口的信号灯从绿灯通过黄灯变换到红灯的时间及分布。这些控制参数影响每一十字路口处驶入、驶入后右转弯及驶入后左转弯的车流数。

此外，参数“偏移”表示道路干线互相邻接的十字路口(例如，图 20 的十字路口 1,2,3)每一周期的开始时间的差异。恰当调整“偏移”参数将使例如一通过十字路口 1 的车辆不停顿的连续通过处于绿灯的十字路口 2 和 3。

经常发生的情况是，在十字路口或十字路口之前等待右转弯的车辆经常是其后面车辆通过的障碍，并且这些车辆造成道路的交通混乱。特别是，在某些时候排队等待右转弯的车辆队伍长度大于车辆等待右转弯的车道的长度，很可能造成严重的交通混乱。这种道路中，可以用恰当设置右转弯的时间来防止交通混乱。

与第一种实施例的情况类似，如果可以鉴别交通流量特征模式，则可以用模拟方法预先设置上述控制参数的最佳值。同时，可以按照控制结果校正控制参数。

第六种实施例

另外，本发明还可以应用于铁路控制。在铁路的情况下，从每一车站进出的人数如图 21 所示为可观测交通容量数据。

交通容量数据： $G = \{IN, OUT\}$

$IN = \{INK\}$ INK ：进入 K 站的人数

$OUT = \{OUTK\}$ $OUTK$ ：离开 K 站的人数

构造一具有与第一种实施例功能基本等效(即与图 2 中的功能

等效)的交通工具控制装置使可以从铁路车辆分组控制的交通容量数据 G 鉴别交通流量特征模式。因此,交通流量特征模式的识别过程以及识别功能的构造和校正的详细描述此处从略,这里仅描述控制参数。并且举例描述停车时间及其调整量。

铁路中,每一列车基本按照预先确定的运行图运行,但实际上经常发生停车时间比规定时间长,例如在早晨高峰时间由于上下列车乘客数增加而引起的停车时间延长。在这种情况下,需要用调整每一列车的停车时间以及运行时间,或者用取消站间的列车停车来使车间时距(headway)均匀化,从而平稳地运行列车组。

例如,在某一时刻估算一列车 T 在 K 站的停车时间将比预定时间长,就要调整后面列车的停车时间和运行时间以控制列车 T 与列车 T 后的列车之间的车间时距的缩短。并调整前一列车的停车时间和运行时间,以控制列车 T 和列车 T 前的列车之间的车间时距的增大。但是按这种控制方法来运行的话,每一列车将逐渐落在运行图的后面。因此,在估计到在某一站处延迟列车的停车时间比预定时间短时,如果延迟列车与前后列车之间的车间时距在规定的时间内,就要控制列车以使用缩短延迟列车停车时间的方法追回延迟的时间。另外,类似地,如果延迟列车与前后列车之间的车间时距在规定的范围内,就控制延迟列车的运行时间使其尽可能短。如上所述,可以用设置停车时间和运行时间调整量的方法更平稳地控制列车组。

与第一种实施例类似,如果交通流量特征模式可被鉴别,则可以预先用模拟方法设定控制参数的最佳值。同时,可以按照控制结果校正控制参数。

按照本发明的第一个发明点,从上述描述中将会理解到本交通工具控制装置的构造方法是,使其用其识别功能构造部件对特征鉴别部件的识别功能进行构造和修正,以及用其特征鉴别部件,从其

交通容量检测部件检测到的交通容量数据中在规定的时间内鉴别交通流量的特征模式，并且进一步按照识别结果，使其控制参数设定部件设定最佳控制参数，所以，本交通工具控制装置的效果是，无需使用规定特征元件就能对交通工具进行有效控制，并且交通工具的服务性能得到显著改善。

另外，按照本发明的第二个发明点，本交通工具控制装置被构造进一步配备有对控制结构和驱动结果进行检测的控制结果和驱动结果的控制结果检测部件，并且在由特征鉴别部件鉴别的识别结果以及由控制结果检测部件检测到的控制结果和驱动结果的基础上，使其参数设定部件能设定和校正最佳控制参数，并且本交通工具控制装置进一步被构造配备有可由用户从外界参照上述控制结果和驱动结果设置并校正控制参数的用户接口，因此，本交通工具控制装置的效果是，无需使用规定的特征元件就能对交通工具进行有效控制，并且可以由用户来对控制参数进行有效地设定和校正，从而交通工具的服务性能进一步得到显著改善。

另外，按照本发明的第三个发明点，本交通工具控制装置被构造进一步配备有一交通容量估算部件，此交通容量估算部件当其交通容量检测部件对交通容量检测部件实时检测的交通容量进行抽样处理时，检测交通容量，因此，本交通工具控制装置的效果是，可以根据精确估算的交通容量鉴别交通流量的特征模式。

另外，按照本发明的第四个发明点，本交通工具控制装置被构造用一神经网络对检测交通容量数据的特征模式进行识别，因此，本交通工具控制装置的效果是，对特征模式的鉴别具有更高的精确度。

另外，按照本发明的第五个发明点，本交通工具控制装置被构造用筛选神经网络输出值的方法进行特征模式检测，因此，本交通工具控制装置的效果是，具有最高相似性的特征模式很容易从神

经网络的多个输出中被检测出来。

另外，根据本发明的第六个发明点，交通工具控制装置被构造成在不能检测特征模式的情况下，也能用校正其筛选功能的方法确定其特征模式，所以，本交通工具控制装置的效果是，能够改善特征模式的识别能力。

另外，按照本发明的第七个发明点，本交通工具控制装置被构造成在不能检测特征模式的情况下，也能用校正其特征模式检测功能的方法确定其特征模式，所以，本交通工具控制装置的效果是，能够改善特征模式的识别能力。

另外，按照本发明的第八个发明点，本交通工具控制装置被构造成配备有一用于控制的神经网络和一用作备份支持的神经网络，在使用作为备份支持的神经网络情况下的识别结果通过比较和评价各自的识别结果被判定为优于用作为控制的神经网络情况下的识别结果时，用作为备份支持的识别功能代替作为控制的识别功能或把前者复制到后者的方法，校正用作控制的识别功能，所以，本交通工具控制装置的效果是，可以始终保持识别功能具有良好的识别精确度。

另外，按照本发明的第九个发明点，本交通工具控制装置被构造成学习先前准备的多个特征模式或以前特征模式的识别结果的方法，构造并修正其神经网络的识别功能，因此，本交通工具控制装置的效果是，可以始终保持识别功能具有良好的识别精确度。

另外，按照本发明的第十个发明点，本交通工具控制装置被构造成按照特征模式识别结果，设置控制参数的标准值，并用脱机调谐的方法按照控制结果和驱动结果校正控制参数的标准值，所以，本交通工具控制装置的效果是，实现了用最佳控制参数的交通工具控制。

另外，按照本发明的第十一个发明点，本交通工具控制装置被

构造成按照特征模式识别结果，设置控制参数的标准值，并用联机调谐的方法，按照实时监测的控制结果和驱动结果，根据标准值校正控制参数值，所以，本交通工具控制装置的效果是，实现了用最佳控制参数的交通工具控制。

另外，按照本发明的第十二个发明点，本交通工具控制装置被构造成配备有显示控制结果、驱动结果等以及可由用户参照这些数据对控制参数进行设定和校正的用户接口，因此，本交通工具控制装置的效果是，用户可以有效设定和校正控制参数。

上面用专门术语对本发明最佳的实施例的细节进行了描述，这些描述仅为了说明的目的，应该理解的是在不偏离权利要求的精神和范围的情况下，可以对其进行改变或改造。

说明书附图

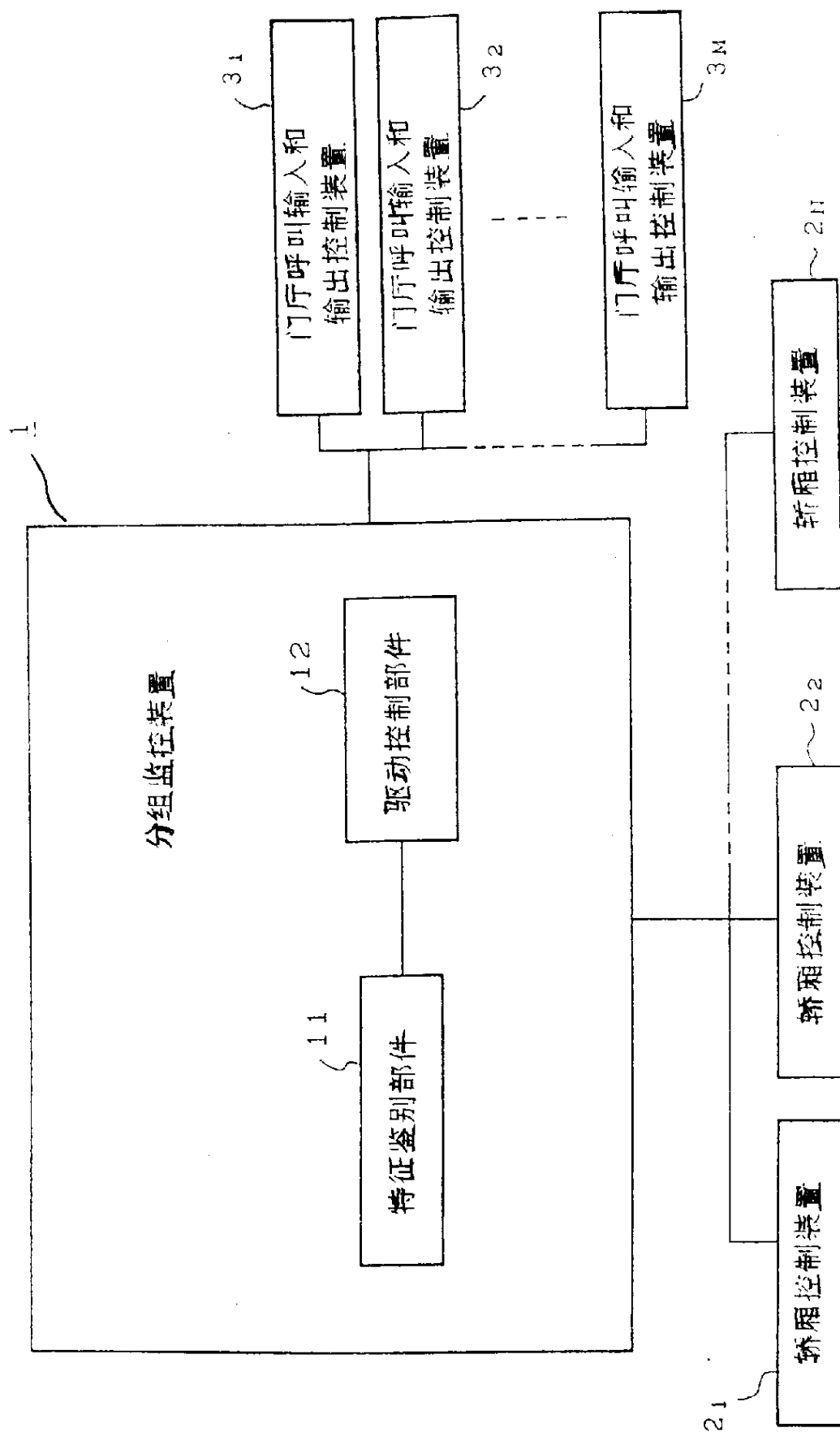


图 1

图 2

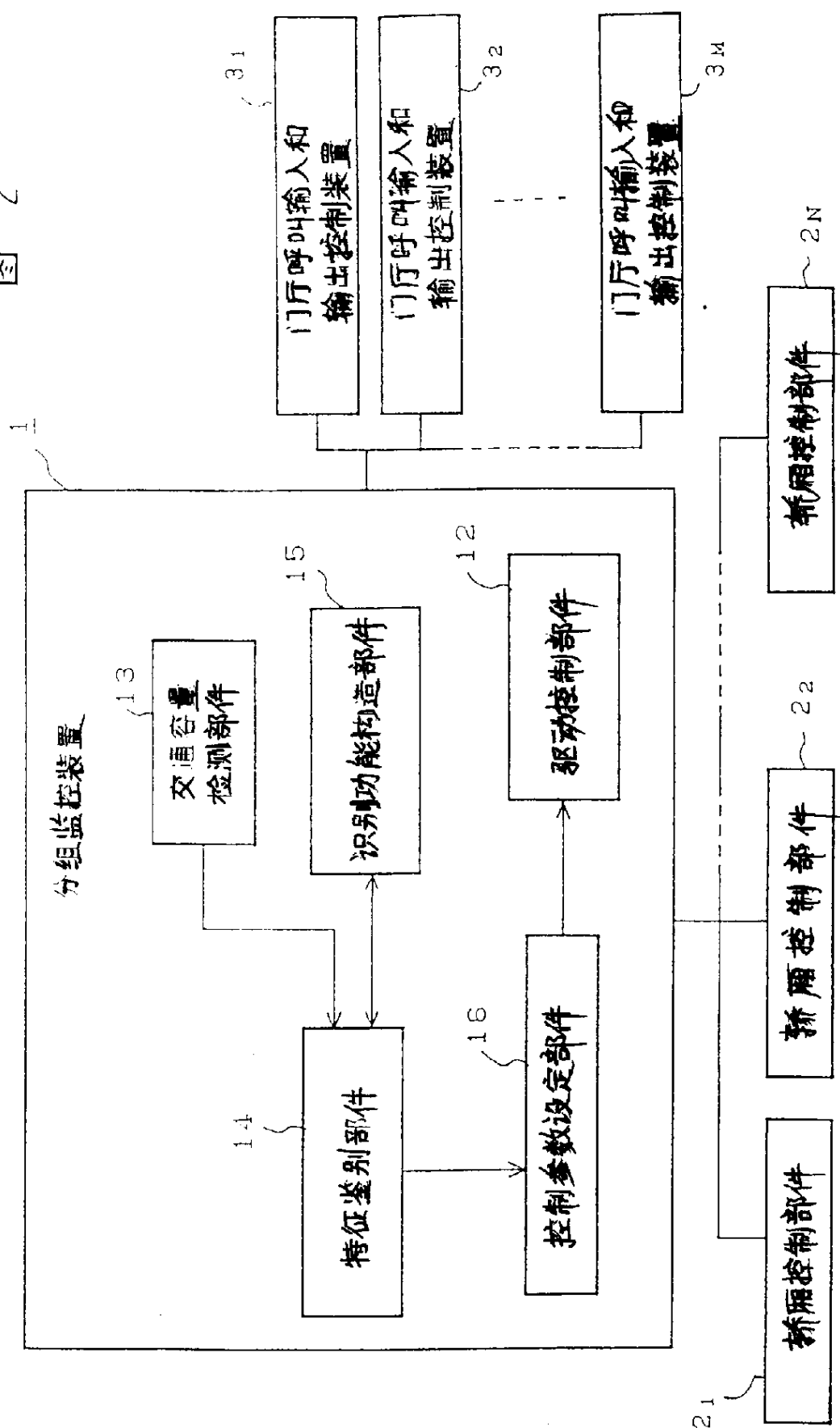


图 3

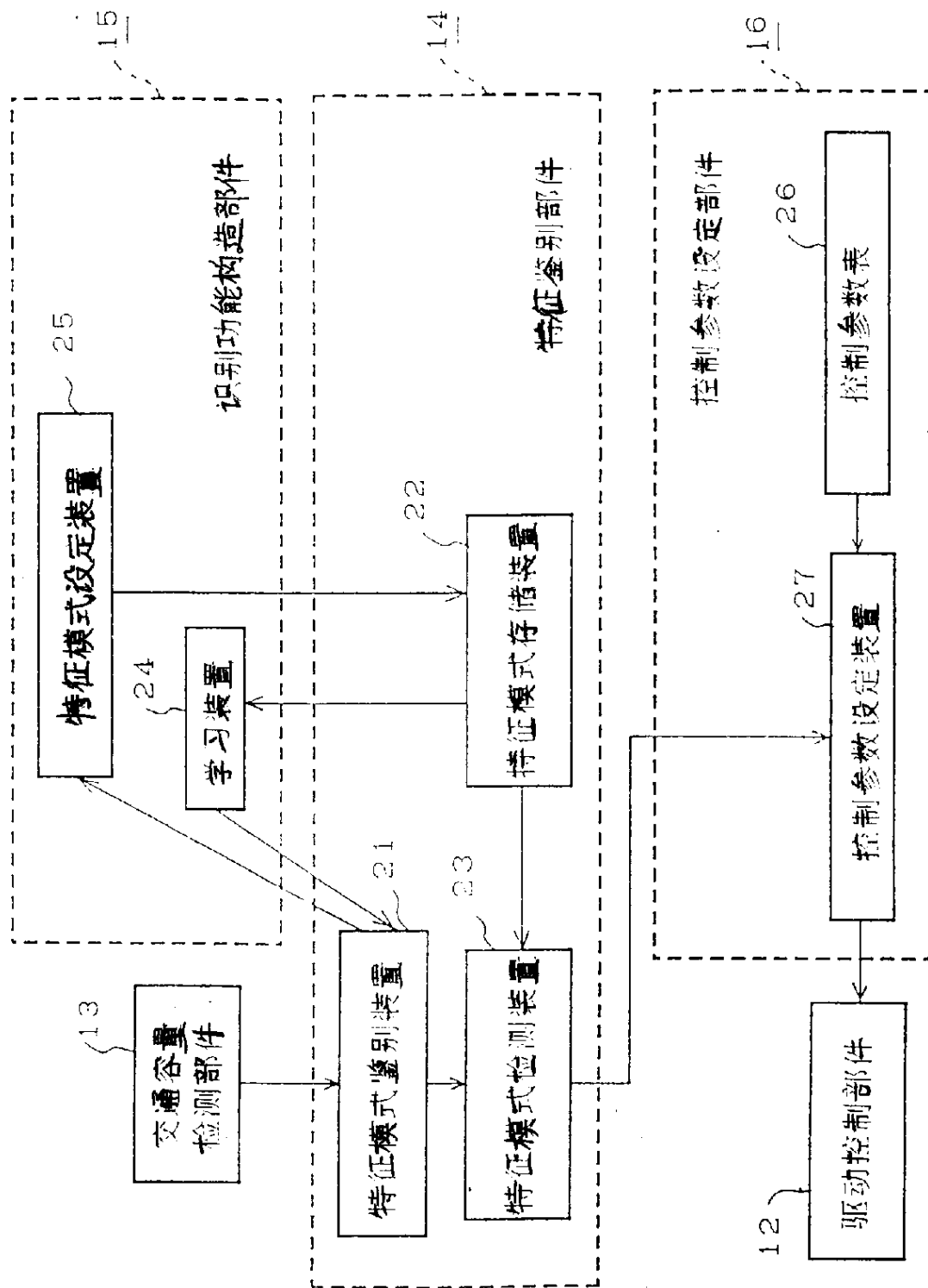


图 4

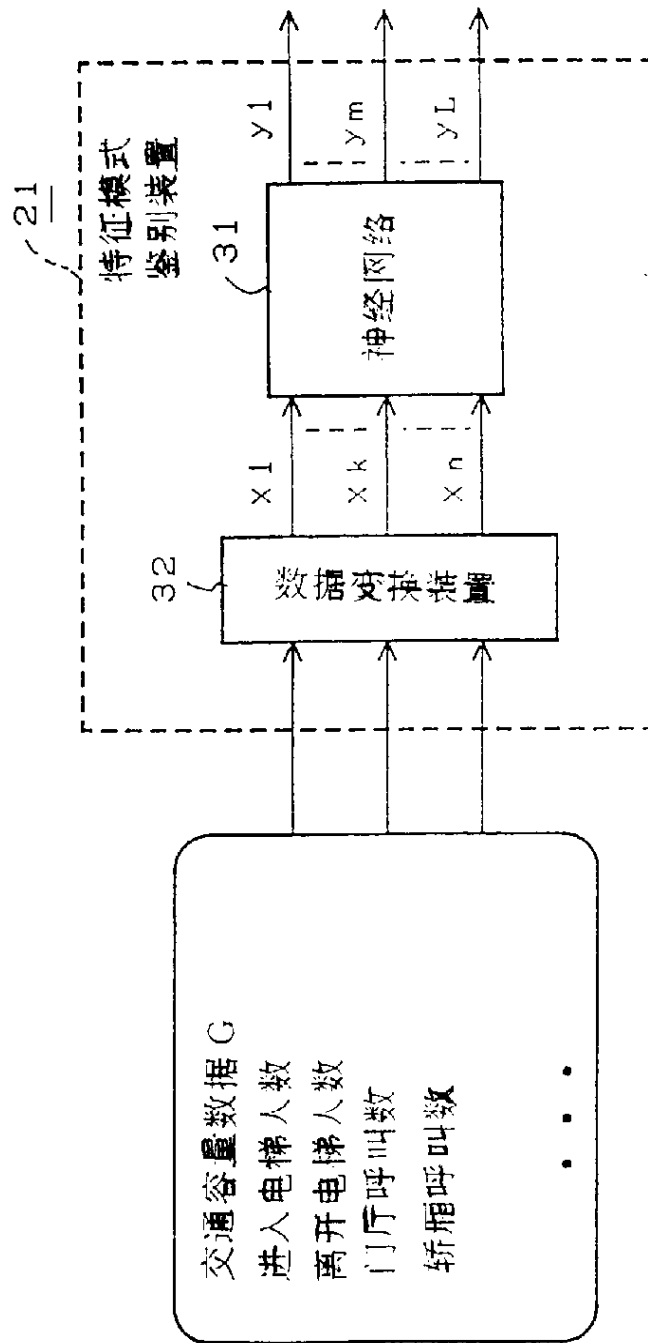


图 5

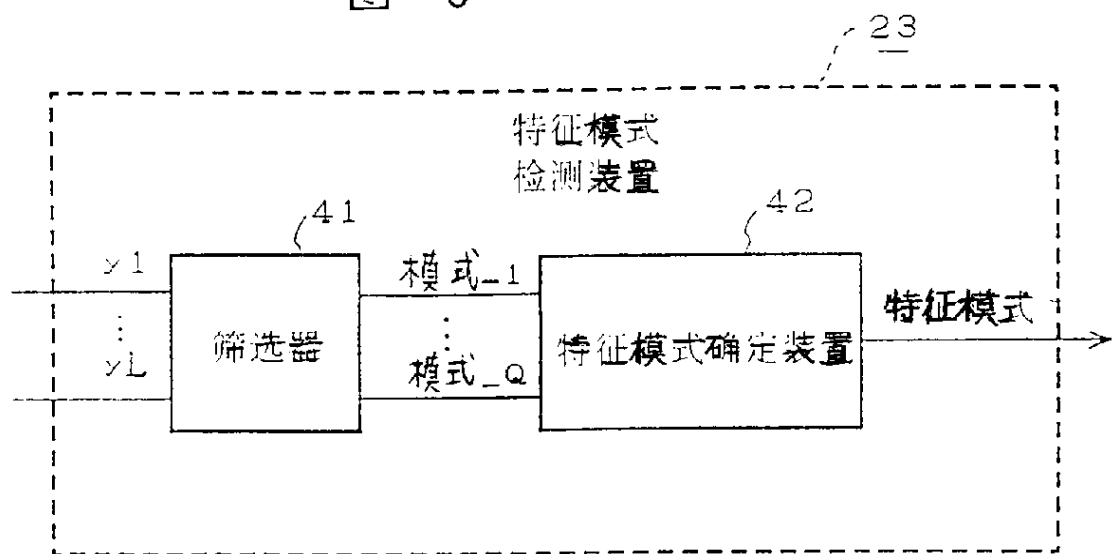


图 6

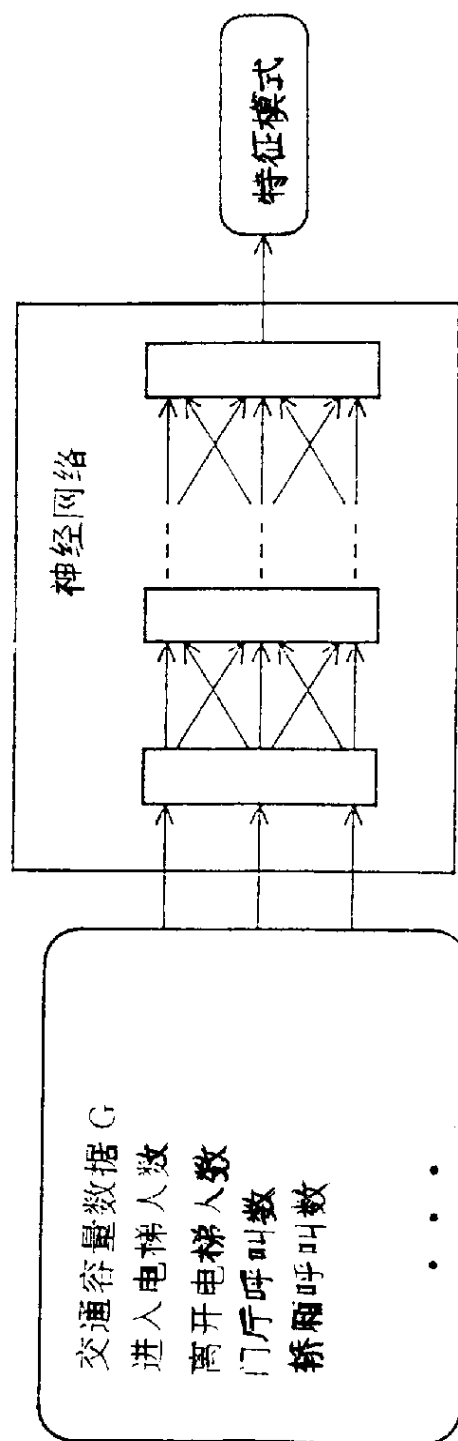


图 7

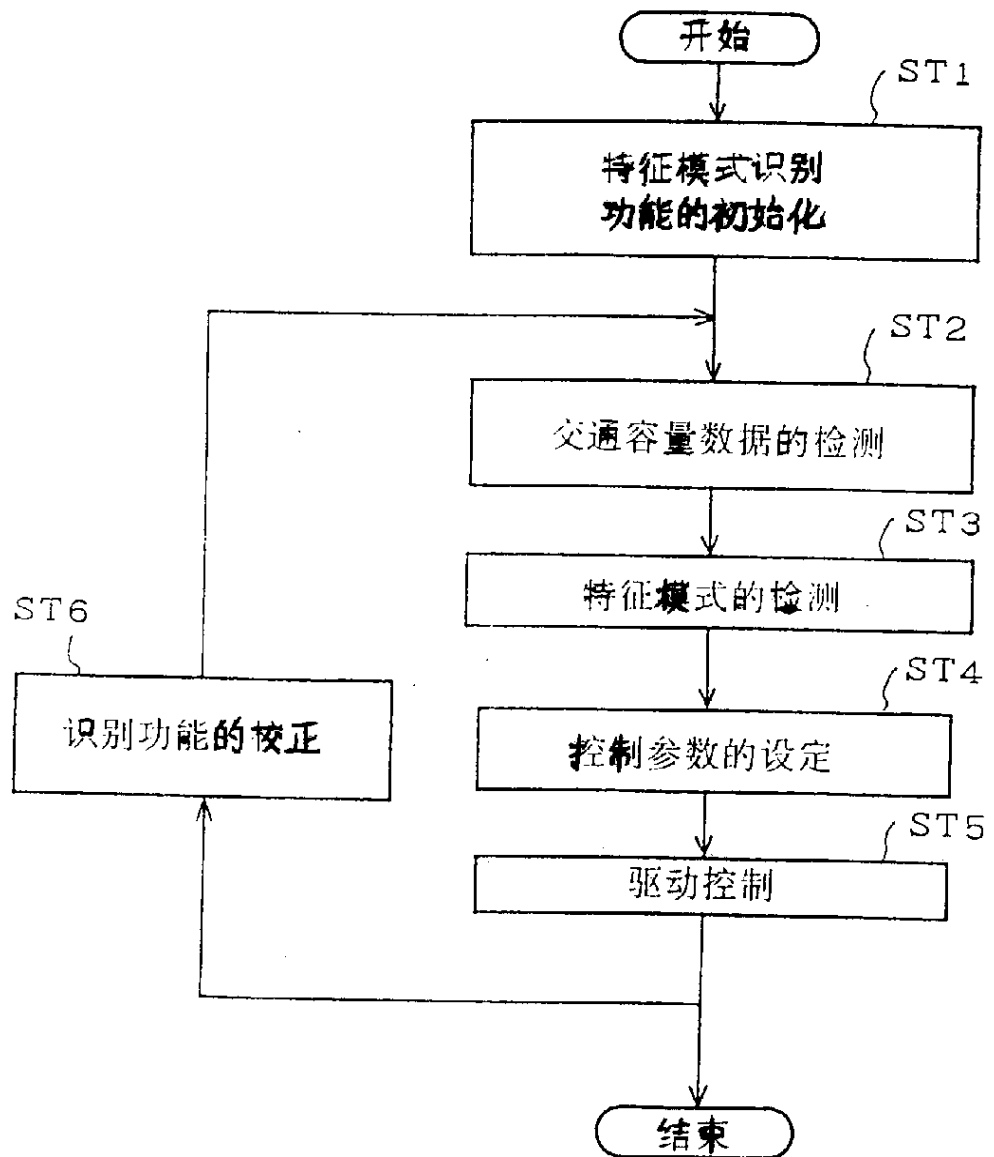


图 8

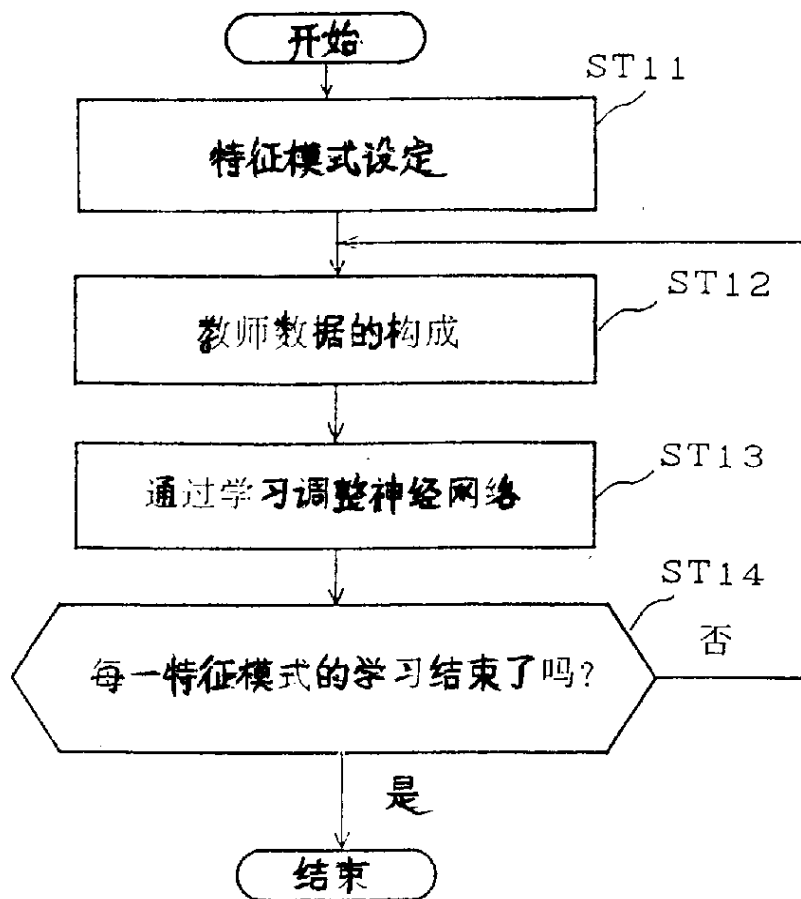


图 9

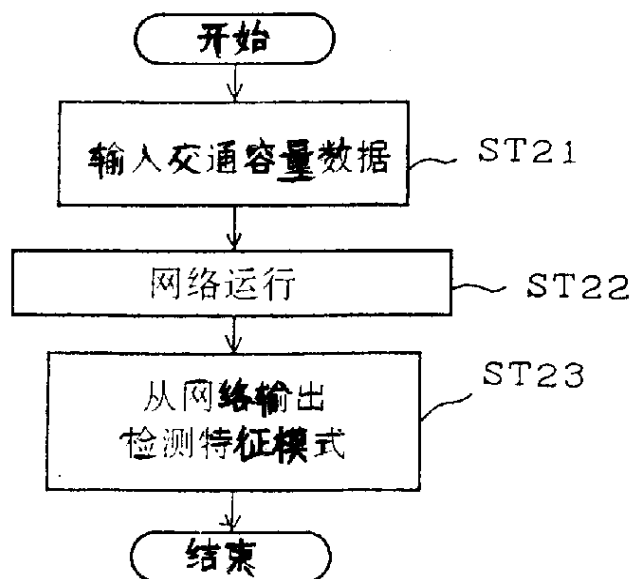


图 10

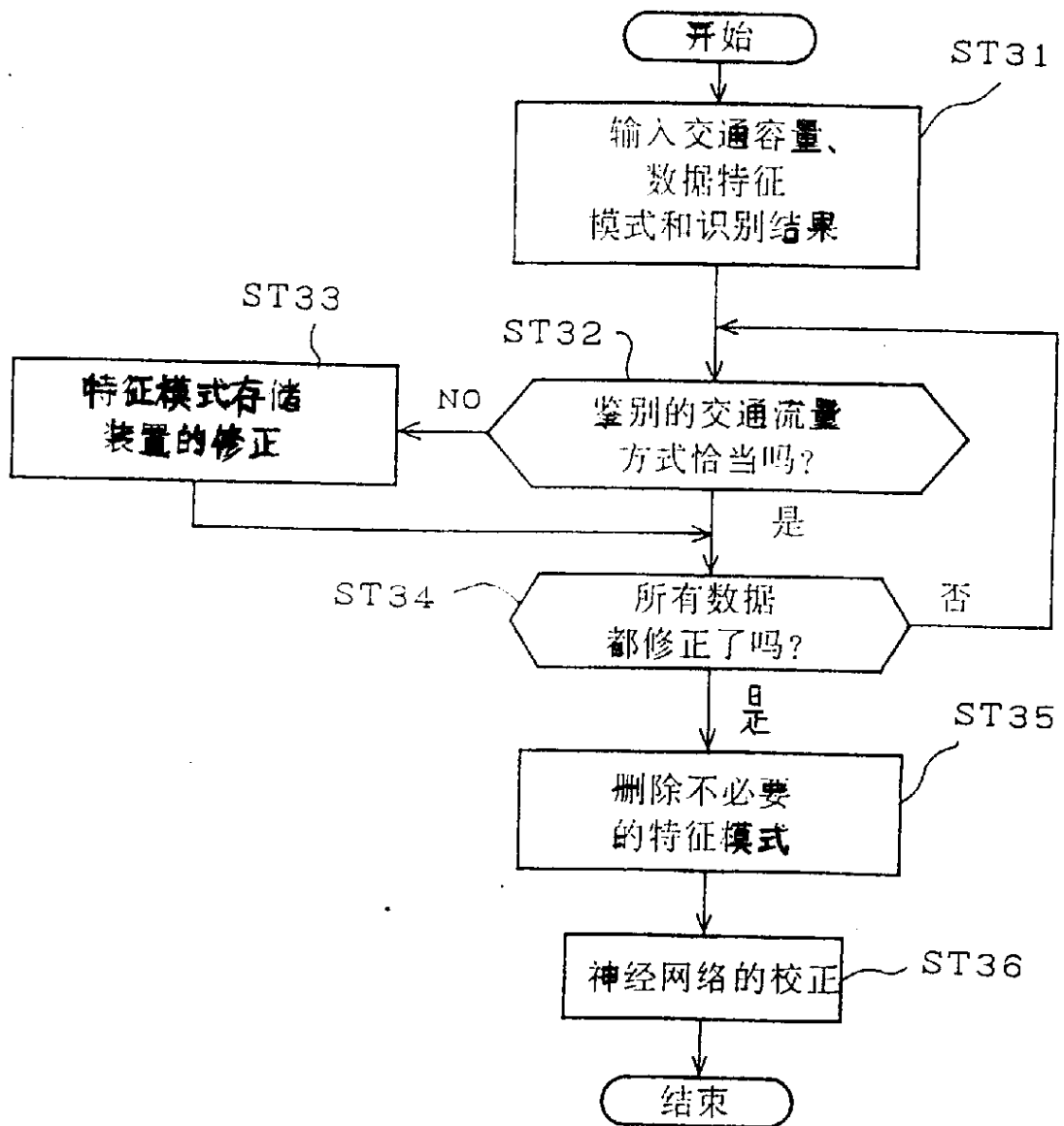


图 11

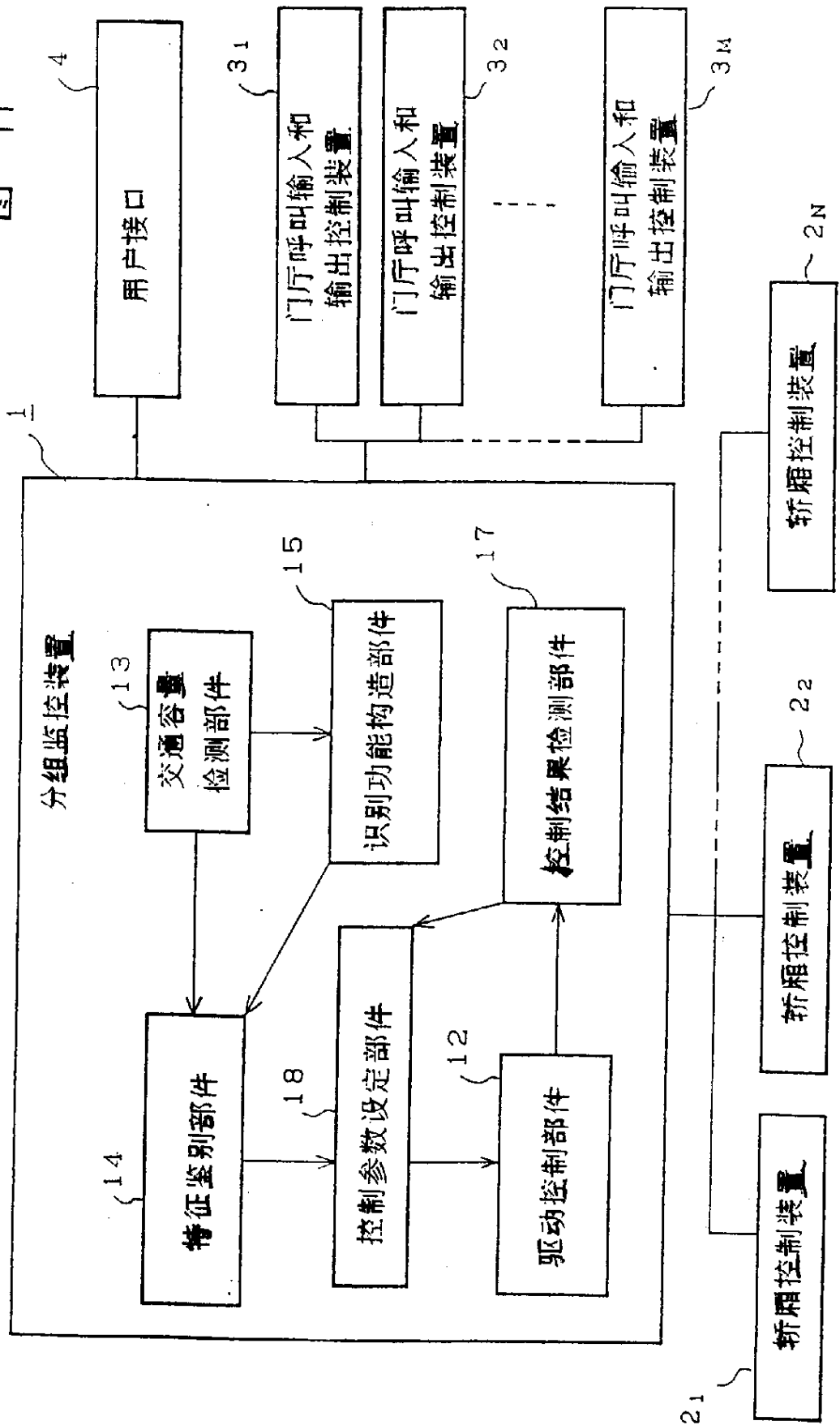


图 12

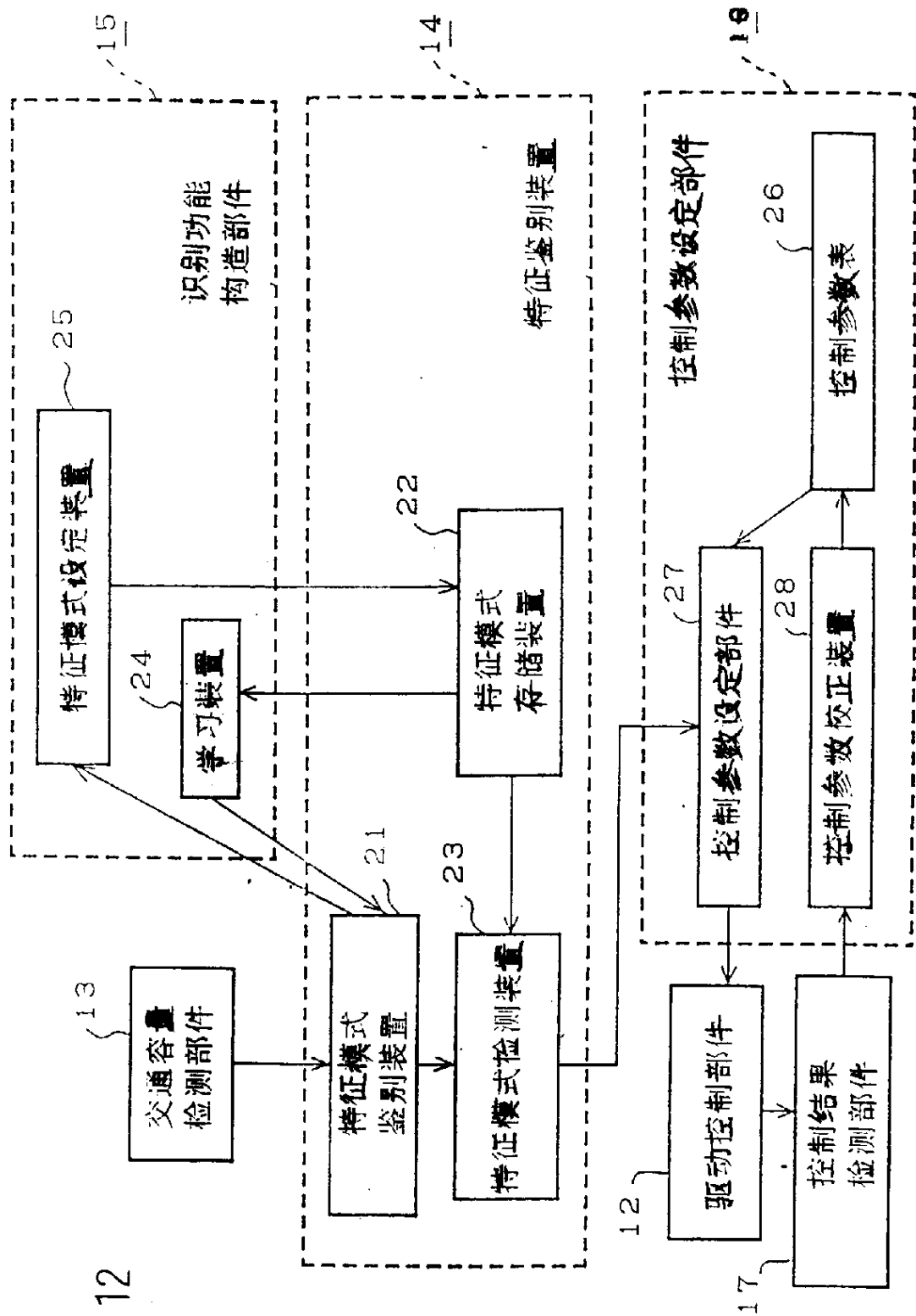


图 13

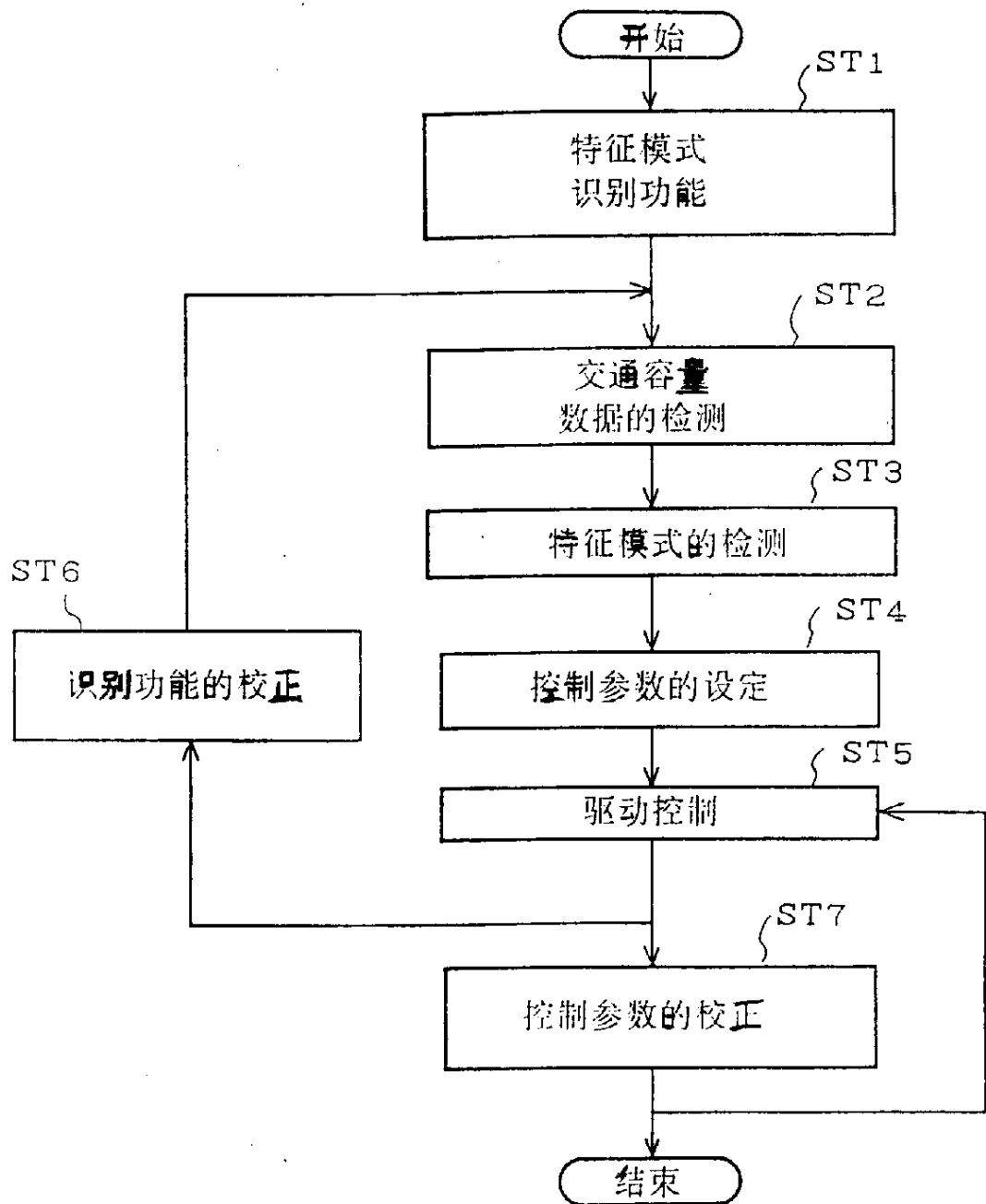


图 14(a)

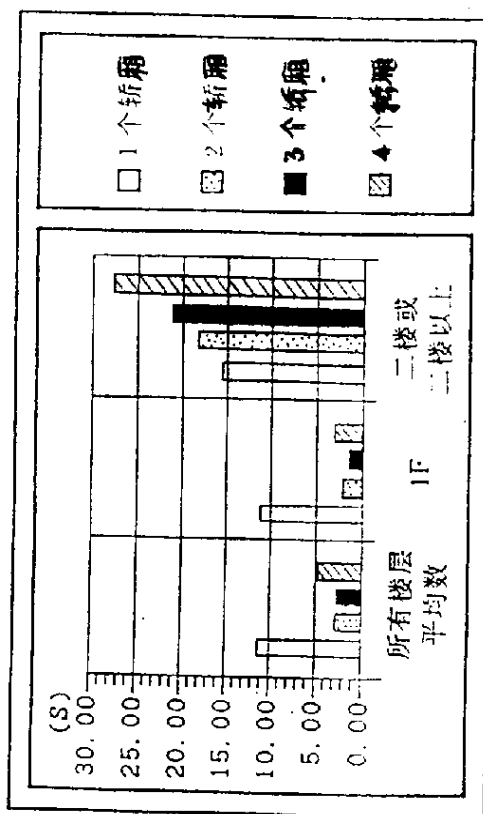


图 14(b)

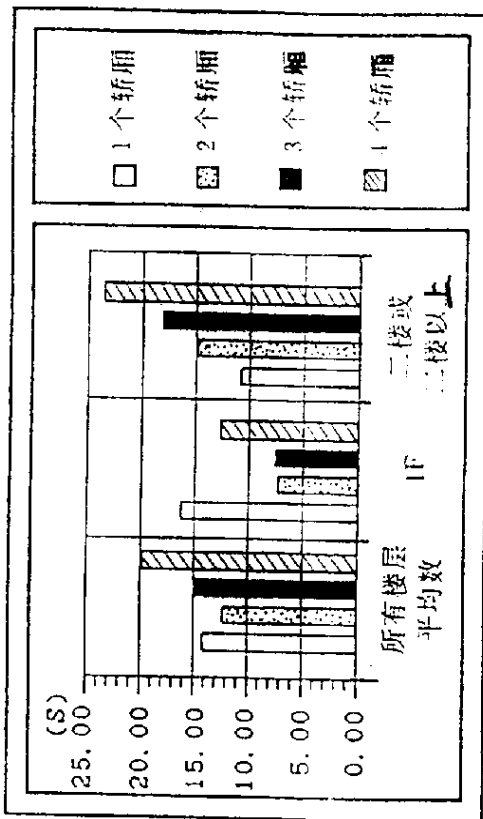


图 14(c)

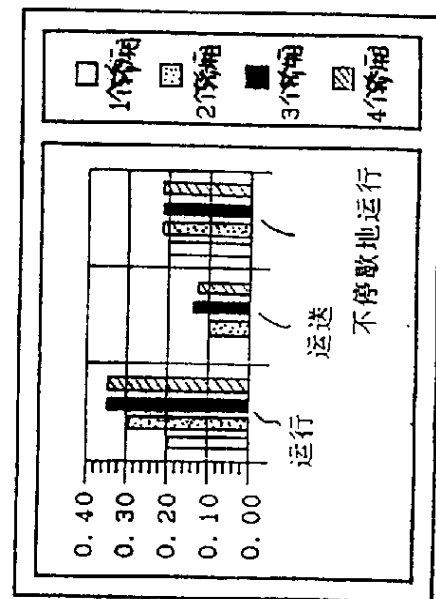


图 14(d)

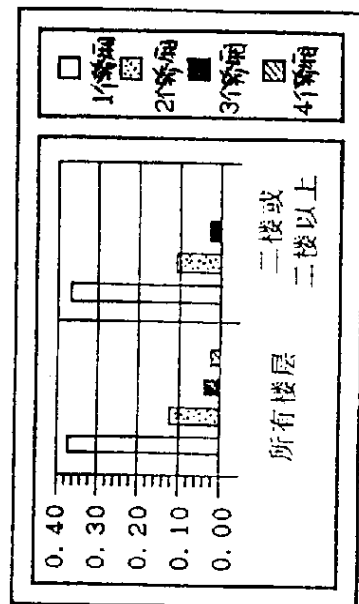


图 14(e)

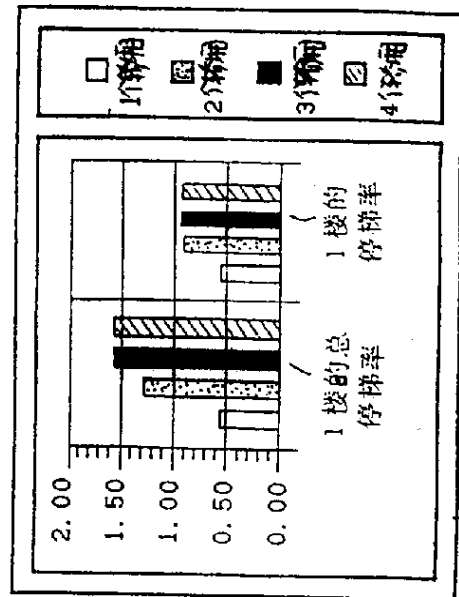
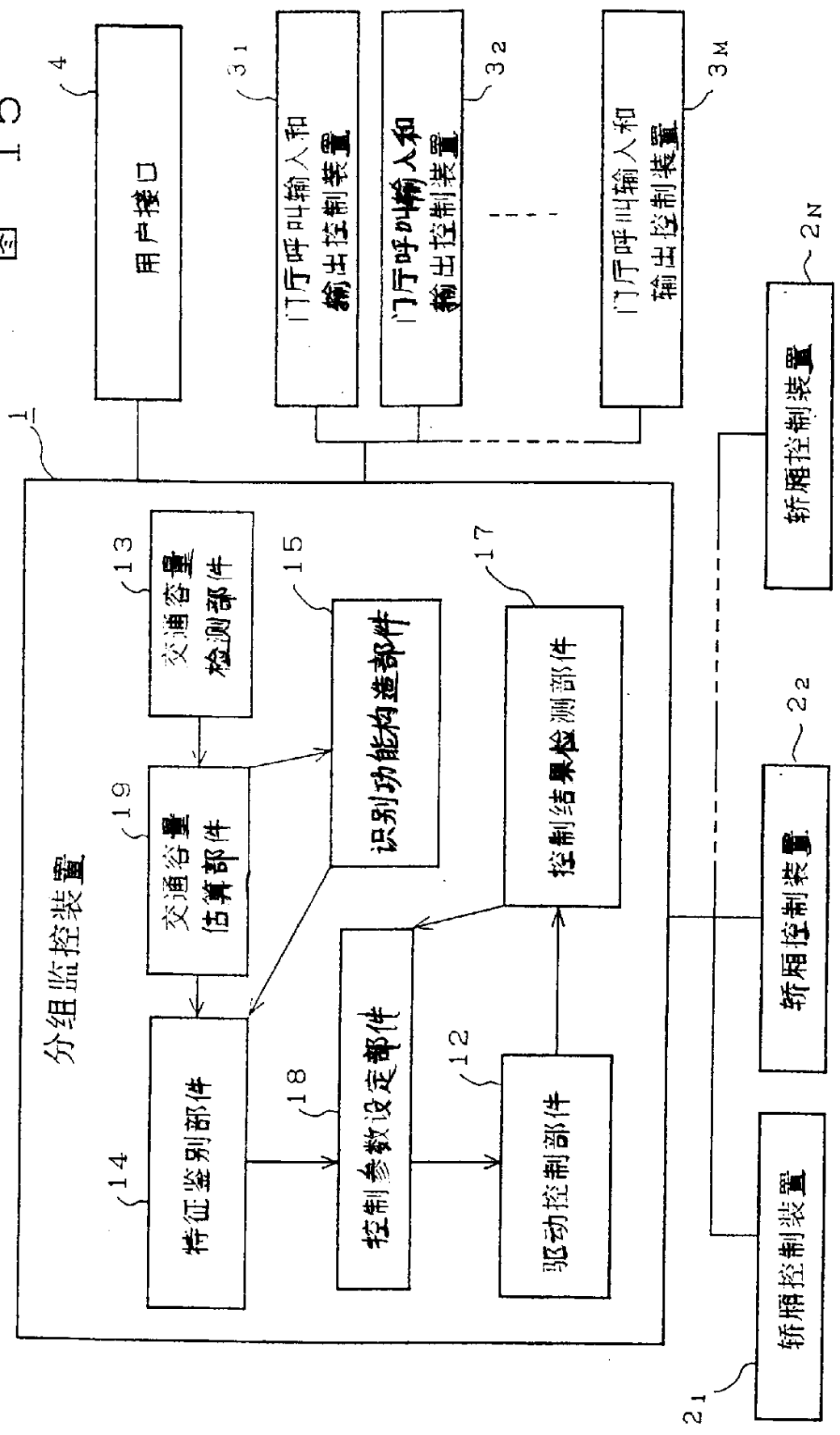


图 15



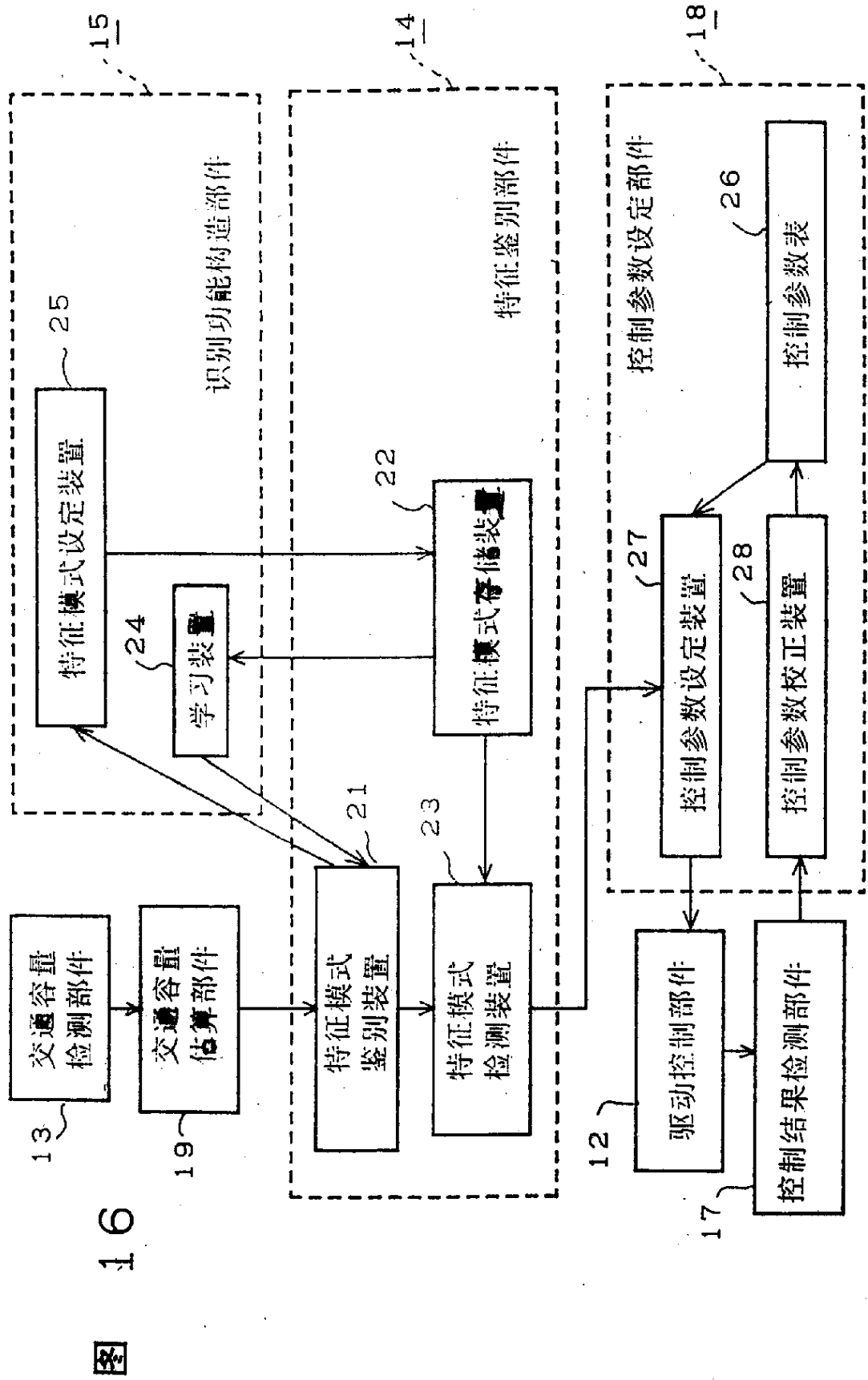


图 17

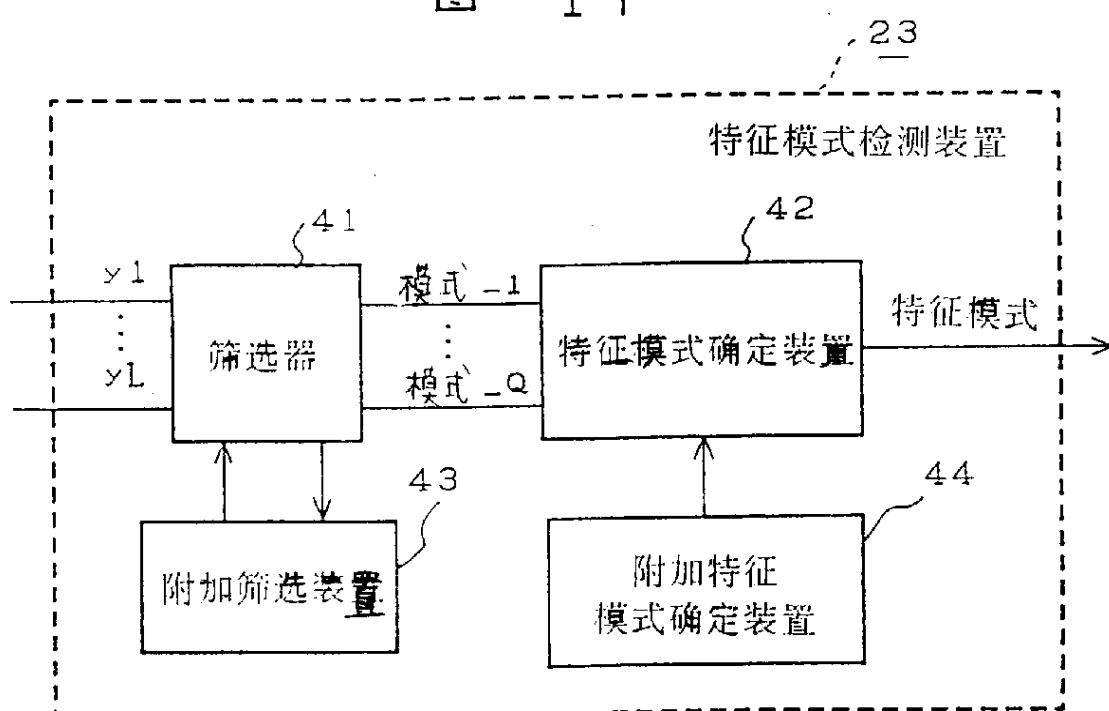


图 18

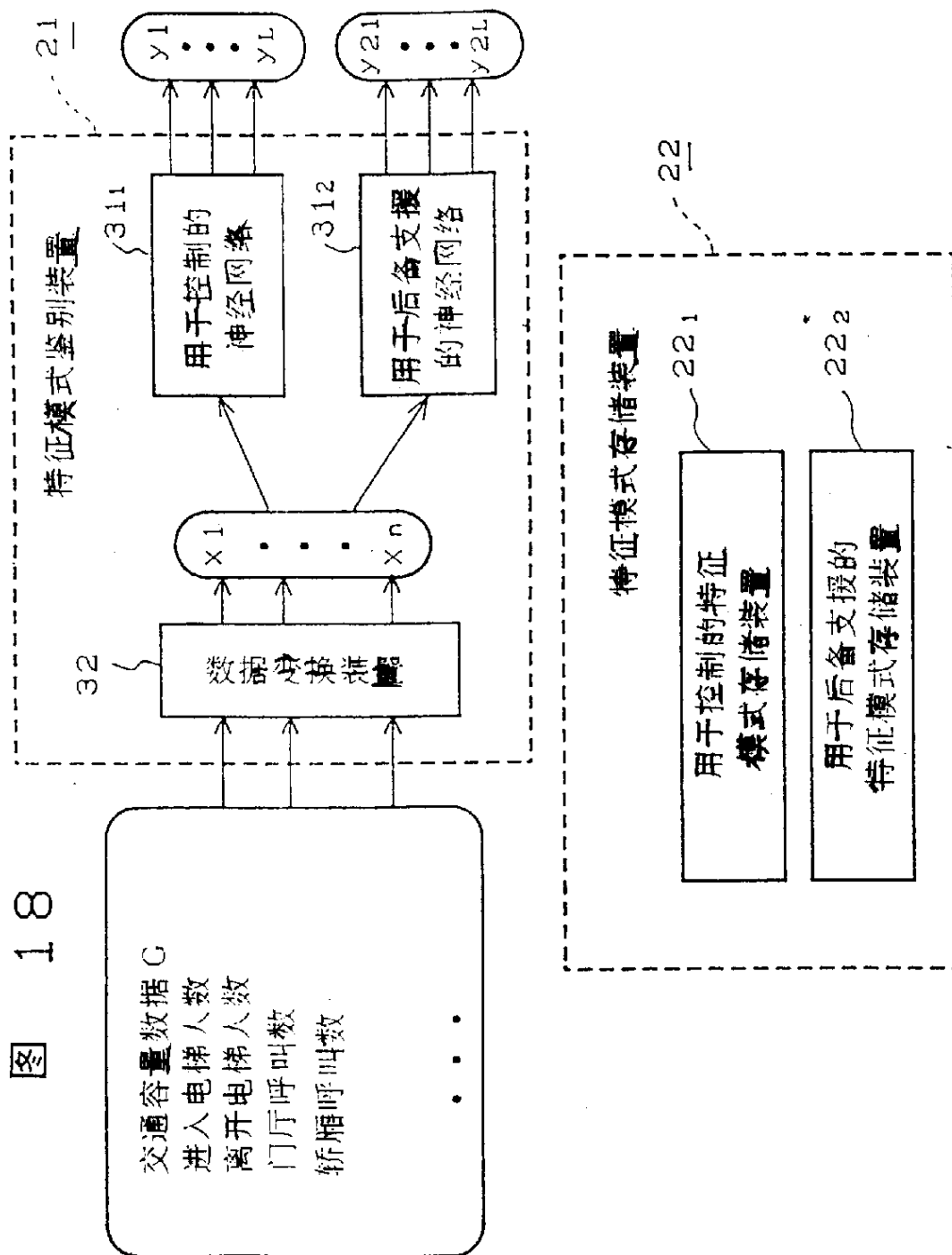


图 19

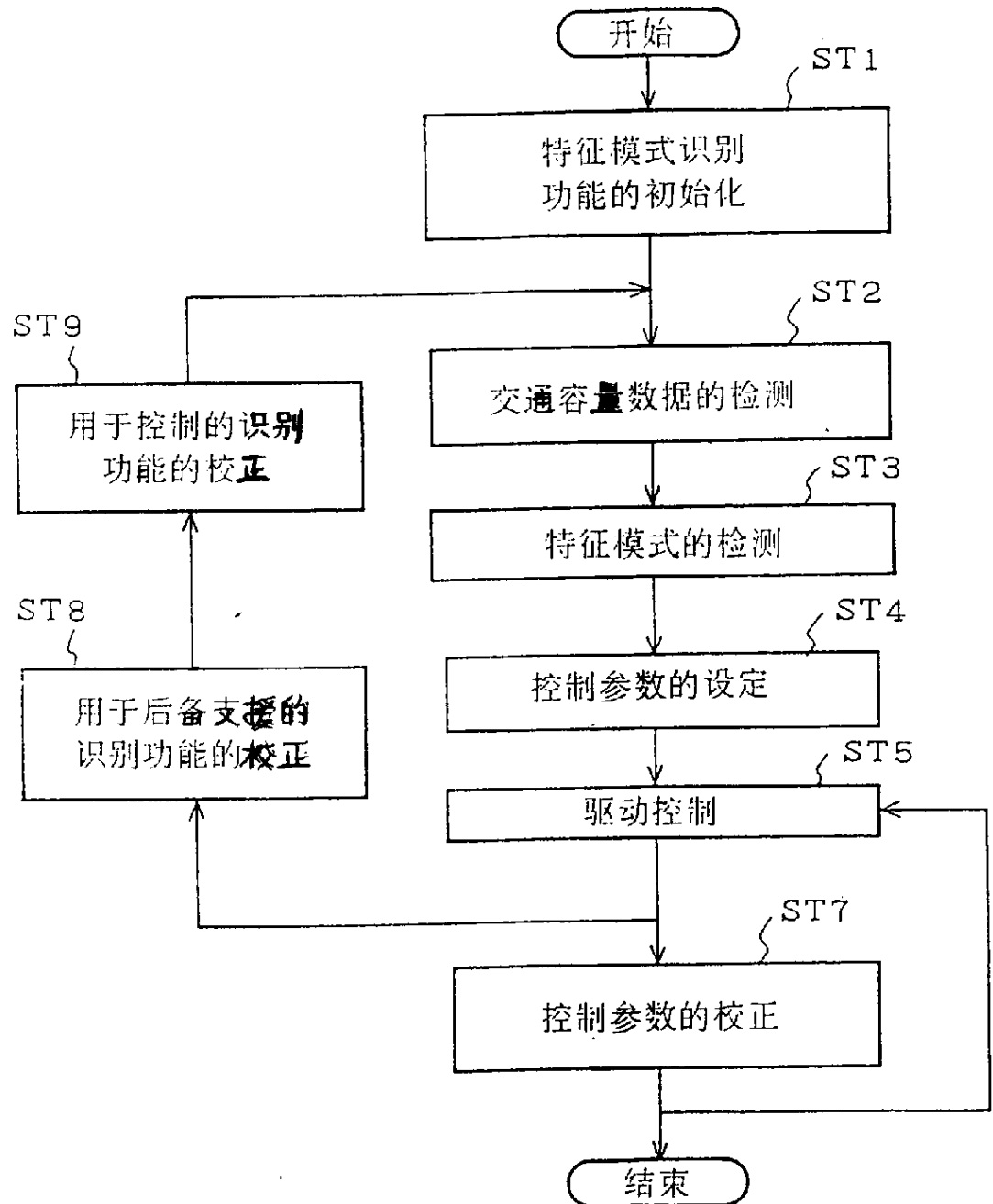
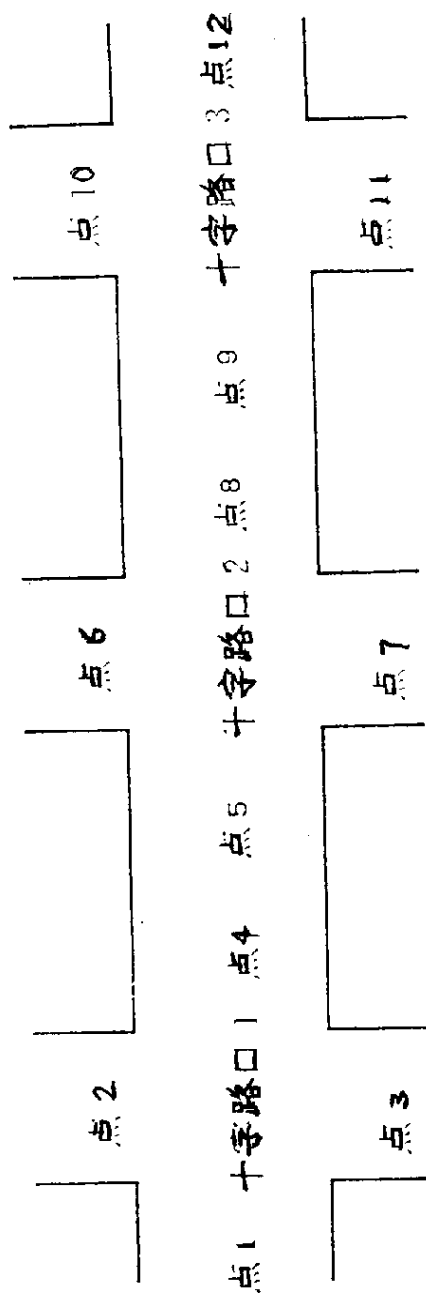
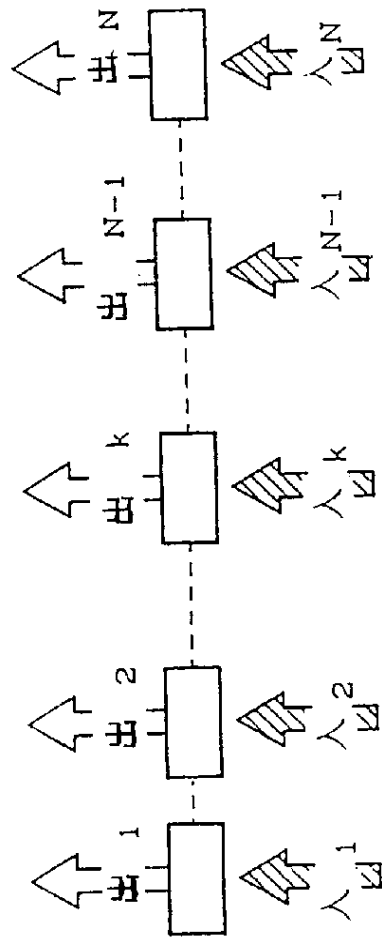


图 20



离开 K 站的人数



进入 K 站的人数

图 21