



Qutaiba Saleh and Tarkesh Pande

## 摘要

AM62A 片上系统 (SoC) 用于构建端到端应用，以便在制造过程中进行缺陷检测。AM62A 是一款异构处理器，配备 2TOPS 深度学习加速器、多达四个 Arm® Cortex® A53 处理器以及用于视频和视觉处理的多个其他加速器。AM62A 具有各种计算内核和丰富的外设集，是需要实时高级传感器处理能力的应用的理想选择。本文档描述了构建缺陷检测应用的完整流程，包括数据收集、深度学习模型选择、模型训练到模型部署，展示了如何使用 TI EdgeAI Studio 工具简化此过程。此外，本文档还介绍了使用 TI 工具在应用、资源利用率和功耗性能评测方面进行的系统级性能分析。TI 的 GitHub 存储库中还提供了源代码和分步指南，而且以下网址为感兴趣的开发人员提供了链接：<https://github.com/TexasInstruments/edgeai-gst-apps-defect-detection>。

## 内容

1 引言.....	2
1.1 缺陷检测演示摘要.....	2
1.2 AM62A 处理器.....	3
1.3 缺陷检测系统.....	3
1.4 传统机器视觉与深度学习.....	4
2 数据集准备.....	4
2.1 测试样片.....	4
2.2 数据搜集.....	5
2.3 数据注释.....	6
2.4 数据增强.....	6
3 模型选择和训练.....	7
3.1 模型选择.....	7
3.2 模型训练与编译.....	7
4 应用开发.....	10
4.1 系统流程.....	10
4.2 物体跟踪器.....	11
4.3 仪表板和边界框绘图.....	11
4.4 物理演示设置.....	12
5 性能分析.....	12
5.1 系统精度.....	12
5.2 帧速率.....	13
5.3 内核利用率.....	14
5.4 功耗.....	14
6 总结.....	15
7 参考文献.....	15

## 插图清单

图 1-1. 使用 AM62A 的缺陷检测终端应用的屏幕截图 ( 右侧是一个实时视频源，使用颜色框标记检测到的物体。左侧是图形质量控制仪表板。 ) .....	2
图 1-2. AN62Ax 简化方框图.....	3
图 2-1. 用于缺陷检测演示的测试样片，环压接端子连接器.....	5
图 2-2. 四类图片示例 ( 为清晰起见，图片经过裁剪 ) .....	5

图 2-3. 为合格类拍摄的图片的样片 ( 图片以 720x720 分辨率拍摄 ) ..... 6

图 3-1. TI Edge AI Studio : 模型编写器 - 创建新工程..... 7

图 3-2. TI Edge AI Studio : 模型编写器 - 导入数据集..... 8

图 3-3. TI Edge AI Studio : 模型编写器 - 数据注释..... 8

图 3-4. TI Edge AI Studio : 模型编写器 - 模型选择..... 8

图 3-5. TI Edge AI Studio : 模型编写器 - 模型训练..... 9

图 3-6. TI Edge AI Studio : 模型编写器 - 模型编译..... 9

图 3-7. TI Edge AI Studio : 模型编写器 - 实时预览..... 10

图 4-1. 包括应用代码和 gstreamer 流水线在内的完整系统流程, 具有两个输入选项: USB 摄像头或 CSI IMX219 摄像头。该缺陷检测应用支持两个输入选项。 ..... 11

图 4-2. 缺陷检测演示设置 ( 只有旋转台的一部分在摄像头画面内, 用于模拟传送带。 ) ..... 12

图 5-1. 使用 50 个样片和 10 次重复测试的精度实验仪表板结果 ( 缺陷检测应用精度达到 100% ) ..... 13

图 5-2. 使用 tiperoverlay gstreamer 插件的缺陷检测演示底部显示的内核负载条形图 ( 该图经过编辑以适合页面 ) ..... 14

### 表格清单

表 1-1. 基于规则的传统机器视觉系统与采用 TI Edge AI 的深度学习之间的比较。 ..... 4

表 3-1. 缺陷检测演示中使用的 yolox-nano-lite 模型的重要特性 ( 详细信息适用于该模型在具有 80 个类的 COCO 数据集上进行训练的情况 ) ..... 7

表 5-1. 缺陷检测应用的精度实验详细信息 ( 50 个样片和 10 次重复测试表明精度达 100% ) ..... 13

表 5-2. 运行缺陷检测应用时 AM62A 的内核负载利用率和功耗估算..... 15

### 商标

Sitara™ is a trademark of Texas Instruments.

Arm® and Cortex® are registered trademarks of Arm Limited (or its subsidiaries) in the US and/or elsewhere.

所有商标均为其各自所有者的财产。

## 1 引言

### 1.1 缺陷检测演示摘要

缺陷检测是制造过程中进行质量保证的重要环节。本演示使用 AM62A 运行基于视觉的人工智能模型, 以便在制造应用中进行缺陷检测。该模型可在生产出的产品随传送带移动时对其进行测试, 以识别可接受产品和有缺陷产品。图 1-1 显示了该应用的屏幕截图。

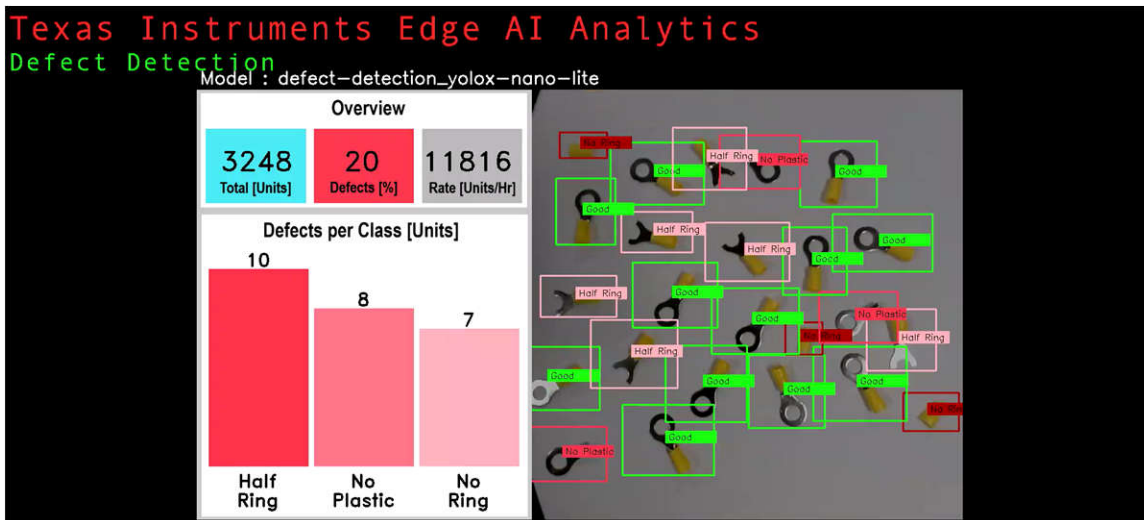


图 1-1. 使用 AM62A 的缺陷检测终端应用的屏幕截图 ( 右侧是一个实时视频源, 使用颜色框标记检测到的物体。左侧是图形质量控制仪表板。 )

我们为本演示开发了一个物体跟踪器, 以提供精确的产品坐标用于分拣和筛选。实时视频将显示在屏幕上。屏幕上用绿色框标记合格 ( 可接受 ) 产品, 而用不同深浅的红色框标记有缺陷产品, 以区分缺陷类型。该屏幕还包括一个图形仪表板, 其中显示有关产品总数、缺陷百分比、生产率的实时统计数据, 以及缺陷类型的直方图。物体

跟踪器和图形仪表板是使用 Python 构建而成。TI 市场上的 Github 存储库提供了代码库和有关如何运行演示的详细信息：<https://github.com/TexasInstruments/edgeai-gst-apps-defect-detection>。

开发该应用所遵循的步骤包括：

- 数据收集和准备
- 模型选择、训练和编译
- 模型评估和部署
- 应用代码开发，包括物体跟踪器和图形仪表板
- 系统性能分析和功耗估算

## 1.2 AM62A 处理器

图 1-2 所示的 AM62A 边缘 AI 微处理器是一款专为分析应用而设计的异构处理器。不同的硬件加速器针对不同的任务进行了优化，从而能够针对不同的机器视觉任务优化功耗和成本以及占用空间。图 1-2 显示了 AM62Ax 的简化方框图。

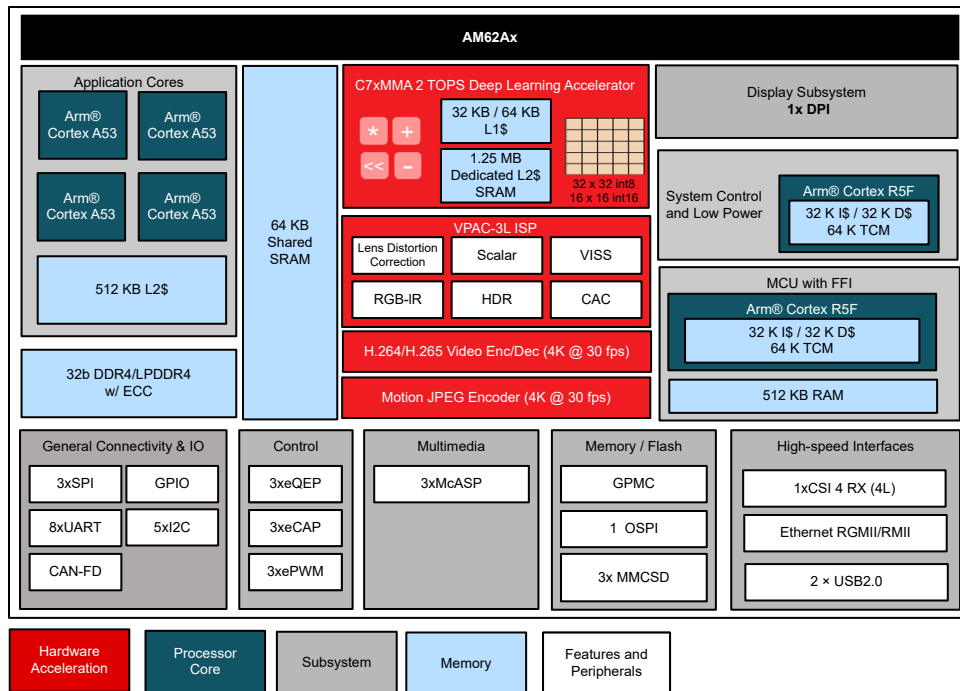


图 1-2. AN62Ax 简化方框图

AM62A 中来自机器视觉上下文的主计算和接口子系统如下所示：

- 四核 A53 ARM 内核：它们的运行频率最高可达 1.4GHz。[Sitara™ AM62Ax 基准测试](#) 显示了 AM62Ax SoC 各种元件的性能详情。
- C7 数字信号处理器 (DSP) 和矩阵乘法加速器 (MMA)：TI AM62A 上的深度学习加速器在时钟频率为 1GHz 时支持 2TOPS 运算。
- H.264/H.265 编码器和解码器：其总编码/解码能力为 240MP/s，并可同时支持多个通道。
- 视觉处理加速器 (VPAC3L)：使用 TI 的最新一代 ISP 技术执行图像操作，其中一些示例包括颜色转换、金字塔缩放和镜头失真校正。其总吞吐量高达 315MP/s，并支持 RGB-IR 摄像头。

如需了解更多详细信息，请参阅 [AM62Ax Sitara 处理器数据表](#)。

## 1.3 缺陷检测系统

缺陷检测系统用于检验产品并检测异常情况，如不规则形状、产品破损、破裂等。它将信息馈送至筛选系统（例如机械臂），以分离不适用于包装或后续生产流程的产品。根据产品类型和预期缺陷，可以使用各种类型的输入，包括摄像头、激光、超声波等。本演示重点介绍基于视觉的输入。典型的缺陷检测系统由以下组件组成：

- 具有适当分辨率和帧速率的摄像头。

- 用于执行 AI 模型推理和其他流程 ( 如记录结果、执行统计计算、根据需要连接到服务器以记录信息、联网等 ) 的计算装置。本演示使用 AM62A SoC。
- 用于传送被测产品的传送系统。
- 用于显示信息的屏幕 ( 显示器 ) ( 按需 )。摄像头实时画面与检测结果叠加就是一个常见示例。
- 用于根据 AI 模型决策筛选被剔除产品的机械系统 ( 可以是机械臂 )。
- 其他组件 ( 按需 )，例如警报和网络解决方案。

与使用传统的机器视觉算法相比，使用深度学习来处理缺陷检测系统中基于视觉的输入具有诸多优势。下一节将详细比较这两种方案。

## 1.4 传统机器视觉与深度学习

传统机器视觉中的缺陷检测采用基于规则的算法。此类系统需要让图像处理方面的专家直接参与，定义一组规则来开发应用特定的算法。这些算法通常由多个经典特性检测器和一系列条件决策组成。规则的一些示例可能包括某些特性之间存在特定形状或维度关系。嵌入式系统工程师必须根据所需的系统对算法进行编程。这个过程耗时数月。另一方面，可以使用相应的数据集轻松训练深度学习模型，无需指定特性或规则。经过训练的模型可以轻松移植到所需的嵌入式系统。TI 提供了一套工具 ([Edge AI Studio](#))，用于对深度学习模型进行训练、编译和基准测试。

**表 1-1. 基于规则的传统机器视觉系统与采用 TI Edge AI 的深度学习之间的比较。**

基于规则的传统系统	采用 TI Edge AI 的深度学习
需要图像处理专业知识	几乎不需要任何深度学习经验，即可使用 <a href="#">Edge AI Studio</a> 来训练模型
需要特定于硬件的算法编程专业知识	可直接将模型导入 AM62A
算法是应用特定的	<a href="#">TI EdgeAI-ModelZoo</a> 提供数百种模型，可轻松针对不同应用进行重新训练
开发时间较长	开发时间较短
通常需要通用处理器	可将模型负载分流到 C7x/MMA 深度学习加速器
与深度学习相比，需要更少的计算资源	与基于规则的系统相比，需要更多的计算资源
与深度学习相比，需要更小的数据集	需要更大的数据集来训练模型
通常用于执行更简单的任务，如物体跟踪	用于执行更复杂的任务，如物体检测和语义分割
对照明条件和摄像头角度等环境变化的适应能力较弱	适应环境变化的能力较强
开发后难以更新和调优	可以使用 <a href="#">Edge AI Studio</a> 轻松地对模型进行重新训练

## 2 数据集准备

本演示中收集并使用自定义数据集。总共收集了 400 张不同的图片。数据增强用于将数据集扩展至总共 4800 张图片。本节介绍收集、注释和增强数据集所遵循的步骤。

### 2.1 测试样片

绝缘环压接端子连接器用作缺陷检测应用的样片。[图 2-1](#) 显示了样片的图片，并附有测量尺作为参考。端子的工业尺寸为 M8 12-10 AWG，带黄色盖。实际尺寸为：

- 长度  $\approx$  34mm
- 金属圆外径  $\approx$  15mm
- 塑料盖直径  $\approx$  8mm

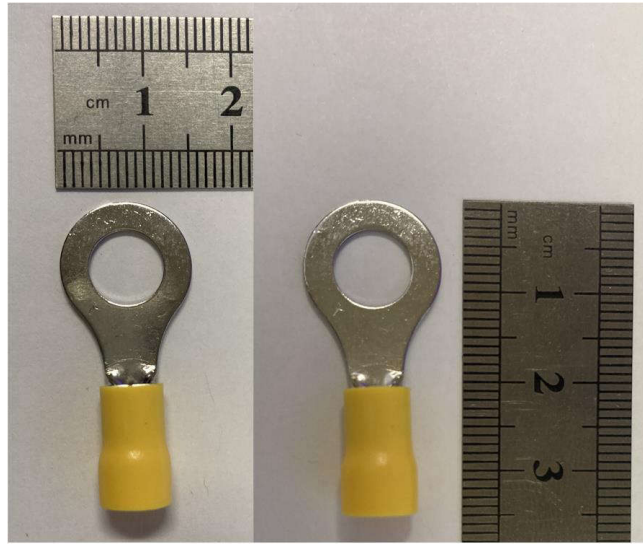


图 2-1. 用于缺陷检测演示的测试样片，环压端子连接器

这类物体的特点非常适合用于展示基于 AI 的缺陷检测演示较基于规则的传统机器视觉算法的优势。小尺寸允许在一个画面中包含几十个样片，展示了该应用在检测和跟踪大量物体方面的出色能力。物体中两种类型的材料为生成用于演示的人为缺陷提供了更多选择。闪亮金属部分的外观因照明条件而异，用于展示系统在具有挑战性的物体检测方面的出色能力。

本演示使用了 `yolox-nano-lite`，可以针对较多类对其进行训练。

## 2.2 数据搜集

使用四个类来训练模型：合格（可接受）和三类缺陷（包括半环、无塑料、无环）。图 2-2 显示了四个类的示例。为清晰起见，图中的图像经过裁剪。此处选择四个类用于演示目的。



图 2-2. 四类图片示例（为清晰起见，图片经过裁剪）

遵循自定义数据收集协议，以简化图像捕获和注释。这些图片是采用俯视角度拍摄，摄像头放置高度接近实际演示设置中预期的高度。这些图片以 **720x720** 分辨率拍摄。每个类拍摄了 **100** 张图片（共 **400** 张图片）。每类 **100** 张图片中仅使用一个样片。当每张图片的照明条件发生变化时，样片放置的方向保持不变。此设置有助于为图片添加注释，注释（边界框和类标签）可在同一类的图片之间复制。同时，它提供了一套全面的图片，涵盖各种照明条件。虽然所有物体都放置在图片中的一个位置，但该模型可以推广到图片的其他区域。图 2-3 显示了为合格类拍摄的图片的样片。

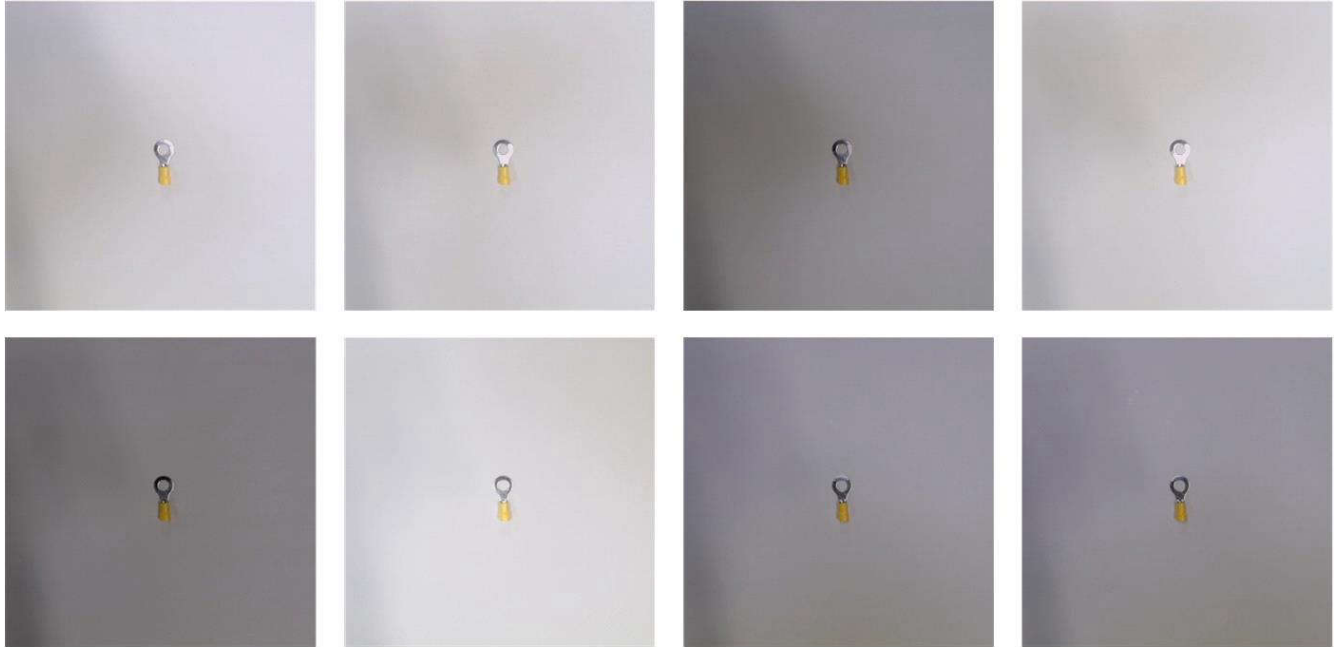


图 2-3. 为合格类拍摄的图片的样片（图片以 **720x720** 分辨率拍摄）

### 2.3 数据注释

在物体检测中，数据注释包括定义图片中物体周围的边界框，并为每个边界框关联一个类标签。本演示中的数据收集方式可简化注释过程。拍摄的每张图片中只有一个物体。每类图片中的物体都有准确的位置和方向。因此，可将一张图片上的边界框和类标签复制到同一类中的其余图片。在这种情况下，仅对四张图片（每个类一张）进行注释，并将注释复制到各自类中的其余图片。本演示遵循了 **COCO** 注释标准。

### 2.4 数据增强

机器学习中的数据增强包括生成数据集内图片的经修改副本。数据增强可以简单到只需向数据集添加噪声，以生成足够的变化来防止模型过度拟合。它还用于通过添加这些经修改的副本来扩展数据集。本演示应用了两种几何增强方法：左右翻转和旋转。首先为每张图片创建翻转副本，使图片总数达到  $400 \times 2 = 800$ 。然后为每张图片创建五个旋转副本，使图片总数达到  $800 + 800 \times 5 = 4800$ 。每张图片的旋转角度是随机选择的。这一步可以显著增加数据集内图片的总数，而无需进行数据采集和注释。

### 3 模型选择和训练

#### 3.1 模型选择

为了在 C7x/MMA 深度学习加速器上执行该模型，必须将其编译/导出为适用的格式。TI 的 [EdgeAI-ModelZoo](#) 提供数百种先进模型，这些模型从其原始训练框架转换/导出为嵌入式适用格式。这些模型稍作修改，可确保在 TI 深度学习加速器上执行时具有出色性能。ModelZoo 中的模型支持的一些任务包括图像分类、物体检测、语义分割、人体位置等。

基于云的 [Edge AI Studio 模型分析器](#) 提供了一款易于使用的模型选择工具。它会进行动态更新以包含 TI [EdgeAI-ModelZoo](#) 支持的所有模型。该工具无需任何经验，并提供了一个易于使用的界面，用于输入期望模型中所需的特性。“模型选择”工具为 AM62A 推荐了几种物体检测模型。最终模型的选择取决于具体应用和任务复杂性。我们为缺陷检测演示选择了 ONR-OD-8200-yolox-nano-lite-mmdetcoco-416x416 模型。该模型具有几个吸引人的特性，包括低延迟和足以满足该应用要求的分辨率。[表 3-1](#) 列出了为缺陷检测演示选择的模型的重要特性。详细信息适用于该模型在具有 80 个类的 COCO 数据集上进行训练的情况。

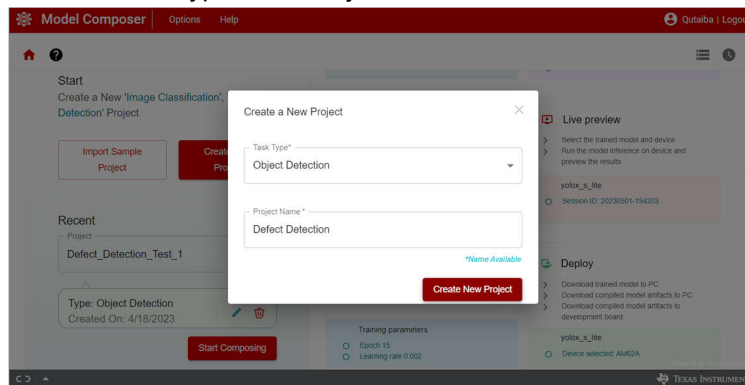
**表 3-1. 缺陷检测演示中使用的 yolox-nano-lite 模型的重要特性 ( 详细信息适用于该模型在具有 80 个类的 COCO 数据集上进行训练的情况 )**

型号	任务	分辨率	AP 在 COCO 上的精度达 50%	延迟/帧 (ms)	DDR 带宽利用率 ( MB/帧 )
YoloX-Nano-Lite	多物体检测	416x416	40.1	8.88	22

#### 3.2 模型训练与编译

该模型使用 TI [Edge AI Studio 模型编写器](#) 进行训练，这是一款在线应用，提供了边缘 AI 模型开发所需的全套工具，包括数据采集、标记、训练、编译和部署工具。有关使用模型编写器的详细教程，请参阅[快速入门指南](#)。模型编写器用户界面在窗口顶部显示选项卡，这些选项卡经过逻辑排序，与边缘 AI 应用的模型开发的正常步骤匹配。没有或缺乏 AI 经验的用户只需按照这些选项卡来训练和编译模型即可。接下来是使用模型编写器训练和编译模型的步骤：

1. 打开模型编写器，创建一个“Task Type”为“Object Detection”的新工程，如[图 3-1](#)所示。



**图 3-1. TI Edge AI Studio : 模型编写器 - 创建新工程**

- 将数据集上传到该工程。在“Capture”选项卡中，打开“Input Source”菜单，然后选择“Import Annotated Archive dataset”选项，如图 3-2 所示。选择数据集并将其上传到该工程。应以 tar 或 zip 格式压缩数据集。将带有相关 COCO 格式注释 json 文件的缺陷检测数据集（包含 4800 张图片）压缩成 tar 文件，并在此步骤中使用。

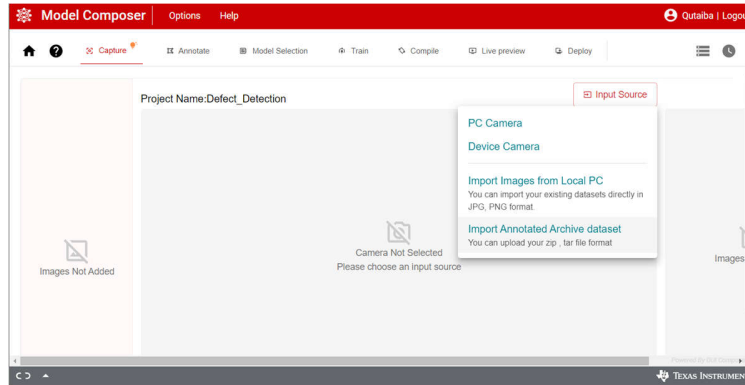


图 3-2. TI Edge AI Studio : 模型编写器 - 导入数据集

- 模型编写器直接识别 COCO 格式注释 json 文件，并将注释添加到相应的文件中，如图 3-3 的“Annotation”选项卡中所示。请注意，模型编写器提供了方便的数据采集和注释工具，但在本工程中并不使用这些工具，因为在模型编写器之外使用了自定义增强过程。

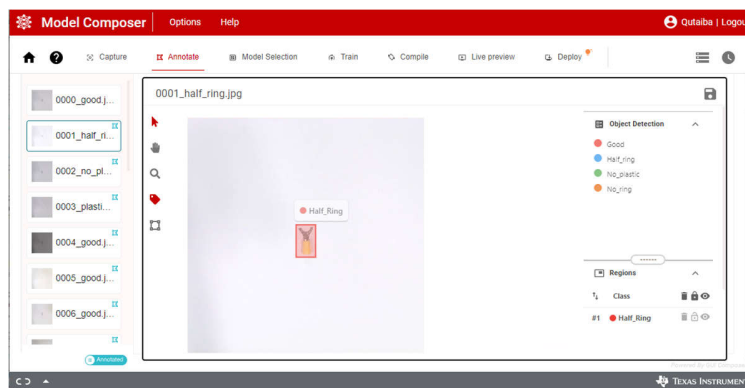


图 3-3. TI Edge AI Studio : 模型编写器 - 数据注释

- 移至“Model Selection”选项卡，在“Device selection”面板中选择“AM62A”，并在“Model selection”面板中选择“yolox\_nano\_lite”，如图 3-4 所示。

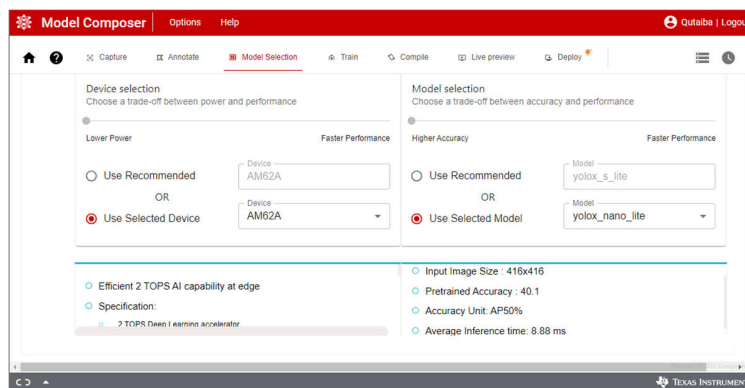


图 3-4. TI Edge AI Studio : 模型编写器 - 模型选择



5. 移至“Train”选项卡并选择所需的训练参数，如图 3-5 所示。以下是本工程中用于训练模型的参数。您可以随意使用可能适合您的模型和任务的其他参数进行实验。

- Epochs : 10
- Learning rate : 0.002
- Batch size : 8
- Weight decay : 0.0001

设置所需的参数后，点击“Start Training”图标。模型编写器在后台将数据集分为三个部分，分别用于训练、测试和验证。随着训练的进行，性能显示为精度与 Epoch 的关系图。该工程中的模型在训练中实现了 100% 的精度。

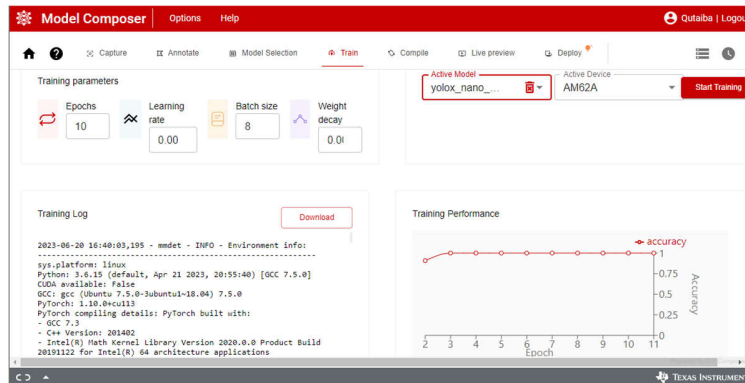


图 3-5. TI Edge AI Studio : 模型编写器 - 模型训练

6. 训练完成后，系统会编译该模式以生成模型的工件，这些工件需要在 AM62A 的深度学习加速器上执行。移至“Compile”选项卡并选择所需的编译参数，如图 3-6 所示。选择编译参数时需要考虑多个因素，包括模型类型、目标精度、性能和数据集大小。本工程中的模型使用如下所示的默认预设参数进行编译：

- Calibration Frames : 10
- Calibration Iterations : 10
- Detection Threshold : 0.6
- Detection Top K : 200
- Sensor Bits : 8

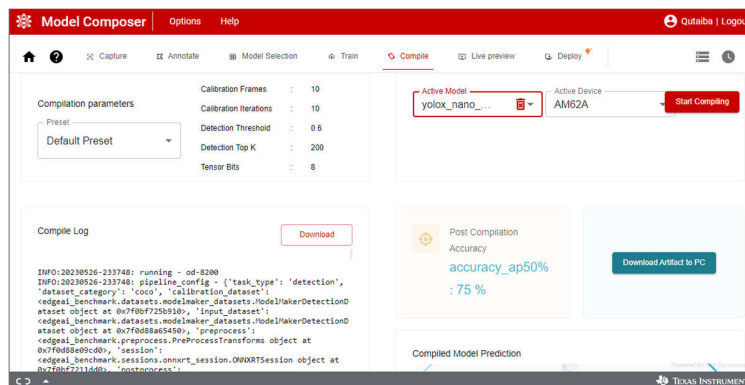


图 3-6. TI Edge AI Studio : 模型编写器 - 模型编译

7. 编译完成后，工件会下载到 AM62A。模型编写器具有用于实时预览和部署的工具。实时预览用于直接在上测试模型，如图 3-7 所示。该工具提供了一种在部署前检查模型的简单方法。这需要将摄像头连接到 AM62A EVM，并且 AM62A EVM 与主机 PC 连接到同一网络。“Deploy”工具用于将编译后的模型工件直接下载到 EVM，前提是 EVM 与主机 PC 连接到同一网络。或者，可以将模型工件以 tar 文件的形式下载到主机 PC，然后可将其传输到所需的 EVM。



图 3-7. TI Edge AI Studio : 模型编写器 - 实时预览

上述步骤完整详细地介绍了如何使用 Edge AI Studio 模型编写器训练和编译模型。此时，模型工件已下载到目标 EVM，并已准备好在终端应用中使用。

## 4 应用开发

### 4.1 系统流程

该应用基于 TI 的 [edgeai-gst-apps](#) 工程而构建，该工程包括端到端处理应用所需的所有基础设施。它可以配置模型，使用 [gstreamer](#) 创建视频处理流水线，对编译的模型进行推理调用，并对模型的输出进行后处理以实现可视化。

GStreamer 是一个开源多媒体平台，将媒体处理系统作为一条流水线连接起来。一些媒体处理流程包括视频捕获、录制和流式传输。TI 提供了一套 [gstreamer](#) 插件，可将部分媒体处理和深度学习推理负载分流到硬件加速器。[edgeai-gst-apps](#) 提供了配置和使用 [gstreamer](#) 流水线所需的软件。它用于在 AM62A EVM 上运行开箱即用演示，其源代码可供开发人员使用。

缺陷检测演示会更新后处理应用代码，同时保持 [gstreamer](#) 包装器和推理调用部分相同。向应用代码中添加的特性包括物体跟踪器、性能评估、图形仪表板和彩色边界框。图 4-1 显示了缺陷检测演示更新后的完整系统流程，包括应用代码和 [gstreamer](#)。该应用已使用两种类型的摄像头进行了测试，包括 USB 摄像头和带有 CSI 接口的 IMX219 摄像头。

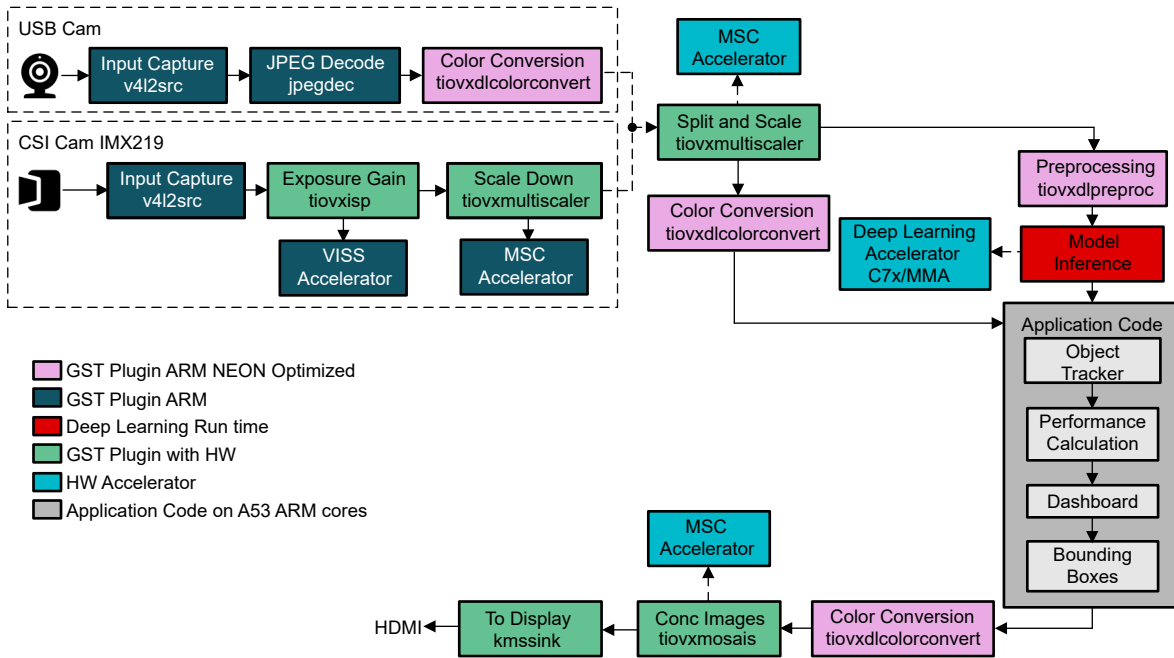


图 4-1. 包括应用代码和 **gststreamer** 流水线在内的完整系统流程，具有两个输入选项：USB 摄像头或 CSI IMX219 摄像头。该缺陷检测应用支持两个输入选项。

## 4.2 物体跟踪器

物体跟踪器用于提供画面中检测到的产品的精确坐标。该信息用于计算产品总数和每类产品数。更重要的是，物体跟踪器生成的坐标可以馈送到生产线中的分拣和筛选机制。有关物体跟踪器的详细信息，请参阅 GitHub 存储库中 [objects\\_tracker.py](#) 中的源代码。

## 4.3 仪表板和边界框绘图

仪表板以图形方式大致显示了整个制造系统的性能情况，包括产品总数、缺陷产品百分比和生产率（每小时产品数）。它还显示了缺陷类型的直方图。此类信息有助于分析制造系统以及选择常见的缺陷类型。仪表板代码包含在其自己的类中，该类保存在 [dashboard.py](#) 文件中。[post\\_process.py](#) 中添加了一个新类，用于控制与缺陷检测演示相关的所有后处理工作，包括调用物体跟踪器、计算性能统计数据、调用仪表板生成器以及绘制边界框。

## 4.4 物理演示设置

缺陷检测应用设计用于在生产线上对随传送带移动的产品进行检测。为了进行演示，我们使用旋转台来模拟传送带。图 4-2 展示了缺陷检测演示的物理设置。摄像头置于一定高度，以便仅在画面中包括旋转台的一个正方形部分。当旋转台旋转时，其上的产品在摄像头看来就像放置在一条线性传送带上一样。这种设置简化了演示，无需重新加载产品。

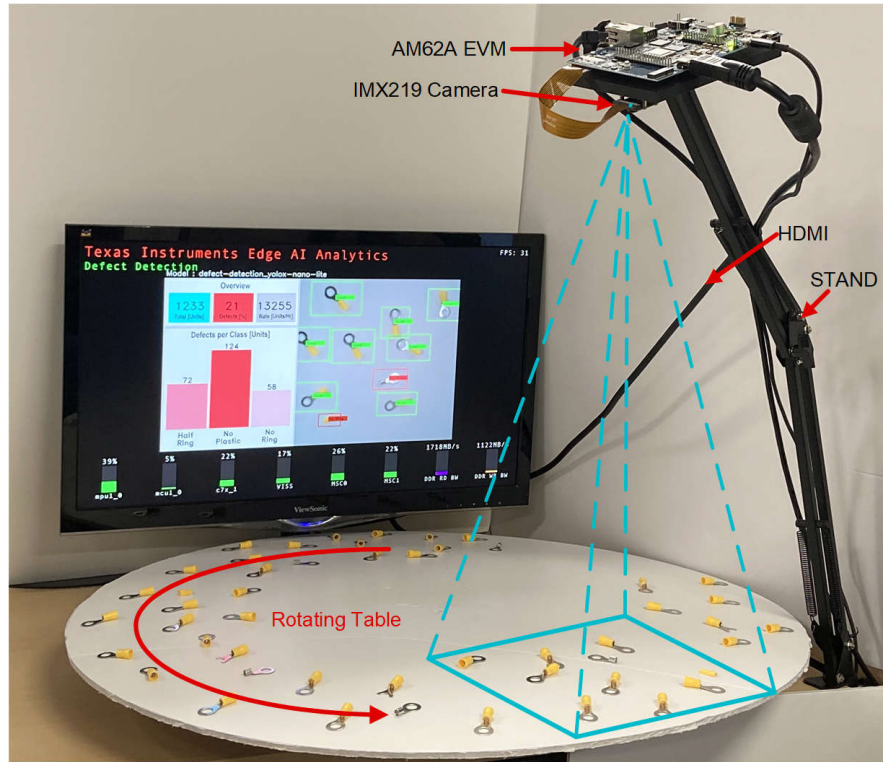


图 4-2. 缺陷检测演示设置 ( 只有旋转台的一部分在摄像头画面内，用于模拟传送带。 )

## 5 性能分析

### 5.1 系统精度

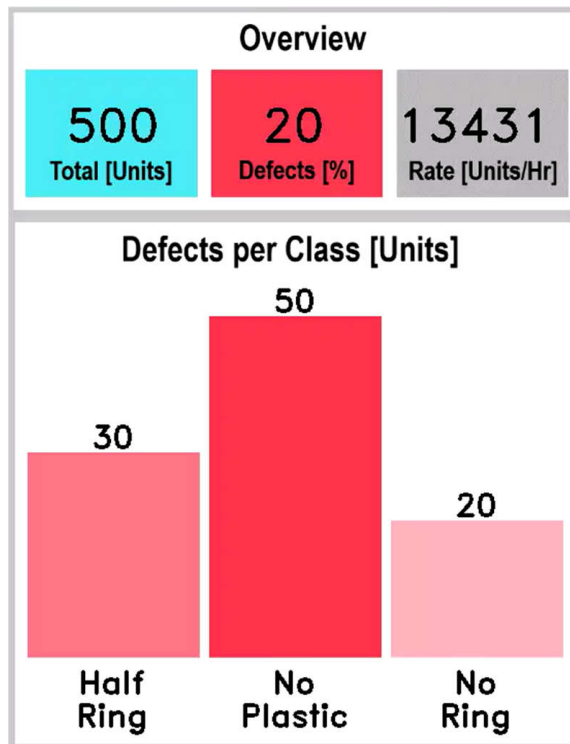
我们进行了多项实验来广泛测试整个系统的精度，包括 yolox-nano-lite 模型 ( 根据缺陷检测数据进行了训练 )、物体跟踪器和图形仪表板的精度。这些实验在测试样片 ( 环形端子 ) 上实时测试缺陷检测应用。将一系列具有预定义类组合 ( 合格、半环、无塑料和无环 ) 的样片放置在旋转台上，以模拟传送带上的运动。该应用旨在检测样片，并将仪表板上显示的结果与样片的实际统计数据进行比较。

表 5-1 显示了一项实验的详细信息，该实验总共包括 50 个样片，其中有 20% 的缺陷样片，分布如下：3 个半环、5 个无塑料、2 个无环。

**表 5-1. 缺陷检测应用的精度实验详细信息 ( 50 个样片和 10 次重复测试表明精度达 100% )**

类别	真实值 数量和 [%]	10 圈后的应用结果	精度
样片总数 ( 不是某一类 )	50	500	不适用
好	40 [80%]	400 [80%]	100 %
半环	3 [6%]	30 [6%]	100 %
无塑料	5 [10%]	50 [10%]	100 %
无环	2 [4%]	20 [4%]	100 %

将样片随机放置在旋转台上，并使用应用对其进行检测。为保证可重复性，我们将带有样片的旋转台旋转了 10 圈。图 5-1 显示了第十次重复测试结束时的仪表板。通过将仪表板上应用生成的结果与真实值输入样片进行比较，可以看到，应用在所有十圈中均成功检测到了所有合格和有缺陷产品，如表 5-1 所示。



**图 5-1. 使用 50 个样片和 10 次重复测试的精度实验仪表板结果 ( 缺陷检测应用精度达到 100% )**

## 5.2 帧速率

缺陷检测应用显示帧速率为 30FPS。该速率受应用中所用摄像头性能的限制，不超过 30FPS。因此，深度学习加速器 C7x/MMA 的利用率仅为 22%。同时，主处理内核的利用率仅为 39%。这表明主处理能力和深度学习加速器都有很高的扩展余量，可支持具有更高帧速率的摄像头。下一节将详细讨论内核加载利用率。

### 5.3 内核利用率

AM62A SoC 包含各种处理内核和硬件加速器。监测这些元件上的负载对于探索整个系统功能和扩展机会非常重要。缺陷检测演示使用 `tiperoverlay gstreamer` 插件在屏幕底部以条形图的形式显示内核负载。图 5-2 显示了运行缺陷检测演示时 AM62A 内核负载图的屏幕截图。默认情况下，该图每两秒更新一次，以利用率百分比形式显示负载。除了 `tiperoverlay gstreamer` 插件之外，第二个可直接在终端上显示内核性能的选项是 `perf_stats` 工具（具有文件保存功能）。此选项相比 `tiperoverlay` 更精确，`tiperoverlay` 会给 Arm 内核和 DDR 带来额外负载，以绘制图形并在屏幕上叠加。



图 5-2. 使用 `tiperoverlay gstreamer` 插件的缺陷检测演示底部显示的内核负载条形图（该图经过编辑以适合页面）

图 5-2 中的图形显示，除了整个支持 Linux 的进程外，缺陷检测演示仅利用了 Arm 内核容量的约 39%（四个 A53 内核的平均值）。同时，应用中使用的 `yolox-nano-lite` 利用了 C7xMMA 深度学习加速器的约 22%。值得注意的是，在本实验中，C7xMMA 的时钟频率为 850MHz，而不是 1000MHz。换句话说，如果 C7xMMA 加速器的时钟频率为 1000MHz，其利用率将低于报告的 22%。用于读取操作的 DDR 为 1706MB/s，用于写入操作的 DDR 为 1118MB/s，因此总操作速率为 2824MB/s。在 3200MT/s 速率下使用 32 位 DDR4 时，AM62A 支持速率为 12.8GB/s 的总 DDR 频带。2824MB/s 的总速率利用了总 DDR 带宽的约 22%。

Arm 内核、加速器和 DDR 带宽的这些低利用率值表明，AM62A 有很大的扩展空间，可以运行其他应用或扩展缺陷检测应用本身，例如使用另一个更快的摄像头来提高帧速率。此外，由于内核利用率较低，可以灵活选择合适的 AM6A SoC 型号。图 5-2 中显示的内核负载适用于 SoC AM62A 系列的 AM62A74 型号。该型号配备四个 A53 Arm 内核和一个能够执行 2TOPS 的 C7xMMA 深度学习加速器。低利用率值表明，可在 AM62A 的其他低端型号（例如 AM62A3，其中包括两个 Arm 内核和一个 1TOPS 深度学习加速器）上实现当前形式的缺陷检测演示。

### 5.4 功耗

可以使用 [功耗估算工具 \(PET\)](#) 来估算运行缺陷检测演示时 AM62A SoC 的功耗。该工具基于测量数据和仿真数据而构建。大部分测量数据是从没有操作系统的裸机测试中收集的。除了预期温度等其他因素外，该工具还根据时钟频率和 AM62A 各元件的利用率来估算功耗。上一节中介绍的内核利用率数据用于估算整个系统的功耗。

表 5-2 列出了 AM62A 运行缺陷检测演示的估算功耗，并概述了用于功耗估算的重要内核利用率。根据缺陷检测应用的内核利用率，PET 估算 AM62A 的总功耗为 1.43W。

**表 5-2. 运行缺陷检测应用时 AM62A 的内核负载利用率和功耗估算**

主 IP	内核负载利用率/功耗
ARM A-53	1.25 [GHz] 时为 39 [%]
深度学习 C7x/MMA	850 [MHz] 时为 22 [%]
DDR 带宽	22 [%]
VPAC (ISP)	20 [%]
在温度为 85°C 且内核电压为 0.75V 时使用 PET 估算的功耗	1435 [mW]

## 6 总结

AM62A 是制造应用缺陷检测的理想选择。它配备了针对边缘 AI 应用进行优化的不同硬件加速器。本文档介绍了使用 AM62A 开发缺陷检测演示的步骤。该应用具有高精度和低估算工作功耗的特点。本演示的源代码已公开提供，可通过 <https://github.com/TexasInstruments/edgeai-gst-apps-defect-detection> 进行访问。

### 备注

本演示最初是使用 Linux SDK 8.06 创建和测试。请将有关较新 SDK 版本的任何问题提交到 [TI E2E 支持论坛](#)。

## 7 参考文献

1. 缺陷检测源代码
2. [AM62A7、AM62A3](#)
3. [SK-AM62A-LP 入门套件 \(SK\) 评估模块 \(EVM\)](#)
4. 德州仪器 (TI) : [Sitara AM62Ax 基准测试](#)
5. 德州仪器 (TI) : [AM62Ax Sitara 处理器数据表](#)
6. [Edge AI ModelZoo](#)
7. [Edge AI Studio : 模型分析器](#)
8. [Edge AI Studio : 模型编写器](#)
9. [性能统计数据](#)
10. 德州仪器 (TI) : [AM62A 功耗估算工具](#)

## 重要声明和免责声明

TI“按原样”提供技术和可靠性数据（包括数据表）、设计资源（包括参考设计）、应用或其他设计建议、网络工具、安全信息和其他资源，不保证没有瑕疵且不做任何明示或暗示的担保，包括但不限于对适销性、某特定用途方面的适用性或不侵犯任何第三方知识产权的暗示担保。

这些资源可供使用 TI 产品进行设计的熟练开发人员使用。您将自行承担以下全部责任：(1) 针对您的应用选择合适的 TI 产品，(2) 设计、验证并测试您的应用，(3) 确保您的应用满足相应标准以及任何其他功能安全、信息安全、监管或其他要求。

这些资源如有变更，恕不另行通知。TI 授权您仅可将这些资源用于研发本资源所述的 TI 产品的应用。严禁对这些资源进行其他复制或展示。您无权使用任何其他 TI 知识产权或任何第三方知识产权。您应全额赔偿因在这些资源的使用中对 TI 及其代表造成的任何索赔、损害、成本、损失和债务，TI 对此概不负责。

TI 提供的产品受 [TI 的销售条款](#) 或 [ti.com](#) 上其他适用条款/TI 产品随附的其他适用条款的约束。TI 提供这些资源并不会扩展或以其他方式更改 TI 针对 TI 产品发布的适用的担保或担保免责声明。

TI 反对并拒绝您可能提出的任何其他或不同的条款。

邮寄地址：Texas Instruments, Post Office Box 655303, Dallas, Texas 75265

Copyright © 2023，德州仪器 (TI) 公司