

(12) 按照专利合作条约所公布的国际申请

(19) 世界知识产权组织
国际局

(43) 国际公布日
2021 年 7 月 8 日 (08.07.2021)



(10) 国际公布号
WO 2021/134810 A1

(51) 国际专利分类号:

G06F 9/50 (2006.01)

中国广东省深圳市南山区深圳大学科技楼1304, Guangdong 518000 (CN)。

(21) 国际申请号:

PCT/CN2020/071011

(22) 国际申请日:

2020 年 1 月 8 日 (08.01.2020)

(25) 申请语言:

中文

(26) 公布语言:

中文

(30) 优先权:

201911422115.9 2019年12月31日 (31.12.2019) CN

(71) 申请人: 深圳大学(SHENZHEN UNIVERSITY) [CN/CN]; 中国广东省深圳市南山区南海大道3688号, Guangdong 518000 (CN)。

(72) 发明人: 毛睿 (MAO, Rui); 中国广东省深圳市南山区深圳大学科技楼 1304, Guangdong 518000 (CN)。 胡梓良 (HU, Ziliang); 中国广东省深圳市南山区软件产业基地 2a608, Guangdong 518000 (CN)。 陆敏华 (LU, Minhua);

(74) 代理人: 深圳市智胜联合知识产权代理有限公司 (ZHISHENG & ASSOCIATES); 中国广东省深圳市南山区南头街道智恒新兴产业园E区01B栋405, Guangdong 518000 (CN)。

(81) 指定国(除另有指明, 要求每一种可提供的国家保护): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, WS, ZA, ZM, ZW。

(84) 指定国(除另有指明, 要求每一种可提供的地区保护): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), 欧亚 (AM,

(54) Title: SUPPORT-POINT PARALLEL ENUMERATION LOAD-BALANCING METHOD, APPARATUS, DEVICE, AND MEDIUM

(54) 发明名称: 支撑点并行枚举负载均衡方法、装置、设备及介质

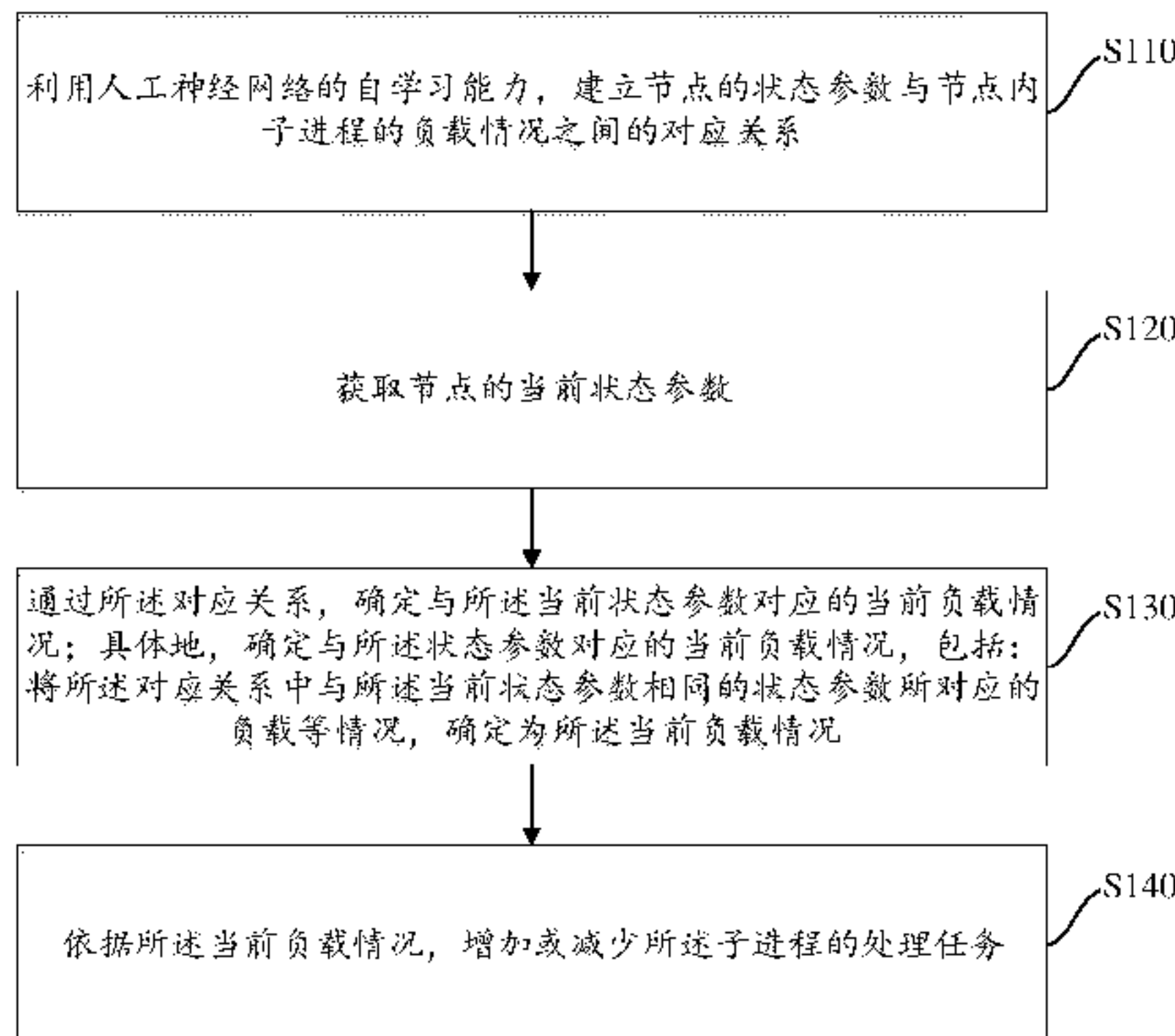


图 1

- S110 Use self-learning ability of artificial neural network, establish correlation between state parameter of node and load conditions of sub-process in node
- S120 Obtain current state parameter of node
- S130 By means of correlation, determine current load conditions corresponding to current state parameter; specifically, determine current load conditions corresponding to state parameter, comprising: determine as current load conditions the load conditions, etc., in correlation, corresponding to state parameter which is same as current state parameter
- S140 According to current load conditions, increase or decrease processing tasks of sub-process

(57) Abstract: The present application provides a support-point parallel enumeration load-balancing method, apparatus, device, and medium; said method relates to the prediction of node load conditions, comprising: using a self-learning ability of an artificial neural network, establishing a correlation between a state parameter of the node and the load conditions of a sub-process in the node; obtaining a current state parameter of the node; by means of the correlation, determining the current load conditions corresponding to the current state parameter; specifically, determining the current load conditions corresponding to the state parameter, comprising: determining as the current load conditions the load conditions, etc., in the correlation, corresponding to the state parameter which is the same as the current state parameter; according to the current load conditions, increasing or decreasing the processing tasks of the sub-process; when running a parallel support-point enumeration algorithm, it is possible to make full use of the computing resources of heterogeneous parallel platforms to obtain an optimal combination of support points under a large amount of data, ensuring that a task load assigned to the same node is close, thereby alleviating the problem of load balancing.

AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), 欧洲 (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG)。

本国际公布：
— 包括国际检索报告(条约第21条(3))。

(57) 摘要：本申请提供了一种支撑点并行枚举负载均衡方法、装置、设备及介质，所述方法涉及对节点负载情况的预测，包括：利用人工神经网络的自学习能力，建立节点的状态参数与节点内子进程的负载情况之间的对应关系；获取节点的当前状态参数；通过对应关系，确定与当前状态参数对应的当前负载情况；具体地，确定与状态参数对应的当前负载情况，包括：将对应关系中当前状态参数相同的状态参数所对应的负载等情况，确定为当前负载情况；依据当前负载情况，增加或减少子进程的处理任务，在运行并行的支撑点枚举算法时，能更加充分利用异构并行平台计算资源得出大数据量下的最优支撑点组合，以确保同一节点被分配到的任务负载接近，从而缓解负载均衡的问题。

支撑点并行枚举负载均衡方法、装置、设备及介质

技术领域

本申请涉及大数据挖掘领域，特别是支撑点并行枚举负载均衡方法、装置、设备及介质。

5 背景技术

目前，已经有一些支撑点选取算法，但是不同算法间的性能差别往往不大，用复杂的数学工具以很高的构建计算代价得到的支撑点带来的索引性能提升往往相对较少。

随着数据量增大，将会出现计算量呈指数级上升，计算时间过长的问
10 题，将影响到整个领域的研究进度，因此，研究一种计算时间短的支撑点枚举方式是目前亟待解决的问题。

现有技术中，IOPEA(Parallel Pivot Enumeration Algorithm on I/O Multiplexing 基于 IO 复用的支撑点并行枚举算法)，在程序初始就将需要计
15 算的数据切分成更多的部分，在将待处理的任务分发给 CPU 核或 GPU 卡后，通过使用 select 不断轮询监听多个子进程句柄，任意一个子进程计算完毕并且返回结果后，即为它分发下一个计算任务，通过轮训机制，可以及时有效地发现空闲计算资源，然后为其派送任务以达到充分利用硬件资源的目的；虽然在多重并行的前提下，采用 I/O 复用的方法，能及时发现未被利用的计
20 算资源。但是该策略有着明显的缺陷，需要采用 I/O 复用的方法，对多个进程进行不间断扫描，以阻塞模式监听读事件，借此判断该进程计算是否结束，这样就造成了资源的浪费。

发明内容

鉴于所述问题，提出了本申请以便提供克服所述问题或者至少部分地解
决所述问题的支撑点并行枚举负载均衡方法、装置、设备及介质，包括：

25 一种支撑点并行枚举负载均衡方法，所述方法涉及对节点的负载情况的预测，其特征在于，包括：

利用人工神经网络的自学习能力，建立节点的状态参数与节点的负载情
况之间的对应关系；

获取节点的当前状态参数；

30 通过所述对应关系，确定与所述当前状态参数对应的当前负载情况；具

体地，确定与所述状态参数对应的当前负载情况，包括：将所述对应关系中与所述当前状态参数相同的状态参数所对应的负载等情况，确定为所述当前负载情况；

依据所述当前负载情况，增加或减少所述子进程的处理任务。

5 进一步地，所述状态参数，包括：任务参数和/或性能参数，和/或由按设定规律自所述任务参数、所述性能参数中提取的特征组成的一维或二维以上的数组；其中，

所述任务参数，包括：纹理数据、距离数据、数量数据中的至少之一；
和/或，

10 所述性能参数，包括：掩码热力任务参数，具体包括，热力点数量、热力点颜色种类，热力点颜色深浅中的至少之一；

和/或，

所述对应关系，包括：函数关系；

15 所述状态参数为所述函数关系的输入参数，所述负载情况为所述函数关系的输出参数；

通过所述对应关系，确定与所述当前状态参数对应的当前负载情况的步骤，包括：

当所述对应关系包括函数关系时，将所述当前状态参数输入所述函数关系中，确定所述函数关系的输出参数为当前负载情况。

20 进一步地，所述建立节点的状态参数与节点的负载情况之间的对应关系的步骤，包括：

获取用于建立所述状态参数与所述负载情况之间的对应关系的样本数据；

25 分析所述状态参数的特性及其规律，根据所述特性及其规律，确定所述人工神经网络的网络结构及其网络参数；

使用所述样本数据，对所述网络结构和所述网络参数进行训练和测试，确定所述状态参数与所述负载情况的所述对应关系。

进一步地，所述获取用于建立所述状态参数与所述负载情况之间的对应关系的样本数据的步骤，包括：

30 收集节点的在处理不同类型数据下的状态参数和负载情况；

对所述状态参数进行分析、并结合预存的专家经验信息，选取与所述负载情况相关的数据作为所述状态参数；

将所述负载情况、以及选取的所述状态参数构成的数据对，作为样本数据。

进一步地，所述网络结构，包括：BP神经网络、CNN神经网络、RNN神经网络、残差神经网络、多阶段循环神经网络中的至少之一；

和/或，

所述网络参数，包括：输入节点数、输出节点数、隐藏层数、隐节点数、
5 密集块数、输出层数、卷积层数、过度层数、初始权值、偏置值中的至少之一。

进一步地，对所述网络结构和所述网络参数进行训练，包括：

选取所述样本数据中的一部分数据作为训练样本，将所述训练样本中的
所述状态参数输入到所述网络结构，通过所述网络结构的激活函数和所述网
10 络参数进行训练，得到实际训练结果；

确定所述实际训练结果与所述训练样本中的相应负载情况之间的实际
训练误差是否满足预设训练误差；

当所述实际训练误差满足所述预设训练误差时，确定对所述网络结构和
所述网络参数的所述训练完成；

15 和/或，

对所述网络结构和所述网络参数进行测试，包括：

选取所述样本数据中的另一部分数据作为测试样本，将所述测试样本中的
所述状态参数输入到所述训练完成的所述网络结构中，以所述激活函数和
所述训练完成的所述网络参数进行测试，得到实际测试结果；

20 确定所述实际测试结果与所述测试样本中的相应负载情况之间的实际
测试误差是否满足设定测试误差；

当所述实际测试误差满足所述设定测试误差时，确定对所述网络结构和
所述网络参数的所述测试完成。

进一步地，对所述网络结构和所述网络参数进行训练，还包括：

25 当所述实际训练误差不满足所述设定训练误差时，通过所述网络结构的
误差能量函数更新所述网络参数；

通过所述网络结构的所述激活函数和更新后的所述网络参数进行重新
训练，直至所述重新训练后的实际训练误差满足所述设定训练误差；

和/或，

30 对所述网络结构和所述网络参数进行测试，还包括：

当所述实际测试误差不满足所述设定测试误差时，对所述网络结构和所
述网络参数进行重新训练，直至所述重新训练后的实际测试误差慢速所述设
定测试误差。

一种支撑点并行枚举负载均衡装置，包括：

建立模块，用于利用人工神经网络的自学习能力，建立节点的状态参数与节点的负载情况之间的对应关系；

获取模块，用于获取节点的当前状态参数；

5 确定模块，用于通过所述对应关系，确定与所述当前状态参数对应的当前负载情况；具体地，确定与所述状态参数对应的当前负载情况，包括：将所述对应关系中与所述当前状态参数相同的状态参数所对应的负载等情况，确定为所述当前负载情况；

任务分配模块，用于依据所述当前负载情况，增加或减少所述子进程的处理任务。

10 一种设备，包括处理器、存储器及存储在所述存储器上并能够在所述处理器上运行的计算机程序，所述计算机程序被所述处理器执行时实现如上所述的支撑点并行枚举负载均衡方法的步骤。

15 一种计算机可读存储介质，所述计算机可读存储介质上存储计算机程序，所述计算机程序被处理器执行时实现如上所述的支撑点并行枚举负载均衡方法的步骤。

本申请具有以下优点：

在本申请的实施例中，通过利用人工神经网络的自学习能力，建立节点的状态参数与节点内子进程的负载情况之间的对应关系；获取节点的当前状态参数；通过所述对应关系，确定与所述当前状态参数对应的当前负载情况；
20 具体地，确定与所述状态参数对应的当前负载情况，包括：将所述对应关系中与所述当前状态参数相同的状态参数所对应的负载等情况，确定为所述当前负载情况；依据所述当前负载情况，增加或减少所述子进程的处理任务，在运行并行的支撑点枚举算法时，能更加充分利用异构并行平台计算资源得出大数据量下的最优支撑点组合，以确保同一节点被分配到的任务负载接近，从而缓解负载均衡的问题。
25

附图说明

为了更清楚地说明本申请的技术方案，下面将对本申请的描述中所需要使用的附图作简单地介绍，显而易见地，下面描述中的附图仅仅是本申请的一些实施例，对于本领域普通技术人员来讲，在不付出创造性劳动性的前提下，还可以根据这些附图获得其他的附图。
30

图1是本申请一实施例提供的一种支撑点并行枚举负载均衡方法的步骤

流程图；

图 2a 是本申请一实施例提供的一种支撑点并行枚举负载均衡方法的种类一纹理数据结构示意图；

5 图 2b 是本申请一实施例提供的一种支撑点并行枚举负载均衡方法的种类二纹理数据结构示意图；

图 2c 是本申请一实施例提供的一种支撑点并行枚举负载均衡方法的种类三纹理数据结构示意图；

图 2d 是本申请一实施例提供的一种支撑点并行枚举负载均衡方法的种类四纹理数据结构示意图；

10 图 2e 是本申请一实施例提供的一种支撑点并行枚举负载均衡方法的距离计算次数热力图；

图 2f 是本申请一实施例提供的一种支撑点并行枚举负载均衡方法的距离计算次数热力图；

15 图 2g 是本申请一实施例提供的一种支撑点并行枚举负载均衡方法的距离计算次数热力图；

图 2h 是本申请一实施例提供的一种支撑点并行枚举负载均衡方法的距离计算次数热力图；

图 2i 是本申请一实施例提供的一种支撑点并行枚举负载均衡方法的支撑点组合所需计算次数热力图；

20 图 2j 是本申请一实施例提供的一种支撑点并行枚举负载均衡方法的支撑点组合所需计算次数热力图；

图 2k 是本申请一实施例提供的一种支撑点并行枚举负载均衡方法的支撑点组合所需计算次数热力图；

25 图 2l 是本申请一实施例提供的一种支撑点并行枚举负载均衡方法的支撑点组合所需计算次数热力图；

图 3 是本申请一实施例提供的一种支撑点并行枚举负载均衡方法的全局任务窃取再分发过程示意图；

图 4 是本申请一实施例提供的一种支撑点并行枚举负载均衡装置的结构框图；

30 图 5 是本发明一实施例的一种计算机设备的结构示意图。

具体实施方式

为使本申请的所述目的、特征和优点能够更加明显易懂，下面结合附图和具体实施方式对本申请作进一步详细的说明。显然，所描述的实施例是本申请一部分实施例，而不是全部的实施例。基于本申请中的实施例，本领域普通技术人员在没有作出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例，都属于本申请保护的范围。

参照图 1，示出了本申请一实施例提供的一种支撑点并行枚举负载均衡方法，所述方法涉及对节点的负载情况的预测，包括：

S110、利用人工神经网络的自学习能力，建立节点的状态参数与节点的负载情况之间的对应关系；

S120、获取节点的当前状态参数；

S130、通过所述对应关系，确定与所述当前状态参数对应的当前负载情况；具体地，确定与所述状态参数对应的当前负载情况，包括：将所述对应关系中与所述当前状态参数相同的状态参数所对应的负载等情况，确定为所述当前负载情况；

S140、依据所述当前负载情况，增加或减少所述子进程的处理任务。

在本申请的实施例中，通过利用人工神经网络的自学习能力，建立节点的状态参数与节点内子进程的负载情况之间的对应关系；获取节点的当前状态参数；通过所述对应关系，确定与所述当前状态参数对应的当前负载情况；具体地，确定与所述状态参数对应的当前负载情况，包括：将所述对应关系中与所述当前状态参数相同的状态参数所对应的负载等情况，确定为所述当前负载情况；依据所述当前负载情况，增加或减少所述子进程的处理任务，在运行并行的支撑点枚举算法时，能更加充分利用异构并行平台计算资源得出大数据量下的最优支撑点组合，以确保同一节点被分配到的任务负载接近，从而缓解负载均衡的问题。

下面，将对本示例性实施例中支撑点并行枚举负载均衡方法作进一步地说明。

如上述步骤 S110 所述，利用人工神经网络的自学习能力，建立节点的状态参数与节点的负载情况之间的对应关系。

例如：利用人工神经网络算法来分析负载情况对应的节点中的状态参数规律，通过人工神经网络的自学习、自适应特性找到节点中的状态参数与负载情况间的映射规律。

例如：可以利用人工神经网络算法，通过对大量不同类型的(包括但不限于如下的一种或多种：等)节点中的状态参数汇总收集，选取若干节点的

状态参数及负载情况作为样本数据，对神经网络进行学习和训练，通过调整网络结构及网络节点间的权值，使神经网络拟合节点中的状态参数及负载情况之间的关系，最终使神经网络能准确拟合出不同节点中的状态参数及负载情况的对应关系。

5 在一实施例中，所述状态参数，包括：任务参数和/或性能参数，和/或由按设定规律自所述任务参数、所述性能参数中提取的特征组成的一维或二维以上的数组；

可选地，所述任务参数，包括：任务数量、子进程数量、任务分割方式中的至少之一；

10 具体地，任务数量为 $S=\{x_i|i=1,2,...,n\}$ ，其中， S 中共有 $n(n\geq k)$ 个数据点。任务分割方式为从 S 中选择 k 个点作为支撑点，其中，支撑点数量 k 为子进程数量，记为 $P=\{p_j|j=1,2,...,k\}$ 。在 S 中的 n 个数据中选取 k 个支撑点的所有方式共有 $C(n,k)$ 种选择方式，也即存在 $C(n,k)$ 种不同的 P 的组合。例如，当 $n=1000$ ， $k=3$ 时， $C_{nk}=1.66167E+08$ 。

15 需要说明的是，在本实施例中，优选将以上数据转化为图像序列进行显示以及分析，具体为，将大量的组合情况，按照顺序以 $262144(512\times 512)$ 的步长进行划分，并对划分后的数据进行归一化处理，以集合 P 中的 k 个元素作为多通道值生成待处理的图像序列。

具体地，公式如下：

$$20 \quad matrix_k = \left\{ \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nn} \end{bmatrix}, x \in P_{(i+512j)), k}, n=512 \right\}$$

式中， $matrix_k$ 表示由 P 中第 k 个维度数据生成的图像矩阵，矩阵中的每一个元素均来自按照 $512*512$ 为步长划分的支撑点组合 P 。

可选地，所述性能参数，包括：子进程计算速度；

25 需要说明的是，在本实施例中，优选将以上数据转化为图像序列进行显示以及分析，具体为，利用已经计算出的支撑点性能数据生成相应的掩码(mask) 热力图。

在一具体实现中，通过任务数量、子进程数量、任务分割方式生成的图像包括四种类型的纹理数据，如图 2-a 至图 2-d 所示，每个类别中保存若干张图像，每副图像大小为 $512*512$ ，对应的以距离计算次数生成的热力图如图 2e 至图 2l 所示，图 2i-l 中越深的区域表示该区域对应的支撑点组合所需计算次数越多。图 2e-h 中越深的区域则表示距离计算次数越少。其中，图

2e 与图 2i 相对应, 图 2f 与图 2j 相对应, 图 2g 与图 2k 相对应, 图 2h 与图 2l 相对应, 对应的两幅图像中图 2i-l 中的热力点越多表示构成这个图像的支撑点组合序列性能越差, 即在实际的计算任务中需要消耗更多的时间。其中, 图 2i-l 中的热力点称为网络需要分析定位以及预测的关键区域, 关键区域的数量及热力图中的颜色深浅直接影响了后续任务的分配。

可选地, 所述对应关系, 包括: 函数关系; 所述状态参数为所述函数关系的输入参数, 所述负载情况为所述函数关系的输出参数;

具体地,

在一实施例中, 所述对应关系, 包括: 函数关系。

优选地, 所述状态参数为所述函数关系的输入参数, 所述负载情况为所述函数关系的输出参数;

由此, 通过多种形式的对应关系, 可以提升对当前负载情况确定的灵活性和便捷性。

在一实施例中, 可以结合下列描述进一步说明步骤 S110 中“建立节点的状态参数与节点内子进程的负载情况之间的对应关系”的具体过程。

如下列步骤所述: 获取用于建立所述状态参数与所述负载情况之间的对应关系的样本数据;

在一进阶实施例中, 可以结合下列描述进一步说明“获取用于建立所述状态参数与所述负载情况之间的对应关系的样本数据”的具体过程。

如下列步骤所述: 收集不同节点状况的患者的所述状态参数和所述负载情况;

例如: 数据搜集: 搜集不同健康状况的患者的状态参数及对应的负载情况; 以及, 搜集不同年龄的患者的状态参数及对应的负载情况; 以及, 搜集不同性别的患者的状态参数及对应的负载情况。

由此, 通过多种途径收集运行数据, 有利于增加运行数据的量, 提升人工神经网络的学习能力, 进而提升确定的对应关系的精准性和可靠性。

如下列步骤所述: 对所述状态参数进行分析、并结合预存的专家经验信息, 选取与所述负载情况相关的数据作为所述状态参数(例如: 选取对负载情况有影响的状态参数作为输入参数, 将指定参数作为输出参数);

例如: 通过将已确诊的志愿者的相关数据中的状态参数作为输入参数, 将其相关数据中的负载情况作为输出参数。

如下列步骤所述：将所述负载情况、以及选取的所述状态参数构成的数据对，作为样本数据。

例如：将得到的输入、输出参数对，一部分用作训练样本数据，一部分用作测试样本数据。

5 由此，通过对收集到的状态参数进行分析及处理，进而得到样本数据，操作过程简单，操作结果可靠性高。

如下列步骤所述：分析所述状态参数的特性及其规律，根据所述特性及其规律，确定所述人工神经网络的网络结构及其网络参数；

10 例如：根据不同的年龄、病情、性别等对节点情况具有影响的数据特性及其所蕴含的规律，可初步确定网络的基本结构、网络的输入、输出节点数、网络隐层数、隐节点数、网络初始权值等。

优选地，所述网络结构，包括：BP神经网络、CNN神经网络、RNN神经网络、残差神经网络、多阶段循环神经网络中的至少之一；

和/或，

15 所述网络参数，包括：输入节点数、输出节点数、隐藏层数、隐节点数、密集块数、输出层数、卷积层数、过度层数、初始权值、偏置值中的至少之一。

需要说明的是，所述网络结构优选采用多阶段循环神经网络，其中。

20 具体地，通过算法得到第 n 幅图像在第 m 个循环阶段检测出的关键区域 S_n^m ，首先，对每幅图像的每个通道数据进行提取，并将提取的每个通道的数据对应生成一幅单通道图像，提取每幅图像的对数距离计算次数较多的区域特征 $f_{n,m}$ 。

25 由于在当前阶段处理过程中不仅需要考虑当前图像的信息 I_n ，还需要加入来自上一阶段提取到的关键区域特征 I_{n-1} 。然后将得到的关键区域特征作为特征匹配模块 Φ_r 的输入，最后得到关键区域预测信息 S_N^m 。

其中，特征匹配模块 Φ_r 包括三个组成部分，关键区域特征张量 f_n^m ，隐藏层变量 H_{n-1}^m 和 S_{n-1}^m ，公式中 W_p 和 W_r 分别是 Φ_p 和 Φ_r 的参数，网络参数 $W = \{W_p^k, W_r^m\}$ $k = \{1, 2, \dots, M\}$ ， M 表示阶段数量。

30 在模型中，第一个阶段的变量 f_n^0 ， S_n^0 ， H_0^k 以 0 作为初始值，最后一个阶段的关键区域序列 $\{K_1, K_2, \dots, K_N\}$ 作为最终输出检测值。这样逐步递进的方式使得网络能够良好的从多个维度多个模块中学习关键序列的映射。

将多通道数据进行提取，将提取后的数据分别作为网络每个阶段的输入。

具体地，对于每一个支撑点组合 P_k ，均由 k 个支撑点组成。按照上文描述方案，将多个支撑点组合 P_k 按照 $512*512$ 为步长进行划分，拼接在一起，
5 即可生成具有 k 个维度的矩阵 $matrix_k$ ，该矩阵中的每一个维度即为输入图像序列，即是 $\{I_1, I_2, \dots, I_n \mid I_n = matrix_n, n \in k\}$ 。

需要说明的是，在多段化的优化过程中，具体包括以下过程：

Data: 输入图像序列 $\{I_1, I_2, \dots, I_n\}$ ，优化阶段函数 M ，图像函数 N ，

网络参数 $W = \{W_p^k, W_r^m\}, k = \{1, 2, \dots, M\}$

Result: 激励计算次数较多的关键区域 $\{K_1, K_2, \dots, K_N\}$

begin

$f_n^0 = 0, S_n^0 = 0, H_0^k = 0$

for $n = 1 \rightarrow N$ **do**

form $m = 1 \rightarrow M$ **do**

$f_n^m = \Phi_p(I_n, f_n^{m-1}; W_p^k)$

$K_n^m, H_n^m = \Phi_r(f_n^m, H_{n-1}^m, S_{n-1}^m, W_r^m)$

end

$S_n = S_{n-1}^m$

end

return $\{K_1, K_2, \dots, K_N\}$

end

如下列步骤所述：使用所述样本数据，对所述网络结构和所述网络参数
10 进行训练和测试，确定所述状态参数与所述负载情况的所述对应关系。

例如：网络设计完成后，需用训练样本数据对设计完成的神经网络进行训练。训练方法可根据实际的网络结构及训练中发现的问题进行调整。

由此，通过收集图像数据，从中选取样本数据，并基于样本数据进行训练和测试，确定状态参数与负载情况之间的对应关系，有利于提升对指定参
15 数生成的精准性。

可选地，可以结合下列描述进一步说明步骤“使用所述样本数据，对所述网络结构和所述网络参数进行训练和测试，确定所述状态参数与所述负载情况的所述对应关系”中对所述网络结构和所述网络参数进行训练的具体过程。

如下列步骤所述，选取所述样本数据中的一部分数据作为训练样本，将
20 所述训练样本中的所述状态参数输入到所述网络结构，通过所述网络结构的激活函数和所述网络参数进行训练，得到实际训练结果；确定所述实际训练结果与所述训练样本中的相应负载情况之间的实际训练误差是否满足预设

训练误差；当所述实际训练误差满足所述预设训练误差时，确定对所述网络结构和所述网络参数的所述训练完成；

更可选地，对所述网络结构和所述网络参数进行训练，还包括：

5 当所述实际训练误差不满足所述设定训练误差时，通过所述网络结构的误差能量函数更新所述网络参数；通过所述网络结构的所述激活函数和更新后的所述网络参数进行重新训练，直至所述重新训练后的实际训练误差满足所述设定训练误差；

例如：若测试误差满足要求，则网络训练测试完成。

10 由此，通过将测试样本用于训练得到的网络结构和网络参数进行测试，以进一步验证网络结构及网络参数的可靠性。

可选地，可以结合下列描述进一步说明步骤“使用所述样本数据，对所述网络结构和所述网络参数进行训练和测试，确定所述状态参数与所述负载情况的所述对应关系”中对所述网络结构和所述网络参数进行测试的具体过程。

15 如下列步骤所述，选取所述样本数据中的另一部分数据作为测试样本，将所述测试样本中的所述状态参数输入到所述训练完成的所述网络结构中，以所述激活函数和所述训练完成的所述网络参数进行测试，得到实际测试结果；确定所述实际测试结果与所述测试样本中的相应负载情况之间的实际测试误差是否满足设定测试误差；当所述实际测试误差满足所述设定测试误差
20 时，确定对所述网络结构和所述网络参数的所述测试完成。

如上述步骤 S120 所述，获取节点的当前状态参数；

如上述步骤 S130 所述，通过所述对应关系，确定与所述当前状态参数对应的当前负载情况；具体地，确定与所述状态参数对应的当前负载情况，
25 包括：将所述对应关系中与所述当前状态参数相同的状态参数所对应的负载等情况，确定为所述当前负载情况；

例如：实时识别出节点的状态参数。

由此，通过基于对应关系，根据当前状态参数有效地识别出当前负载情况，从而为节点的任务分配提供准确的判断依据，且判断结果精准性好。

30 在一个可选例子中，步骤 S130 中确定与所述当前状态参数对应的当前负载情况，可以包括：将所述对应关系中与所述当前状态参数相同的状态参数所对应的负载情况，确定为所述当前负载情况。

在一个可选例子中，步骤 S130 中确定与所述状态参数对应的当前负载情况，还可以包括：当所述对应关系可以包括函数关系时，将所述当前状态参数输入所述函数关系中，确定所述函数关系的输出参数为当前负载情况。

由此，通过基于对应关系或函数关系，根据所述当前状态参数确定当前负载情况，确定方式简便，确定结果可靠性高。

在一个可选实施方式中，还可以包括：验证所述当前负载情况与实际负载情况是否相符的过程。

5 可选地，可以接收到所述当前负载情况与实际负载情况不符的验证结果、和/或确定所述对应关系中没有与所述当前状态参数相同的状态参数时，对所述对应关系进行更新、修正、再学习中的至少一种维护操作。

例如：设备本身无法获知到实际负载情况，需要有操作人员的反馈操作才行，即如果设备智能判断出负载情况，操作人员通过操作反馈其与实际的状态不符，设备才能获知。

验证所述当前负载情况与实际负载情况是否相符(例如：可以通过 AR 显示模块对实际负载情况进行显示，以验证确定的所述当前负载情况与实际负载情况是否相符)。

15 当所述当前负载情况与实际负载情况不符、和/或所述对应关系中没有与所述当前状态参数相同的状态参数时，对所述对应关系进行更新、修正、再学习中的至少一种维护操作。

例如：可以根据维护后的对应关系，根据所述当前状态参数确定当前负载情况。例如：将维护后的所述对应关系中与所述当前状态参数相同的状态参数对应的负载情况，确定为当前负载情况。

20 由此，通过对确定的状态参数与负载情况之间的对应关系的维护，有利于提升对负载情况确定的精准性和可靠性。

如上述步骤 S140 所述，依据所述当前负载情况，增加或减少所述子进程的处理任务。

参照图 3，需要说明的是，当存在子进程的当前负载情况超过其他子进程时，将该部分子进程中的超出部分的任务进行以当前子进程总数为分割基础的任务分割，将超出部分的任务重新分割成若干个数据任务，并派送给所有子进程，以确保各个子进程之间的任务负载均衡，例如：通过多阶段的神经网络对距离计算次数的估计，将距离计算次数按照由大到小分为若干个级别，将同一级别的任务序列分配至同一计算节点中，以确保使得同一计算节点被分配到的任务负载接近，从而缓解负载均衡的问题。

对于装置实施例而言，由于其与方法实施例基本相似，所以描述的比较简单，相关之处参见方法实施例的部分说明即可。

参照图 4，示出了本申请一实施例提供的一种支撑点并行枚举负载均衡

装置，其特征在于，包括：

建立模块 410，用于利用人工神经网络的自学习能力，建立节点的状态参数与节点的负载情况之间的对应关系；

获取模块 420，用于获取节点的当前状态参数；

5 确定模块 430，用于通过所述对应关系，确定与所述当前状态参数对应的当前负载情况；具体地，确定与所述状态参数对应的当前负载情况，包括：将所述对应关系中与所述当前状态参数相同的状态参数所对应的负载等情况，确定为所述当前负载情况；

10 任务分配模块 440，用于依据所述当前负载情况，增加或减少所述子进程的处理任务。

在一实施例中，所述状态参数，包括：任务参数和/或性能参数，和/或由按设定规律自所述任务参数、所述性能参数中提取的特征组成的一维或二维以上的数组；其中，

15 所述任务参数，包括：任务数量、子进程数量、任务分割方式中的至少之一；

和/或，

所述性能参数，包括：子进程计算速度；

和/或，

所述对应关系，包括：函数关系；

20 所述状态参数为所述函数关系的输入参数，所述负载情况为所述函数关系的输出参数；

所述确定模块 430，包括：

25 函数确定子模块，用于当所述对应关系包括函数关系时，将所述当前状态参数输入所述函数关系中，确定所述函数关系的输出参数为当前负载情况。

在一实施例中，所述建立模块 410，包括：

获取子模块，用于获取用于建立所述状态参数与所述负载情况之间的对应关系的样本数据；

30 分析子模块，用于分析所述状态参数的特性及其规律，根据所述特性及其规律，确定所述人工神经网络的网络结构及其网络参数；

训练子模块，用于使用所述样本数据，对所述网络结构和所述网络参数进行训练和测试，确定所述状态参数与所述负载情况的所述对应关系。

在一实施例中，所述获取子模块，包括：

收集子模块，用于收集节点的在处理不同类型数据下的状态参数和负载

情况；

分析子模块，用于对所述状态参数进行分析、并结合预存的专家经验信息，选取与所述负载情况相关的数据作为所述状态参数；

5 样本数据生成子模块，用于将所述负载情况、以及选取的所述状态参数构成的数据对，作为样本数据。

在一实施例中，

所述网络结构，包括：BP神经网络、CNN神经网络、RNN神经网络、残差神经网络、多阶段循环神经网络中的至少之一；

和/或，

10 所述网络参数，包括：输入节点数、输出节点数、隐藏层数、隐节点数、密集块数、输出层数、卷积层数、过度层数、初始权值、偏置值中的至少之一。

在一实施例中，

所述训练子模块，包括：

15 训练结果生成子模块，用于选取所述样本数据中的一部分数据作为训练样本，将所述训练样本中的所述状态参数输入到所述网络结构，通过所述网络结构的激活函数和所述网络参数进行训练，得到实际训练结果；

训练结果误差判断子模块，用于确定所述实际训练结果与所述训练样本中的相应负载情况之间的实际训练误差是否满足预设训练误差；

20 训练完成判定子模块，用于当所述实际训练误差满足所述预设训练误差时，确定对所述网络结构和所述网络参数的所述训练完成；

和/或，

测试子模块，用于对所述网络结构和所述网络参数进行测试，所述测试子模块，包括：

25 测试结果生成子模块，用于选取所述样本数据中的另一部分数据作为测试样本，将所述测试样本中的所述状态参数输入到所述训练完成的所述网络结构中，以所述激活函数和所述训练完成的所述网络参数进行测试，得到实际测试结果；

30 测试结果误差判断子模块，用于确定所述实际测试结果与所述测试样本中的相应负载情况之间的实际测试误差是否满足设定测试误差；

测试完成判定子模块，用于当所述实际测试误差满足所述设定测试误差时，确定对所述网络结构和所述网络参数的所述测试完成。

在一实施例中，

所述训练子模块，还包括：

网络参数更新子模块，用于当所述实际训练误差不满足所述设定训练误差时，通过所述网络结构的误差能量函数更新所述网络参数；

第一重训练子模块，用于通过所述网络结构的所述激活函数和更新后的所述网络参数进行重新训练，直至所述重新训练后的实际训练误差满足所述
5 设定训练误差；

和/或，

所述测试子模块，还包括：

第二重训练子模块，用于当所述实际测试误差不满足所述设定测试误差时，对所述网络结构和所述网络参数进行重新训练，直至所述重新训练后的
10 实际测试误差慢速所述设定测试误差。

参照图 5，示出了本发明的一种支撑点并行枚举负载均衡方法的计算机设备，具体可以包括如下：

上述计算机设备 12 以通用计算设备的形式表现，计算机设备 12 的组件
15 可以包括但不限于：一个或者多个处理器或者处理单元 16，系统存储器 28，连接不同系统组件（包括系统存储器 28 和处理单元 16）的总线 18。

总线 18 表示几类总线 18 结构中的一种或多种，包括存储器总线 18 或者存储器控制器，外围总线 18，图形加速端口，处理器或者使用多种总线 18 结构中的任意总线 18 结构的局域总线 18。举例来说，这些体系结构包括
20 但不限于工业标准体系结构（ISA）总线 18，微通道体系结构（MAC）总线 18，增强型 ISA 总线 18、音视频电子标准协会（VESA）局域总线 18 以及外围组件互连（PCI）总线 18。

计算机设备 12 典型地包括多种计算机系统可读介质。这些介质可以是任何能够被计算机设备 12 访问的可用介质，包括易失性和非易失性介质，
25 可移动的和不可移动的介质。

系统存储器 28 可以包括易失性存储器形式的计算机系统可读介质，例如随机存取存储器（RAM）30 和/或高速缓存存储器 32。计算机设备 12 可以进一步包括其他移动/不可移动的、易失性/非易失性计算机系统存储介质。仅作为举例，存储系统 34 可以用于读写不可移动的、非易失性磁介质（通常称为“硬盘驱动器”）。尽管图 5 中未示出，可以提供用于对可移动非易
30 失性磁盘（如“软盘”）读写的磁盘驱动器，以及对可移动非易失性光盘（例如 CD-ROM, DVD-ROM 或者其他光介质）读写的光盘驱动器。在这些情况下，每个驱动器可以通过一个或者多个数据介质界面与总线 18 相连。存储器可以包括至少一个程序产品，该程序产品具有一组（例如至少一个）程序

模块 42，这些程序模块 42 被配置以执行本发明各实施例的功能。

具有一组（至少一个）程序模块 42 的程序/实用工具 40，可以存储在例如存储器中，这样的程序模块 42 包括——但不限于——操作系统、一个或者多个应用程序、其他程序模块 42 以及程序数据，这些示例中的每一个或
5 某种组合中可能包括网络环境的实现。程序模块 42 通常执行本发明所描述的实施例中的功能和/或方法。

计算机设备 12 也可以与一个或多个外部设备 14（例如键盘、指向设备、显示器 24、摄像头等）通信，还可与一个或者多个使得用户能与该计算机设备 12 交互的设备通信，和/或与使得该计算机设备 12 能与一个或多个其他计
10 算设备进行通信的任何设备（例如网卡，调制解调器等等）通信。这种通信可以通过输入/输出（I/O）界面 22 进行。并且，计算机设备 12 还可以通过网络适配器 20 与一个或者多个网络（例如局域网（LAN）），广域网（WAN）和/或公共网络（例如因特网）通信。如图所示，网络适配器 20 通过总线 18 与计算机设备 12 的其他模块通信。应当明白，尽管图 5 中未示出，可以结
15 合计算机设备 12 使用其他硬件和/或软件模块，包括但不限于：微代码、设备驱动器、冗余处理单元 16、外部磁盘驱动阵列、RAID 系统、磁带驱动器以及数据备份存储系统 34 等。

处理单元 16 通过运行存储在系统存储器 28 中的程序，从而执行各种功能应用以及数据处理，例如实现本发明实施例所提供的支撑点并行枚举负载
20 均衡方法。

也即，上述处理单元 16 执行上述程序时实现：利用人工神经网络的自学习能力，建立节点的状态参数与节点内子进程的负载情况之间的对应关系；获取节点的当前状态参数；通过所述对应关系，确定与所述当前状态参数对应的当前负载情况；具体地，确定与所述状态参数对应的当前负载情况，
25 包括：将所述对应关系中与所述当前状态参数相同的状态参数所对应的负载等情况，确定为所述当前负载情况；依据所述当前负载情况，增加或减少所述子进程的处理任务。

在本发明实施例中，本发明还提供一种计算机可读存储介质，其上存储
30 有计算机程序，该程序被处理器执行时实现如本申请所有实施例提供的支撑点并行枚举负载均衡方法：

也即，给程序被处理器执行时实现：利用人工神经网络的自学习能力，建立节点的状态参数与节点内子进程的负载情况之间的对应关系；获取节点的当前状态参数；通过所述对应关系，确定与所述当前状态参数对应的当前

负载情况；具体地，确定与所述状态参数对应的当前负载情况，包括：将所述对应关系中与所述当前状态参数相同的状态参数所对应的负载等情况，确定为所述当前负载情况；依据所述当前负载情况，增加或减少所述子进程的处理任务。

5 可以采用一个或多个计算机可读的介质的任意组合。计算机可读介质可以是计算机克顿信号介质或者计算机可读存储介质。计算机可读存储介质例如可以是——但不限于——电、磁、光、电磁、红外线或半导体的系统、装置或器件，或者任意以上的组合。计算机可读存储介质的更具体的例子（非穷举的列表）包括：具有一个或多个导线的电连接、便携式计算机磁盘、硬
10 盘、随机存取存储器（RAM）、只读存储器（ROM）、可擦可编程只读存储器（EPOM 或闪存）、光纤、便携式紧凑磁盘只读存储器（CD-ROM）、光存储器件、磁存储器件或者上述的任意合适的组合。在本文件中，计算机可读存储介质可以是任何包含或存储程序的有形介质，该程序可以被指令执行系统、装置或者器件使用或者与其结合使用。

15 计算机可读的信号介质可以包括在基带中或者作为载波一部分传播的数据信号，其中承载了计算机可读的程序代码。这种传播的数据信号可以采用多种形式，包括——但不限于——电磁信号、光信号或上述的任意合适的组合。计算机可读的信号介质还可以是计算机可读存储介质以外的任何计算机可读介质，该计算机可读介质可以发送、传播或者传输用于由指令执行系
20 统、装置或者器件使用或者与其结合使用的程序。

 可以以一种或多种程序设计语言或其组合来编写用于执行本发明操作的计算机程序代码，上述程序设计语言包括面向对象的程序设计语言——诸如 Java、Smalltalk、C++，还包括常规的过程式程序设计语言——诸如“C”语言或类似的程序设计语言。程序代码可以完全地在用户计算机上执行、部
25 分地在用户计算机上执行、作为一个独立的软件包执行、部分在用户计算机上部分在远程计算机上执行或者完全在远程计算机或者服务器上执行。在涉及远程计算机的情形中，远程计算机可以通过任意种类的网络——包括局域网（LAN）或广域网（WAN）——连接到用户计算机，或者，可以连接到外部计算机（例如利用因特网服务提供商来通过因特网连接）。本说明书
30 中的各个实施例均采用递进的方式描述，每个实施例重点说明的都是与其他实施例的不同之处，各个实施例之间相同相似的部分互相参见即可。

 尽管已描述了本申请实施例的优选实施例，但本领域内的技术人员一旦得知了基本创造性概念，则可对这些实施例做出另外的变更和修改。所以，所附权利要求意欲解释为包括优选实施例以及落入本申请实施例范围的所

有变更和修改。

最后，还需要说明的是，在本文中，诸如第一和第二等之类的关系术语仅仅用来将一个实体或者操作与另一个实体或操作区分开来，而不一定要求或者暗示这些实体或操作之间存在任何这种实际的关系或者顺序。而且，术语“包括”、“包含”或者其任何其他变体意在涵盖非排他性的包含，从而使得包括一系列要素的过程、方法、物品或者终端设备不仅包括那些要素，而且还包括没有明确列出的其他要素，或者是还包括为这种过程、方法、物品或者终端设备所固有的要素。在没有更多限制的情况下，由语句“包括一个……”限定的要素，并不排除在包括所述要素的过程、方法、物品或者终端设备中还存在另外的相同要素。

以上对本申请所提供的支撑点并行枚举负载均衡方法、装置、设备及介质，进行了详细介绍，本文中应用了具体个例对本申请的原理及实施方式进行了阐述，以上实施例的说明只是用于帮助理解本申请的方法及其核心思想；同时，对于本领域的一般技术人员，依据本申请的思想，在具体实施方式及应用范围上均会有改变之处，综上所述，本说明书内容不应理解为对本申请的限制。

权 利 要 求 书

1、一种支撑点并行枚举负载均衡方法，其特征在于，包括：

利用人工神经网络的自学习能力，建立节点的状态参数与节点内子进程的负载情况之间的对应关系；

获取节点的当前状态参数；

5 通过所述对应关系，确定与所述当前状态参数对应的当前负载情况；具体地，确定与所述状态参数对应的当前负载情况，包括：将所述对应关系中与所述当前状态参数相同的状态参数所对应的负载等情况，确定为所述当前负载情况；

依据所述当前负载情况，增加或减少所述子进程的处理任务。

10 2、根据权利要求1所述的方法，其特征在于，

所述状态参数，包括：任务参数和/或性能参数，和/或由按设定规律自所述任务参数、所述性能参数中提取的特征组成的一维或两维以上的数组；其中，

15 所述任务参数，包括：任务数量、子进程数量、任务分割方式中的至少之一；

和/或，

所述性能参数，包括：子进程计算速度；

和/或，

所述对应关系，包括：函数关系；

20 所述状态参数为所述函数关系的输入参数，所述负载情况为所述函数关系的输出参数；

通过所述对应关系，确定与所述当前状态参数对应的当前负载情况的步骤，包括：

25 当所述对应关系包括函数关系时，将所述当前状态参数输入所述函数关系中，确定所述函数关系的输出参数为当前负载情况。

3、根据权利要求1所述的方法，其特征在于，所述建立节点的状态参数与节点的负载情况之间的对应关系的步骤，包括：

获取用于建立所述状态参数与所述负载情况之间的对应关系的样本数据；

30 分析所述状态参数的特性及其规律，根据所述特性及其规律，确定所述人工神经网络的网络结构及其网络参数；

使用所述样本数据，对所述网络结构和所述网络参数进行训练和测试，确定所述状态参数与所述负载情况的所述对应关系。

4、根据权利要求 3 所述的方法，其特征在于，所述获取用于建立所述状态参数与所述负载情况之间的对应关系的样本数据的步骤，包括：

收集节点的在处理不同类型数据下的状态参数和负载情况；

5 对所述状态参数进行分析、并结合预存的专家经验信息，选取与所述负载情况相关的数据作为所述状态参数；

将所述负载情况、以及选取的所述状态参数构成的数据对，作为样本数据。

5、根据权利要求 4 所述的方法，其特征在于，

10 所述网络结构，包括：BP 神经网络、CNN 神经网络、RNN 神经网络、残差神经网络、多阶段循环神经网络中的至少之一；

和/或，

所述网络参数，包括：输入节点数、输出节点数、隐藏层数、隐节点数、密集块数、输出层数、卷积层数、过度层数、初始权值、偏置值中的至少之一。

15 6、根据权利要求 3-5 任一项所述的方法，其特征在于，

对所述网络结构和所述网络参数进行训练，包括：

选取所述样本数据中的一部分数据作为训练样本，将所述训练样本中的所述状态参数输入到所述网络结构，通过所述网络结构的激活函数和所述网络参数进行训练，得到实际训练结果；

20 确定所述实际训练结果与所述训练样本中的相应负载情况之间的实际训练误差是否满足预设训练误差；

当所述实际训练误差满足所述预设训练误差时，确定对所述网络结构和所述网络参数的所述训练完成；

和/或，

25 对所述网络结构和所述网络参数进行测试，包括：

选取所述样本数据中的另一部分数据作为测试样本，将所述测试样本中的所述状态参数输入到所述训练完成的所述网络结构中，以所述激活函数和所述训练完成的所述网络参数进行测试，得到实际测试结果；

30 确定所述实际测试结果与所述测试样本中的相应负载情况之间的实际测试误差是否满足设定测试误差；

当所述实际测试误差满足所述设定测试误差时，确定对所述网络结构和所述网络参数的所述测试完成。

7、根据权利要求 6 所述的方法，其特征在于，

对所述网络结构和所述网络参数进行训练，还包括：

当所述实际训练误差不满足所述设定训练误差时，通过所述网络结构的误差能量函数更新所述网络参数；

通过所述网络结构的所述激活函数和更新后的所述网络参数进行重新训练，直至所述重新训练后的实际训练误差满足所述设定训练误差；

5 和/或，

对所述网络结构和所述网络参数进行测试，还包括：

当所述实际测试误差不满足所述设定测试误差时，对所述网络结构和所述网络参数进行重新训练，直至所述重新训练后的实际测试误差慢速所述设定测试误差。

10 8、一种支撑点并行枚举负载均衡装置，其特征在于，包括：

建立模块，用于利用人工神经网络的自学习能力，建立节点的状态参数与节点的负载情况之间的对应关系；

获取模块，用于获取节点的当前状态参数；

15 确定模块，用于通过所述对应关系，确定与所述当前状态参数对应的当前负载情况；具体地，确定与所述状态参数对应的当前负载情况，包括：将所述对应关系中与所述当前状态参数相同的状态参数所对应的负载等情况，确定为所述当前负载情况；

任务分配模块，用于依据所述当前负载情况，增加或减少所述子进程的处理任务。

20 9、一种设备，其特征在于，包括处理器、存储器及存储在所述存储器上并能够在所述处理器上运行的计算机程序，所述计算机程序被所述处理器执行时实现如权利要求 1 至 7 中任一项所述的方法。

25 10、一种计算机可读存储介质，其特征在于，所述计算机可读存储介质上存储计算机程序，所述计算机程序被处理器执行时实现如权利要求 1 至 7 中任一项所述的方法。

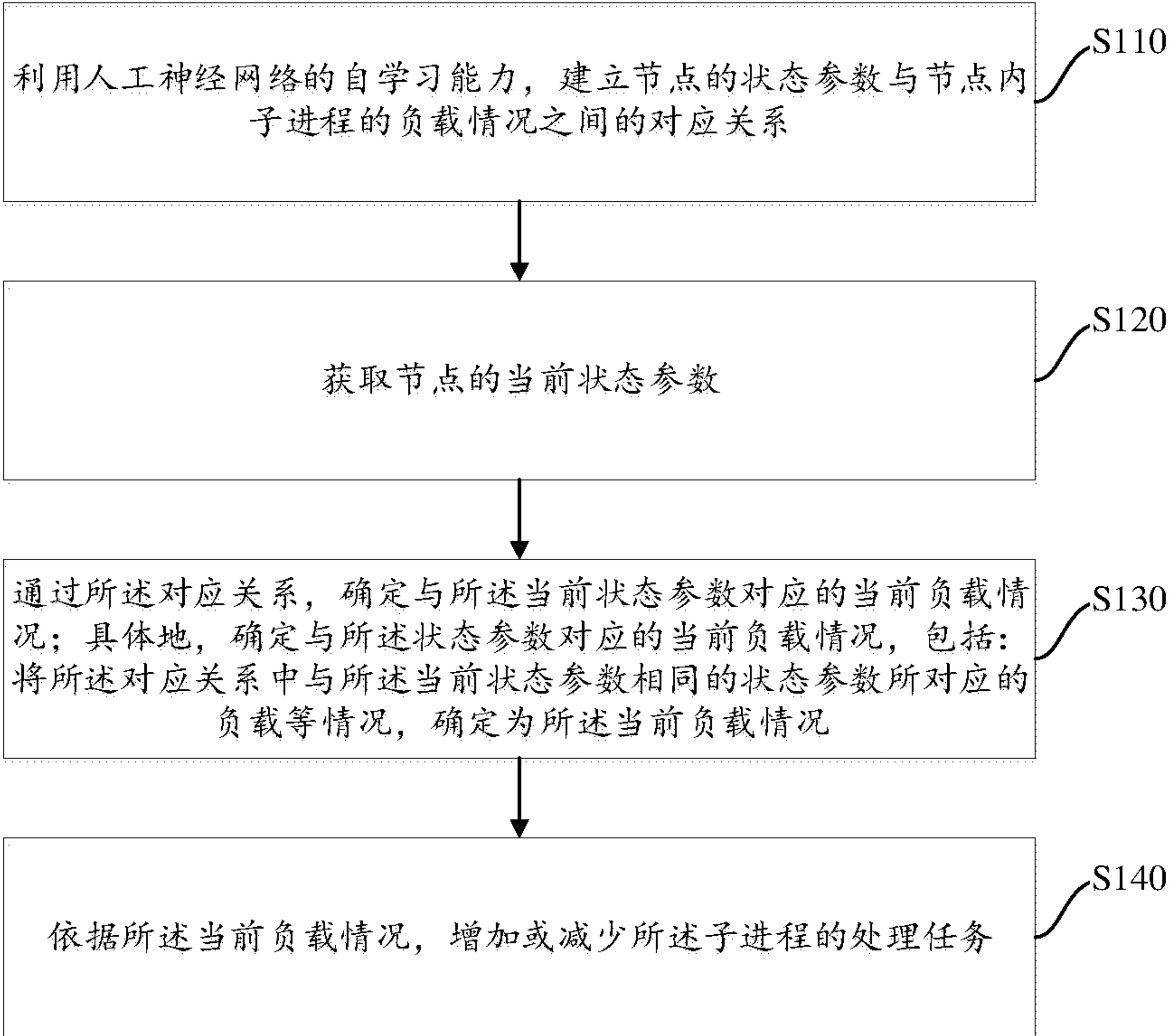


图 1

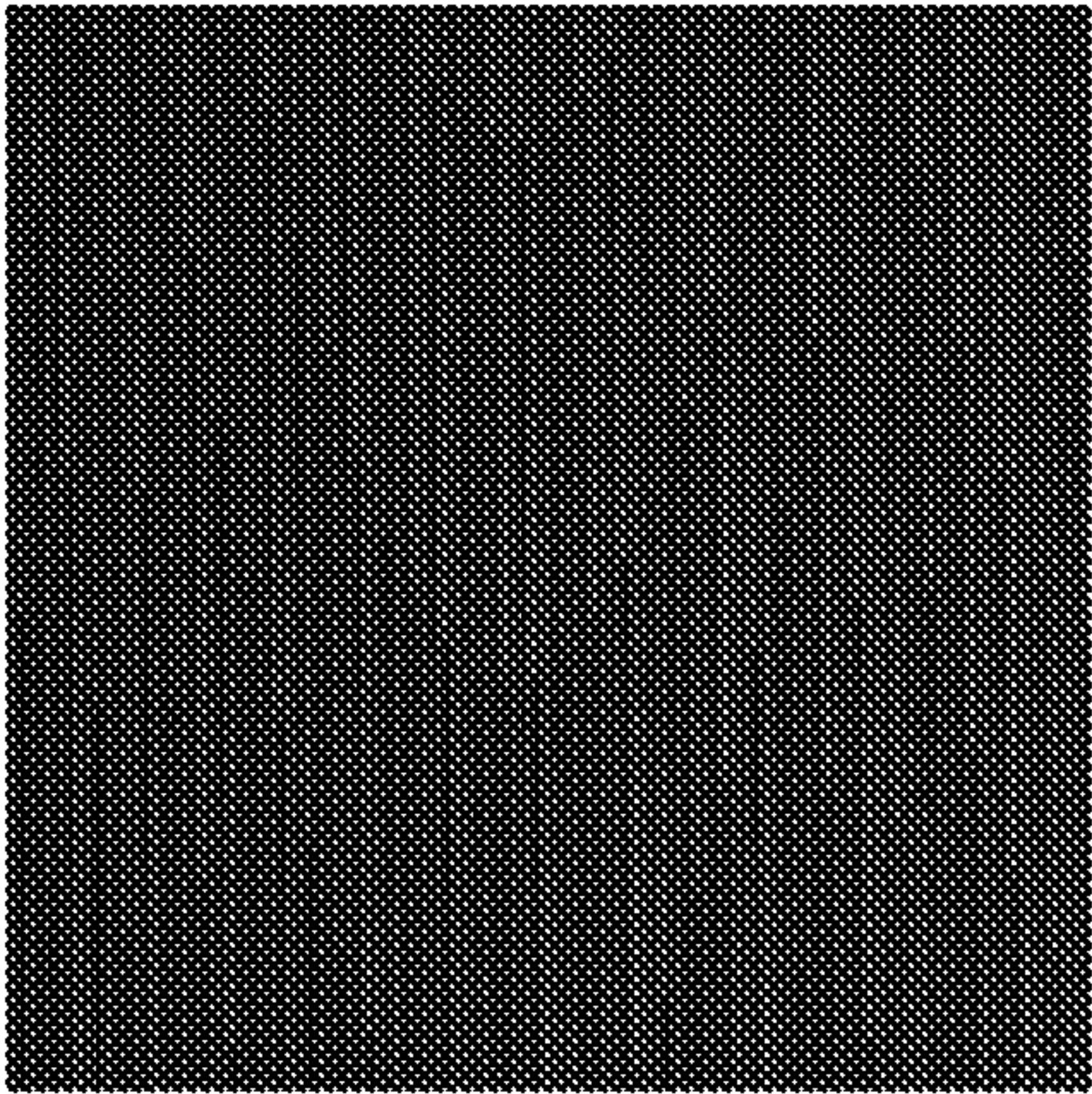


图 2a

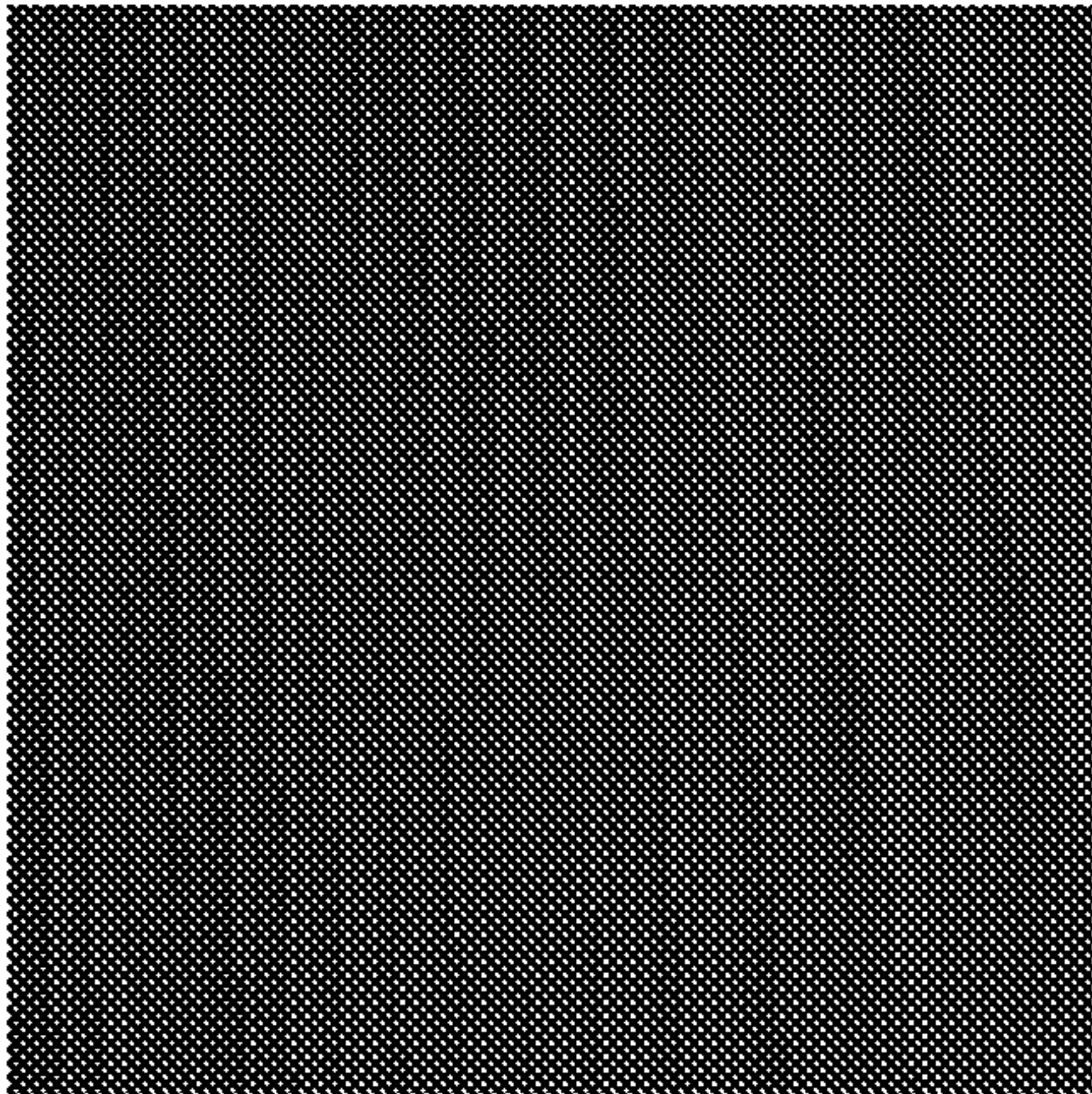


图 2b

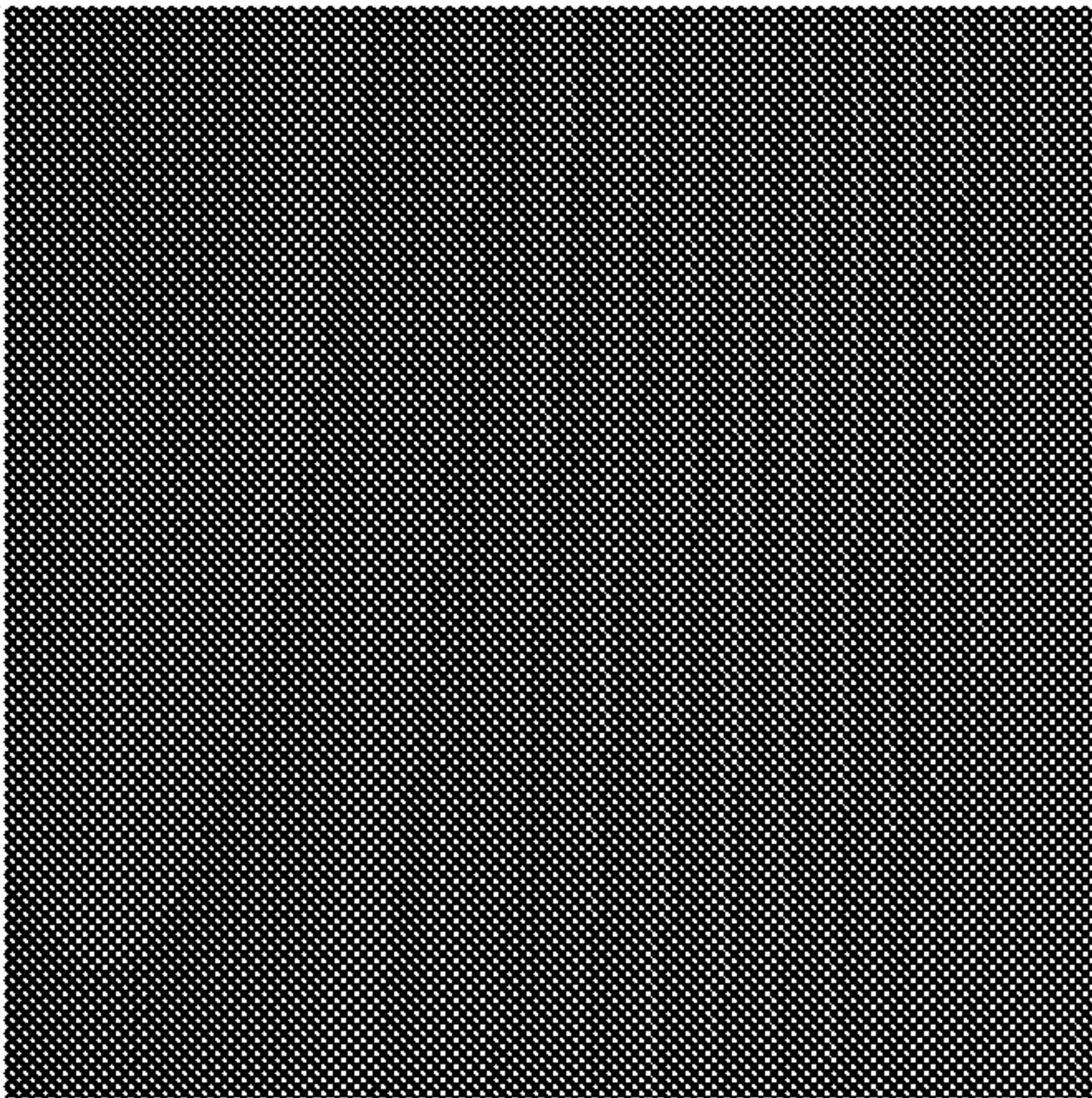


图 2c

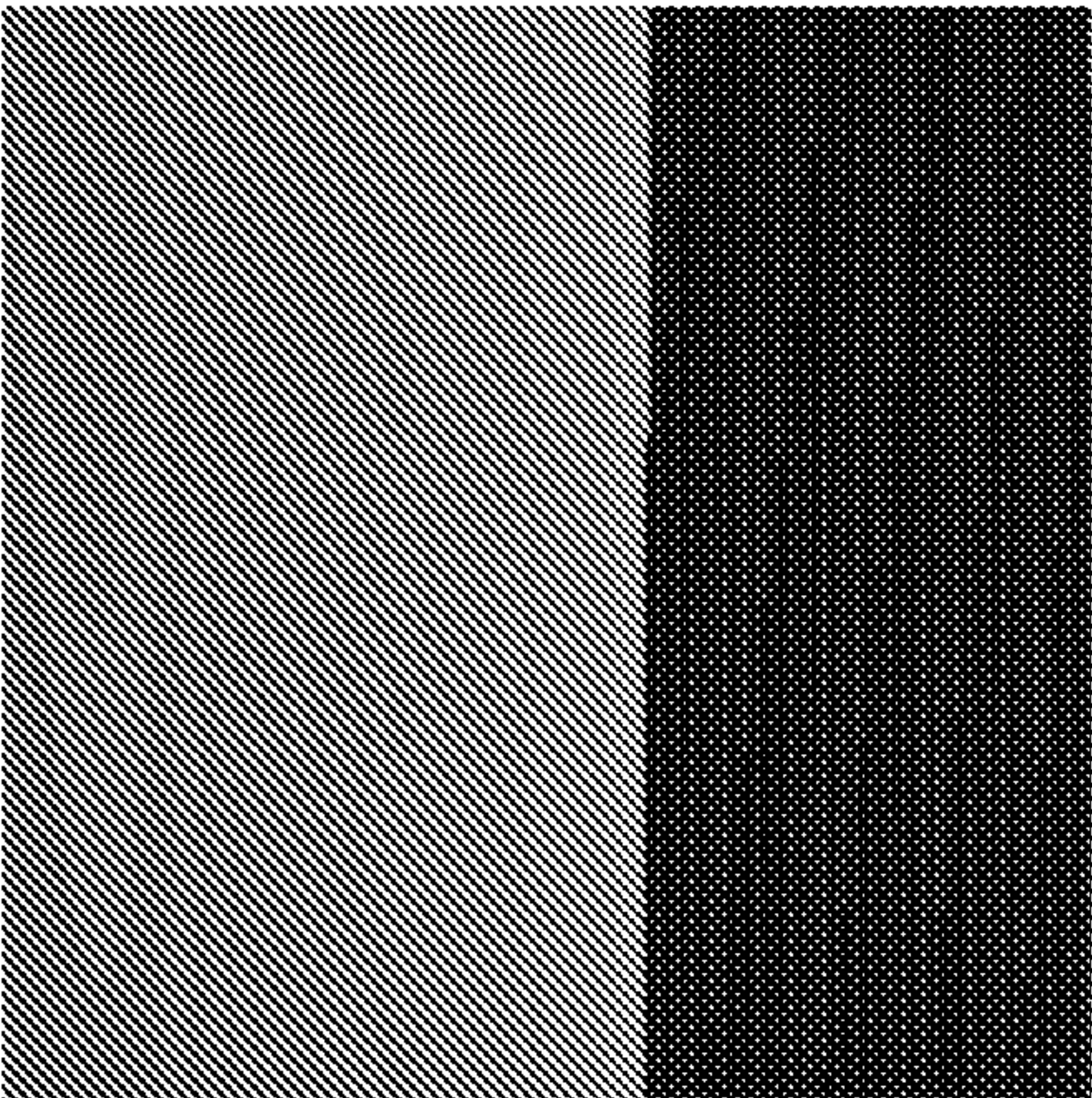


图 2d



图 2e



图 2f

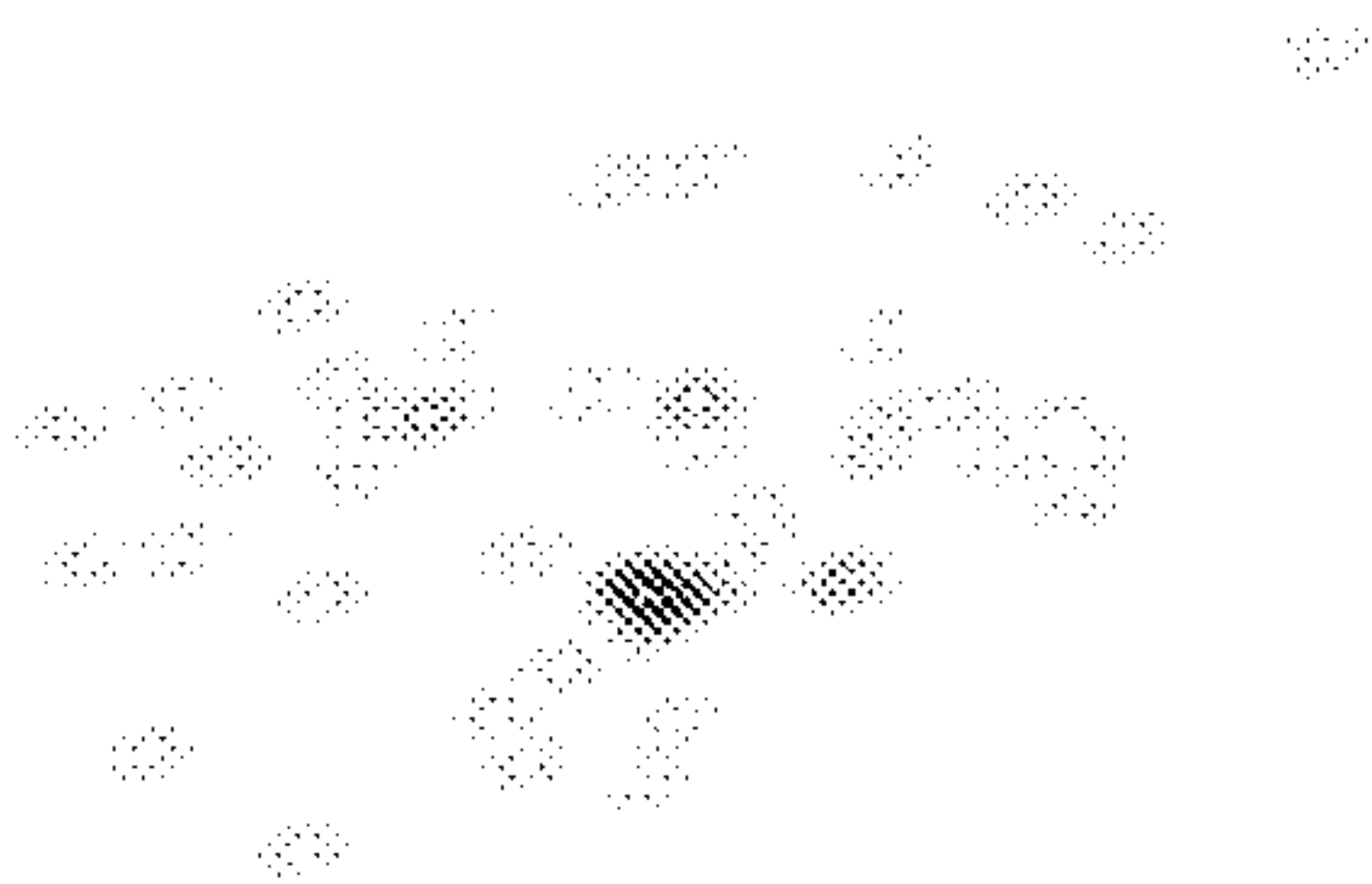


图 2g

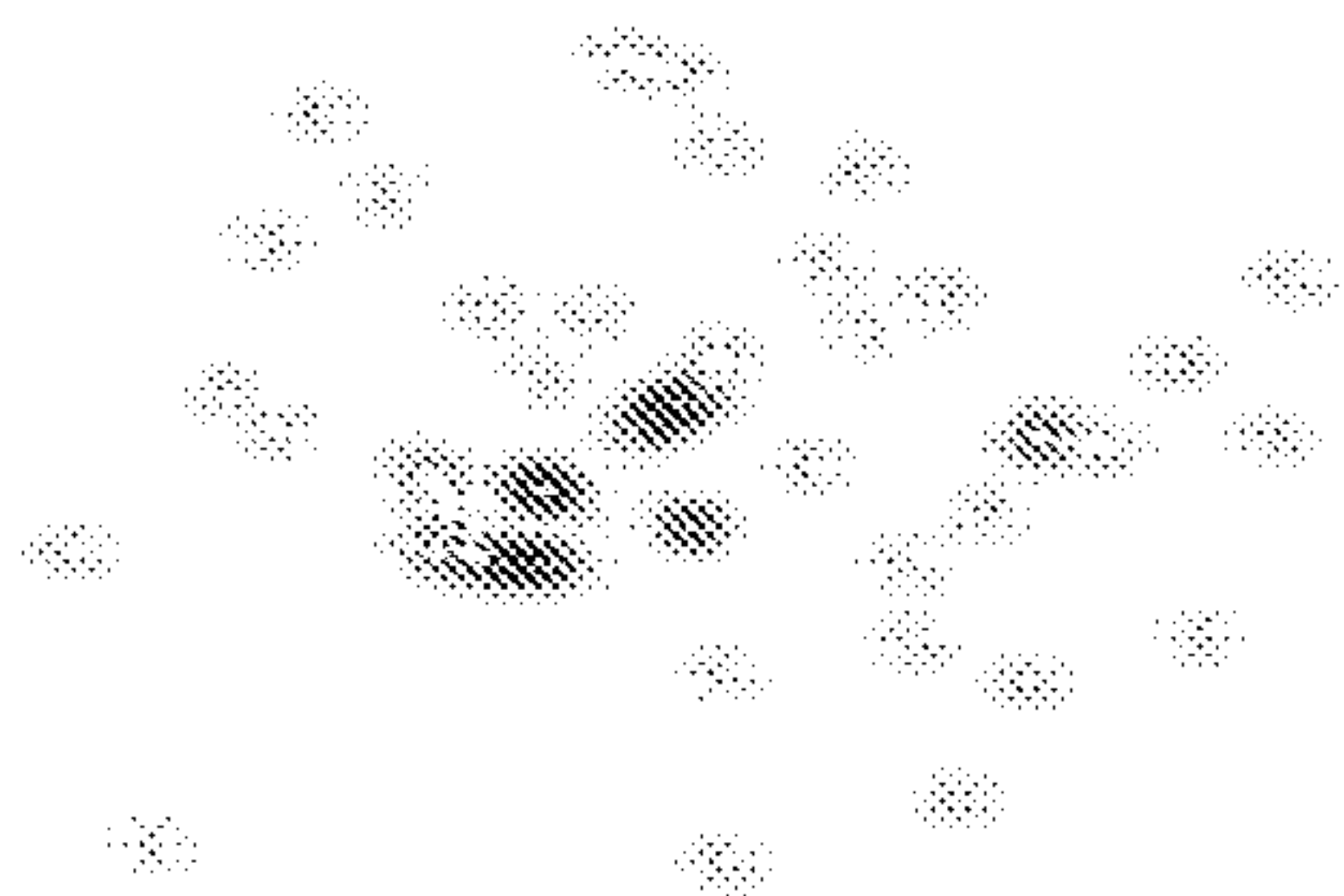


图 2h



图 2i

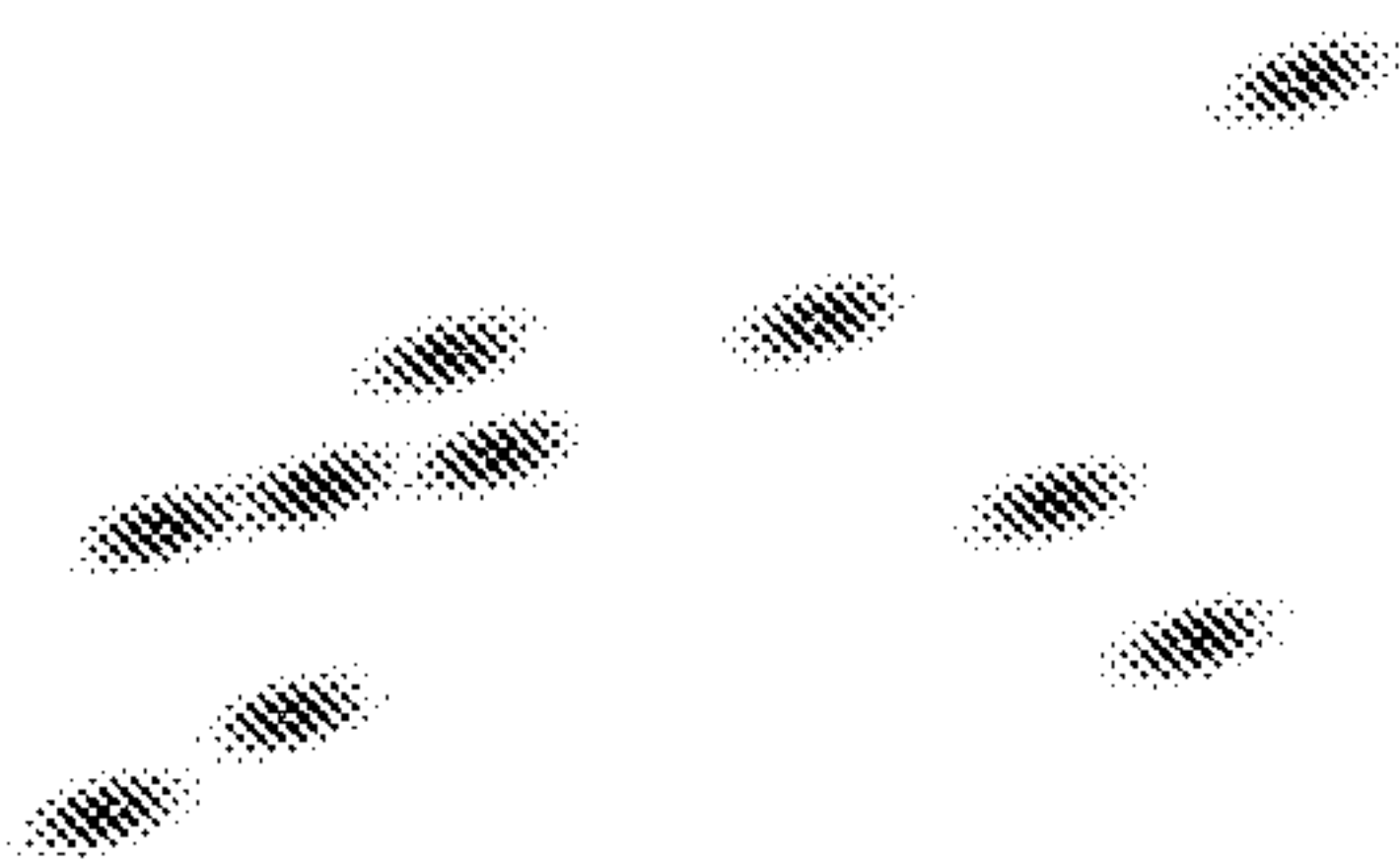


图 2j

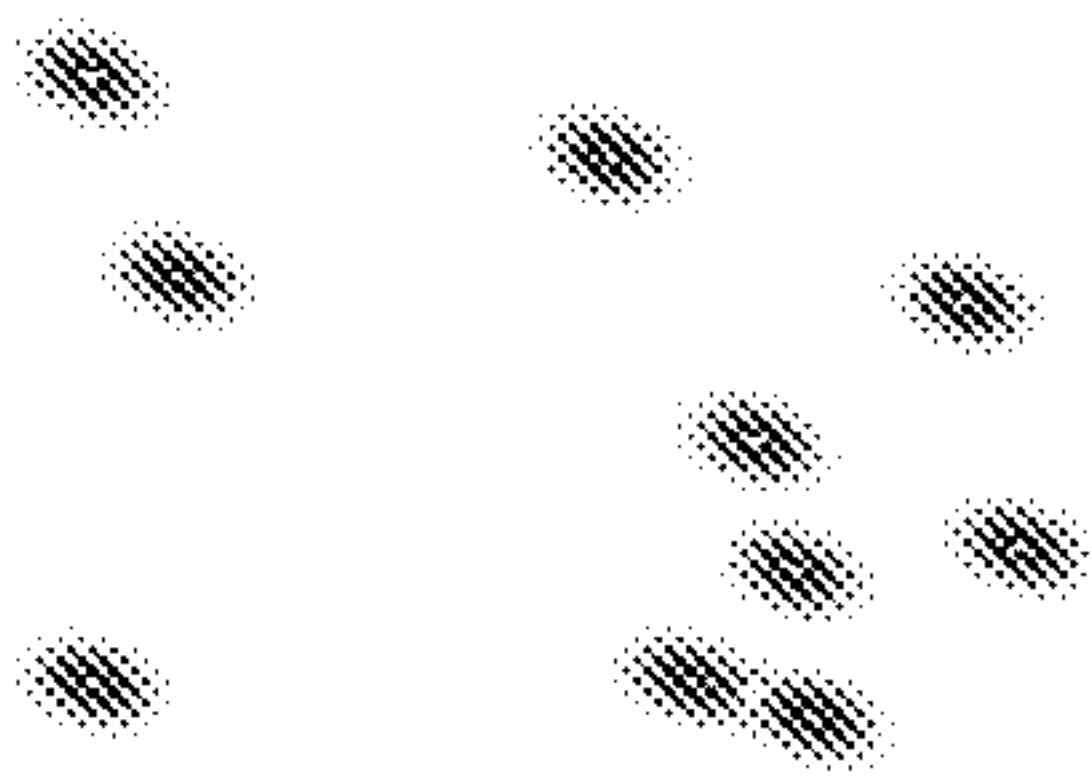


图 2k

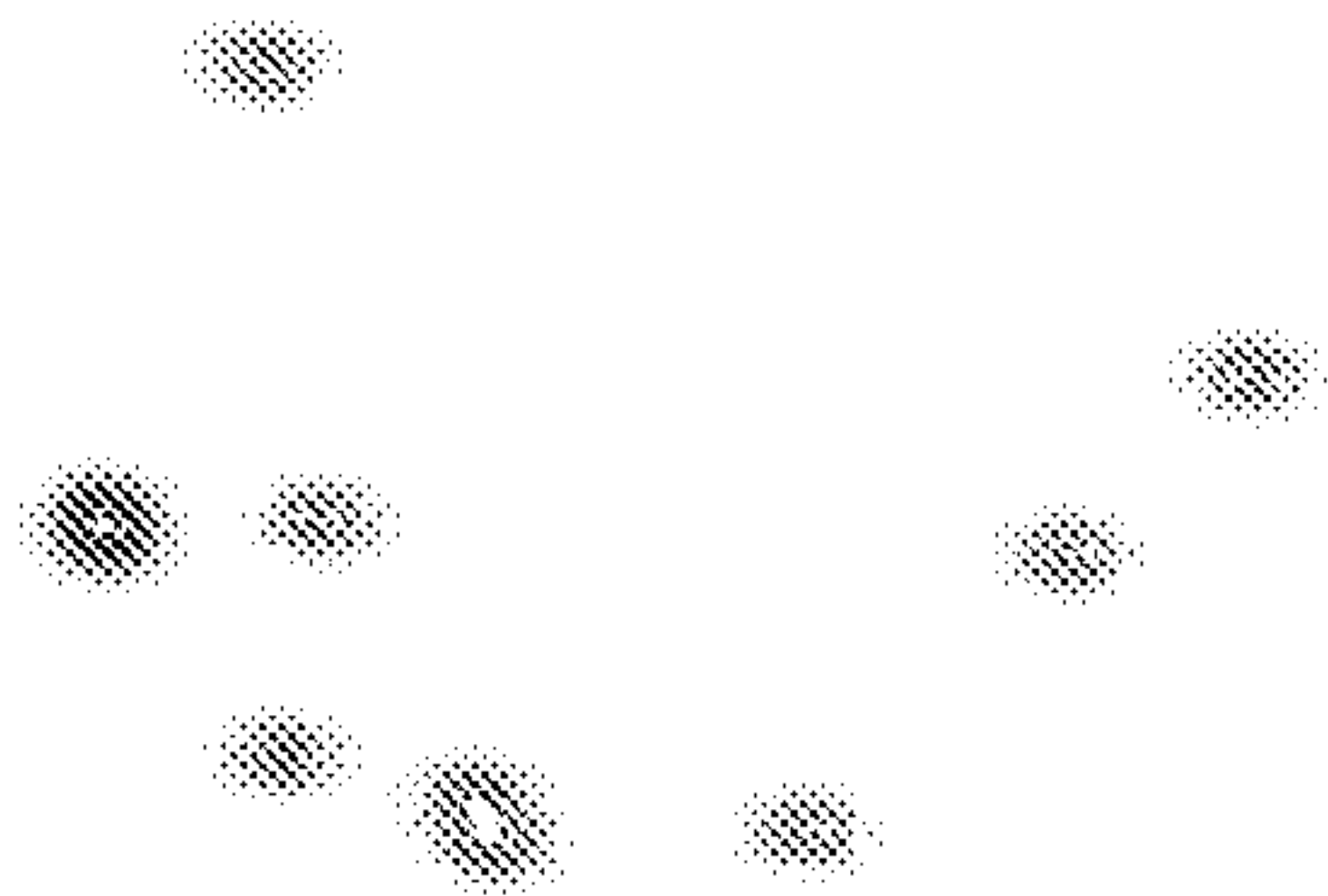


图 2l

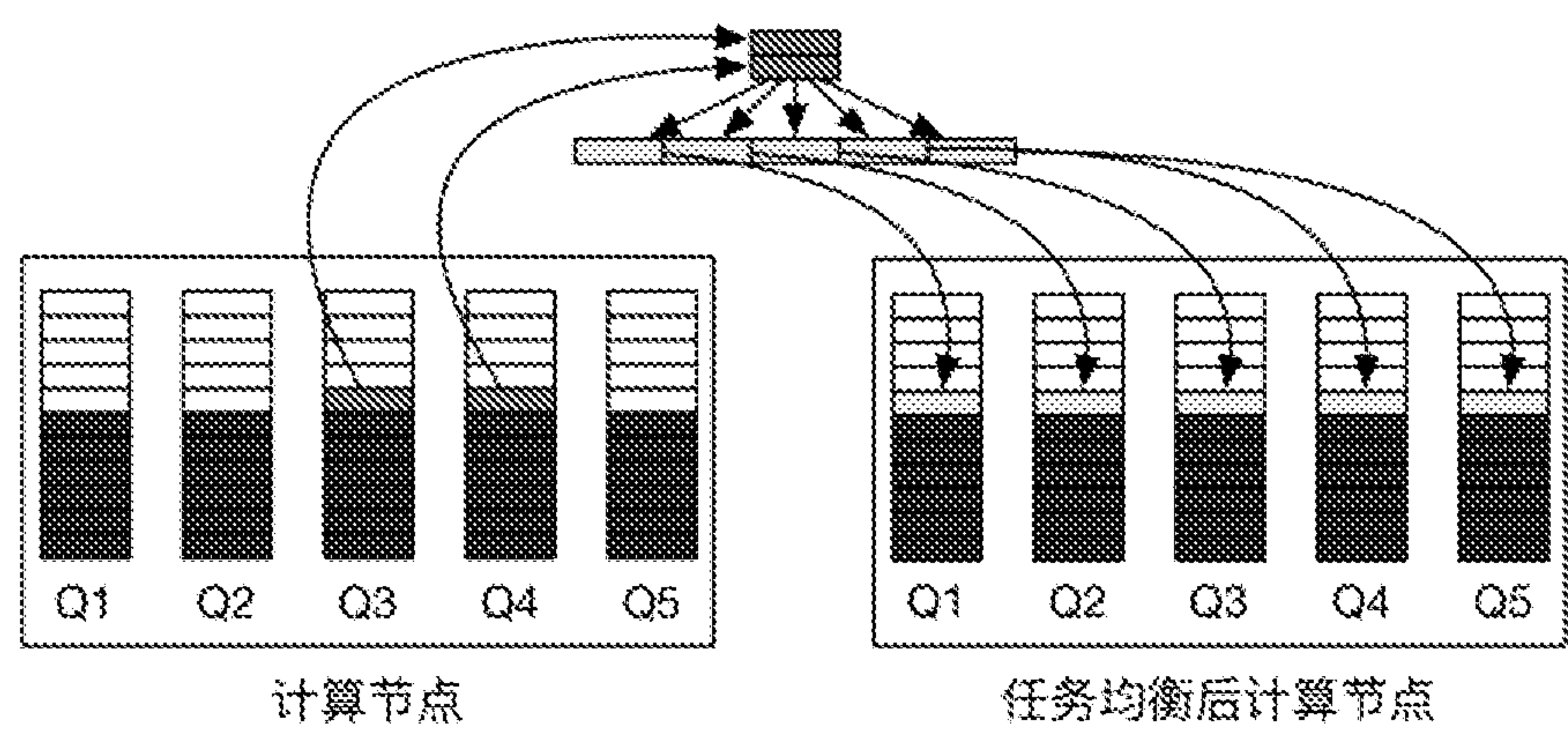


图 3

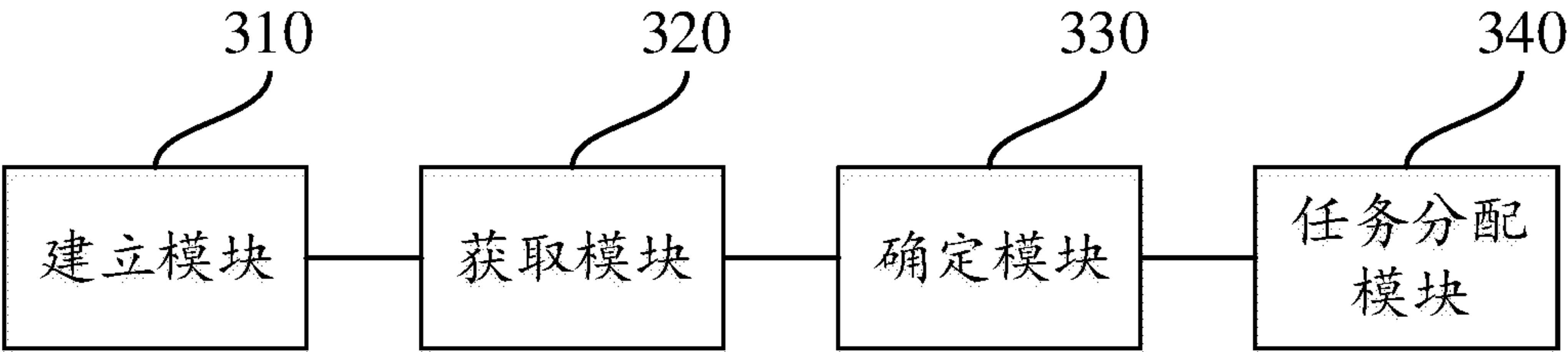


图 4

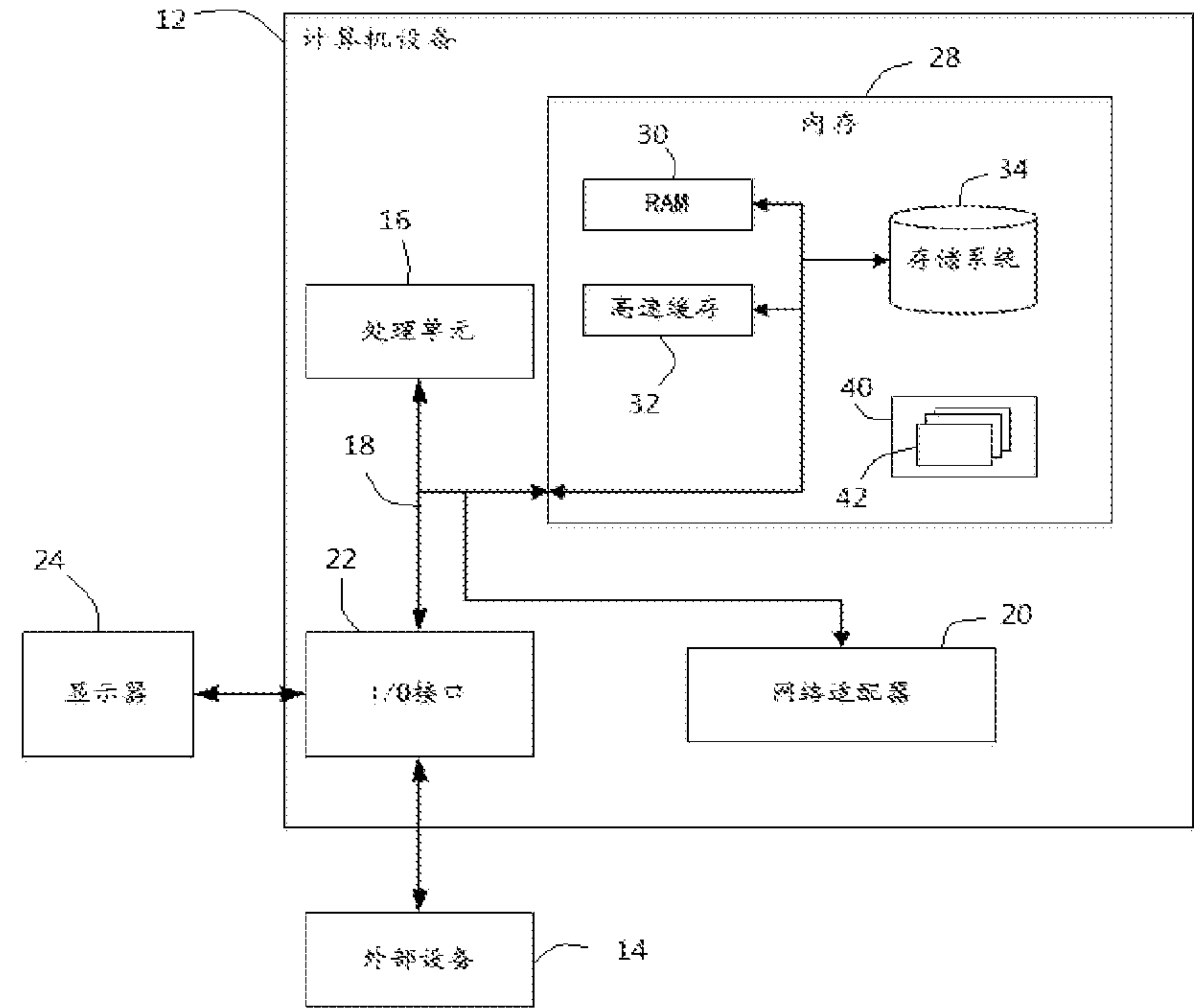


图 5

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2020/071011

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06F 9/50(2006.01)i

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

G06F

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

CNPAT, CNKI, WPI, EPODOC, IEEE: 大数据, 子进程, 状态参数, 负载均衡, 负载分担, 负荷均衡, 负荷分担, 神经网络, big data, child process, sub process, state parameter, load balance, neural networks

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
Y	CN 102480529 A (BEIJING WIRELESS HENGYUAN TECHNOLOGY CO., LTD.) 30 May 2012 (2012-05-30) description, paragraphs 0022-0066	1-10
Y	CN 108804383 A (SHENZHEN UNIVERSITY) 13 November 2018 (2018-11-13) description, paragraphs 0018-0063	1-10
Y	CN 104407841 A (DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY) 11 March 2015 (2015-03-11) description, paragraph 0020	1-10
A	EP 3324304 A1 (ZTE CORPORATION) 23 May 2018 (2018-05-23) entire document	1-10
A	陈国良 等 (CHEN, Guoliang et al.). "大数据并行计算框架 (Parallel Computing Framework for Big Data)" <i>科学通报 (Science Bulletin)</i> , Vol. 60, No. 5-6, 28 February 2015 (2015-02-28), entire document	1-10



Further documents are listed in the continuation of Box C.



See patent family annex.

* Special categories of cited documents:	“T” later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention
“A” document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance	“X” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone
“E” earlier application or patent but published on or after the international filing date	“Y” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art
“L” document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)	“&” document member of the same patent family
“O” document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means	
“P” document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed	

Date of the actual completion of the international search

07 September 2020

Date of mailing of the international search report

25 September 2020

Name and mailing address of the ISA/CN

China National Intellectual Property Administration (ISA/
CN)
No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao, Haidian District, Beijing
100088
China

Facsimile No. (86-10)62019451

Authorized officer

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.
PCT/CN2020/071011

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)			Publication date (day/month/year)
CN	102480529	A	30 May 2012	None			
CN	108804383	A	13 November 2018	WO	2019227343	A1	05 December 2019
CN	104407841	A	11 March 2015	None			
EP	3324304	A1	23 May 2018	CN	106708815	A	24 May 2017
				WO	2017008604	A1	19 January 2017
				JP	2018524733	A	30 August 2018
				KR	20180017198	A	20 February 2018
				US	2018225346	A1	09 August 2018

国际检索报告		国际申请号 PCT/CN2020/071011
A. 主题的分类 G06F 9/50 (2006.01) i 按照国际专利分类 (IPC) 或者同时按照国家分类和IPC两种分类		
B. 检索领域 检索的最低限度文献 (标明分类系统和分类号) G06F 包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献 在国际检索时查阅的电子数据库 (数据库的名称, 和使用的检索词 (如使用)) CNPAT, CNKI, WPI, EPODOC, IEEE: 大数据, 子进程, 状态参数, 负载均衡, 负载分担, 负荷均衡, 负荷分担, 神经网络, big data, child process, sub process, state parameter, load balance, neural networks		
C. 相关文件		
类 型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求
Y	CN 102480529 A (北京无线恒远科技有限公司) 2012年 5月 30日 (2012 - 05 - 30) 说明书第0022-0066段	1-10
Y	CN 108804383 A (深圳大学) 2018年 11月 13日 (2018 - 11 - 13) 说明书第0018-0063段	1-10
Y	CN 104407841 A (大连理工大学) 2015年 3月 11日 (2015 - 03 - 11) 说明书第0020段	1-10
A	EP 3324304 A1 (ZTE CORPORATION) 2018年 5月 23日 (2018 - 05 - 23) 全文	1-10
A	陈国良等. "大数据并行计算框架" 科学通报, 第60卷, 第5-6期, 2015年 2月 28日 (2015 - 02 - 28), 全文	1-10
☐ 其余文件在C栏的续页中列出。 ☒ 见同族专利附件。		
* 引用文件的具体类型: “A” 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件 “E” 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利 “L” 可能对优先权要求构成怀疑的文件, 或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件 (如具体说明的) “O” 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件 “P” 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件 “T” 在申请日或优先权日之后公布, 与申请不相抵触, 但为了解发明之理论或原理的在后文件 “X” 特别相关的文件, 单独考虑该文件, 认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性 “Y” 特别相关的文件, 当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时, 要求保护的发明不具有创造性 “&” 同族专利的文件		
国际检索实际完成的日期 2020年 9月 7日		国际检索报告邮寄日期 2020年 9月 25日
ISA/CN的名称和邮寄地址 中国国家知识产权局 (ISA/CN) 中国北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088 传真号 (86-10)62019451		受权官员 贺希佳 电话号码 86- (10) -53961586

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号
PCT/CN2020/071011

检索报告引用的专利文件			公布日 (年/月/日)	同族专利			公布日 (年/月/日)
CN	102480529	A	2012年 5月 30日	无			
CN	108804383	A	2018年 11月 13日	WO	2019227343	A1	2019年 12月 5日
CN	104407841	A	2015年 3月 11日	无			
EP	3324304	A1	2018年 5月 23日	CN	106708815	A	2017年 5月 24日
				WO	2017008604	A1	2017年 1月 19日
				JP	2018524733	A	2018年 8月 30日
				KR	20180017198	A	2018年 2月 20日
				US	2018225346	A1	2018年 8月 9日