



[12] 发明专利说明书

[21] ZL 专利号 92115190.X

[45]授权公告日 1998年2月18日

[11] 授权公告号 CN 1037455C

[22]申请日 92.12.2 [24]颁证日 97.11.29

[21]申请号 92115190.X

[30]优先权

[32]91.12.3 [33]US[31]802,046

[73]专利权人 普拉塞尔技术有限公司

地址 美国康涅狄格州

[72]发明人 J·J·范斯坦 R·B·马扎雷拉

L·施坦包

[74]专利代理机构 中国专利代理(香港)有限公司

代理人 王忠忠 肖掬昌

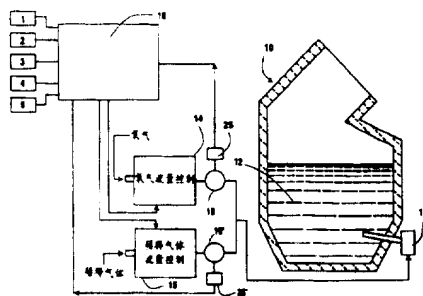
审查员 46 02

权利要求书 4 页 说明书 20 页 附图页数 4 页

[54]发明名称 在钢的精炼中使用神经网络将熔融金属脱碳的方法

[57]摘要

使用神经网络在钢精炼中将熔融金属脱碳的方法，使用经训练的第一神经网络，分析表示一个或多个脱碳操作的许多个工艺周期的数据，提供使被脱碳的熔融金属熔池的温度升至特定目标温度的适于氧气与稀释气体预选比率的氧气用量，及使用第二个经训练的神经网络，分析表示一个或多个脱碳操作的许多个工艺周期的数据，提供一个或多个连续步骤中相应于氧气与稀释气体比率预定程序的喷吹到熔池中以将含碳量降至预定目标含量的氧气用量的输出程序。



权 利 要 求 书

1.一种在耐火材料转炉中通过控制预定熔融金属熔池的脱碳来精炼钢的方法，所述熔融金属炉池具有已知的包括碳的各元素的化学成分，并具有已知或估算的熔触金属熔池的最初脱碳的起始温度和重量，该脱碳工艺方法通过在调整气流的条件下将氧气和稀释气体喷吹到所述熔池中进行，包括步骤：

(a)训练第一神经网络以分析表示一个或多个脱碳操作的许多工艺周期的输入和输出数据，直到所述的第一神经网络能够提供基本精确的表示以任意预选气体比率喷吹到所述预定熔池中所需要的氧气用量的输出数据，以使熔池温度升到由喷吹气体所达到的特定目标温度，上述输入和输出数据包括每个工艺周期最初的熔池化学成分、重量和温度，每个工艺周期间所用的氧气与稀释气体的气体比率，每个工艺周期喷吹入熔池的氧气用量，以及在每个工艺周期结束最后获得的最终温度；

(b)训练第二神经网络以分析表示一个或多个脱碳操作的许多工艺周期的输入和输出数据，直到该第二神经网络能够提供基本精确的，以相应于氧气与稀释气体比率预选制度的，在一个或多个连续步骤中喷入所述预定熔池中氧^熔量，从而将碳含量降至预定目标含量的输出制度，上述的输入和输出数据包括每个工艺周期最初的熔池化学成分、重量和温度，每个工艺周期期间内所用氧气与稀释气体比率，每个工艺周期喷吹入熔池中的氧气用量，以及在每个工艺周期结束最后获得的最终碳含量；

(c)使用所述的第一神经网络根据熔池已知起始化学成分、重量和温度，来计算以第一次预选的氧气与稀释气体比率喷吹入所述预定熔

池中的氧气用量，以将熔池温度升高至特定的目标温度；

(d)将以所述第一次预选比率的氧气和稀释气体喷吹到所述熔池中直到达到由第一种神经网络计算出的氧气用量；

(e)使用所述的第二神经网络根据所述熔池已知的起始化学成分、重量和温度提供相应于氧气与稀释气体比率的预选制度，在一个或多个步骤中喷入预定熔池中的氧量从而连续地将所述熔池中的碳含量降至预定目标碳含量的输出制度；

(f)以所述的氧气用量预选制度将氧气和稀释气体喷吹到所述熔池中，该预选制度相应于由所述第二神经网络计算的所述输出制度；

(g)训练第三神经网络以分析以下数据：每个工艺周期最初的熔池化学成分、重量和温度，在每个工艺周期期间所用每个固体添加物(如果有)的重量，每个工艺周期期间喷吹氧气的用量，每个工艺周期期间所用氧气与稀释气体的相应比率和每个工艺周期结束时得到的碳含量，以便通过喷氧预测代表所得的碳含量的输出数据；以及

(h)由于在步骤(c)和(e)的至少其中之一所执行的计算的结果，使用所述第三神经网络以计算完成所要的氧气喷吹时熔池中的碳含量。

2.权利要求1的方法，其特征在于已知的元素组成选自碳、铁、硅、铬、锰、镍和钼。

3.权利要求2的方法，其特征在于所述的氧气和稀释气体被喷吹到熔池液面之下。

4.权利要求3的方法，其特征在于所述的稀释气体选自氩气、氮气和二氧化碳。

5.权利要求4的方法，其特征在于所述的第一神经网络在所述的第二神经网络用于步骤(e)之前被训练并用于步骤(c)中。

6.权利要求4的方法，其特征在于对于每个氧气与稀释气体的比率都至少收集10个工艺周期的数据。

7.权利要求6的方法,其特征还在于还包括在脱碳过程中将固体添加物加到所述熔池中。

8.权利要求7的方法,其特征还在于所述的固体添加物选自石灰、白云石质石灰、氧化镁、铬铁、锰铁、镍和镍铁。

9.权利要求7的方法,其特征还在于所述的用于训练第一和第二神经网络的数据还包括用于训练基于使用固体添加物的实际操作条件的所述神经网络的在每个所述工艺周期内加入的任一种固体添加物的重量。

10.权利要求9的方法,其特征还在于所述的第一、第二和/或第三神经网络具有许多输入神经原以接受所述的输入数据,一个输出神经原层和至少一个隐藏神经原层,其中,在每一层上的每一个神经原都通过可调的权而与相邻层上的每一个神经原相互连接。

11.权利要求10的方法,其特征还在于对每个神经网络的训练是通过将由其输出神经原所产生的输出数据与一个相应工艺周期或一组工艺周期的输出数据相比较,由此比较得出误差信号,将所述误差信号与预定容差系数比较并修改各神经原层之间的权直至所述误差信号等于或小于所述容差系数。

12.权利要求11的方法,其特征还在于将训练中的神经网络的输出数据对比试验数据进行试验以校正该神经输出数据的精确度。

13.权利要求1的方法,其特征还在于还包括以下步骤:训练第四神经网络以分析以下数据:每个工艺周期最初的熔池化学成分、重量和温度,在每个工艺周期期间所用每种固体添加物(如果有)的重量,每个工艺周期期间喷吹氧气的用量,每个工艺周期期间所用氧气与稀释气体的相应比率和每个工艺周期结束时得到的温度,以便通过喷氧提供代表所达到温度的输出数据;以及

使用所述第四神经网络以计算完成氧气喷吹时熔池的温度。

14.权利要求 13 的方法，其特征在于还包括以下步骤：训练第五神经网络以分析以下数据：每个工艺周期最初的熔池化学成分、重量和温度，在每个工艺周期期间所用每种固体添加物(如果有)的重量，在每个工艺周期期间喷吹氧气的用量，每个周期期间所用氧气与稀释气体的相应比率和每个工艺周期结束时得到的化学成分，以便通过喷氧提供代表熔池化学成分含量的输出数据；以及

使用所述第五神经网络以计算完成氧气喷吹时熔池的化学成分含量。

说明书

在钢的精炼中使用神经网络将熔融金属脱碳的方法

本发明涉及在钢的精炼中将熔融金属脱碳的AOD工艺，更具体地是涉及用神经网络控制脱碳操作使熔融金属脱碳的AOD工艺。

在钢铁工业中精炼金属已得到广泛承认的工艺是氩氧脱碳工艺，也称作“AOD”工艺。AOD精炼的目的首先是去除金属熔池中的碳，然后还原在脱碳过程中已被氧化的任何金属，最后在将金属液浇铸成产品之前调整溶池的温度和化学成分。通过喷吹氧气和隋性气体混合物来促使碳的氧化先于存在于熔池中的其他金属组分的氧化的方式而完成脱碳。在脱碳工艺中，随着碳含量的逐渐降低，则通过喷吹隋性气体来逐渐增加氧气的稀释以促使碳的氧化和去除。

溶池的重量、化学成份、温度、喷吹氧气和隋性气体的量、以及所导致的金属化学成分和温度的变化这些参数之间的相互关系已经理论化了，这样则可控制和掌握如何优选经济的工艺。热力学模型已经追踪了这些参数之间的相互关系，但这限制了精确度，并且还没有避免在处理任一个所给加热金属中所需的对温度和化学成分进行中间取样。某些理论已经通过考虑碳和其他所存金属种类之间竞争氧化的化学动力学而采用了使脱碳反应更易掌握，从而更易控制的方法。从而也已构成了结合考虑热力学和动力学的方法。最终，统计的方法用于AOD转炉脱碳的经验模型。

传统的AOD操作的脱碳循环模型不仅需要全面掌握如何模拟用于计算机程序中的热力学和/或动力学，而且需要包括在该反应中的各种性质的大量信息。例如，正常的热力学模型需要至少25个相关

的相互反应系数的信息。也必需知道与每个相关反应有关的自由焓和自由熵以及施加于通过溶池并与之反应的气泡之上的表征压力。动力学模型是建立在扩散速率、吸附速率和解吸速率明显影响所发生的竞争氧化反应的相对程度的假设之上的，它也类似地取决于相关于温度和基本成份的这些速率的准确信息。它们还必须能够模拟气泡相对于周围液体的速度、表面积、以及气泡在金属相中的残留时间。因此，建立在化学理论上的脱碳模型必须以精确检测多种数据为前提条件。它们还必须需要正确掌握各种反应的机理。由于这些模型至少缺少这两种需求中的一种，则对于已知的物理“常数”作出变更以使模型更好地适合于实际的结果是正常的。由于这些模型非常复杂，非常熟练的技术人员需要调整参数以改善全部结果的所有精度。通常已经发现，每一种特定的调整好常数的解决方案或组合只最适于表示一组特定加工条件的结果。也就是说，解决方案并不是能通用的，而是只适合于少量特定的需调整的数据。

尽管有多种方法，仍存在不精确性。并且通常需要在脱碳工艺步骤中进行某种形式的碳含量的检测。这通常需要中断工艺过程，进行金属取样，在恢复工艺过程之前分析碳含量并测量熔池温度。在脱碳过程中缺乏工艺控制不仅需要过量的取样，而且使在最合适的降低成本及产量最大的条件的操作成为不可能的。

使用“神经网络”的计算机处理系统的优越性来自这样一个事实，即不需要理论掌握脱碳过程。也不需要知道钢种的物理性能以及所包括的热力学和动力学反应，而且也不需反应容器的传热性能。给出相关的输入参数，神经网络则可计算该输入数据并提供合适的输出数据来控制脱碳操作，这一过程是基于识别输入和输出数据之间的模式，

该神经网络已经通过学习和训练程序而能够学习，这种学习和训练程序包括评价提供给神经网络的数千次的随机例子。

该计算机完成基于神经模式的平行分布逻辑的工艺，即模拟人脑的思维过程，通常被称作“神经网络”。神经网络使用大量称作“神经原”的非线性元件来模拟人脑中神经原的功能，每个神经原表示一个工艺元件。每个工艺元件通过连接权或由累加结合的“神经键”与另一个工艺元件连接。该连接权通过从多个例子的适当学习而修改。一旦经过训练，该神经网络就有识别可被利用的输入和输出数据之间模式的能力（在下文进行详细解释），以提供用于控制脱碳操作的信息，而不必涉及在熔池中各组分的热力学活性和/或反应的动力学。根据本发明该熔池表示被转到耐火材料炉衬转炉中进行精炼的熔融金属。

在主要的方面，本发明是一种在耐火材料转炉中通过控制预定熔融金属熔池的脱碳来精炼金属的方法，该熔融金属熔池具有已知的包括碳的各元素的化学成分，并具有已知或设定的熔融金属熔池最初脱碳的起始温度和重量，所述的脱碳工艺通过在调整气流的条件下将氧气和稀释气体喷吹到所述熔池中进行，包括步骤：

(a) 训练第一神经网络以分析表示一个或多个脱碳操作的许多工艺周期的输入和输出数据。直到所述的第一神经网络能够提供基本精确的表示以任意预选气体比率喷吹到所述预定熔池中需要的氧气用量的输出数据，以使熔池温度升到由喷吹气体所达到的特定目标温度，上述的输入和输出数据包括每个工艺周期最初的熔池的化学成分、重量和温度；每个工艺周期期间所用的氧气与稀释气体之间的气体比率；每个工艺周期内喷吹入熔池的氧气用量；以及在每个工艺周期最后获

得的最终温度；

(b) 训练第二神经网络以分析表示一个或多个脱碳操作的许多工艺周期的输入和输出数据，直至该第二神经网络能够提供基本精确的相应于氧气与稀释气体比率预选程序的被喷吹到所述预定熔池中氧气用量输出程序，从而在一个或多个连续步骤中将碳含量降至预定的目标含量。上述的输入和输出数据包括该工艺周期最初的熔池化学成分、重量和温度；每个工艺周期期间内所用氧气与稀释气体的气体比率；每个工艺周期喷吹入熔池中的氧气用量；以及在每个工艺周期最后获得的最终碳含量；

(c) 使用所述的第一神经网络根据起始化学成分、重量和温度，计算用于以第一次预选的氧气与稀释气体比率喷吹入所述预定熔池中的氧气用量以将熔池温度升高至特定目标温度；

(d) 将以所说的第一次预选比率的氧气和稀释气体喷吹到所述熔池中直至达到由第一神经网络计算出的氧气用量；

(e) 使用所述的第二神经网络根据已知起始化学成分，重量和温度提供相应于氧气与稀释气体比率预选程序的被喷吹到预定熔池中的氧气用量输出程序，以在一个或多个步骤中连续地将所述熔池中的碳含量降至预定的目标碳含量；以及

(f) 以所述的氧气用量预选程序将氧气和稀释气体喷吹到所述熔池中，该预选程序相应于由所述第二神经网络计算的所述输出程序。

(g) 训练第三神经网络以分析以下数据：每个工艺周期最初的熔池化学成分、重量和温度，在每个工艺周期期间所用每个固体添加物(如果有)的重量，每个工艺周期期间喷吹氧气的用量，每个工艺周期期间所用氧气与稀释气体的相应比率和每个工艺周期结束时得到的碳含量，以便通过喷氧预测代表所得的碳含量的输出数据；以及

(h) 由于在步骤(c)和(e)的至少其中之一所执行的计算的结果,使用所述第三神经网络以计算完成所要的氧气喷吹时熔池中的碳含量。

本发明的优越性由下面结合附图进行的详细说明而变的更为清楚。

图 1 为本发明所用的脱碳体系的一般示意图。

图 2 为本发明所用的神经网络的典型示意图。

图 3 表明按照图 4 的训练技术训练图 2 的神经网络中使用的优选的变换函数类型。

图 4 为本发明用于训练神经网络的训练技术流程图。

图 5 为本发明用于进行脱碳工艺的优选的脱碳逻辑框图。

如图 1 所示,该脱碳体系包括装有预定的熔融金属 1 2 的耐火材料炉衬转炉 1 0,该熔融金属 1 2 具有已知化学成分,包括碳和其他合金成分,例如在炼钢,特别是不锈钢,或炼镍基或钴基合金时的铬、镍、锰、硅、铁和钨。装入转炉中的液态金属的重量可被测定或估算。

固体添加物(如果有)的重量可用本技术领域普通技术人员公知的常用方法来分别计算,以用来调整熔池的化学成分和重量至所需水平,起始的熔池温度也可估算或测定。可以使用常规设备来称重装入转炉的液态金属以及测量熔池的温度。

从氧气源(未示出)流出的氧气流量由常用的氧气流量控制器 1 4 来调节。同样,从源(未示出)流出的稀释气体的流量由常用气体流量控制器 1 5 来调节。将气体混合并通过常规的喷吹装置 1 6 或其他合适的气体喷嘴而直接喷入金属 1 2 中。

熔融金属熔池经脱碳后进行还原、精炼及出渣,所有精炼步骤,包括还原过程,都以常规方法进行。根据本发明,通过喷吹氧气和稀释气体而获得脱碳,喷吹优选在液面以下,以单独的或与从熔池上面喷吹辅助氧气和/或稀释气体相结合的形式。另外,所有的氧气

和稀释气体也可从熔池表面上方喷吹到该熔池之上，该稀释气体选自氩气、氮气和二氧化碳。该金属熔池通过在脱碳过程中发生的放热氧化反应而被加热。如果需要过量的热量，通常将铝和/或硅固体添加物添加到熔池中，接着供到熔池中的氧气氧化这些添加物以放出更多的热量。炉渣化学成份的控制与本发明无关。

通常以精炼转炉和炉容量所能获得的最大气流速率来喷吹熔融金属炉或熔池，对于AOD转炉精炼，该速率大致为每吨金属每小时500至4000立方英尺的全部气流量，并保持相对高的氧流速与稀释气体流速的比率（优选在3:1和10:1之间），直至耐火材料达到承受高温的极限状态。用于本发明目的的所给出的喷吹到转炉中的氧气用量定义为氧气计数或氧气“数”。同样，所给出的喷吹到转炉中的氩气或其他稀释气体的用量定义为稀释气体数。

一组流量计19和19'及一组积分仪25和25'用来测量喷吹到熔池12中的氧气数和稀释气体数。氧气与稀释气体的比率可通过调节每种气体流过其相应的流量控制仪的流量而得到控制，这种调节在计算机18的指导下可手工或全自动地进行。计算机18被程序化以执行图5所示的脱碳逻辑，并执行分别标号为1-5的多个神经网络的选择性操作。尽管使用5个神经网络是优选的，但在本发明中至少需要使用2个神经网络，这点将在下面详述。

表示典型的神经网络的程序示于图2中，根据所用的特定神经网络模式，它包括通过权连接或“神经键”而连接于其他的类似神经原层的输入运算器或“神经原”层。该神经网络通过训练内部发展基于权连接调整的其自身的算法。

该第一层或输入层的神经原定义为输入神经原22，而在最后一层的神经原称为输出神经原24。该输入神经原22和输出神经原24可以由连续数字模拟器或许多常用的数字或模拟器件（例如运算

放大器)所构成。神经原的中间层定义为内部或隐藏神经原层 2 6。尽管在图 2 中示出位于单个隐藏层 2 6 上的仅 4 个隐藏神经原,应当理解的是,实际上可以使用更多或更少量的神经原和/或更多的隐藏神经原层,这取决于给这种神经网络所设计的特殊功能。在每一层上的每个神经原连接于在每个相邻层上的每一个神经原。也就是说,每个输入神经原 2 2 连接于在相邻内层上的每个内部神经原 2 6。同样,每个内部神经原 2 6 连接于可含有另外内部神经原 2 6 的下一个相邻内层上的每个神经原。如图 2 所示,下一层含有输出神经原 2 4。输出层上的每个神经原连接于在其前面相邻内层上的每个神经原。

每一个神经原之间的连接 2 7 含有权或“神经键”(在图 2 中为避免混乱只标出了几个连接 2 7,但是,标号 2 7 应表示所有的连接 2 7)。这些权可以用数字计算机模拟器、可变电阻、或用具有可变增益的放大器、或用使用电容器等的场效应晶体管(FET)连接控制仪器实现。该连接权 2 7 用于降低或增大各神经原之间的连接强度。尽管该连接权 2 7 用单线表示,但应理解的是,可用两根独立的线来表示在两个方向上的信号传送。因为这点在训练程序过程中是需要的。连接权 2 7 的值可以是任何正或负值。当权为零时,表示对两个神经原之间的连接没有影响。

每个输入神经原 2 2、内部神经原 2 6 和输出神经原 2 4 都含有具有 1 个或多个输入端的类似的运算器,并产生一个单一的输出信号。根据优选的实施例,可使用常规的后传输训练算法。另外,也可使用本领域普遍技术人员所公知的其他相当的学习范例。后传输需要的每个神经原产生一个是其输入量的连续可微分的非线性或半线性函数的输出量。这种函数称为变换函数,优选地是具有下面通式的 S 形逻辑非线性函数:

$$Y_i = \frac{1}{1 + e^{-[\sum (W_j \cdot X_j) + \theta]}} \quad (1)$$

式中 Y_i 是神经原 i 的输出量， $\sum (W_j \cdot X_j)$ 是从前一层神经原 j 至神经原 i 的输入量的总和， X_j 是每个在前一层的神经原 j 至神经原 i 的输出量， W_j 是涉及每个将在前一层上的神经原 j 连接于神经原 i 的神经键的权，而 θ 是在函数中类似于阈值的偏差值。相对于其总输入量 $NET_i = \sum [(W_j \cdot X_j) + \theta]$ 的该函数 Y_i 的导数由下式给出：

$$\frac{\partial Y_i}{\partial NET_i} = Y_i \cdot (1 - Y_i) \quad (2)$$

因此，这满足了输出量是输入量的可微分函数的需要。可用其他的变换函数例如双曲正切等。

训练神经网络以精确计算输出量的过程包括在基于已知输入量以反复方式调整每个神经键 27 的连接权直至所产生输出量相应于一组特定的输入量，该输出量满足了训练标准或容差系数，如在图 4 中步骤 E 所示例的。

在训练期间，对于每个神经原的变换函数 Y_i 保持相同，但权 27 是变化的。因此，连接强度是以经验函数而变化的。该权 27 的变化依据于

$$\Delta W_j = \eta \delta_i W_j \quad (3)$$

式中 ΔW_j 为对原有权 W_j 的递增调整量， δ_i 是神经原所用的误差信号，而 η 是比例常数，也称作学习速率。

该误差信号 δ_i 的确定是一种由输出神经原后传输的递归过程。首先，将输入值传输到输入神经原 2 2 中。这使得根据等式 1 或那些类似变换函数的计算通过图 2 的神经网络被传输，直至产生输出值。由图 3 可以注意到，没有无穷大的权，变换函数 Y_i 不能达到 -1 或 +1 这一最终极限。每个输出神经原 2 4 的计算输出值与理想的或由训练数据被认为是正确的输出值相比较。对于输出神经原，该误差信号为：

$$\delta_i = (D_i - Y_i) \frac{\partial Y_i}{\partial \text{NET}_i} \quad (4)$$

式中 D_i 是所给输出神经原的理想输出值。通过用 S 型变换函数将等式 2 代入等式 4 中，该输出神经原 i 的误差信号可表示为下式：

$$\delta_i = (D_i - Y_i) (Y_i) (1 - Y_i) \quad (5)$$

对于隐藏神经原 2 6 来说，由所测数据不存在特别理想的输出值，所以该误差信号由递归确定，以输出的误差信号表示，或以该隐藏层神经原直接连接的顺序的隐藏层神经原 k 的误差信号以及它们之间的连接权来表示。因此，对于非输出神经原：

$$\delta_i = Y_i(1-Y_i) \sum (\delta_k \cdot W_k) \quad (6)$$

式中 δ_k 是相关输出的误差信号,或是该隐藏神经原 i 连接的顺序隐藏层神经原 k 的误差信号, W_k 是神经原 k 和隐藏神经原 i 之间的权。

由公式 3 可以看出每次误差信号 δ_i 的传输学习速率 η 如何明显地影响权的变化。 η 越大,则权的变化就越大,而学习速率就越快。但是,如果学习速率过于大,则该体系在学习时发生振荡。通过用动量项 α 甚至在大的学习速率下也可避免振荡。因此,

$$\Delta W_{i,n+1} = \eta \delta_i Y_i + \alpha \Delta W_{i,n} \quad (7)$$

可用来代替等式 3, 式中 $\Delta W_{i,n+1}$ 为 W_i 现存的调整, $\Delta W_{i,n}$ 为 W_i 先前的调态。

常数 α 决定了过去的权变化 $\Delta W_{i,n}$ 对现在的权 $\Delta W_{i,n+1}$ 运动方向的影响, 这提供了一类有效地过滤掉权高频振荡的权动量。

通过首先从许多实际脱碳操作中收集一组输入和输出数据并将它们以随机顺序作为训练数据而提供给神经网络来完成训练。收集的数据定义了熔触金属熔池起始的化学成分、起始的熔池温度和重量, 在喷吹期间加入的固体添加物的重量、喷吹的氧气与稀释气体的比率以及获得的最终温度, 其中的输出数据包括喷吹到熔池中的氧气数和稀释气体数。在脱碳期间所用的固体添加剂的例子为助熔剂, 如石灰、白云石质石灰或氧化镁, 对于铁金属精炼时作为铁源的基料、对于钴基金属精炼时作为钴源的基料和对于镍基金属精炼时作为镍源的基料、铬铁、锰铁、镍以及镍铁。对于每个神经网络来说, 用作输入量的参

数和用作输出量的参数是变化的，这取决于网络的功能。

神经网络 1 至 5 中的每一个都设计为不同的功能，并被训练以识别和鉴定在脱碳操作中需执行这些功能的需求。例如，第一神经网络 1 被设计为确定气体、喷吹需求量的功能，即以预选氧气与稀释气体比率的氧气数，以由装在转炉 10 中的熔池 12 的起始化学成分、温度和重量而达到特定的熔池温度。第二神经网络被设计成为确定气体喷吹需求量的功能，以通过用预定气体比率程序由装在转炉 10 中的熔池 12 的起始化学成分、温度和重量而达到特定的碳含量。

第三神经网络设计为确定在将气体喷吹后熔融熔池中的碳含量的功能以补偿前两个神经网络中任一个的计算。第四神经网络设计为计算熔池温度的功能，而第五神经网络在完成喷吹预定的氧气与稀释气体比率的氧气时计算熔池的硅、锰、铬、镍和钼的含量，这种预定的氧气与稀释气体的比率与或者神经网络 1 或者 2 所基于的输入数据有关，输入数据包括熔池原始的化学成分、温度和重量、喷吹氧气数以及所用的氧气与稀释气体的比率。原始条件的输入数据可以代表当熔融金属转移到精炼转炉时的起始条件或者在脱碳操作过程中每一个工艺周期（即喷吹周期）刚开始所处的起始条件，这点在下文中更为详细地解释。因此神经网络 1 - 2 按照图 5 的脱碳逻辑提供了所需的用于熔融金属熔池脱碳的脱碳氧气数。计算机 18 依照神经网络 1 - 2 各自的计算从而满足了进行脱碳操作时图 5 的逻辑需要。

为了本发明的目的，神经网络 1 用于确定需要被喷吹到熔池中以达到特定目标温度的氧气用量，并且具有 10 个相应的输入神经原 22，用于输入原始条件参数，包括熔池原始的碳、硅、锰、铬、镍和钼的含量，熔池的原始温度和重量、熔池的特定目标温度以及所用

的氧气与稀释气体的比率、另外还使用6个附加输入神经原以输入在喷吹周期内加入的如上所定义的6种固体添加物的每一种的重量。因此，神经网络1由16个输入神经原2.2、一个用于表示为达到特定目标温度所需氧气数的输出神经原2.4以及8个位于单层的隐藏或内部神经原2.6所构成。

神经网络2用于确定为达到特定含碳量所需的氧气用量，类似于神经网络1，它具有10个输入神经原2.2，用于输入熔池的原始碳、硅、锰、铬、镍和钼含量、原始的熔池温度和重量、所需的目标碳含量以及氧气与稀释气体的比率。另外附加的6个输入神经原用于在喷吹周期加入的6种固体添加物。因此，神经网络2是由17个输入神经原2.2和1个用表示为达到特定目标碳含量所需氧气数的输出神经原2.4以及8个位于单层的隐藏或内部神经原2.6所构成。

神经网络3用于确定通过以特定的氧气与稀释气体比率将特定数量的氧气喷吹到已知原始熔池条件的熔池中而达到的碳含量，它具有相应的输入神经原2.2以输入熔池的原始碳、硅、锰、铬、镍和钼含量，原始熔池的温度和重量。喷吹氧气和稀释气体的特定用量、和喷吹氧气与稀释气体的比率以及在喷吹周期加入的每种添加物的重量。因为具有6种添加物，所以网络由17个输入神经原构成。该网络具有1个表示由喷吹特定气体所导致的碳含量的输出神经原并具有9个位于单层上的隐藏神经原。

神经网络4用于确定通过以特定的氧气与稀释气体比率将特定数量的氧气喷吹到已知原始熔池条件的熔池中而达到的温度，它具有相应的输入神经原2.2以输入熔池的原始碳、硅、锰、铬、镍和钼的含量、熔池的温度和重量、在喷吹周期内加入的每种添加物的重量、喷

吹氧气和稀释气体的特定用量、经过的时间、以及喷吹氧气和稀释气体的比率。因为具有6种添加物，所以网络由18个输入神经原构成。该网络具有1个表示由喷吹特定气体所导致的温度的输出神经原并具有9个位于单层上的隐藏神经原。

神经网络5用于确定以特定的氧气与稀释气体比率将特定数量的氧气和稀释气体喷吹到已知原始熔池条件的熔池中之后的熔池的硅、锰、铬、镍和钼的含量。神经网络5具有相应的输入神经原，用于输入熔池的原始碳、硅、锰、铬、镍和钼的含量、熔池的温度和重量、在喷吹周期内加入的每种添加物的重量、喷吹氧气和稀释气体的特定用量及喷吹氧气和稀释气体的比率。因为具有6种添加物，所以网络由17个输入神经原构成。该网络具有5个分别用于表示由喷吹特定气体所产生的硅、锰、铬、镍和钼含量的输出神经原并具有11个位于单层的隐藏神经原。

尽管使用了单层的隐藏神经原，但使用更多或更少的神经原隐藏层数也在本发明的范围之内。恰当的构成可由实验而最好地确定。这点适合于每个神经网络对隐藏层中隐藏神经原的数目以及隐藏层的数目的选择。

取自多个实际脱碳操作的输入和输出数据用来训练具有数据独立采集的神经网络以相应于每个脱碳操作中的多个工艺周期。对于每个周期都收集数据，在单个周期中的任意时间只喷吹预定比率的氧气和稀释气体。工艺周期在这里定义为在单个炉子内用于提供给脱碳操作的两个顺序的熔池化学成份和温度试样之间的时间。两个试样之间的时间间隔可以短也可以长，是随机的关系。因此，工艺周期并不定义为时间关系和时间表。在工艺周期的部份期间内也可用纯的稀释气体

进行搅拌或转炉进行低速旋转，或者在工艺周期内添加物在任何时间内加入并与任何这些事件相一致，在该工艺周期内收集数据用以训练神经网络的目的。以这种方式来收集数据，即以有用的或所期望的输入和输出值的范围来表示。例如，对于AOD精炼来说具有在熔融金属中0.1%至1.8%的原始碳含量作为各个工艺周期的原始条件并且具有在工艺周期所用氧气与稀释气体比率从4:1至1:3的数据是最好的。纯稀释气体脱碳过程的数据也是需要的，以精确地设计使用本技术的操作规程。尽管用更大量的数据神经网络的精确性可以提高，但优选的是，在每个氧气与稀释气体比率下收集至少10个工艺周期的数据。

用于神经网络1-5的大量输入和输出训练数据的例子列于下表中：

比率	经过的时间	含量 O ₂	含量 N ₂	含量 AR	原始 温度℃	原始 %C	原始 %Si	原始 %CR	原始 %MN	原始 %Ni	原始 %Mo	原始金属 重量(kg)
0.000	4.000	0.000	64.000	39.000	1584.44	1.300	0.250	19.680	0.620	6.340	0.26	49637.2
3.000	8.000	209.000	81.000	0.000	1533.33	1.240	0.240	19.630	0.640	6.370	0.25	49577.7
3.000	9.000	300.000	130.000	0.000	1616.67	1.080	0.090	19.480	0.600	6.400	0.25	49803.8
1.000	15.000	344.000	370.000	0.000	1619.44	0.800	0.080	17.920	1.330	6.970	0.26	52116.5
3.000	10.000	412.000	143.000	0.000	1510.56	1.200	0.170	19.240	0.610	6.460	0.13	45854
0.000	6.000	0.000	67.000	0.000	1638.89	0.580	0.090	18.660	0.560	6.560	0.13	45312.8
3.000	11.000	299.000	142.000	0.000	1525.56	0.650	0.100	17.360	1.420	6.900	0.13	49933.2
1.000	12.000	243.000	272.000	0.000	1622.22	0.450	0.100	16.800	1.160	6.990	0.13	49103.3
0.000	4.000	0.000	57.000	0.000	1565.00	0.160	0.210	18.770	0.610	6.970	1.56	45248.8
3.000	11.000	406.000	134.000	0.000	1521.11	1.120	0.190	18.780	0.610	6.970	1.61	45221.6
0.000	5.000	0.000	74.000	0.000	1647.22	0.620	0.100	18.250	0.550	7.050	1.58	44714.9
3.000	11.000	398.000	165.000	0.000	1476.67	0.680	0.110	17.150	1.370	8.370	1.55	49848.3
1.000	8.000	147.000	173.000	0.000	1637.78	0.390	0.090	16.390	1.060	8.460	1.57	49314.8
0.333	23.000	106.000	209.000	116.000	1669.44	0.200	0.090	16.180	1.020	8.490	1.56	49117.8
0.000	5.000	0.000	68.000	0.000	1522.22	1.440	0.260	18.270	0.550	3.870	0.19	48169.4
4.000	12.000	465.000	139.000	0.000	1471.11	1.390	0.230	18.400	0.560	3.850	0.19	48130.8
0.000	9.000	0.000	88.000	0.000	1632.78	0.940	0.070	18.040	0.510	3.920	0.20	47712.2
3.000	14.000	456.000	188.000	0.000	1483.89	1.030	0.090	17.280	1.750	7.860	0.21	52206.8
1.000	9.000	185.000	204.000	0.000	1633.33	0.550	0.080	16.750	1.470	7.960	0.21	51674.3
4.000	4.000	34.000	111.000	0.000	1553.89	1.550	0.170	19.070	0.540	6.590	0.36	46610.8
4.000	11.000	331.000	144.000	0.000	1520.56	1.520	0.130	18.860	0.540	6.660	0.36	46480.1
0.000	5.000	0.000	54.000	0.000	1562.22	1.390	0.180	18.730	0.570	4.280	0.34	46156.8
4.000	11.000	362.000	122.000	0.000	1511.11	1.240	0.170	18.710	0.580	4.290	0.35	46073.7
3.000	6.000	194.000	91.000	0.000	1617.22	0.850	0.170	18.450	0.540	4.290	0.35	45774.1
3.000	6.000	157.000	77.000	0.000	1571.11	0.720	0.080	16.980	1.560	7.000	0.36	49609.0
1.000	5.000	91.000	112.000	0.000	1619.44	0.540	0.080	16.860	1.560	7.040	0.36	49460.1
0.333	39.000	356.000	759.000	149.000	1636.11	0.410	0.080	16.690	1.540	7.060	0.36	49311.7
0.000	5.000	0.000	55.000	0.000	1560.00	1.210	0.300	18.650	0.660	3.550	2.10	43735.2
4.000	13.000	454.000	142.000	0.000	1507.78	1.200	0.300	18.650	0.660	3.550	2.08	43731.1
0.000	12.000	0.000	207.000	0.000	1682.22	0.690	0.300	18.650	0.660	3.550	2.08	43507.7
3.000	13.000	458.000	184.000	0.000	1396.67	0.690	0.100	17.530	1.390	8.400	2.07	50768.1
1.000	9.000	191.000	215.000	0.000	1616.67	0.530	0.070	16.550	1.090	8.530	2.07	50174.3
0.000	5.000	0.000	72.000	0.000	1552.22	1.580	0.120	19.020	0.600	3.630	0.39	47443

表 (续)

添加物 基料 Kg	添加物 FeMn Kg	添加物 37FeNi Kg	添加物 Ni Kg	添加物 FeCr Kg	添加物 Cr Kg	添加物 温度 °C	最终 %C	最终 %SI	最终 %CR	最终 %Mn	最终 %Ni	最终 %Mo
0	0	0	0	0	0	1633.33	1.240	0.240	19.630	0.640	6.370	0.25
0	0	0	0	0	0	1616.67	1.080	0.090	19.480	0.600	6.400	0.25
1292.5	605.2	1212.2	0	0	0	1619.44	0.800	0.080	17.920	1.330	6.970	0.26
0	0	0	0	0	0	1688.33	0.340	0.080	17.650	1.300	7.040	0.26
0	0	0	0	0	0	1638.89	0.680	0.090	18.660	0.560	6.560	0.13
2398.5	576.6	1204.5	0	0	0	1497.78	0.650	0.100	17.360	1.420	6.900	0.13
0	0	0	0	0	0	1622.22	0.450	0.100	16.800	1.160	6.990	0.13
0	0	0	0	0	0	1686.11	0.170	0.080	16.420	1.020	6.990	0.13
0	0	0	0	0	921.6	1521.11	1.120	0.190	18.780	0.610	6.970	0.14
0	0	0	0	0	0	1647.22	0.620	0.100	18.250	0.550	7.050	1.58
2357.6	597.9	1213.5	550.7	414.5	0	1476.67	0.680	0.110	17.150	1.370	8.370	1.55
0	0	0	0	0	0	1637.78	0.390	0.090	16.390	1.060	8.460	1.57
0	0	0	0	0	0	1669.44	0.200	0.090	16.100	1.020	8.490	1.56
0	0	0	0	0	0	1587.22	0.038	0.090	16.000	1.000	8.500	1.57
0	0	0	0	0	1297.1	1471.11	1.390	0.230	18.300	0.560	3.850	0.19
0	0	0	0	0	0	1632.78	0.940	0.070	18.040	0.510	3.920	0.19
0	0	0	0	0	0	1483.89	1.030	0.090	17.280	1.750	7.860	0.20
0	811.3	1610.3	1539.1	534.4	0	1633.33	0.550	0.080	16.750	1.470	7.960	0.21
0	0	0	0	0	0	1648.89	0.290	0.060	16.470	1.440	8.000	0.21
0	0	0	0	0	1086.4	1520.55	1.520	0.130	10.860	0.540	6.660	0.36
0	0	0	0	0	0	1614.44	1.120	0.000	18.400	0.520	6.710	0.36
0	0	0	0	0	1354.3	1511.11	1.240	0.170	18.710	0.590	4.290	0.34
0	0	0	0	0	0	1617.22	0.850	0.170	18.450	0.540	4.290	0.35
166.6	814.0	1333.4	1539.1	86.3	0	1571.11	0.720	0.080	16.980	1.650	7.800	0.36
0	0	0	0	0	0	1619.44	0.540	0.080	16.860	1.560	7.040	0.36
0	0	0	0	0	0	1636.11	0.410	0.080	16.690	1.540	7.060	0.36
0	0	0	0	0	0	1687.22	0.041	0.070	16.200	1.400	7.090	0.36
0	0	0	0	0	1150.0	1507.78	1.200	0.300	18.650	0.660	3.550	2.08
0	0	0	0	0	0	1682.22	0.690	0.300	18.650	0.660	3.550	2.08
0	585.7	4250.8	1088.2	1423.3	0	1346.67	0.690	0.100	17.530	1.390	8.400	2.07
0	0	0	0	0	0	1616.67	0.530	0.070	16.550	1.090	8.530	2.09
0	0	0	0	0	0	1658.33	0.290	0.060	16.310	1.070	8.570	2.09
0	0	0	0	0	0	1527.22	1.580	0.170	18.960	0.600	3.640	0.39

用标准后传输算法来训练每个神经网络。训练时使用双曲正切函数，或者优选 S 形变换函数，对每个神经原的学习速率为 0.1 和 0 动量。一旦神经网络得到充分的训练，它就被翻译成容易使用的程序语言，例如 C 或 BASIC 或 FORTRAN 语言。把一种这类语言中的代码进行编译和连接。正如所需要的那样。

表明训练操作过程的流程图示于图 4。相应于步骤 A，将权和偏移在 1 和负 1 之间设为小的随机数值。然后将用于给定工艺周期的收集的训练输入和输出数据提供给处于训练的神经网络输入神经原 2 2，正如步骤 B 所示。在输入数据通过神经原 2 6 的内部层而传输到输出神经原 2 4 之后，对于每个输出神经原 2 4 则形成如步骤 C 所示的输出 2 0，该输出 2 0 基于等式 (1) 所表示的变换函数 Y_1 。将取自输出神经原 2 4 的计算过的输出 2 0 在步骤 D 中与所给工艺周期的输出数据相比较，对于输出和隐藏神经原分别用等式 5 和 6 则得出误差信号 3 0。在步骤 E 中将该误差信号 3 0 与预设的容差系数相比较。如误差信号 3 0 比容差系数大，则如在步骤 F 所示将误差信号后向通过网络到达输出和隐藏神经原，用等式 7 来调整权，并且在步骤 A 中的每个权都是以 ΔW_1 而递增变化的。提供另一工艺周期的输入数据并重复步骤 B 至 E 直到误差信号 3 0 降低到容许水平。当误差信号 3 0 比预设容差系数小时，则训练程序相应于步骤 G 而完成。

为了校对的目的，进行校对步骤 H 和 I，在这两个步骤中提供试验输入数据以得出如步骤 C 的输出 2 0，以在步骤 D 中与已知输出数据相比较。该容差系数是对该神经网络所希望精度的预定标准。连续进行训练直至误差信号小于该容差。容差最简单的形式是设计为使训练到结束的某个百分误差。更具体的容差形式是试验是否该神经网络

络实际上正学习能得出题目输入和输出之间的关系，或者是否该网络已经开始记忆用来其自身训练的特定数据间的关系。经过循环数的迭代后，将神经网络应用于贮存数据或试验数据，且能评估它估算数据的理想输出的能力。在训练的前期阶段，神经网络学习以估算具有高精度度的试验输出数据。当神经网络完成归纳后，则开始靠消耗其相对试验数据的精确度。而提高其相对训练数据的精确度。在这一点，认为对于解决一般问题来说，训练达到了最佳的配置或权，并且该训练工序可结束了。神经网络 1—5 中的每一个都按上述方式进行训练。

误差信号 δ 的确定是递归过程，它由输出神经原 24 得出基于将收集数据供给输入神经原 22 的输出数据而开始。输入神经原 22 能使信号通过神经网络向前传送直至输出神经原 24 中产生一个输出信号。由等式 (3) 可以看出学习速率 η 在每次误差信号传播时对权变化的显著影响、 η 越大、权变化越大则学习速率就越快，但有可能降低最终所得到的精确度。

应将所有的收集输入数据和输出数据随机地分为两组。较大的一组作为训练数据用来训练神经网络，而余下的较小的一组数据作为试验数据用来校对。一种合理的分配是用 75% 的收集数据用于训练目的而用余下的 25% 的收集数据作为试验数据来校对网络的预定精确度。训练该神经网络直至与校正数据相比较而表明该模型的精确度不再增加为止。在这一点，本技术领域的技术人员知道该网络不再学习去归纳问题，而记住这组训练数据的特定解。典型的学习过程是将 10000 至 500000 个工艺周期的表征（即所给工艺周期完整的输入和输出数据的各个组的表征）赋予网络以调整其权。在整组训练数据中，将工艺周期的数据组供给神经网络的顺序在每次将整组数据供给该网

络用于训练之后可以随机弄混乱。

根据图 4 所示的脱碳逻辑可以确定使用训练的神经网络 1 - 5 的顺序。熔融金属在转移到精炼转炉中时的化学成分、重量和温度是可以估算或测量的、固体添加物的计算是独立计算的，但这并不构成本发明的一部份。图 4 所示的脱碳逻辑表明本发明使用神经网络 1 - 5 的例子，神经网络 1 - 5 基于预定的原始脱碳氧气比稀释气体的设定以及预定氧气与稀释气体脱碳比率程序。图 4 的一个例子使用预定的 1677 °C 温度，这适用于氧气与稀释气体 4 : 1 的比率以及 1、0.333 和 0 的比例程序，这分别对应于 0.15% C、0.05% C 和 0.03 % C 的目标碳含量。该脱碳逻辑建立了一个判定树以确定何时使用神经网络 1 - 5。

只有当碳含量高于最终目标含碳量 0.03% C 时才进行脱碳。如果熔池温度低于 1677 °C 并且还未将计算出的固体添加物加到熔池中，则选择 4 : 1 的氧气与稀释气体比率并驱动神经网络 1 来计算将熔池温度升至预定的 1677 °C 所需的氧气数。当供给的氧气量刚刚等于由神经网络 1 计算的计算量时，神经网络 3、4 和 5 则就驱动或启动以计算刚完成所述喷吹时碳含量、熔池温度和金属的化学成份的修正条件。再次启动神经网络 1 而将上述的神经网络 3、4 和 5 的输出数据作为新的起始条件，也将所需的固体添加物的量作为新的输入量，来计算将熔池温度升至预定的 1677 °C 所需的氧气数，而同时加入所述的添加物。以预选的 4 : 1 比率喷吹氧气，同时加入所述添加物直至计算的氧气数用完。

如果熔池温度小于 1677 °C 并且不必将固体添加物加入到熔池中，则选择 4 : 1 的氧气与稀释气体的比率并驱动神经网络 1 来计算将熔

池温度升至预定的 $1677\text{ }^{\circ}\text{C}$ 所需的氧气数。当供给的氧气量刚刚等于由神经网络 1 计算的计算量时，则驱动神经网络 3、4 和 5 来计算碳含量、熔池温度和金属化学成份的修正条件。

如果由神经网络 3、4 和 5 所计算的熔池温度等于或高于预定目标温度 $1677\text{ }^{\circ}\text{C}$ ，则新的氧气与稀释气体的比率相应分别选定为 1:1、1:3 或 0，这种确定是基于温度和碳浓度，也就是说，如果温度在 $1677\text{ }^{\circ}\text{C}$ 与 $1704\text{ }^{\circ}\text{C}$ 之间且碳浓度超过 0.15% 则选定 1:1 的比率，如果温度等于或大于 $1677\text{ }^{\circ}\text{C}$ 且含碳量在 0.08% 和 0.15% 之间则选定 1:3 的比率，最后，如果大于或等于 $1677\text{ }^{\circ}\text{C}$ 且碳含量小于 0.08%，则选定 0 比率。对于任一种上述这些情况，都驱动神经网络 2，选择合适的氧气与稀释气体比率并计算达到目标含碳量所需的氧气数。然后以选定比率喷吹氧气和/或稀释气体直至达到由神经网络 2 所计算的氧气数。然后，在每个连续步骤之后驱动神经网络 3、4 和 5 来修正熔池化学成份、温度和碳含量以用于任一随后脱碳的原始条件。

在冶炼 ASTM 300 系和 ASTM 300 系不锈钢时，用常规热力学模型来进行 AOD 工艺以预测并控制脱碳工艺。当调整该模型中的常数而获得最佳精确度时，对于实际碳含量在 0.1% 至 0.3% 之间时，所预测的碳含量具有 0.11% 的标准误差。在使用每一种氧气与稀释气体的比率之后将 14 炉不锈钢作为试样以测量熔池的化学成份和温度。将该信息用于训练本发明的第一个神经网络。经训练的神经网络然后用于在冶炼相同等级不锈钢时对含碳量在 0.1% 和 0.3% 之间的碳含量的预测。使用所述神经网络预测的碳含量仅具有 0.035% 的标准误差。

说明书附图

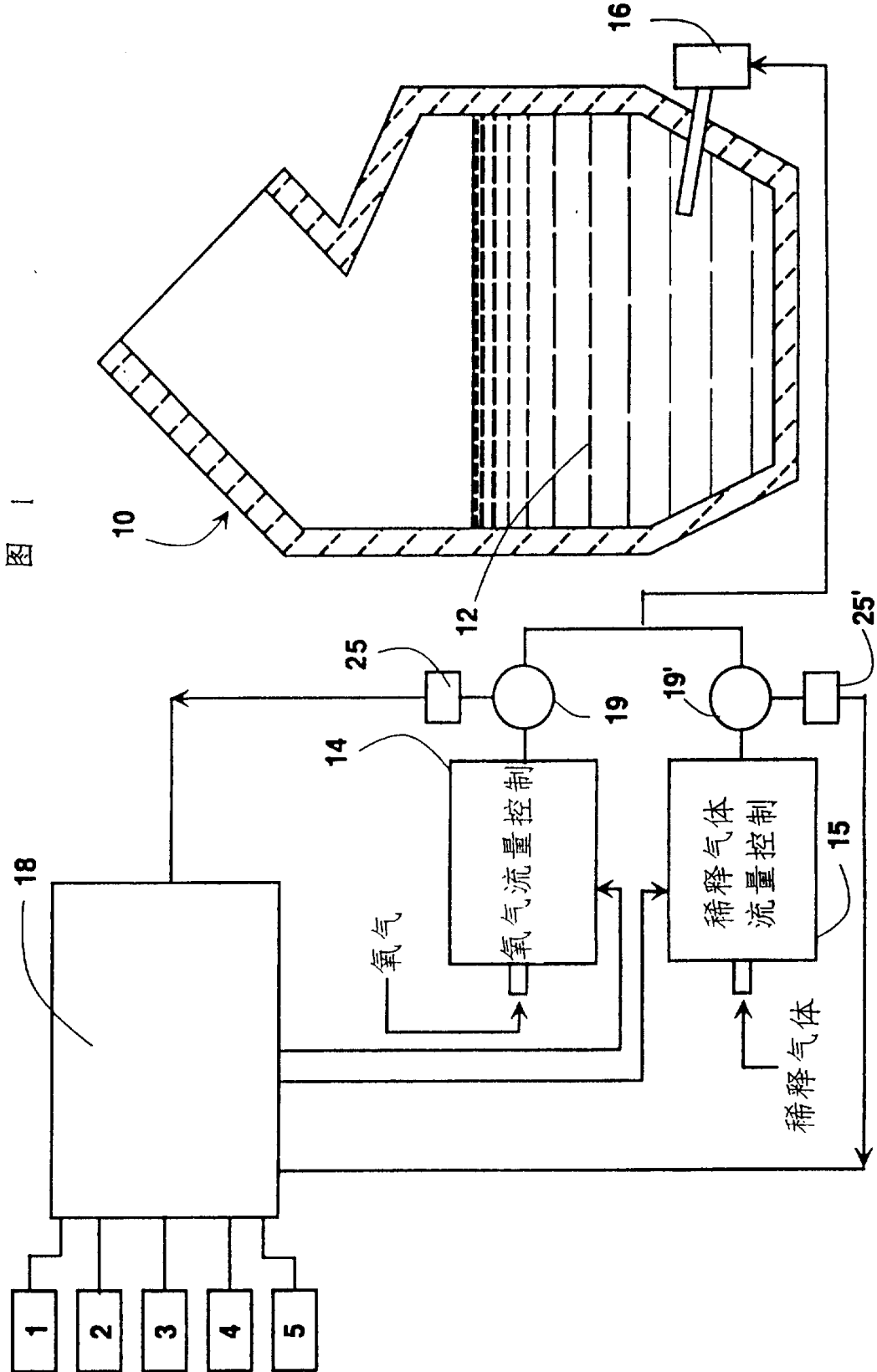


图 1

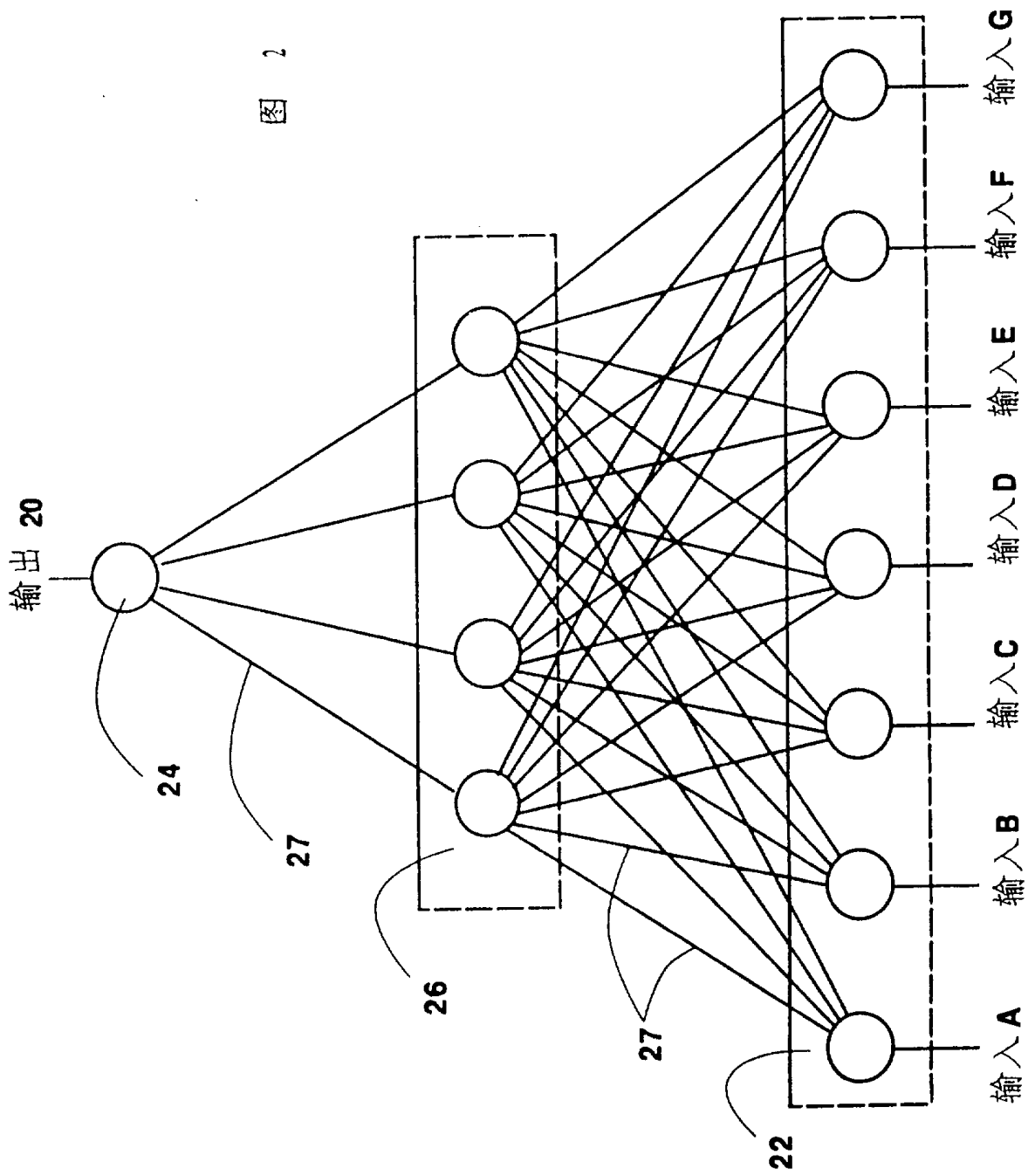


图 2

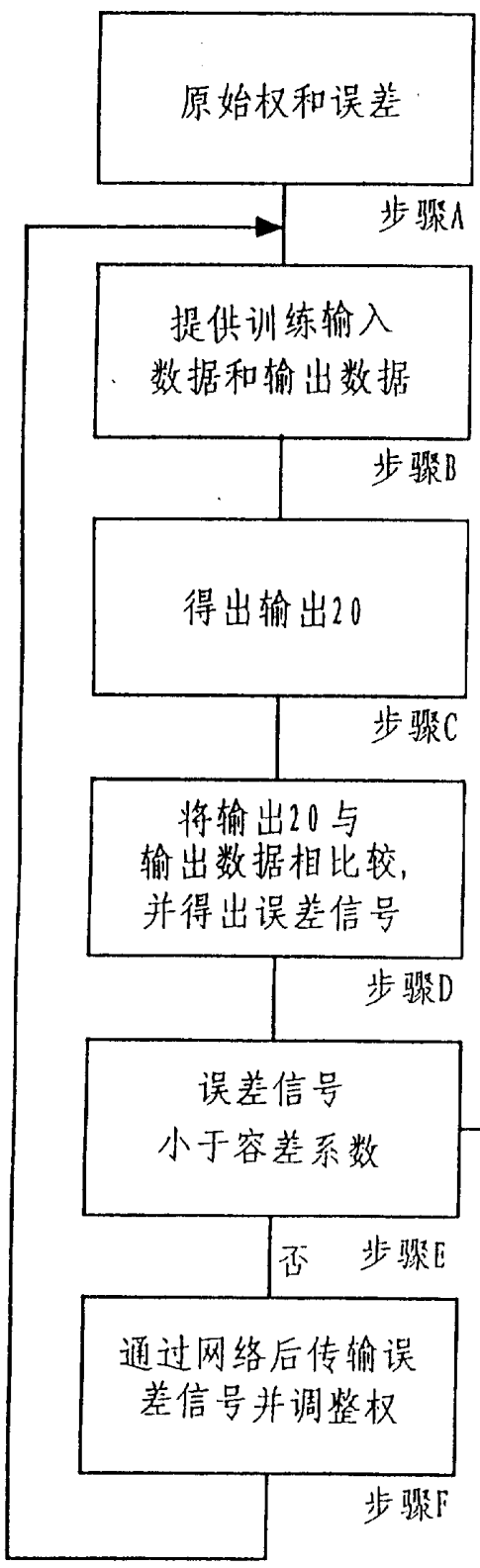


图 4

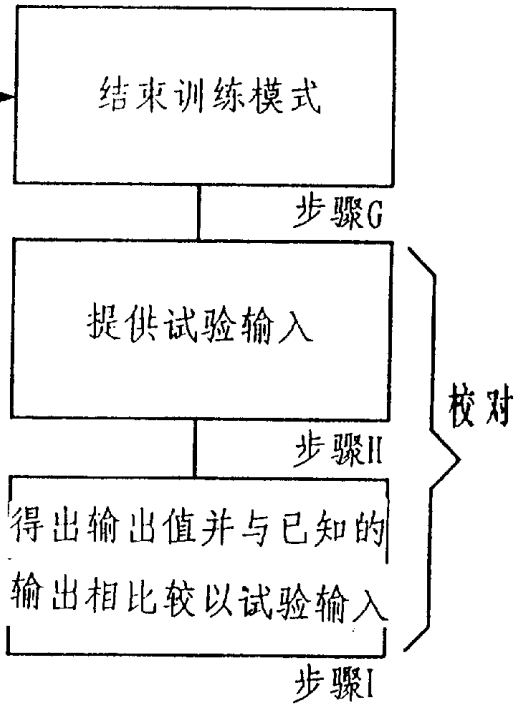
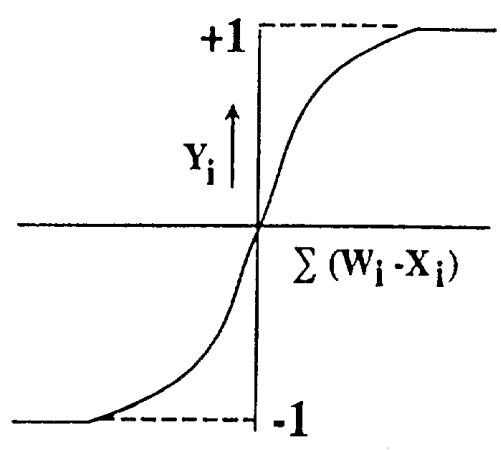


图 3



脱碳逻辑

最终目标 = 0.3% C

图 5

