



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 111159838 B

(45) 授权公告日 2024. 04. 16

(21) 申请号 201910303268.5

G16C 20/30 (2019.01)

(22) 申请日 2019.04.16

G16C 20/70 (2019.01)

G06N 3/02 (2006.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 111159838 A

(56) 对比文件

(43) 申请公布日 2020.05.15

CN 105158083 A, 2015.12.16

CN 107480395 A, 2017.12.15

(30) 优先权数据

KR 100947176 B1, 2010.03.12

10-2018-0124164 2018.10.18 KR

US 2017074310 A1, 2017.03.16

(73) 专利权人 现代自动车株式会社

US 2017351966 A1, 2017.12.07

地址 韩国首尔

WO 02099736 A1, 2002.12.12

专利权人 起亚自动车株式会社

蔡建国. 碳纤维增强复合材料钻削温度与孔

西姜大学校产学协力团

质量试验研究.《中国优秀硕士学位论文全文数据库》.2016, B020-13.

(72) 发明人 裴愉珍 金载濤 崔兴宰 金东哲

杨慧艳; 何晓聪; 周森; 丁燕芳. 压印接头拉

(74) 专利代理机构 北京康信知识产权代理有限公司 11240

剪强度的有限元模拟. 机械工程材料. 2013, (第 09期), 74-78.

专利代理师 陈鹏 李静

审查员 陈治帆

(51) Int. Cl.

G16C 60/00 (2019.01)

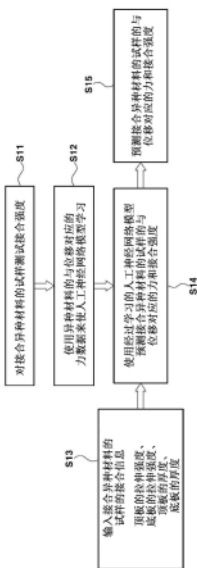
权利要求书2页 说明书7页 附图6页

(54) 发明名称

预测接合异种材料的接合强度的方法及车辆制造方法

(57) 摘要

本申请涉及预测接合异种材料的接合强度的方法及车辆制造方法。预测接合异种材料的接合强度的方法, 包括: 对各自具有不同的接合信息的多个接合异种材料试样执行接合强度试验, 并且基于接合信息获取力-位移数据; 在预测系统中构建用于根据接合信息预测力-位移数据和接合强度的人工神经网络模型; 通过将力-位移数据输入至预测系统使人工神经网络模型学习通过接合强度试验而获得的该力-位移数据; 通过使用运行用于执行接合强度的预测的软件并且通过网络连接至预测系统的主计算机的计算机, 将要预测的接合信息输入至预测系统; 并且通过经过学习的人工神经网络模型, 预测要预测的力-位移值和接合强度。



1. 一种预测接合异种材料的接合强度的方法,所述方法包括以下步骤:
对各自具有不同的接合信息的多个接合异种材料试样执行接合强度试验;
基于所述多个接合异种材料试样的所述接合信息获取力-位移数据;
在预测系统中,构建用于根据所述接合异种材料试样的所述接合信息来预测所述接合异种材料试样的所述力-位移数据和所述接合强度的人工神经网络模型;
通过将所述力-位移数据输入至所述预测系统使所述人工神经网络模型对基于所述接合异种材料试样的所述接合信息通过所述接合强度试验而获得的所述力-位移数据进行学习;
通过使用能够运行用于对所述接合强度执行预测的软件并且通过网络与所述预测系统的主计算机连接的计算机,将要预测的接合异种材料试样的接合信息输入至所述预测系统;以及
通过经过学习的所述人工神经网络模型,基于所述要预测的接合异种材料试样的所述接合信息来预测所述要预测的接合异种材料试样的力-位移数据和接合强度。
2. 根据权利要求1所述的方法,其中,用于执行所述接合强度试验的所述接合信息包括各个所述接合异种材料试样的顶板厚度和底板厚度。
3. 根据权利要求1所述的方法,其中,用于执行所述接合强度试验的所述接合信息包括顶板和底板中的每一者的拉伸强度或屈服强度。
4. 根据权利要求1所述的方法,其中,在对所述多个接合异种材料试样执行所述接合强度试验以及获取所述力-位移数据中,所述接合信息包括各个所述接合异种材料试样的顶板厚度和底板厚度;以及顶板和底板中的每一者的拉伸强度或屈服强度。
5. 根据权利要求4所述的方法,其中,在对所述多个接合异种材料试样执行所述接合强度试验以及获取所述力-位移数据中,所述接合信息进一步包括用于将各个所述接合异种材料试样的所述顶板与所述底板彼此接合的接合类型。
6. 根据权利要求1所述的方法,其中,用于预测所述力-位移数据和接合强度的所述接合信息包括所述要预测的接合异种材料试样的顶板厚度和底板厚度。
7. 根据权利要求1所述的方法,其中,用于预测所述力-位移数据和接合强度的所述接合信息包括所述要预测的接合异种材料试样的顶板和底板中的每一者的拉伸强度或屈服强度。
8. 根据权利要求1所述的方法,其中,在通过所述预测系统预测所述要预测的接合异种材料试样的所述力-位移数据和所述接合强度中,所述接合信息包括所述要预测的接合异种材料试样的顶板厚度和底板厚度以及所述要预测的接合异种材料试样的顶板和底板中的每一者的拉伸强度或屈服强度。
9. 根据权利要求8所述的方法,其中,在通过所述预测系统预测所述要预测的接合异种材料试样的所述力-位移数据和所述接合强度中,所述接合信息进一步包括用于将所述接合异种材料试样的所述顶板与所述底板彼此接合的接合类型。
10. 根据权利要求1所述的方法,其中,在对所述多个接合异种材料试样执行所述接合强度试验以及获取所述力-位移数据中,各个所述接合异种材料试样的位移每增加预定量,就计算各个所述接合异种材料试样的力值,从而获得所述力-位移数据。
11. 根据权利要求1所述的方法,其中,在预测所述力-位移数据和所述接合强度中,所

述接合强度被定义为所述力-位移数据中与位移对应的力的最大值。

12. 一种制造车辆的方法,所述方法包括以下步骤:

选择两种异种材料;

使用权利要求1所述的方法预测所述两种异种材料的接合强度;

将所述两种异种材料进行接合。

13. 一种预测接合异种材料的接合强度的方法,所述方法包括以下步骤:

对各自具有不同的接合信息的多个接合异种材料试样执行接合强度试验,其中,用于执行所述接合强度试验的所述接合信息包括各个所述接合异种材料试样的顶板厚度和底板厚度、以及顶板和底板中的每一者的拉伸强度或屈服强度;

基于所述多个接合异种材料试样的所述接合信息获取力-位移数据;

在预测系统中,构建用于根据所述接合异种材料试样的所述接合信息来预测所述接合异种材料试样的所述力-位移数据和所述接合强度的人工神经网络模型;

通过将所述力-位移数据输入至所述预测系统使所述人工神经网络模型对基于所述接合异种材料试样的所述接合信息通过所述接合强度试验而获得的所述力-位移数据进行学习;

通过使用能够运行用于对所述接合强度执行预测的软件并且通过网络与所述预测系统的主计算机连接的计算机,将要预测的接合异种材料试样的接合信息输入至所述预测系统;以及

通过经过学习的所述人工神经网络模型,基于所述要预测的接合异种材料试样的所述接合信息来预测所述要预测的接合异种材料试样的力-位移数据和接合强度,其中,用于预测所述力-位移数据和接合强度的所述接合信息包括所述要预测的接合异种材料试样的顶板厚度和底板厚度以及所述要预测的接合异种材料试样的顶板和底板中的每一者的拉伸强度或屈服强度。

14. 根据权利要求13所述的方法,其中,在对所述多个接合异种材料试样执行所述接合强度试验以及获取所述力-位移数据中,所述接合信息进一步包括用于将各个所述接合异种材料试样的所述顶板与所述底板彼此接合的接合类型。

15. 根据权利要求13所述的方法,其中,在通过所述预测系统预测所述要预测的接合异种材料试样的所述力-位移数据和所述接合强度中,所述接合信息进一步包括用于将所述接合异种材料试样的所述顶板与所述底板彼此接合的接合类型。

16. 根据权利要求13所述的方法,其中,在对所述多个接合异种材料试样执行所述接合强度试验以及获取所述力-位移数据中,各个所述接合异种材料试样的位移每增加预定量,就计算各个所述接合异种材料试样的力值,从而获得所述力-位移数据。

17. 根据权利要求13所述的方法,其中,在预测所述力-位移数据和所述接合强度中,所述接合强度被定义为所述力-位移数据中与位移对应的力的最大值。

18. 一种制造车辆的方法,所述方法包括以下步骤:

选择两种异种材料;

使用权利要求13所述的方法预测所述两种异种材料的接合强度;

将所述两种异种材料进行接合。

预测接合异种材料的接合强度的方法及车辆制造方法

技术领域

[0001] 本发明大体上涉及预测接合异种材料(joined dissimilar materials,接合后的异种材料)的接合强度的方法。

背景技术

[0002] 近来,为了提高燃料效率并且减少废气,对减少车辆重量的需求日益增加。因此,正在努力减少构成车重的很大一部分的车身的重量。

[0003] 特别地,正在积极开发应用轻质(重量轻)金属材料代替本领域中使用的钢的技术。为了实现以上目标,该技术的关键部分是将轻质金属材料接合至现有的钢结构的技术。

[0004] 近来,根据车身的高强度和轻重量的趋势,作为车身的材料,存在其中应用塑料复合材料,诸如,钢板(诸如,超高强度钢等)、非铁板(non-ferrous plate)(诸如,铝和镁)、纤维增强塑料(FRP)、纤维增强塑料(CFRP)和玻璃纤维增强塑料(GFRP)等许多情况。

[0005] 因为塑料复合材料在强度、弹性模量、轻质和安全性方面优良,因此塑料复合材料作为航空工业或汽车工业中的一种主要材料备受欢迎,并且预期汽车工业将来扩大塑料复合材料的使用并且显著增加其生产量。

[0006] 通过使纤维材料浸渍在塑性树脂(plastic resin,塑料树脂)中并且进行固化制成各种塑料复合材料。例如,可以将纤维材料生产成卷绕形状或织物形状,然后可以将纤维材料浸渍在塑性树脂中并且进行固化。

[0007] 为了生产板状塑料复合材料并且将塑料复合材料板应用于车身,应该可以将塑料复合材料板与钢板接合。在此,由于两种材料的物理特性,激光焊或点焊是不可行的。

[0008] 由于此种原因,在相关技术中,作为异种材料的塑料复合材料板和钢板以非常有限的接合方法(诸如,使用结构粘合剂的接合方法或者使用诸如螺钉和铆钉等紧固件的机械式接合方法)彼此接合。

[0009] 同时,通过接合异种材料制成的板,应该充分符合作为诸如车身等车辆的零件中使用的车辆零件材料所需要的强度。特别地,因为板通过接合异种材料制成,因此材料之间的接合强度应该大。

[0010] 因此,为了选择和使用材料,必须测量具有不同的材料组合的各种接合异种材料的接合强度。

[0011] 在相关技术中,为了测量各种接合异种材料的接合强度,直接生产针对各种材料组合和材料厚度的接合异种材料的试样。此外,对所有生产的试样执行拉伸试验,并且使用获得的数据。

[0012] 然而,为了执行试样的试验,必须生产具有不同的材料组合和材料厚度的各种板的试样。结果,需要更多成本和时间用于生产试样的模具以用于处理试样的接合。

[0013] 近来,随着轻质零件的应用增加,材料的组合和厚度变得越来越多样,并且生产和试验所有单独组合的试样的时间和花费成指数增加。

发明内容

[0014] 因此,考虑到在相关技术中出现的以上问题而做出本发明。本发明的实施方式提供了在无需生产和试验所有试样的情况下预测各不同组合和各新组合的接合强度的技术。例如,本发明的实施方式提供了在无需生产或试验试样的情况下预测接合异种材料的接合强度的方法。

[0015] 根据本发明的实施方式,本发明提供了预测接合异种材料的接合强度的方法。该方法包括对各自具有不同的接合信息的多个接合异种材料试样执行接合强度试验。基于多个接合异种材料试样的接合信息获得力-位移数据。预测系统用于构建用于从接合异种材料试样的接合信息预测接合异种材料试样的力-位移数据和接合强度的人工神经网络模型。通过将力-位移数据输入至预测系统,人工神经网络模型学习基于接合异种材料试样的接合信息通过接合强度试验获得的力-位移数据。通过使用能够运行用于执行接合强度的预测的软件且通过网络连接至预测系统的主计算机的计算机,将要预测的接合异种材料试样的接合信息输入至预测系统。该方法包括通过经过学习的人工神经网络模型基于要预测的接合异种材料试样的接合信息来预测要预测的接合异种材料试样的力-位移数据和接合强度。

[0016] 因此,根据本发明的预测接合异种材料的接合强度的方法,可以在不生产和试验实际试样的情况下通过使用经过学习的人工神经网络模型根据异种材料的接合信息预测接合材料的力-位移和接合强度。此外,当开发接合异种材料时,可以减少在生产和试验接合异种材料的试样中涉及的时间和成本。

附图说明

[0017] 当结合附图时,通过以下详细描述,将更明确地理解本发明的以上和其他目标、特征和其他优点,在附图中:

[0018] 图1是示出了根据本发明的用于预测接合异种材料的接合强度的预测过程的流程图。

[0019] 图2是示出了可以在本发明的接合强度试验中生产和使用的接合异种材料的试样的视图。

[0020] 图3是示出了其中使用高速旋转螺钉接合具有异种材料的板的流钻螺钉(热熔自攻丝)(FDS)类型的接合工艺或流式螺钉(FFS)类型的接合工艺的视图。

[0021] 图4是示出了其中具有异种材料的板使用平头铆钉接合的RIVTAC类型的接合工艺的视图。

[0022] 图5是示出了本发明的预测系统的配置的示意图。

[0023] 图6是示出了用于输入作为本发明的预测目标的接合异种材料的试样的接合信息的软件屏幕的视图。

[0024] 图7是示出了通过本发明的经过学习的人工神经网络模型预测的与位移对应的力数据(力-位移数据)的实例的曲线图。

[0025] 图8至图10是示出了本发明使用的人工神经网络模型的视图。

[0026] 图11是示出了本发明的预测与位移对应的力的人工神经网络模型的更详细的视图。

具体实施方式

[0027] 在下文中,将参考附图详细描述本发明的示例性实施方式,使得本发明可以由本发明所属领域的普通技术人员容易地实施。对以下实施方式的各种变化是可行的并且本发明的范围不限于以下实施方式。

[0028] 应当进一步理解,除非上下文另有明确指示外,术语“包括”、“包含”、“具有”和/或“含有”在本文中使用时,是指存在所述及的特征、整体、步骤、操作、元件和/或部件,但并不排除存在或附加一个或多个其他特征、整体、步骤、操作、元件、部件和/或其组合。

[0029] 本发明涉及预测接合异种材料的接合强度的方法,其中,异种材料的板被彼此接合。

[0030] 具体地,本发明涉及在不生产和试验实际试样的情况下预测接合异种材料的与位移对应的力(力-位移)和接合强度的方法,其中,接合异种材料以相似组合和新组合的方式进行配置。

[0031] 更具体地,本发明具有以下技术性,其中,在无需生产和试验实际试样的情况下,通过经过学习的人工神经网络模型,可以根据接合异种材料的顶板和底板的拉伸强度(与材料相关)和厚度,执行接合异种材料的力-位移和接合强度的预测。

[0032] 在本发明中,接合异种材料的力-位移和接合强度的预测可以替代实际的样品试验。根据接合异种材料的接合信息,即,根据接合异种材料的顶板和底板的拉伸强度和厚度信息,可以使用经过学习的人工神经网络模型预测(未作为实际的试样生产的)接合异种材料的接合部分的力-位移和接合强度。

[0033] 根据本发明,只有当为了使人工神经网络模型学习并且获取用于其学习的数据而执行接合强度试验时,才以不同组合生产接合异种材料作为试样,并且为每一个组合执行接合强度试验。此后,当通过经过学习的人工神经网络模型执行要预测的接合异种材料的力-位移和接合强度的预测时,不生产要预测的接合异种材料的额外试样。

[0034] 然而,在以下描述中,假设存在作为用于通过使用经过学习的人工神经网络模型预测力-位移和接合强度的对象的接合异种材料的试样。

[0035] 尽管要预测的接合异种材料的实际试样因为通过使用经过学习的人工神经网络模型预测它的力-位移和接合强度而不存在,但是在以下描述中,要经受接合强度预测的接合异种材料将被称为“接合异种材料的试样”。

[0036] 在以下描述中使用的“接合异种材料的试样”意指要预测的其中顶板和底板彼此接合的接合异种材料的虚拟试样。

[0037] 在下文中,将参考附图描述根据本发明的预测接合异种材料的接合强度的方法。图1是示出了根据本发明的用于预测接合异种材料的接合强度的预测过程的流程图。该图示出了其中通过使用人工神经网络预测接合异种材料的试样的与位移对应的力和接合强度的预测过程。

[0038] 在本发明的预测系统中构建的人工神经网络模型使用输入(接合信息)和输出(与位移对应的力和接合强度)之间的关系进行学习。此外,用户需要预测的接合异种材料的试样的接合信息被输入至经过学习的人工神经网络模型。因此,通过使用人工神经网络模型,可以预测接合异种材料的试样的与接合信息对应的与位移对应的力和接合强度。

[0039] 一种预测本发明的接合异种材料的接合强度的系统,可以预测接合异种材料的试

样的与位移对应(力-位移)的力和接合强度,该系统包括:预测系统,具有其中存储用于预测与位移对应的力和接合强度所需要的信息的数据;多个计算机,包括连接至数据库的主计算机;以及网络,将计算机互相连接;以及人工神经网络模型,在预测系统中构建并且通过输入数据学习接合异种材料的接合强度的预测。

[0040] 如在本领域中已知的,在本文中描述的计算机将包括耦接至存储器的处理器(即,单个处理器或多个处理器),该存储器存储软件形式的指令。通过处理器执行指令以实现在此描述的结果。

[0041] 参考图1中的预测过程,为了构建可以预测接合异种材料的试样的与位移对应的力和接合强度的人工神经网络模型和使其学习,在S11中执行对接合异种材料的试样的接合强度试验(对接合异种材料的试样的拉伸试验),并且通过接合强度试验获得接合异种材料的试样的与接合信息对应的力-位移数据(参考图5、图7和图10中示出的与位移对应的力数据)。

[0042] 在此,接合强度的信息可包括:接合异种材料的试样的顶板厚度和底板厚度;以及顶板和底板中的每一个的拉伸强度或屈服强度,并且可以进一步包括:接合类型。

[0043] 此外,在接合强度试验的结果数据,即,试样的拉伸试验的结果数据(试验数据)中,接合强度可以定义为与位移对应的力数据的最大值。

[0044] 当执行接合强度试验时,通过接合顶板和底板生产接合异种材料的试样,顶板和底板具有的有已知的拉伸强度(或屈服强度)的预定厚度作为接合信息,然后在试样上执行拉伸试验。

[0045] 在此,顶板和底板的厚度已经被称为试样的接合信息,并且通过试验获得与位移对应的力值作为试验数据。

[0046] 将参考图2更详细地描述接合强度试验。附图示出了可以在本发明的接合强度试验期间在接合强度试验中使用的接合异种材料的试样。

[0047] 为了执行接合强度试验,如图2所示,实际生产其中顶板1和底板2彼此接合的试样,然后生产的试样被安装至能够将拉伸载荷施加到试样上的试验设备。在此,顶板1和底板2中的一个可以被试验设备固定,并且可以使用诸如可以施加拉伸载荷的已知的通用材料试验机或拉伸试验机等设备用于顶板1和底板2中的另一个。

[0048] 此外,在接合强度试验期间,如图2所示,当其中顶板1和底板2接合和固定的部位被认为是接合点时,顶板1和底板2中的一个被试验设备固定,力沿拉伸方向作用于另一个板,并且剪切力(剪力)作用于板之间的接合点。

[0049] 在实际生产接合异种材料的试样之后,通过使用试验设备执行拉伸试验以测量接合异种材料的试样的与位移对应的力和接合强度。

[0050] 因为接合强度试验是静态试验,因此不必分别规定顶板1和底板2作为图2中示出的固定板和拉伸板。此外,不管顶板和底板的分离如何,顶板和底板中的一个应该被固定,并且另一个板应该接受拉伸方向上的力。

[0051] 当施加拉伸力时,会施加预定的拉伸速度,例如,可以在10mm/min的拉伸速度下测量与位移对应的力的控制。

[0052] 施加和维持该拉伸力直到接合异种材料的试样损坏,并且作为试验结果,可以获得与位移对应的力数据。

[0053] 此外,可以基于通过试验所获得的数据中的位移,以预定间隔(例如,0.25mm)提取力,即与测量位移对应的力数据。此外,提取的力可以用作用于使人工神经网络模型学习的数据。

[0054] 在此,因为通过提取针对预定间隔的每个位移值的力而获得的数据,因此该数据可被获得作为关于力-位移的曲线图(图5、图7和图10中的曲线图的形式)。

[0055] 接合异种材料的试样的接合信息和获得的试验数据通过计算机被输入至预测系统,并且在S12中人工神经网络模型利用该信息和数据进行学习。

[0056] 当人工神经网络模型学习时,通过如下所述的输入-输出数据优化人工神经网络模型的权重 w 和偏置 b 。

[0057] 以下,在S13中,当用户通过使用可以运行用于预测接合强度的软件且通过网络连接至预测系统的主计算机的计算机,将要预测的接合异种材料的试样的接合信息输入至经过学习的人工神经网络模型时,在S14和S15中,通过人工神经网络模型预测要预测的接合异种材料的试样的与位移对应的力和接合强度,并且通过该计算机输出和显示预测结果,并且存储在计算机中以便由用户确认。

[0058] 在此,为了预测接合异种材料的试样的力和接合强度而由用户输入的要预测的接合异种材料的试样的接合信息是接合异种材料的试样的顶板和底部的物理和尺寸信息。因此,接合信息可包括顶板和底板中的每一个的拉伸强度(或屈服强度)和厚度信息(参考图1中的S13),并且可以进一步包括接合类型的信息。

[0059] 在本发明中,接合材料的异种材料的组合的实例(即,接合材料的试样)可包括如下所述。

[0060] 1. 铝(板/铸造材料/提取材料)-钢(正常钢板/高强度钢板)接合

[0061] 例如:A6082 3.0t+SGAFC590 1.6t

[0062] 2. 铝(板/铸造材料/提取材料)-复合材料(CFRP/SMC等)接合

[0063] 例如:A6014 1.2t+CFRP RTM2.2t

[0064] 3. 铝(板/铸造材料/提取材料)-铝(板/铸造材料/提取材料)接合

[0065] 例如:A5182 1.2t+A365 3.0t

[0066] 在此,3.0t、1.6t、1.2t和2.2t分别指的是3.0mm、1.6mm、1.2mm和2.2mm的厚度,SMC指的是“片状模塑料(片状成型料)”,并且RTM指的是“树脂传递模塑”。

[0067] 此外,本发明的使异种材料接合的方法的实例可包括使用能够使异种材料彼此接合的高速旋转螺钉(MS832-01)的流钻螺钉(FDS)类型或者流式螺钉(FFS)类型的接合工艺、或者使用能够使异种材料彼此接合的平头铆钉的RIVTAC类型的接合工艺。

[0068] 在人工神经网络的构建和学习过程中,使用上述各种接合类型中的一个生产具有各种材料组合和厚度的接合异种材料的试样。此外,作为接合信息,获得针对接合类型、顶板厚度、底板厚度、顶板的拉伸强度(或屈服强度)以及底板的拉伸强度(或屈服强度)中的每一个的试验数据。

[0069] 此外通过处理试验数据,获得针对接合类型、顶板和底板的厚度、以及顶板和底板的拉伸强度(或屈服强度)中的每一个的平均的力-位移数据。

[0070] 此外,每个试样的位移无论何时增加预定量(例如,每递增0.25mm),都提取每个试样的力数据。此外,提取的数据被确定为目标数据(即,输出数据)并且存储在数据库中。

[0071] 神经网络被构建,并且通过使用所获得的信息和数据进行学习。

[0072] 图3是示出了其中具有异种材料的板使用高速旋转螺钉接合的FDS式接合工艺或FFS式接合工艺的视图,并且图4是示出了其中具有异种材料的板使用平头铆钉接合的RIVTAC式接合工艺的视图。

[0073] 图5是示出了本发明的预测系统的配置的示意图。当用户将有关要预测的接合异种材料的试样的接合信息输入至通过网络与能够运行软件以预测接合强度的预测系统的主计算机连接的计算机10时,通过在预测系统的软件中构建的人工神经网络模型执行该预测。

[0074] 在此,通过经过学习的人工神经网络模型获得通过用户输入的接合异种材料的试样的接合信息,即,与试样的顶板和底板的物理和尺寸信息对应的预测值。

[0075] 如图5所示,因为用于预测接合强度的软件在用户的计算机10中运行,因此通过网络与计算机连接的预测系统中的人工神经网络模型执行该预测。此外,当作为预测的结果获得接合异种材料的试样的与位移对应的力值和接合强度值时,作为结果获得的信息通过计算机10输出和显示,并且存储在计算机10中。

[0076] 参考图5,作为预测的结果,在计算机10中最终获得有关接合异种材料的试样的与位移对应的力数据和作为力的最大值的接合强度。

[0077] 在上文中,尽管描述了用户输入作为顶板和底板的物理信息的拉伸强度,来作为要预测的试样的接合信息以预测试样的力和接合强度的实例,但是拉伸强度可以由屈服强度替代。

[0078] 图6是示出了用于输入用户已知的要预测的接合异种材料的试样的接合信息以预测接合异种材料的试样的力和接合强度的软件的屏幕的视图。在此,可以将屏幕配置为使得用户选择FFS、FDS和RIVTAC接合工艺中的一重作为接合类型,并且输入顶板和底板的厚度和屈服强度。

[0079] 另外,当人工神经网络模型学习时,有关接合异种材料的试样的相同的接合信息以及通过接合强度试验获得的力-位移试验数据可以通过软件而被输入至人工神经网络模型。

[0080] 即,人工神经网络模型可以使用力-位移试验数据与接合类型、顶板的拉伸强度(或屈服强度)、底板的拉伸强度(或屈服强度)、顶板厚度和底板厚度进行学习。

[0081] 如上所述,当顶板和底板的拉伸强度(或屈服强度)、顶板厚度和底板厚度被输入至经过学习的人工神经网络模型时,可以通过使用经过学习的人工神经网络模型预测力-位移和接合强度。

[0082] 图7是示出了本发明的通过经过学习的人工神经网络模型预测的与位移对应的力数据(力-位移)的实例的曲线图。在此,力数据的最大值是接合强度。

[0083] 图8至图10是示出了本发明使用的人工神经网络模型的视图,其中,图8是示出了人工神经网络模型的详细配置的视图,该人工神经网络模型根据接合异种材料的试样的接合信息预测与位移对应的力和接合强度。

[0084] 图8示出了使用顶板的屈服强度、底板的屈服强度、顶板厚度和底板厚度作为接合异种材料的试样的接合信息的实例。在此,人工神经网络模型被分成隐藏层和输出层,并且每一个层配置有人工神经元。

[0085] 此外,当对接合异种材料的试样执行接合强度试验时,在人工神经网络模型中执行关于接合信息和通过试验获得的现有的力-位移数据的学习。

[0086] 在此,人工神经网络模型是配置每一个节点(人工神经元)的网络的模型,并且人工神经网络模型通过学习输入和结果来定义权重从而预测可选输入的结果。

[0087] 参考图8,人工神经元定义输入和输出之间的关系,并且人工神经元被配置为权重 w 、激活函数 f 和偏置 b 。

[0088] 可以通过图9的底部示出的公式计算与人工神经网络模型中的输入对应的输出。因为通过公式计算接合异种材料的试样的与位移对应的力,即与接合信息对应的输出,并且因为获得力数据的最大值作为接合强度,因此可以预测与位移对应的力和接合强度。

[0089] 如图8所示,使人工神经网络模型学习意味着使人工神经网络模型中的所有人工神经元的权重 w 和偏置 b 最优化。

[0090] 图10是示出了其中当输入接合异种材料的试样的接合信息时,通过人工神经网络模型获得与位移对应的力和接合强度的实例的视图。当使用人工神经网络模型时,可以在没有公式或者公式类型模型的情况下预测具有各种接合条件的力。

[0091] 图11是详细地示出了通过位移预测力的人工神经网络模型的视图。该图示出了与位移对应的力和接合强度的预测模型的实例。该预测模型可应用于使用人工神经网络模型。此外,需要易于使用矩阵类型的人工神经网络模型的软件。

[0092] 在以上描述中,尽管已经详细地描述了本发明的实施方式,但是本发明的范围不限于该实施方式,并且在本发明的范围中还包括由本发明所属本领域的普通技术人员使用所附权利要求中限定的本发明的基本概念作出的各种修改和变化。

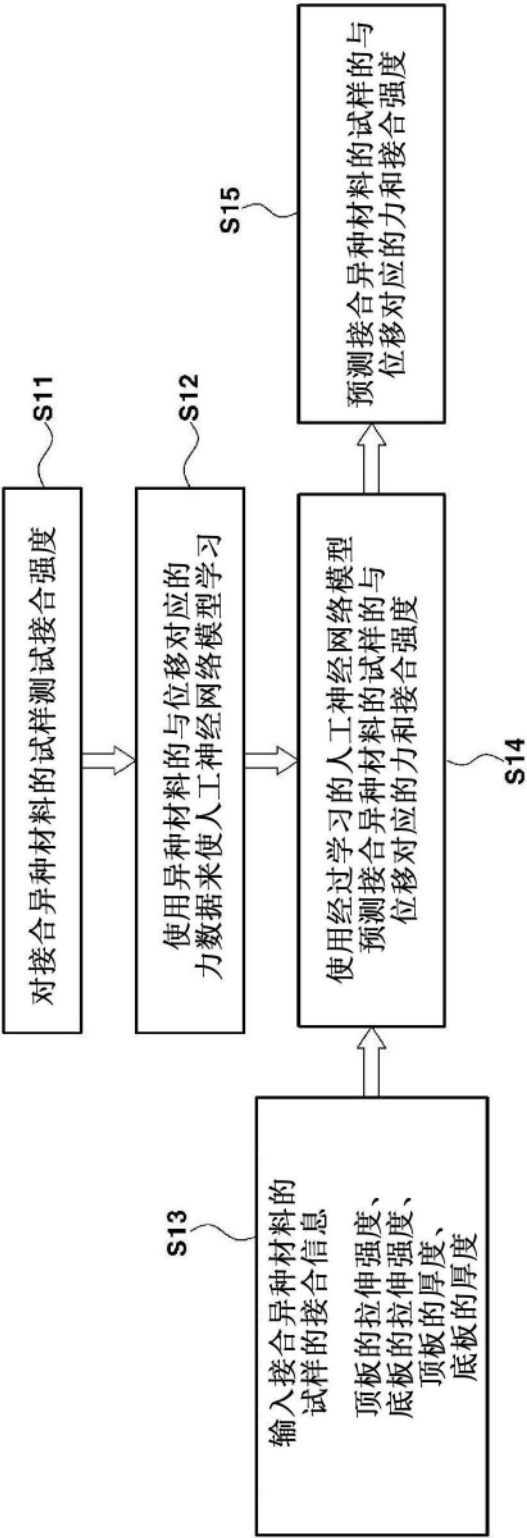


图1

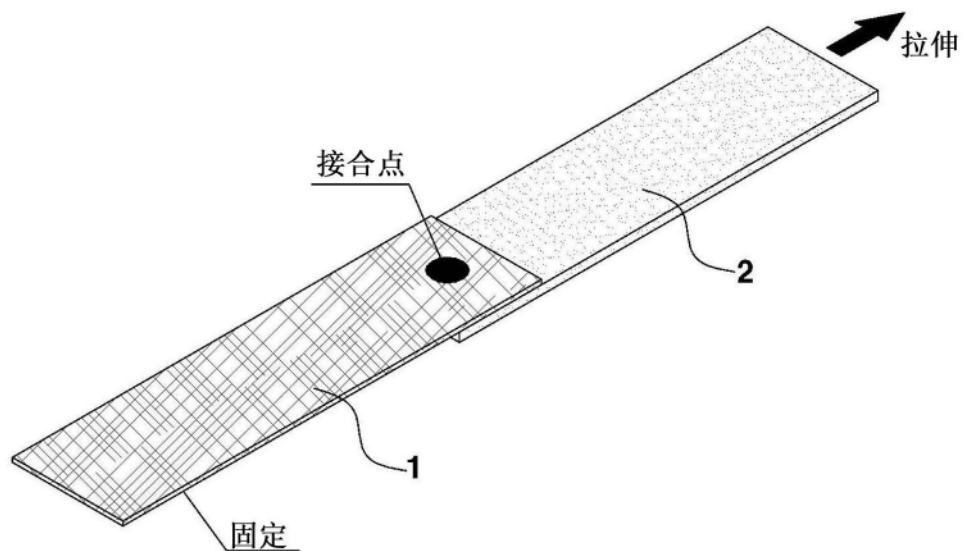


图2

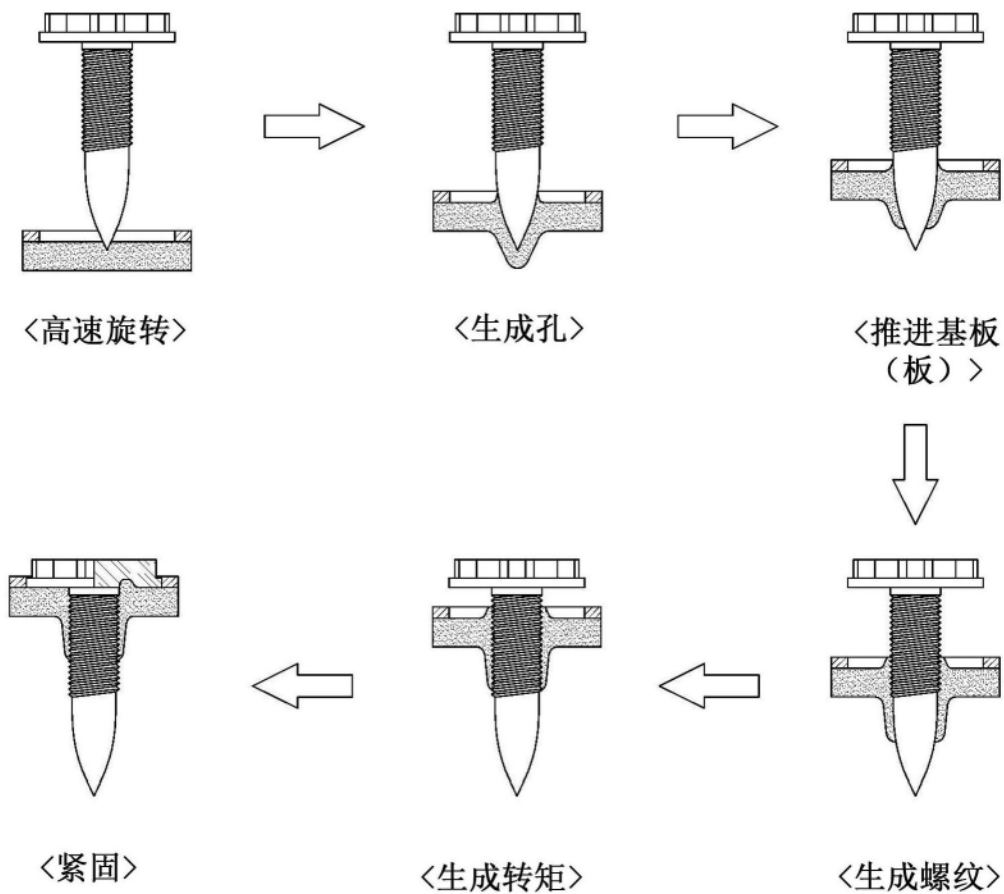


图3

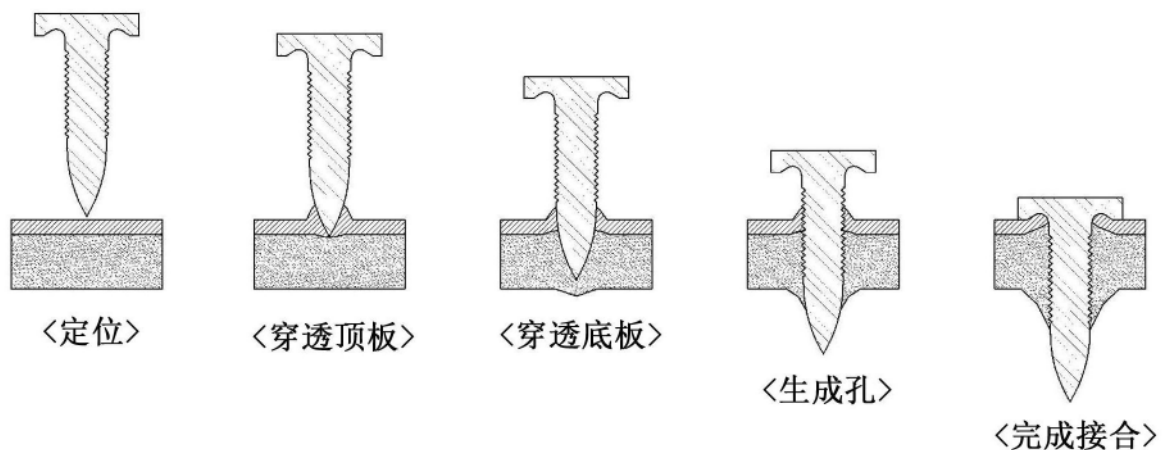


图4

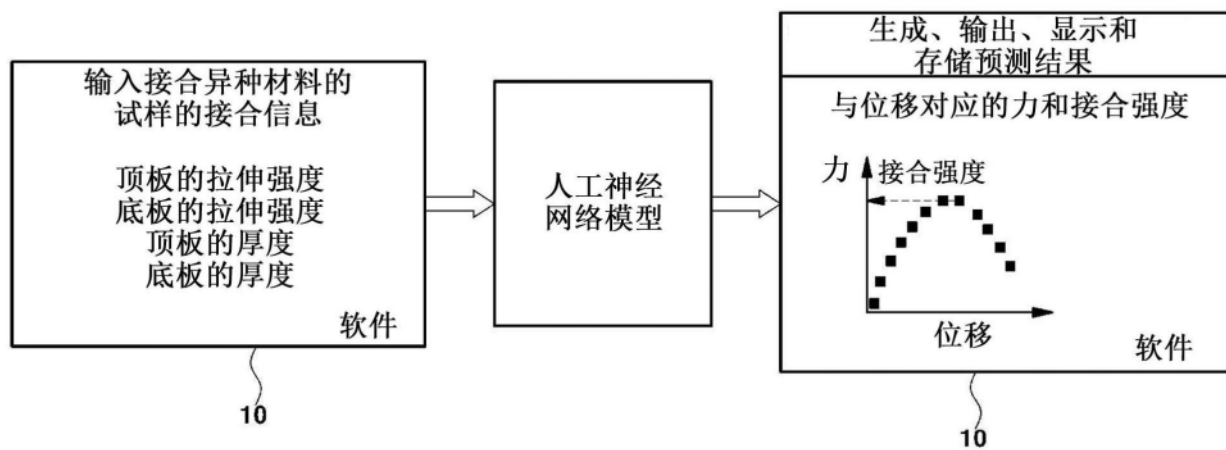


图5

力-位移曲线计算器

接合类型

☒ FFS

☐ FDS

☐ RIVTAC

顶板厚度 [mm]

3

底板厚度 [mm]

3

顶板屈服强度 [MPa]

200

底板屈服强度 [MPa]

200

计算

图6

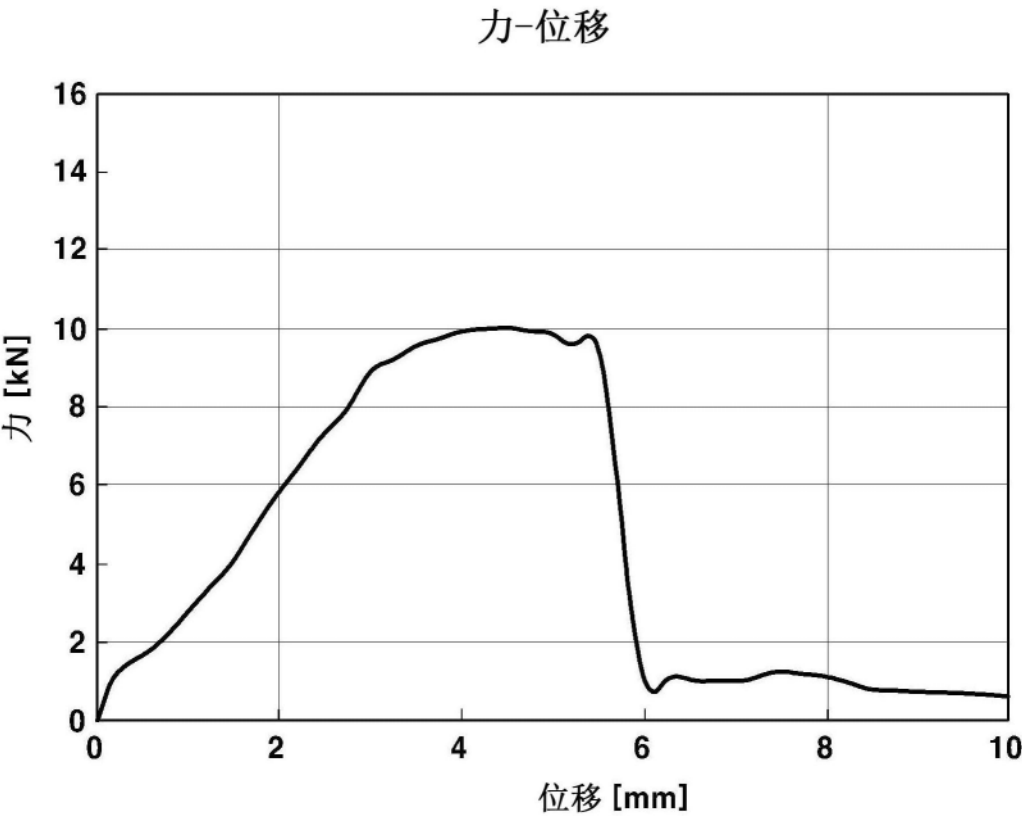


图7

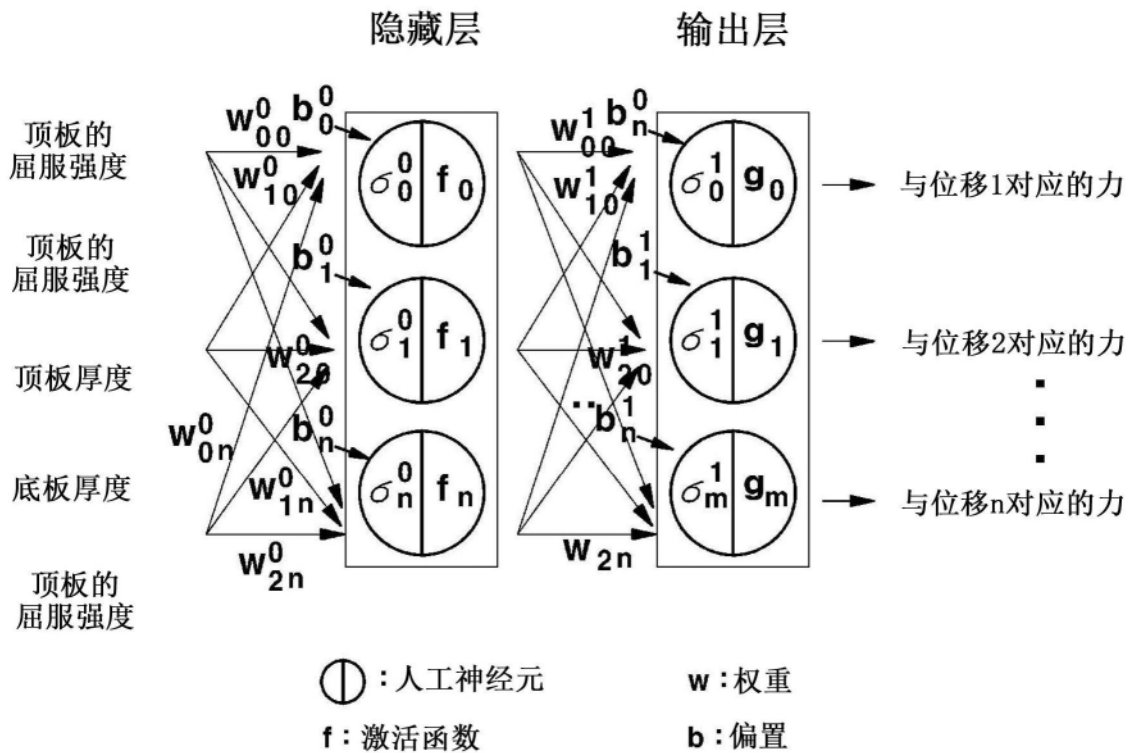


图8

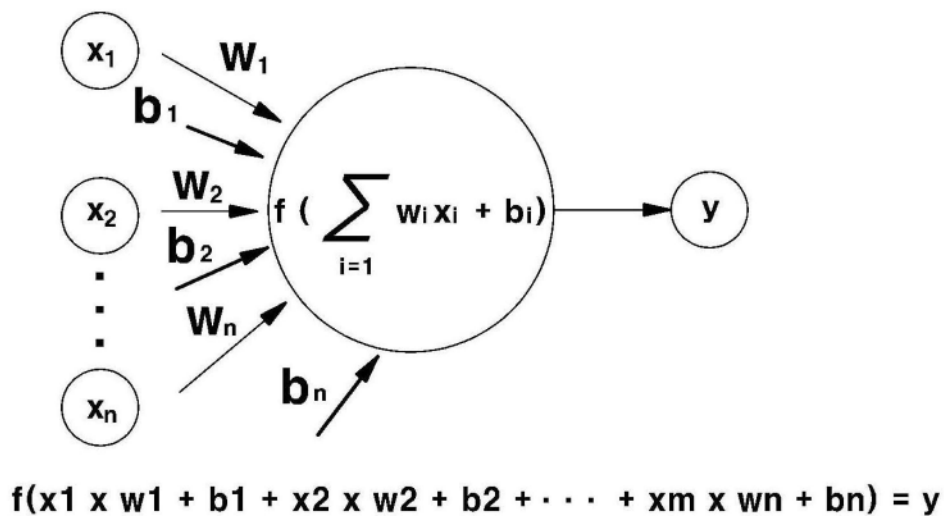


图9

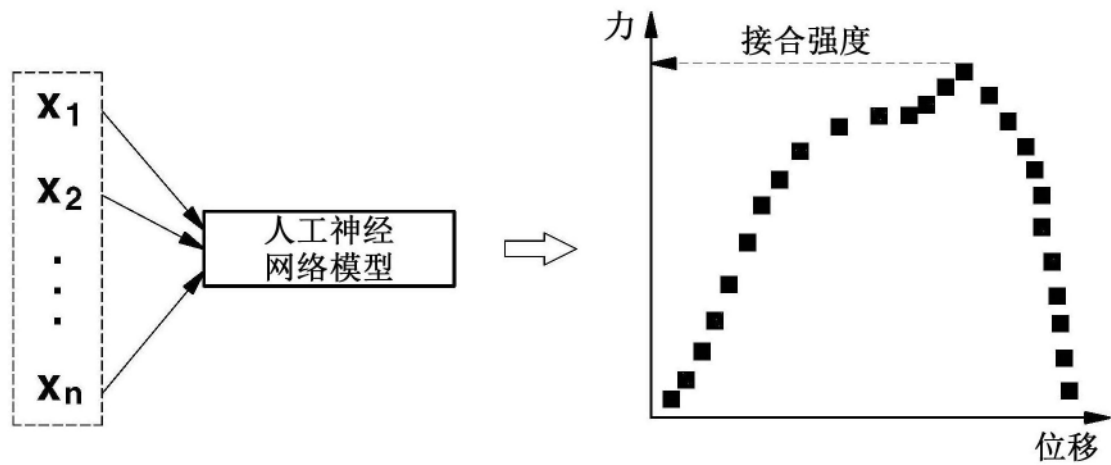


图10

第一节点的定义

$$\begin{bmatrix} \sigma_0^0 \\ \sigma_1^0 \\ \vdots \\ \sigma_{41}^0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_{00}^0 & w_{01}^0 & \cdots & w_{03}^0 \\ w_{10}^0 & w_{11}^0 & \cdots & w_{13}^0 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ w_{410}^0 & w_{401}^0 & \cdots & w_{403}^0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_0 \\ x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_0^0 \\ b_1^0 \\ \vdots \\ b_{40}^0 \end{bmatrix}$$

41 x 4 矩阵 41 x 1 矩阵

→ $f(\sigma) = \tanh(\sigma)$ →

0mm与20mm之间每间隔0.25mm的力

$$\begin{bmatrix} \sigma_0^1 \\ \sigma_1^1 \\ \vdots \\ \sigma_{81}^1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_{00}^1 & w_{01}^1 & \cdots & w_{041}^1 \\ w_{10}^1 & w_{11}^1 & \cdots & w_{141}^1 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ w_{810}^1 & w_{811}^1 & \cdots & w_{8141}^1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f(\sigma_0^0) \\ f(\sigma_1^0) \\ \vdots \\ f(\sigma_{41}^0) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_0^1 \\ b_1^1 \\ \vdots \\ b_{81}^1 \end{bmatrix}$$

81 x 4 矩阵 81 x 4 矩阵

图11