

机器视觉感知与智能识别虚拟仿真实验 实验指导书

2019 年 7 月

一、背景介绍

(1) 深度学习发展第一阶段

神经网络模型的最早研究起源与认知心理学、理论和计算神经科学领域。1943年 Warren McCulloch 和 Walter Pitts 发明了基于数学和阈值逻辑的算法神经网络计算模型,即 MCP 神经元数学模型,为神经网络的发展拉开了序幕。1958年, Rosenblatt 创造了感知机并将其成功运用于简单的模式识别任务中,将神经网络的研究推向了第一次的高潮。然而好景不长,1969年 Minsky 和 Papert 直接指出目前的神经网络存在两个关键的缺陷:(1) 无法解决异或这类简单的线性不可分问题;(2) 计算机没有足够的算力来求解大型的网络。这些问题直接宣判了神经网络的“死刑”,神经网络的研究进入了第一次寒冬。在神经网络的第一次寒冬期间也有部分学者取得了一定的成就。例如,1959年 Hubel、Wiesel 通过对猫的视觉皮层的研究发现,哺乳动物的视网膜上同时存在着两种细胞即视锥细胞和视杆细胞,其分别对颜色和明暗敏感。视网膜接收光信号后将其转化为电信号并分两路向视觉皮层传播。视神经传来的信号主要经过初级视觉皮层(V1)、二级视觉皮层(V2)、三级视觉皮层(V3)等层层处理抽象,最终在我们大脑中形成影像。该研究于1981年获得诺贝尔生理学或医学奖,并直接启发了日本学者 Fukushima。1980年 Fukushima 根据猫的视觉皮层中视觉感受野以及视神经信号层层传播处理的思想发明了 neocognitron。该网络可以视为 CNN 最早期的雏形,但当时该网络的训练为自组织的方式,其并未采用误差反向传播,当数字的位置或形态稍有变化时其识别效果并不理想,然而这一工作却为日后 LeCun 研究的重要基石。

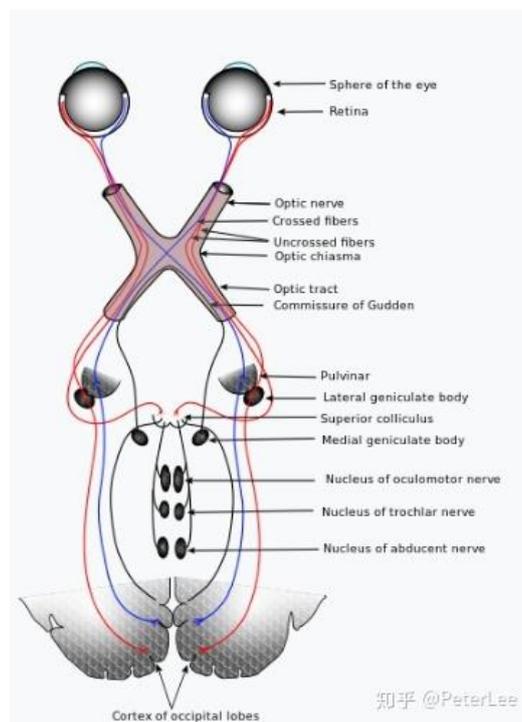


图 1 视觉系统

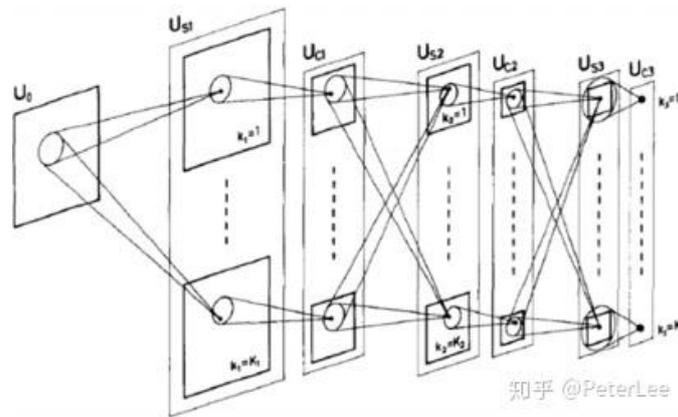


图 2 neocognitron 神经网络模型

(2) 深度学习发展第二阶段

1983 年加州理工学院的物理学家 John Hopfield 利用神经网络，通过电路模拟仿真的方法求解了旅行商这个 NP 难问题，在学术界引起的较大的轰动，这也推动了神经网络第二次的快速发展。同时 1986 年 BP 误差反向传播算法被 Hinton 等人再次发明，这也为后来神经网络的发展奠定了基础。1989 年 George Cybenko 首次提出了 sigmoid 激活函数的万能逼近定理，2 年后 Kurt Hornik 指出万能逼近定理并不依赖于特别的激活函数，而是由多层前馈网络结构所决定的。同时在 1989 年 LeCun 通过利用 BP 算法完成了对手写数字的识别。1998 年 LeCun 正式提出 LeNet-5，该网络即为标准的卷积神经网络 (CNN)，其采用了卷积、池化的结构，并选择双曲正切激活函数和极大似然估计损失函数，同时使用 BP 算法进行训练。该网络在手写数字识别上获得成功，并应用于美国的邮政系统中。然而受限于当时计算机的发展、数据的匮乏以及网络优化的困难，神经网络的发展再次受挫，进入第二次寒冬。同时，1992 年 Bernhard E. Boser, Isabelle M. Guyon 等人利用 kernel 的技巧发明了非线性 SVM 这种基于表层学习的分类器。1993 年 Corinna Cortes 和 Vapnik 提出了软间隔的思想，再次强大了 SVM 的能力。这也使得多数学者转而研究 SVM，神经网络方法受到了极大地打压。

(3) 深度学习发展第三阶段

2006 年即为 Deep Learning 元年，2006 年 Hinton 在 Science 上发文，指出利用 RBM 编码预训练深度神经网络与 PCA 相比在高维特征抽取方面有更佳的性能，即深度网拥有强大的特征提取能力。同时还指出深层的网络训练可以通过逐层训练的方式实现，这也使得更深网络的训练成为了可能。虽然这篇文章现在看来并没有在理论上做出较大的创新，尤其是逐层训练的方式早已被弃用，但是该文章却使得深度学习重新回到人们的视野。与此同时随着计算机技术的进步以及互联网的普及，其为深度学习技术提拱了爆发向前的燃剂。真正使深度学习得到广泛关注的是在 2012 年 ImageNet 比赛中，当时 Hinton 组凭借 AlexNet 深度神经网络以领先第二名 10.8 个百分点的优势一举多得比赛冠军。在 Alexnet 中，ReLU

激活函数的使用克服了梯度消失的问题。Dropout trick 将网络的某些连接随机置零有效减小了过拟合的发生，同时通过并行计算大大缩短了网络的训练时间。接下来一年的 ImageNet 竞赛中，前十的方案几乎全部选择了深度网络的方案。此后新的深度神经网络不断被提出、改进，如 GoogLeNet、VGGNet、ResNet、Gan、FasterRNN、LSTM 等等。网络向更深、更复杂的方向发展。在其它的领域如语音识别、机器翻译、问答系统等某些十分微小具体的方面，深度网络也表现出了准确率优于人类的良好性能。然而，对于结构化数据的分类问题等，深度网络表现却不如一些集成学习的方法，此外，由于深度神经网络需要大量的数据进行有监督的训练，更深的网络更大的数据同时也意味着更强的算力，这将极大的消耗资源，这阻碍了深度网络的发展。然而，这些缺陷也正是研究的热点，如无监督学习、小数据、脏数据、零数据学习、迁移学习、网络的压缩、定制化 AI 专用芯片的开发、类脑计算甚至是量子计算、如何将专家知识与网络结合等等。目前，深度学习正处于第三次发展的高潮时期，虽然现在的 AI 技术还尚不成熟，仍然需要大量的人工干预，但是越来越多的专家、互联网寡头、各个工业领域、大量金融资本都不断的涌入 AI 的研究中，期待 AI 会有更广阔的发展，让未来的生活更加智能、更加美好。

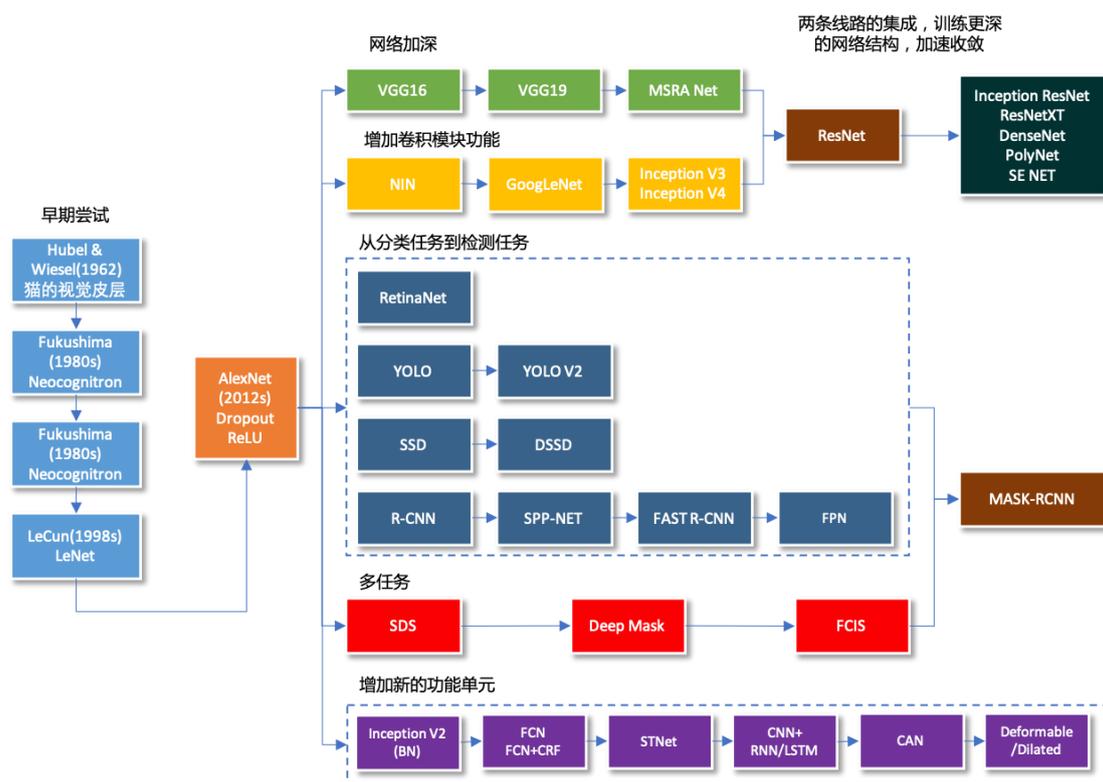


图 3 神经网络的演化

二、实验目的

(1) 知识

- ◆ 理解机器视觉感知与智能识别系统组成原理，了解基于深度学习的系统

设计及开发流程。

- ◆ 理解深度学习模型超参数作用与对训练结果的影响。
- ◆ 掌握数据集构建与增广、深度学习网络模型结构及构建方法。
- ◆ 掌握深度学习算法的工程应用方法。

(2) 能力

- ◆ 通过模拟机器视觉感知与能识别系统的理论运用、模型设计和软件虚拟等操作，培养学生思辨、综合分析和工程实践能力。
- ◆ 利用模型构建和网络优化等实验步骤交互操作和多维评价方法，结合虚拟仿真实验随时随地学习特性，培养学生自主学习和终身学习能力。

(3) 素养

- ◆ 采用案例式教学方法将课程思政融入专业实验教学，培养学生系统思维、工程素养和科学探索精神，增强学术自信。

三、实验原理

通过采用计算机 3D 建模和实景化呈现技术模拟工业现场环境，采用虚拟话视觉感知模型选择与训练技术对视觉感知系统构建进行仿真。针对工业现场实际情况，根据视觉感知系统模型的优劣、模型训练方式的差异，现场部署环境的限制等构建本实验，实验原理图如图 1 所示。



图 4 实验原理图

视觉感知系统基本原理

视觉感知系统是由计算机或图形处理器以及相关设备来模拟人的视觉感知行为，得到人的视觉系统所得到的信息，计算机视觉系统是由图像采集模块、图像处理模块和信息综合分析处理模块组成。具体来说系统由照明光源、镜头、工业摄像机、图像采集/处理卡、图像处理系统和其他外部设备构成。其中，光源、镜头和工业摄像机负责将生产线上的视觉图像转换为模拟信号，图像采集/处理卡负责将采集的模拟信号进行数字化并传入图像处理系统，图像处理系统负责识别图像并输出有意义的信息。

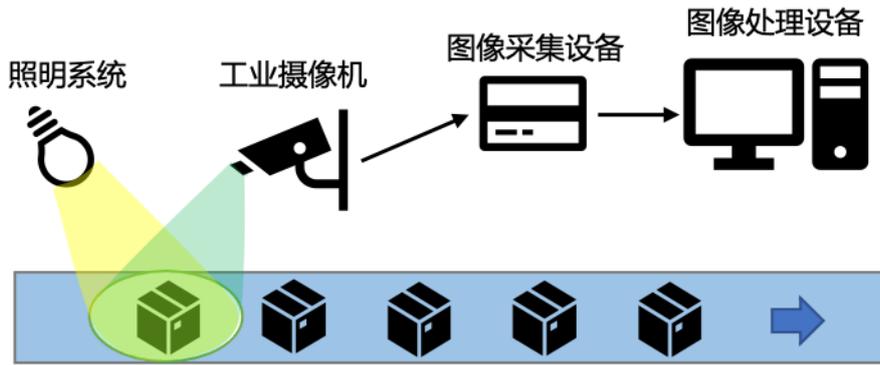


图 5 视觉感知系统组成

深度神经网络基本原理

深度神经网络（Deep Neural Networks, DNN）是一种判别模型，具备至少一个隐层的神经网络，可以使用反向传播算法进行训练。深度神经网络中的“深度”指的是一系列连续的表示层，数据模型中包含了多少层，这就被称为模型的“深度”。通过这些层我们可以对数据进行高层的抽象。如图 6 所示，深度神经网络由一个输入层，多个（至少一个）隐层，以及一个输出层构成，而且输入层与输出层的数量不一定是对等的。每一层都有若干个神经元，神经元之间有连接权重。数据从输入层输入经过各隐藏层中权重的计算最终生成输出层的输出。

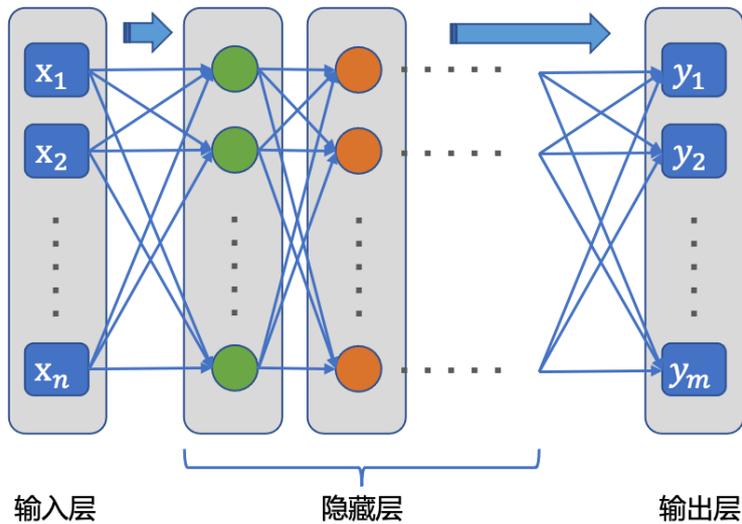


图 6 深度神经网络基本结构

深度学习模型训练原理

深度学习主要包含三个要素：输入数据（如是图像）、预期输出（标签）、衡量算法好坏的方法（损失函数）。其核心问题在于有意义的变换数据，即学习输入数据的有用表示。深度学习强调从连续的层中进行学习，这些层对应于越来越有意义的表示，可以将深度学习看作多级信息蒸馏操作，信息穿过连续的过滤层，其纯度越来越高（即对任务的帮助越来越大）。

在深度学习中，每层的变换由一组权重来实现。训练就是为神经网络的所有层找到一组权重值，使得该网络能够将每个输入样本与其目标正确地一一对应。在此过程中，由损失函数对实际输出和预期输出间的差别进行量化，损失函

数的输入是网络预测值和真实值，输出是一个距离值，衡量该网络在当前样本上预测的效果好坏。利用损失函数得出的距离值作为反馈信号来对权重值进行调整，以降低损失值。这种调节由优化器 (optimizer) 完成，它实现了反向传播算法，这是深度学习中的核心算法。

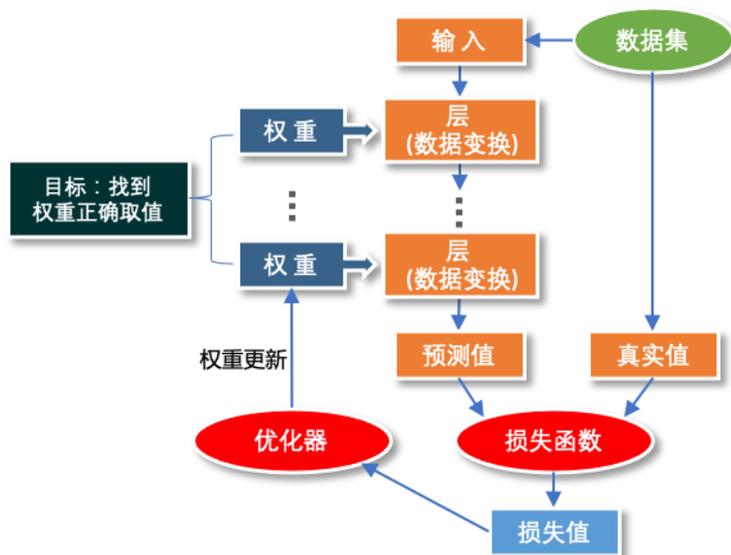


图 7 深度学习模型训练原理图

四、实验步骤

该实验教学项目属于“人工智能与技术实践”课程，共计 4 个实验学时，通过 3D 仿真技术与虚拟模型构建技术，虚拟构建某产品分拣线，学生可在整个实验场景和情境中进行交互性操作 15 步。

实验主要流程为：登录系统=>获取实验指导书=>实验准备=>实验预习=>系统认知=>产线学习=>设备安装=>数据采集=>数据标注=>数据增广=>模型选择=>模型构建=>网络优化=>数据划分=>批量设置=>算力配置=>模型训练=>模型验证，如图所示 15 步。

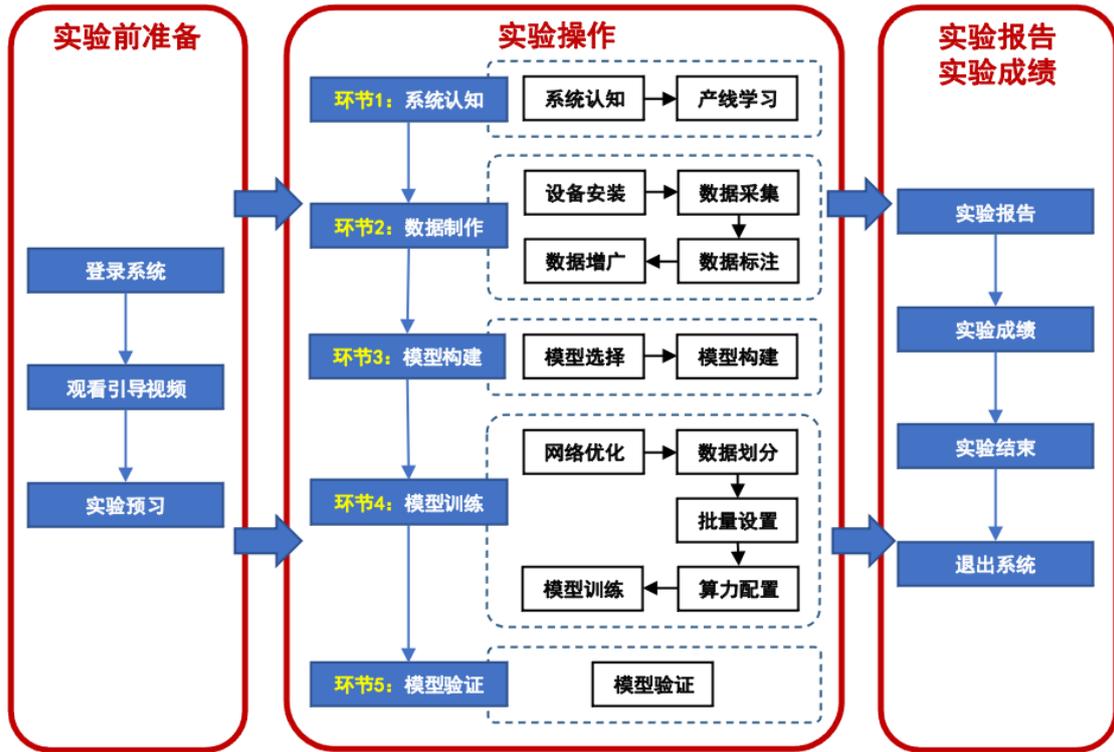


图 8 实验流程图

(2) 步骤详细说明

1、实验预习

进入实验预习界面。



图 9 实验预习界面

在本界面中，选中已完成预习项目，而后点击“预习测验”按钮进入下一步。

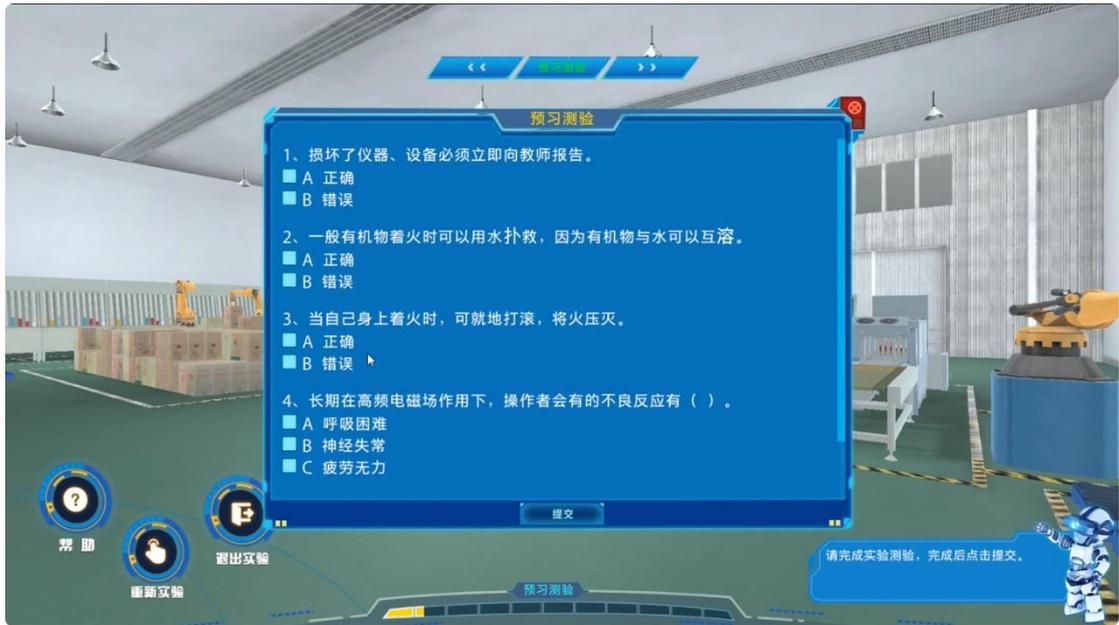


图 10 预习测验界面

预习测验界面中有单选题 5 题, 用户通过点击选项作答, 完成后点击“提交”按钮进入下一步。

本步骤中预习题目的答题结果将于本实验得分挂钩。

2、系统认知



图 11 系统认知介绍界面

在本步骤中首先进入系统认知介绍界面, 在此界面用户可对系统结构形成总体认知, 学习完毕后点击“下一步”按钮进入系统认知测试界面。

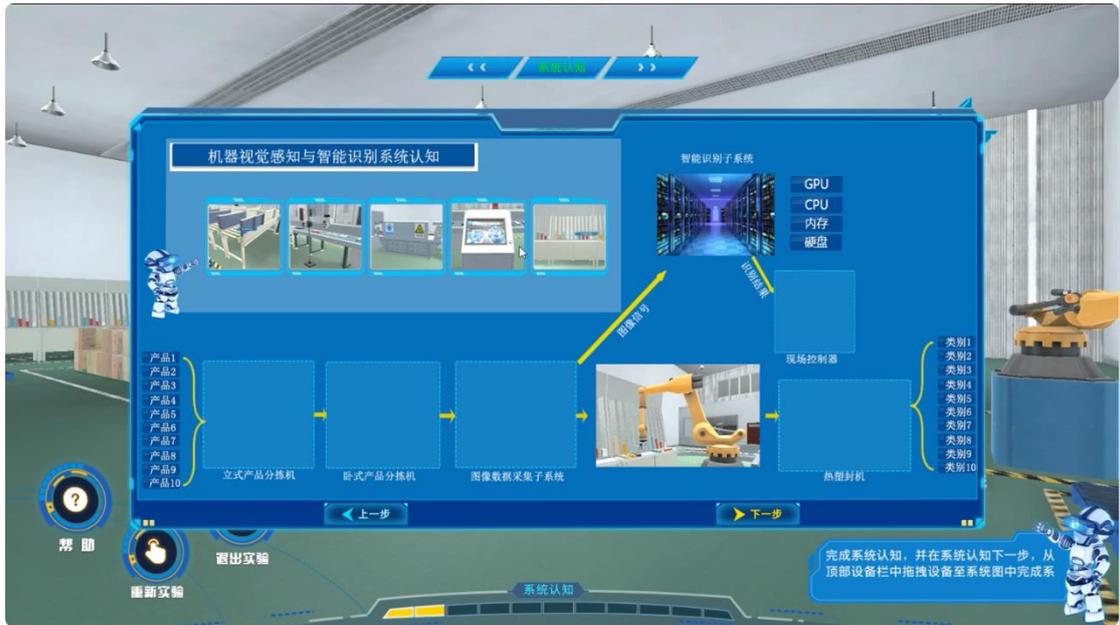


图 12 系统认知测试界面

在本界面中，用户需拖动左上方待选区域中的元件至系统认知框中，完成系统结构的构建，完成后点击“下一步”完成本步骤。

本步骤中系统结构构建结果将于本实验得分挂钩。

3、产线学习

进入产线学习操作步骤提示界面。



图 13 步骤操作提示界面

点击“确定”进入漫游界面。



图 14 产线学习漫游界面

在漫游界面中，请跟随引导机器人，点击界面中指引的高亮设备，进入设备学习界面。

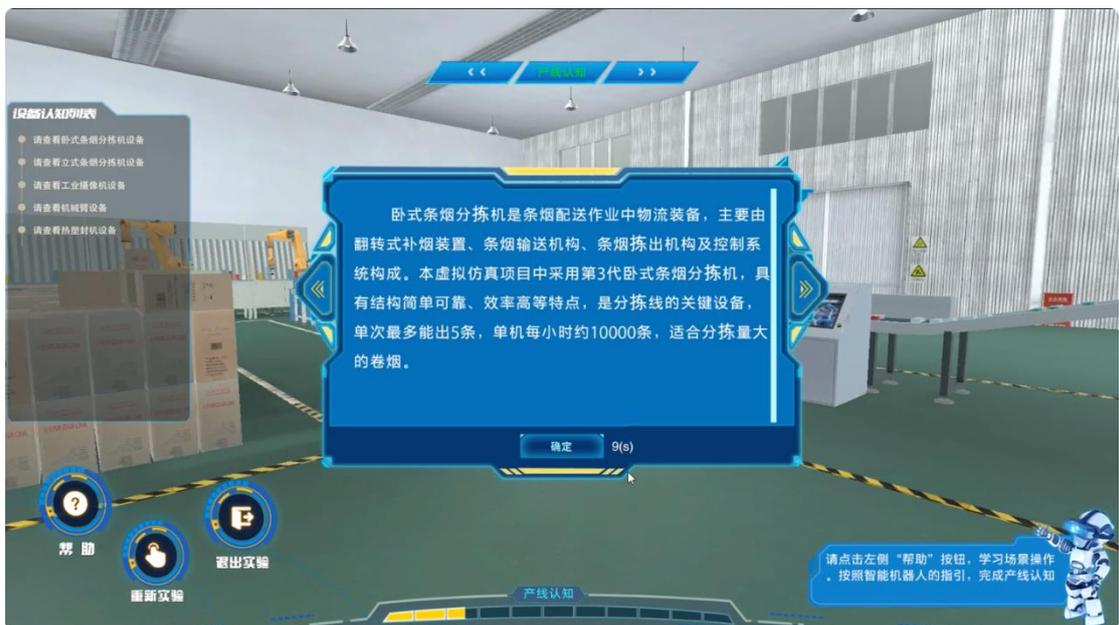


图 15 设备学习界面

阅读设备说明，而后点击确定继续。而后按照界面左侧主要设备列表依次进行学习，完成产线认知步骤。

本步骤中主要设备的学习情况将于本实验得分挂钩。

4、设备安装

进入步骤操作提示界面。



图 16 设备安装步骤操作提示界面
 点击“确定”按钮，回到漫游界面。



图 17 设备安装漫游界面
 在界面中，系统指引位置均可进行图像采集设备的安装，需根据预习内容结合现场情况，在多个预设位置中选择合适的设备安装位置，并在设备安装确认界面中点击确认。



图 18 设备安装确认界面

确定安装位置后，进入焦距调整界面。



图 19 设备焦距调整界面

本界面中，可通过点击左下两个箭头调整图像采集设备焦距，调整结果可通过观察界面左侧小猫图像的清晰程度获取，在完成焦距调整后，点击“下一步”完成此步骤。

图像采集设备的安装位置与焦距调整将影响图像样本采集的效果，此步骤的操作准确与否将于本实验得分挂钩。

5、数据采集

进入步骤操作说明界面。



图 20 数据采集步骤操作说明界面
点击“确定”按钮后，进入漫游界面。



图 21 数据采集步骤漫游界面
在漫游界面中，点击高亮设备，进入数据采集界面。



图 22 数据采集界面

采集结束后自动进入数据采集测试界面，通过点击在 4 个选项中选择不包含无效数据的项目，并点击“提交”进入数据筛选说明界面。

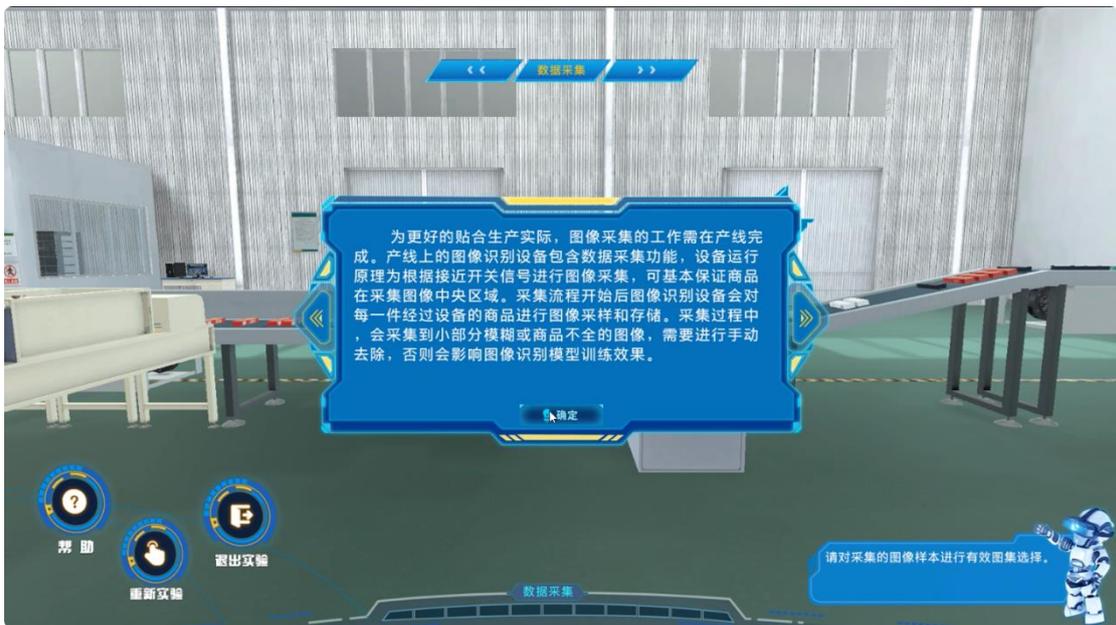


图 23 数据筛选说明界面

完成学习后，点击“确定”按钮，进入数据筛选界面。



图 24 数据筛选界面

在本界面中，可点击全选复选框，而后剔除模糊或商品不全的图像，保证无问题图像全部被选中后，点击“下一步”完成本步骤。

本步骤中，需剔除问题图像以提高数据集可用性与代表性，此步骤的操作准确与否将于本实验得分挂钩。

6、数据标注

进入步骤引导界面。

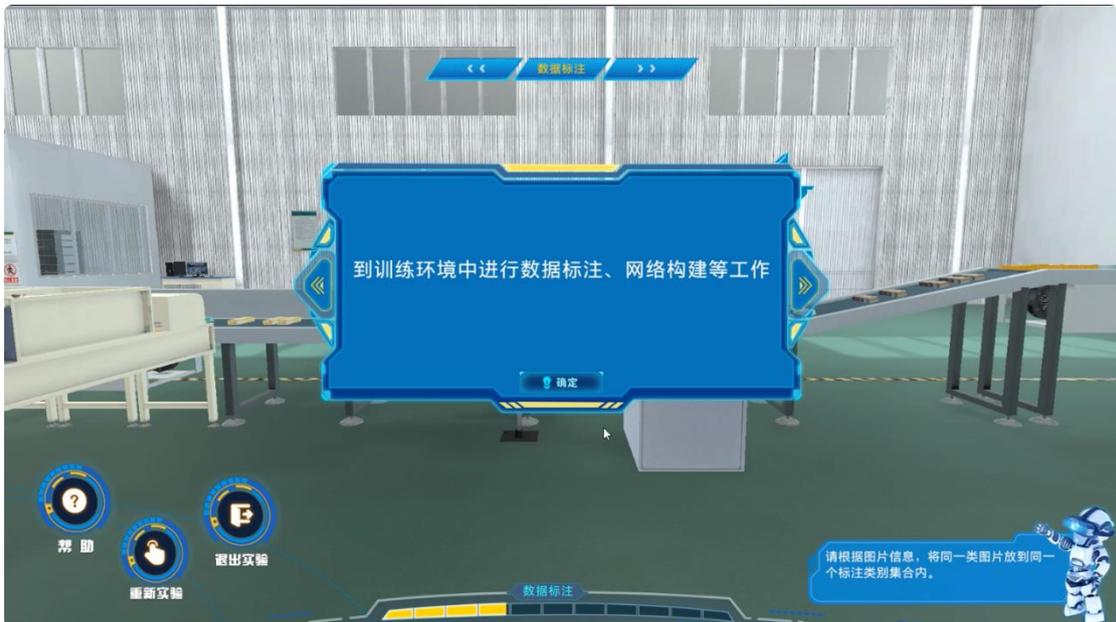


图 25 数据标注引导界面

点击“确定”按钮进入漫游界面，并自动导航至深度学习集群终端位置。



图 26 数据标注漫游界面

点击高亮设备进入数据标注说明界面。



图 27 数据标注说明界面

阅读完说明后，点击“确定”按钮进入数据标注界面。



图 28 数据标注界面

在本界面中，选中界面上方图像，拖拽到对应的类别文件夹中，将全部图像分类完毕后点击“下一步”继续，如发现选中分类数据中有问题图像，可点击“上一步”按钮返回上一步进行调整。



图 29 数据均衡提示界面

第一次采集数据存在不均衡的情况，会导致样本缺少的类别识别率下降，可通过再次采集数据，为不均衡的类别增加样本。点击“确定”按钮进入数据采集界面。



图 30 数据采集界面

通过再次采集，增加了样本数量，此处操作与数据采集步骤相同，完成后点击“下一步”进入回到数据标注步骤。



图 31 数据标注界面

本界面中仅需对新采集的样本进行标注，此处操作与本步骤前半段相同，完成后点击“下一步”按钮完成本步骤。

在本步骤中，数据分类的准确率和数据集的均衡程度将作为本实验成绩的构成要素。

7、数据增广

进入步骤说明界面。



图 32 数据增广说明界面

学习完毕后，点击“确定”按钮，进入图像数据增广界面。



图 33 数据增广界面

界面左下方为增广方式选择，可通过界面右下侧“功能说明”按钮了解增广方式的具体作用。同时，增广方式可进行任意组合，完成组合后点击界面下方的“增广”按钮可在当前分类中应用，同一分类可多次进行增广，直至满意为止，如对当前增广结果不满意，可通过界面右下方“撤销”按钮进行回撤。在完成所有类别的增广后，点击“下一步”按钮完成本步骤。



图 34 数据增广方法说明界面



图 35 数据增广方法组合界面

本步骤中，选中的增广方式与增广组合将影响最终的训练结果，选中的增广方式与组合是否适合本数据集将作为本实验成绩的 组成要素。

8、模型选择

进入模型选择界面。

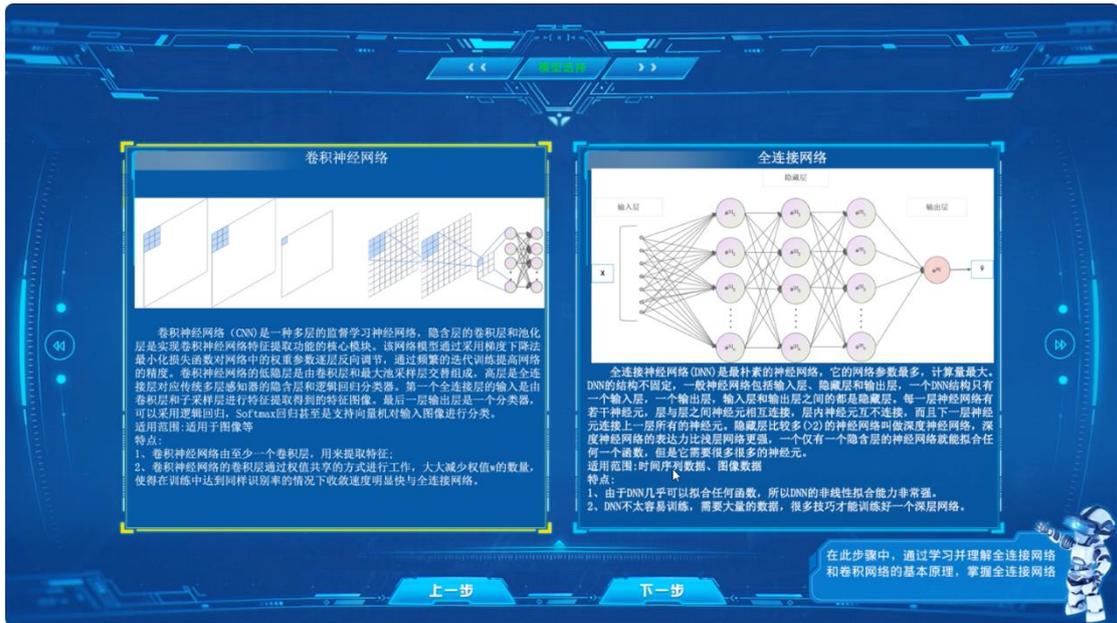


图 36 模型选择界面

在本界面中包含对全连接网络和卷积神经网络的基本介绍，在学习完毕后选择其一，点击“下一步”进入模型组装界面，在本界面中的选择将决定进入全连接网络组装界面还是卷积神经网络组装界面。



图 37 卷积神经网络模型组装界面

在本界面中，可在上方的模型结构待选区选中模型组件，将其拖拽至界面下方的模型结构中，通过重复此操作完成模型结构的组装，点击“下一步”完成本步骤。本界面中也可通过点击“上一步”按钮重新选择模型或重新阅读说明。

本步骤中，模型结构设置的准确与否将作为本实验成绩的构成要素。

9、模型构建

进入步骤说明界面。本步骤将根据模型选择步骤的选择结果，进入选中模型的具体构建。



图 38 模型构建步骤说明界面

学习完毕后，点击“确定”按钮进入残差网络（ResNet）模型介绍界面。



图 39 残差网络（ResNet）模型介绍界面

本界面对残差网络（ResNet）模型进行了简单介绍，残差网络（ResNet）模型是由中国学者提出的一种识别率较高的图像识别模型，现已被广泛应用于各领域。完成学习后点击“下一步”进入残差网络（ResNet）模型构建界面。

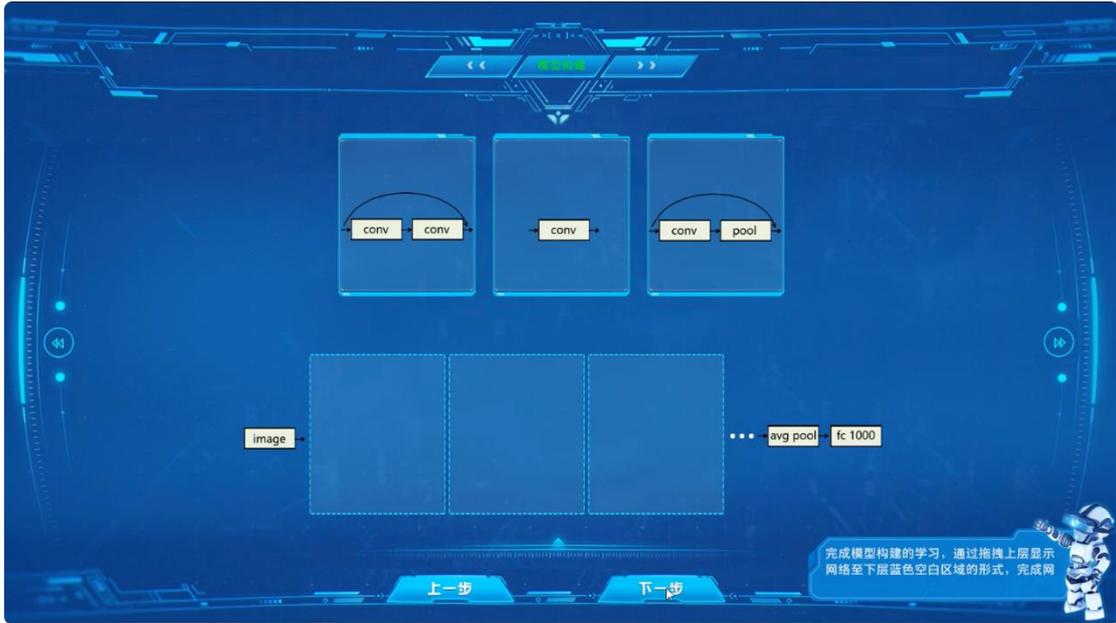


图 40 残差网络 (ResNet) 模型构建界面

模型构建界面与上一步骤中的模型组装界面操作方式相似,可选中界面上方的网络片段,将其拖拽至下方的模型结构中,完成模型构建。可通过点击“上一步”按钮,返回模型介绍界面,重新对模型进行学习。完成构建后,点击“下一步”按钮完成本步骤。

本步骤中,模型构建的正确与否将作为本实验成绩的构成要素,并对模型识别率造成影响。

10、网络优化

进入网络优化界面。



图 41 网络优化界面

本界面中，可在左上方的参数更新方法下拉列表，选中不同的更新方法查看其具体说明，在选中满意的更新方法后，点击“下一步”完成本步骤。

本步骤中，网络优化方式的选择将影响模型训练的效率，选择结果将作为本实验成绩的构成要素。

11、数据划分

进入数据划分界面。



图 42 数据划分界面

在本界面中，通过拖动训练集与测试集中间的分割线进行数据集划分比例的调整，界面下方将实时显示当前划分比例，在调整完成后点击“下一步”完成本步骤。

在本步骤中，数据集的划分比例将作为本实验成绩的构成要素，同时也将影响模型的识别率。

12、批量设置

进入批量选择界面。

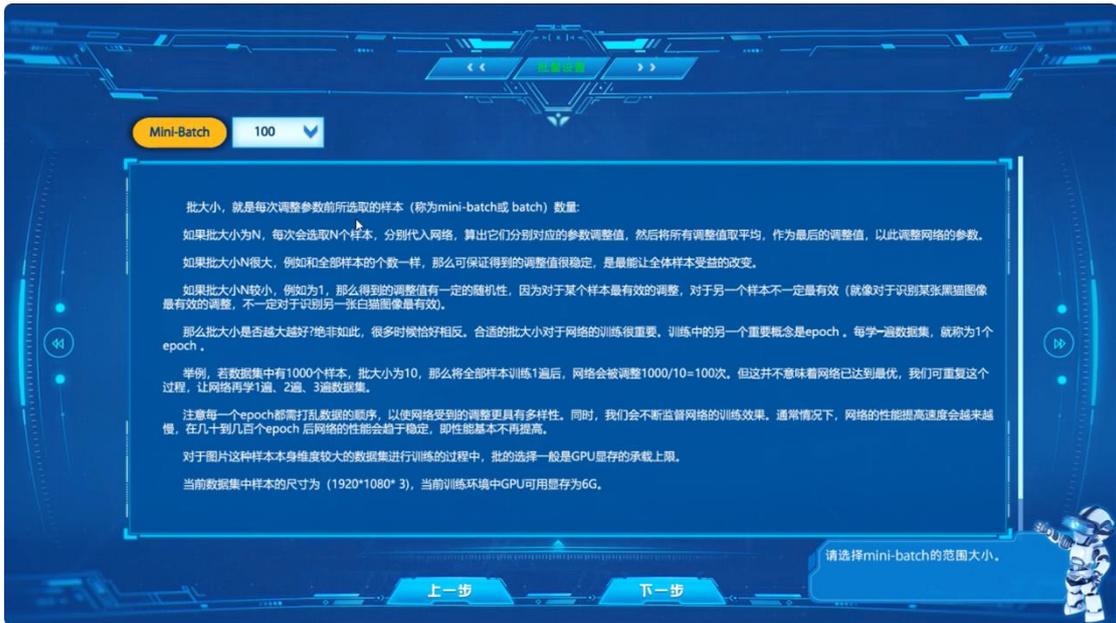


图 43 批量选择界面

在本界面中，可对每次训练的样本数量进行设置，界面中间位置为批量设置说明，在设置结束后，点击“下一步”完成本步骤。

在本步骤中，批量的选择结果将影响模型训练的效率与算力资源的利用率，并将体现在实验成绩中。

13、算力配置

进入算力配置说明界面。



图 44 算力配置说明界面

在学习完毕后，点击“确定”按钮进入算力配置界面。



图 45 算力配置界面

在本界面中，中间部分为通用图形处理器的介绍，可在学习后在界面左上方的下拉列表，选择本次训练中使用的 GPU 数量。其设置将影响模型训练的用时，同时批量设置与算力配置结合可影响算力资源的利用率。完成设置后点击“下一步”按钮完成本步骤。

本步骤中，算力资源利用率将作为本实验成绩的构成要素。

14、模型训练

进入迭代次数设置界面。



图 46 迭代次数设置界面

在本界面中，中间位置为迭代次数的介绍，在学习完毕后，可通过界面左上

方的下拉列表选择本次训练的迭代次数，选择完毕后点击“下一步”按钮进入模型训练界面。

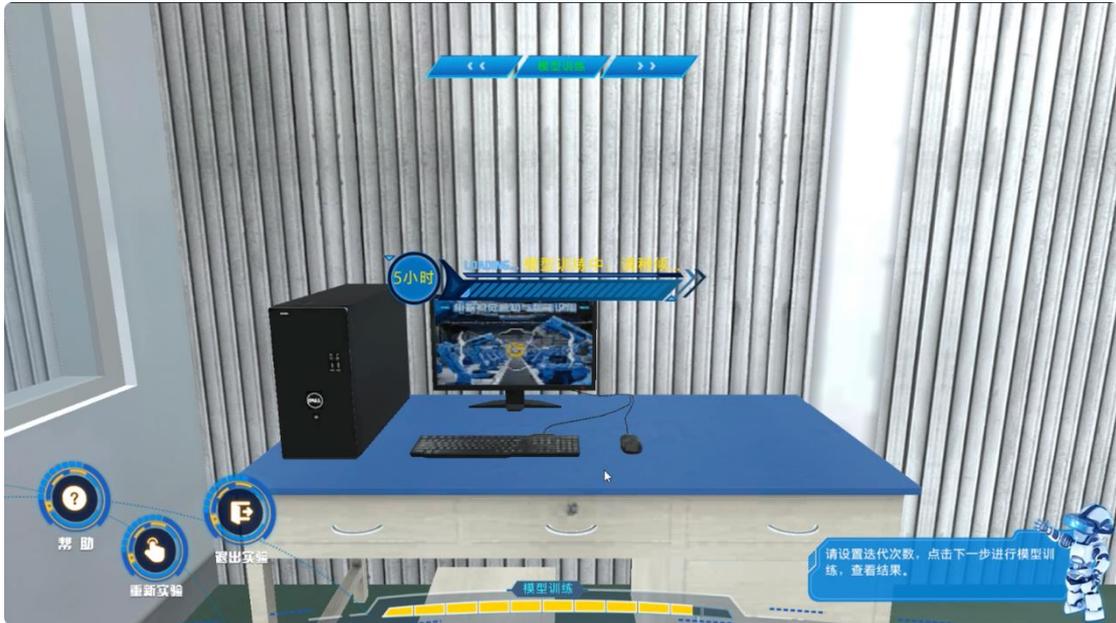


图 47 模型训练界面

深度学习模型对算力需求较大，训练时间较长，往往需要若干小时甚至若干天才可训练完成，本实验中的所有模型训练均已在前期完成，此界面仅作展示。模型训练结束后，自动进入训练结果展示界面。

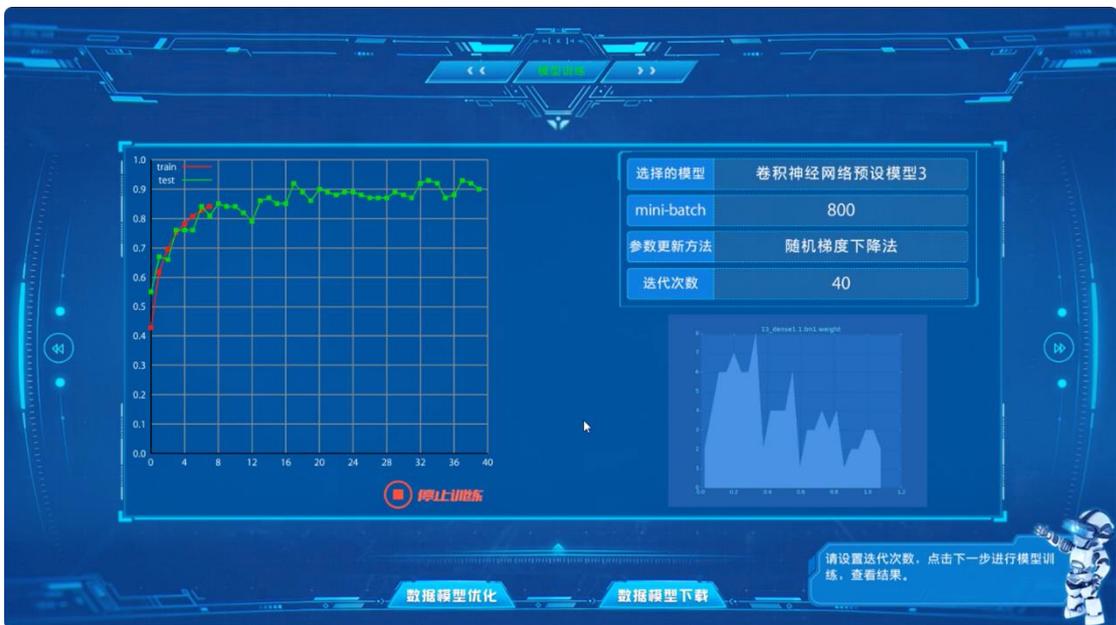


图 48 模型结果展示界面

在本界面中，左侧图表为训练过程数据，其中纵轴为识率，横轴为迭代次数。右上方表格为训练结果，右下方为模型中每一层的参数分布。如对当前训练结果不满意，可点击“数据模型优化”按钮，回到上一步重新进行迭代次数的选择，

也可通过迭代次数设置界面的“上一步”按钮回到之前步骤进行重新选择与设置，本实验中所有步骤均可回溯修改，可重复多次直至训练结果符合预期。训练结果满意后，点击“数据模型下载”按钮完成本步骤。

本步骤中训练结果的测试集识别率和对硬件资源的利用率将作为本实验成绩的构成要素。

15、模型验证

进入步骤说明界面。



图 49 模型验证说明界面

点击“下一步”进入漫游界面并自动导航至模型验证设备前。



图 50 模型验证漫游界面

点击界面中指引的高亮设备，进入模型验证界面。



图 51 模型验证界面

在本界面中，右上方滚动显示当前验证的实际类别与识别类别，在验证结束后以弹出窗口的方式展示验证中的识别率。



图 52 模型验证结果界面

本界面中可通过点击“查看明细”按钮，查看本实验各步骤的得分情况，也可通过“保存实验”按钮完成本实验。



图 53 实验操作明细界面

在此步骤中，模型的验证的识别率将作为本实验成绩的构成要素。