

# AI

# 工业AI

## AI IN MANUFACTURING

# AIM



嵌入式设计  
Embedded CHINA 精选内容

SNUG 2023: 人工智能能否将  
EDA 的工程短缺转变为过剩? 4

机器学习管道的重要性 9

单对以太网步入工厂车间 11



公众号



免费索阅



**国际知名媒体授权  
引领全球高新科技信息**

**8本专业杂志(双月刊)  
欢迎免费索阅**

**全年行业资讯**



[www.actintl.com](http://www.actintl.com)



**免费  
订阅**

扫一扫添加

ACT读者服务号免费订阅

雅时国际传媒集团成立于1998年，在高增长的中国市场上为众多高科技领域提供服务。通过其产品系列，包括印刷和数字媒体以及会议和活动，雅时国际为国际营销公司和本地企业提供了进入中国市场的机会。雅时国际的媒体品牌为电子制造、机器视觉系统、激光/光子学、射频/微波系统设计、洁净室/污染控制和半导体制造，化合物半导体，工业AI等领域的20多万名专业读者和受众提供服务，雅时国际也是一些世界领先的技术出版社和活动组织者的销售代表。雅时国际的总部设在香港，在北京、上海、深圳和武汉设有分公司。

# 2023上海国际嵌入式展

2023.6.14-16 · 上海世博展览馆3号馆

embedded world China 2023

June 14-16, 2023 · Hall 3, SWEECC, Shanghai

扫码登记  
注册参观



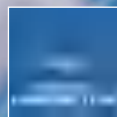
主办单位  
Organizer



国际合作单位  
International Partner



国际支持单位  
International Supporter



# AIM

# 工业AI

AI IN MANUFACTURING

WWW.AIM-MAG.COM

中国香港特别行政区  
China Hong Kong SAR

出版总监 麦协林 Adonis Mak  
电邮 adonism@actintl.com.hk

主编 黄莺 Katie Huang  
电邮 katieh@actintl.com.hk

总编 魏弘德 Chris Everett  
电邮 chrise@actintl.com.hk

编委会成员 崔斌 蔡振荣 戴高敏  
(排名不分先后) 丁险峰 范丛明 黄晓园  
苏锐丹 史喆

中国区销售总监 许海燕 Helena Xu  
电邮 helenax@actintl.com.hk

市场总监 程丽娜 Lisa Cheng  
电邮 lisac@actintl.com.hk

发行经理 谭良辉 Ivy Tan  
电邮 ivyt@actintl.com.hk

销售服务经理 彭珊 Sophie Pang  
SophieP@actintl.com.hk

广告服务经理 杨柳 Genevieve Yang  
genevievey@actintl.com.hk

出版社 Publishing House

雅时国际商讯 ACT International

香港九龙 Kowloon, HongKong,

长沙湾青山道478号 No.478 Castle Peak Road, Cheung Sha Wan,

百欣大厦 Por Yen Building,

13楼B室 Unit B, 13/F.

电话 852 2838 6298

传真 852 2838 2766

《工业AI》杂志介绍国内、国际工业AI领域的先进技术及解决方案、系统及产品、开发工具、市场及应用、产业链等相关资讯，部份内容来自美国Embedded Computing Design媒体集团的独家授权转载，面向国内制造领域的工程技术、管理、市场、营销等行业人士。

《工业AI》是国内及国际企业与中国工业AI系统及产品用户之间高质量的交流平台。



嵌入式设计  
Embedded CHINA

ISSN: 2958-2237

© 2023 版权所有 翻印必究

5/6月 2023年

# 目录 CONTENTS

## 编者语 UP FRONT

- 3 中国工业软件 扬帆起航  
China's Industrial Software Sets Sail

## 专题/FEATURE 工业软件/INDUSTRIAL SOFTWARE

- 4 SNUG 2023: 人工智能能否将EDA的工程短缺转变为过剩?  
SNUG 2023: Can AI Transform EDA's Engineering Shortage into a Surplus?  
作者: Brandon Lewis报道 嵌入式计算设计主编  
来源: *Embedded Computing Design*
- 6 改变游戏规则: 工业网络中的TSN  
Changing the Game: TSN in Industrial Networking  
作者: Thomas Burke CC-LINK 合作伙伴协会全球战略顾问  
来源: *Embedded Computing Design*
- 8 使工业设备无需硬件翻译即可使用多种现场总线语言  
Enabling Industrial Devices to Speak Multiple Fieldbus Languages Without Hardware Translator  
作者: Hans-Erik Floryd RT-实验室首席技术官 联合创始人  
来源: *Embedded Computing Design*

## 技术荟萃 TECHNICAL CLUSTER

- 9 机器学习管道的重要性  
The Importance of a Machine Learning Pipeline  
作者: V Srinivas Durga Prasad 软航高级营销主管  
来源: *Embedded Computing Design*

## 应用空间 APPLICATION AIDS

- 11 单对以太网步入工厂车间  
Single Pair Ethernet Steps Onto the Factory Floor  
作者: Arndt Schuebel 安森美技术营销/应用 I4.0 有线连接  
来源: *Embedded Computing Design*
- 13 陶瓷球缺陷自动检测应用  
Ceramic Bearing Ball Defects Automated Inspection  
作者: 钟贤青 开昇智能公司

## 白皮书 WHITE PAPER

- 15 计算影像学渴望系统级的设计和仿真工具用于嵌入式视觉中的颠覆性人工智能  
Computational Imaging Craves System-Level Design and Simulation Tools to Leverage Disruptive AI in Embedded Vision  
作者: Emilie Viasnoff Synopsys光学解决方案业务发展总监  
Gordon Cooper Synopsys AI/ML处理器产品产品经理  
Pierre Paulin Synopsys 研发总监  
Tom Michiels Synopsys ARC处理器系统架构师  
来源: *Embedded Computing Design*

## 教程 TUTORIAL

- 21 卷积神经网络简介: 什么是机器学习? (I)  
Introduction to Convolutional Neural Networks: What Is Machine Learning?—Part 1  
作者: Ole Dreesen ADI 现场应用工程师

## 特色产品 FEATURE PRODUCTS

- 24 高帧率面阵CMOS图像传感器赋能工业机器视觉应用  
Industrial Machine Vision Applications Empowered by High Frame Rate Area Array CMOS Image Sensors  
思特威(上海)电子科技有限公司供稿

- 26 市场动态 NEWS

- 27 新品速递 NEW PRODUCTS

- 28 广告索引 AD INDEX

# 中国工业软件 扬帆起航

China's Industrial Software Sets Sail

做为我国“智能智造”不可或缺的一部分，工业软件市场份额占比正在逐年扩大。根据CCID、前瞻产业研究院、民生证券研究院的数据表明：中国工业软件市场规模从2015年的1200亿元增长到2021年的2500亿元，年增长率近16.5%。虽然成绩耀眼，但也要承认，中国工业软件还处在起步阶段，国内工业软件市场规模全球占比仍然较小。根据智研咨询数据，2020年全球工业软件市场规模为4358亿美元，2020年中国工业软件市场规模为286亿美元，仅占全球规模的6%。

虽然工业软件产业还在发展初期，但得益于中国制造业的大力发展一连续十多年稳居世界第一制造大国地位，以此带动了中国工业软件市场发展潜力巨大。根据智研咨询数据，2012~2020年全球工业软件市场规模复合增速为5%，而同期的国内工业软件市场规模复合增速高达12%，大幅高于全球水平。

特别是近几年，政府颁布了一系列政策强力支持工业软件发展，其中，在2022年颁布的《“十四五”数字经济发展规划》中，特别指出工业数字化是发展重要目标，“智能制造”是重要方向和突破口，工业软件是重要发展领域。这更为中国工业软件的发展提供了明确的政策方向。

中国制造业正在全面数字化转型，也为工业软件行业带来新挑战、新机遇。一方面，中国工业软件发展尚处于早期阶段，各环节国产化率仍有较大提升空间；另一方面，中国工业正在进行升级转型，智能制造是主要转型方向，工业软件需求有望大幅提升。两者叠加，市场空间发展巨大。

尤其要注意的是，工业软件需要持续的高研发投入。工业软件服务于工业制造，工业技术的不断发展，要求工业软件不断迭代与更新，以匹配最新的工业需求。2021年，全球领先的工业软件公司研发费用率几乎都高于10%。比如，全球EDA巨头Synopsys和CAD巨头Autodesk研发费用率2011~2021年连续10年超过20%。

而中国工业软件在资本市场助力下加速发展。2020年以来，工业软件上市公司数量逐渐增多，中控技术、中望软件、概伦电子等公司陆续登陆资本市场。根据亿欧智库数据，2021年1~9月，工业软件行业融资轮次达到26次，已经接近2020年融资次数的2倍。中国工业软件行业正在扬帆起航！

工业软件帮助企业降本增效。以研发设计软件为例，产品设计阶段的成本仅占整个产品开发投入成本的5%，但是产品设计决定了75%的产品成本；在需求收集阶段、设计阶段、生产阶段、产品投入使用后分别修复缺陷的成本是递增的。因此，在设计阶段修复产品缺陷对产品最终质量有极大的成本杠杆效应。

工业软件源于工业、用于工业、优化工业，带有天然的工业基因，工业软件的重要性，体现在工业生产的方方面面，工业软件能够控制生产设备、优化制造和管理流程，提高生产率，是现代工业的“灵魂”，是抢占第四次工业革命高地的关键。

《工业AI》编辑部



# SNUG 2023:人工智能能否将EDA行业的工程短缺转变为过剩?

SNUG 2023: Can AI Transform EDA's Engineering Shortage into a Surplus?

作者: Brandon Lewis *Embedded Computing Desig*主编

多年来,工程短缺一直是人们谈论的话题,虽然业界都在谈论电子工程师的平均年龄,但电子工程师的平均年龄仍在不断增加。高科技行业再次发现自己处于少花钱多办事或创新的十字路口——尽管这次的目标是吸引新的人才加入其行列。

如果您认为缺乏工程师是其他领域的一个问题,请看一下电子设计自动化(EDA)行业。这是一个深奥的领域,只有几个关键供应商,对个人和初创公司来说都有极高的进入门槛。同时,如果没有支持 EDA 的设计、验证、测试和制造,现在工作台上的微处理器可能就不存在了。

随着摩尔定律接近尾声,EDA 将成为在更小的面积内实现更好的性能和更低的功耗等式中越来越重要的一部分。但是,年轻的工程师们发现自己在创建 EDA 工具,使用它们来开发新芯片,或者使用三十年前由 EDA 支持的半导体构建系统,他们仍然在大型、超大规模公司的隔



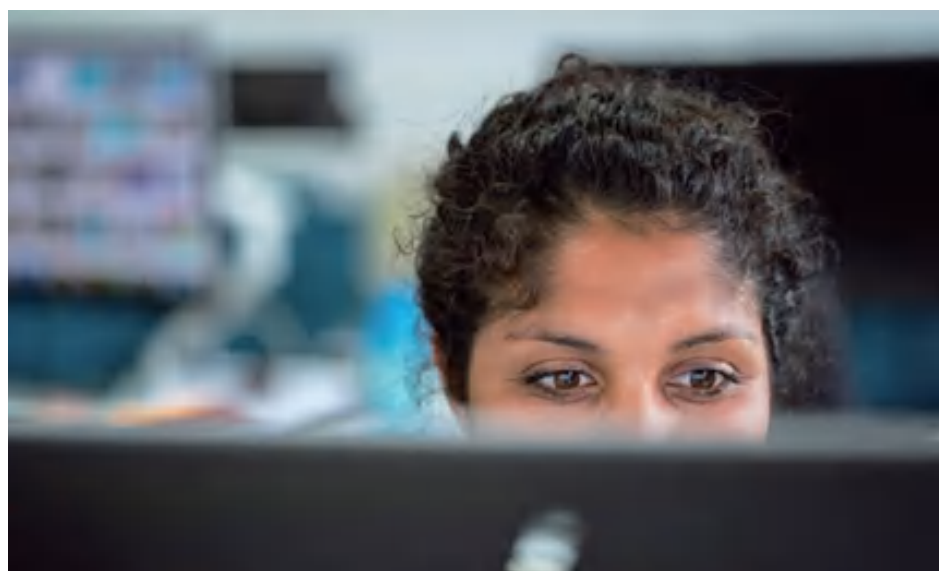
图1. Synopsys 的 DSO.ai 设计空间优化工具使用针对客户芯片设计的强化学习,远远提前于人类工程师数月才能实现的优化。

间里结束——具有讽刺意味的是,EDA 技术的一些最大用户在创建先进的数据中心芯片组。

世界需要 EDA,但它也需要工程师。那么,我们该何去何从?

## Synopsys.AI: 通过更智能的自动化解决 EDA 不足问题

诡异的是,就在工程短缺达到白热化的时候,人工智能行业已经爆炸式增长。从 ChatGPT 到自主机器人,甚至是芯片设计,人工智能不仅彻底改变了我们构建的系统,还彻底改变了我们构建它们的方式。EDA 也不例外,像 Synopsys 这样的公司正在将其用于优化工具,以减轻重复的



芯片设计探索、验证覆盖率、回归分析和测试程序生成任务。

人工智能的这些应用是 Synopsys 2023 年用户组会议 SNUG 的重点。AI Synopsys 正在用于其 DSO.ai (设计空间)、VSO.ai (功能验证) 和 TSO.ai (硅测试) 堆栈等解决方案—统称为 Synopsys.ai—不是你通过 ChatGPT 获得的开放式、无监督的 AI, 也不是视觉算法永不满足的数据实验。相反, 该公司依靠强化学习来分析和优化客户的功耗、性能和面积 (PPA) 设计, 成本更低, 速度更快 (在某些情况下, 比实现相同目标的人类快几个月) (图 1)。

但是, 应用于 DSO.ai 等工具中的强化学习并没有完全取代工程师, 而是通过优化整个设计来分析跨逻辑和物理域实现的 PPA, 从而在令人眼花缭乱的选择中优化整个设计。它以人类工程师无法实现的规模做到这一点, 结果并不令人失望: 用户报告了 3 倍的生产力提升、15% 的功耗降低和超过 100 MHz 的频率改进, 同时将产品开发时间缩短了数周。

主要客户已经在 100 多个生产流片中利用了 DSO.ai, 而其他支持 AI 的 Synopsys 工具也在帮助行业合作伙伴降低成本并缩短上市时间。例如, 瑞萨电子正在使用 Synopsys VCS 中的 VSO.ai RTL 检查引擎, 在深度错误搜索和覆盖闭合方面实现了 10 倍的加速, 并将复杂设计的整体 IP 验证效率提高了 30%。

将 TSO.ai 添加到自动测试模式生成 (ATPG) 中, 以考虑硅测试过程中的缺陷覆盖率、模式计数和运行时间, 您就拥有了端到端 AI 驱动的 EDA 堆栈。

## 降低成本、缩短上市时间以及...工作?

“EDA I”的成本、上市时间和性能优化正变得比奢侈品更有必要, 并且随着技术的成熟, 有望重新构建围绕芯片设计生产力的对话。与任何优秀的人工智能一样, 支撑 Synopsys.ai 的强化学习技术随着时间的推移在独特的数据集上进行训练而不断改进, 这意味着今天的芯片设计体验在未来必将增加。

## 但是围绕工程短缺的对话呢?

作为基于云的产品, Synopsys.ai 易于访问, 并与现有的 RTL 到 GDSII 流程集成, 而不会中断芯片设计过程。它不是芯片设计师的一对一替代品, 但它让他们可以自由

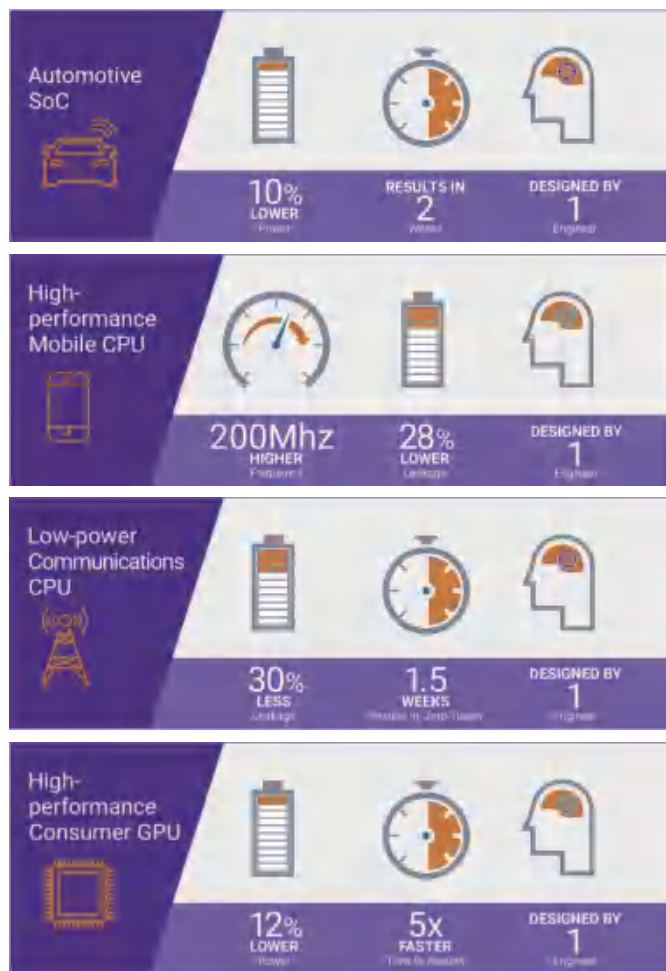


图2.像 Synopsys DSO.ai 这样的人工智能有望成为面临更少资源和更苛刻交付时间表的芯片设计人员的力量倍增器。

地追求更具创造性的努力, 例如添加功能或开发衍生产品, 同时仍然满足上市时间目标。

从图 2 所示的客户反馈中可以看出, 它是工程师的力量倍增器。虽然它不会作为芯片设计师的一对一替代品, 但像 Synopsys.ai 这样的人工智能解决方案增强了芯片设计师, 使他们不仅仅是一个设计师—他们本质上成为一个设计团队。

随着行业继续与没有人确定会结束的工程短缺作斗争, 所有行业都需要采用人工智能驱动的方法来提高生产力, Synopsys 正在通过 Synopsys.ai 向 EDA 领域提供这种方法。这是关于从您今天的资源中获得绝对最大值。

明天, 它可能有助于降低工程师的进入门槛, 这样我们中的更多人就可以比以往任何时候都参与芯片设计—或者你所处的任何电子设计。■

# 改变游戏规则：工业网络中的TSN

## Changing the Game: TSN in Industrial Networking

作者：Thomas Burke CC-LINK 合作伙伴协会全球战略顾问

**如**制造商正在寻求自动化供应商提供系统和技术，以帮助他们创建互联工业、智能工厂以及与工业 4.0 和工业物联网 (IIoT) 的集成。自动化供应商希望技术提供商能够获得最新的技术，提供更高的性能和可靠性，并降低成本和复杂性。这就是以太网与 TSN (时间敏感网络) 的用武之地。

让我们先讨论一下挑战。

要实现全球智能工厂，需要考虑的关键领域是：

1. 在全球运营中培养一致的质量和绩效
2. 平衡制造与需求，优化材料使用和资产利用率
3. 满足法规遵从性
4. 实施更灵活、更敏捷的制造运营
5. 通过缩短平均维修时间 (MTTR) 和提高整体设备效率 (OEE) 来管理准时交付指标
6. 降低全球制造工厂的制造和信息技术 (IT) 系统的设计、部署和支持成本
7. 提高对工厂车间发生的事件的响应，无论其位于何处

### 消除自动化孤岛

以前阻碍进展的一个主要因素是现有工业网络系统施加的限制。他们无法在不同的控制和业务系统之间共享信息。这导致了数据“孤岛”，阻碍了信息的有效共享。



工业自动化控制系统的制造商及其客户了解其工厂中产生的数据的价值，因此需要无缝访问这些数据，以便做出更明智的决策，在 IIoT 和工业 4.0 中运行他们的工厂。

工业 4.0 应用需要透明度。从车间获取数 TB 的数据并将其转化为有用的信息都是该策略的一部分。但更重要的是，它能够通过专注于 IT/OT 融合的完整基于解决方案的架构来解决客户的问题。

### 兼容性的作用

标准化协议正在改善 IT 和 OT 网络周围的数据移动。但是，确定性性能需要一类通信，这些通信迫使自动化和相关数据孤岛。为了解决这个问题，我们需要能够在同一条线上支持实时通信和尽力通信。以太网具有新的时间敏感网络 (TSN)，可提供融合网络的优势。理想情况下，实施工厂自动化项目的公司应该寻找最新版本的开放网络技术，以满足他们当前的需求，并为未来的增长留出空间。对于以太网而言，这意味着通过千兆带宽满足工业 4.0 的需求，同时利用新的规范以及与 TSN 兼容的产品。

TSN 技术的重要性体现在许多标准机构和工业以太网组织迅速采取立场，将其纳入各自的产品组合中。他们的工作为以前断开连接的所有复合体、不同设备和应用程序之间的数据和信息集成提供了坚实的基础。

连接不同的技术并从无缝可互操作的角度使事情发挥作用是最终用户成功构建完整自动化系统所必需的。标准化允许这些最终用户使用一系列供应商的产品设计和部署完整的系统。

TSN 可以为融合和互操作性提供许多机会。它可以使以前隔离到单独通信的设备和应用程序成为有凝聚力系统的一部分。不同的工业以太网协议可以在同一网络上共存。

### 自动化标准的价值

除了 OPC 基金会和 CLPA (CC-Link 合作伙伴协会)

之外，各种开放的工业以太网协会一直致力于将 TSN 兼容性添加到其产品组合中。IEEE 802.1 组包括 30 多个不同的标准，其中一些可能不适用于工业用例。很明显，需要就哪些应该用于自动化达成一致。为了解决这个问题，IEC 和 IEEE 正在合作，以便根据广泛的用例为自动化中的 TSN 定义一组标准配置文件。这通常称为 IEC / IEEE 60802。但是，正如我们已经看到的那样，核心 IEEE 802.1AS 和 Qbv 标准涵盖了许多自动化用例，这些标准解决了时间同步和优先级问题。

供应商已经推出了包含这些标准的产品。此外，IEC 和 IEEE 在向后兼容方面有着良好的记录。因此，任何未来的标准都可能在以前的任何标准中“祖父”。IEC/IEEE 60802 项目也计划解决 TSN 一致性测试的问题。一个开放的网络组织今天已经提供了这个，这些活动很可能会与未来更广泛的计划相结合，这些计划也将包括其他组织。已经创建了一个新的测试和一致性协作，以确保各种协议与 TSN 在同一网络上共存。这种合作可以在 TIACC.net 找到。

## 时间敏感网络 (TSN)

那么，一家确信 TSN 的好处并希望采用它的公司现在在做什么？答案是寻找一种目前支持 TSN 的技术，同时提供必要的应用功能，例如安全和运动控制。自从 CLPA 推出 CC-Link IE TSN 以来已经快几年了，其中包括使用 CC-Link IE 的开放式工业以太网解决方案并为其添加 TSN 兼容性。结果如何？全球首款将千兆带宽与 TSN 相结合的开放式工业以太网技术。因此，CC-Link IE TSN 显然为开放式工业以太网的未来提供了门户。最终用户、机器制造商和供应商现在可以在各自的产品和项目采用经过验证的技术。希望提供 CC-Link IE TSN 认证产品的供应商可以使用的开发选项生态系统广泛而灵活。

来自三菱电机等领先供应商的完整解决方案已经可用。对于设备供应商来说，现在开发 CC-Link IE TSN 兼容产品将塑造自动化的未来。CC-Link IE TSN 以三种关键方式帮助实现工业 4.0 的承诺：

- **性能**：目前唯一可用的开放式工业以太网，可将千兆带宽与 TSN 相结合，通过最大的带宽可用性提供最高的生产力。
- **连接性**：作为一种开放式技术，可以最大限度地提高最终用户和机器制造商的选择自由度，同时也为供应

商提供实施灵活性。TSN 通过提供将 CC-Link IE TSN 流量与其他协议流量相结合的能力，使开放性更进一步。

- **智能**：通过一系列旨在简化系统设计和维护的功能，缩短工程时间并最大限度地延长正常运行时间。

## 我们正处于互操作性的新时代

对于仍在思考如何处理 TSN 的最终用户，机器制造商或供应商来说，这一切意味着什么？伟大的思想家和创新者已经认识到这项技术的价值，并继续与 IEEE 合作开发和增强它。更重要的是，供应商和标准组织正在采用并将 TSN 技术推向自己的标准和产品组合中。

最终用户希望有选择，但同时，从业务价值的角度来看，他们希望所有网络和设备应该共存并能够协同工作。这将允许将来自所有这些以前断开连接的设备的数据转换为有用的信息，从而利用 TSN 为当今和未来的工业自动化提供完整的内聚解决方案。总之，风险不在于现在采用 TSN，而在于再等几年才能实施它，同时可能同时看到竞争对手继续前进。

TSN 是未来工业自动化最重要的技术。它提供了许多机会，其中关键是确定性，因此是完全的工业和商业网络融合。网络融合是解决工业 4.0 确定的更高透明度挑战的关键组成部分，使流程和制造能够高效，简化运营。

## 向支持 TSN 的系统演进

对于当前的工业自动化项目，组织需要调查哪些技术可以解决这一挑战。提供千兆以太网等功能的现有技术对此有所帮助。当然，它们也应该是开放的网络。同时，重要的是要关注未来。这意味着确定支持 TSN 的当前技术。这些都很重要，因为它们为将来启用 TSN 的系统提供了升级途径。

围绕 TSN 的技术格局正在不断发展，IEEE 和 IEC 的活动带来了新的进步。但是，根据以前的经验，现在安装的 TSN 解决方案也可以与未来的系统配合使用，这是高度的信心。以太网已经存在了大约 40 年，并且在此期间不断发展，这就是它今天仍在使用的原因。因此，公司现在不应该害怕实施 TSN。正如我们已经看到的，现在采用将带来竞争优势，您将避免延迟并可能看到利用当前解决方案的竞争对手前进的风险。像 TSN 这样的突破性技术将继续发展，以满足当前的需求，同时帮助塑造下一次工业革命。■

# 使工业设备无需硬件翻译即可使用多种现场总线语言

Enabling Industrial Devices to Speak Multiple Fieldbus Languages Without Hardware Translator

作者：Hans-Erik Floryd RT-实验室首席技术官、联合创始人

在工业过程控制的早期，工业设备（传感器和执行器）使用承载模拟（4~20mA）电流信号的专用电线单独连接到可编程逻辑控制器。然而，随着过程变得越来越复杂，所需的输入和输出数量也在增加，这使得电缆布线变得复杂和笨拙，故障调试也变得越来越棘手。

因此，开发了工业数字现场总线网络（图1），通过单根电缆（总线）传输多个控制和测量信号来减少布线。

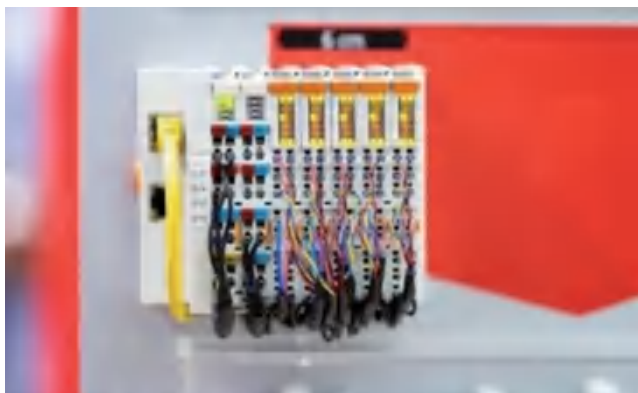


图1：现场总线简化了工厂布线。

虽然这带来了突破，但随着后来其他几个专有的现场总线网络的出现，无法建立单一标准。这导致在各种工厂设置和工业设备中使用的多个版本与某些版本的现场总线兼容，但与其他版本不兼容。

目前一些最常见的现场总线网络包括：

- Profibus
- Modbus
- CANOpen

这些协议在支持的设备数量、语言语法和使用的物理接口方面有所不同。最近，已经开发了几种不兼容的实时现场总线网络（其操作基于以太网），包括：

- EtherCAT
- Profinet
- EtherNet/IP

制造商的主要决策之一是针对其设备的现场总线网络。传统方法是采购第三方通信模块，以允许设备在该网络上进行通信（图2）。

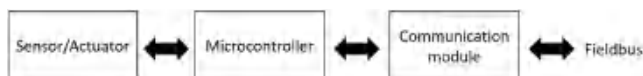


图2：显示工业设备如何使用通信模块与现场总线通信的框图。

虽然这是一个低风险和方便的解决方案，但它带来了几个不太明显的缺点。最明显（也是最重要的）限制是，它限制设备只能与模块实现的现场总线版本通信，从而将潜在市场缩小到在其工厂中使用该版本的现场总线的客户。使设备能够在其他现场总线网络上运行需要重复该过程并为新版本的现场总线采购不同的模块。由于通信模块采用不同的封装且引脚不兼容，因此这种重新设计可能既昂贵又耗时。

使用专用硬件也使得在设备设计中添加额外的特性和功能变得更加困难。此外，制造商无法控制其供应链，因为通信模块通常只能从其制造商处采购。如果供应意外中断，这可能会导致意外的生产停机。这种方法的另一个隐性成本是，一些组件供应商要求支付特许权使用费，导致不可避免的开销，这种开销在产品的整个生命周期内持续存在。

## 摆脱硬件桎梏

允许制造商打破这种公认模式的新范式是使用在其设备微控制器上运行的软件堆栈，使其能够加入现场总线网络。这种方法完全消除了使用昂贵的通信模块的要求，

（下转第10页）

# 机器学习管道的重要性

## The Importance of a Machine Learning Pipeline

作者：V Srinivas Durga Prasad 软航高级营销主管

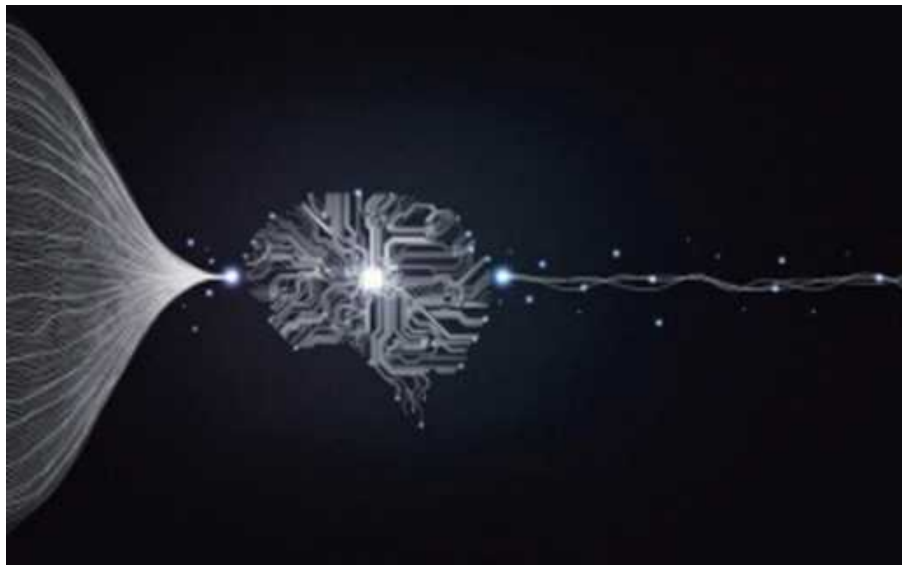
**机**器学习 (ML) 管道用于协助机器学习过程的自动化。它们的工作原理是允许在模型中转换和关联一系列数据，该模型可以进行测试和评估以实现积极或消极的结果。

从数据提取和预处理到模型训练和调优，模型和部署的分析将在主流设计中的单个实体中运行。这意味着将使用相同的脚本提取、清理、准备、建模和部署数据。由于机器学习模型通常比其他软件应用程序包含的代码少得多，因此将所有资源保存在一个地方非常有意义。由于深度学习和神经网络算法的进步，全球市场有望获得牵引力。

此外，许多公司正在加强其深度学习能力以推动创新，预计将推动汽车、消费电子、媒体和娱乐等行业的 ML 市场增长。根据优先 (precedence) 研究小组的数据，2021 年全球 ML 服务市场价值为 154.7 亿美元，预计到 2030 年将达到 3056.2 亿美元，2021 年至 2030 年的复合年增长率为 39.3%。

### 机器学习管道

机器学习管道是一种完全自动化机器学习任务工作流的方法。这可以通过允许在模型中转换和关联一系列数据来实现，该模型可以检查以确定输出。常规 ML 管道由数据输入、数据模型、参数和预测结果组成。可以使用机器学习管道对创建机器学习模型的过程进行编码和自动化。执行 ML 流程时可能会出现同一模型的不同版本的部署、模型扩展和工作流设置困难，必须手动处理。我们可以利用机器学习管道来解决上述所有问题。工作流的每个



步骤都使用 ML 管道独立运行。因此，可以选择该模块，并根据需要进行任何阶段的任何更新。

### ML 管道概述

- **数据输入**

数据输入步骤是每个 ML 管道中的第一步。在此阶段组织和处理数据，以便可以将其应用于后续步骤。

- **数据验证**

数据验证是下一步，必须在训练新模型之前完成。新数据的统计，如范围、分类数量、子组分布等，是数据验证的主要关注点。我们可以比较各种数据集，使用各种数据验证工具（如 Python、R、Python Pandas 等）来查找异常。

- **数据的预处理**

每个 ML 生命周期以及管道中最重要的阶段之一是数据预处理。由于它可能会产生突然和意外的结果，因此如果不先处理它，我们就无法直接输入收集的数据来训练模型。预处理阶段需要为 ML 模型准备好原始数据。该过

程分为几个部分，例如属性缩放、数据清理、信息质量评估和数据缩减。可用于模型训练和测试的最终数据集是数据预处理过程的结果。在机器学习中，各种方法，如规范化、聚合、数量减少等。可用于预处理数据。

• **数据模型训练**

每个 ML 管道的核心步骤是模型训练。在此步骤中，训练模型以尽可能准确地预测给定输入（预处理数据集）的输出。然而，较大的模型或训练数据集可能会带来一些挑战。因此，为此需要高效的模型训练或模型调优分布。由于管道是可伸缩的，并且可以一次处理多个模型，因此它们可以解决模型训练阶段的问题。不同类型的 ML 算法（如监督、无监督和强化学习）可用于构建数据模型。

• **模型的部署**

是时候在训练和分析后部署模型了。部署 ML 模型有三种方法：通过模型服务器、浏览器和边缘设备。但是，使用模型服务器是模型的典型部署方法。ML 管道可确保 ML 推理在边缘级设备上平稳运行，其中数据生成起着至关重要的作用，并提供降低成本、实时处理和增强隐私等功能。对于云服务，ML 管道可确保正确利用资源需求，降低处理能力并减少数据存储空间消耗。在模型服务器上同时托管不同版本的能力使得对模型进行 A / B 测试成为可能，并且可以为模型改进提供有见地的反馈。

机器学习管道的优势包括：

- 通过映射包含各种专业输入的复杂过程，提供整

个系列阶段的全面视图。

- 一次专注于序列中的特定步骤可以实现各个阶段的自动化。可以集成机器学习管道，提高生产力并实现流程自动化。

- 它提供了轻松调试整个代码并跟踪特定步骤中的问题的灵活性。

- 易于部署，根据需要升级模块化机器学习管道组件。

- 提供使用多个管道的灵活性，这些管道在异构系统资源以及不同的存储位置上可靠协调。

每个机器学习管道将略有不同，具体取决于模型的用例和使用它的组织。但是，由于管道经常遵循典型的机器学习生命周期，因此在开发任何机器学习管道时必须考虑相同的因素。考虑机器学习的各个阶段，并将每个阶段划分为不同的模块，作为该过程的第一步。模块化方法有助于逐步增强机器学习管道的每个组件，并更容易专注于管道的各个部分。

Softnautics 凭借其 AI 工程和机器学习服务，帮助企业在计算机视觉、认知计算、人工智能和 FPGA 加速领域构建智能解决方案。我们有能力处理涉及数据集、模型开发、优化、测试和部署的完整机器学习（ML）管道。我们与组织合作开发高性能的云到边缘机器学习解决方案，例如面部 / 手势识别、人数统计、物体 / 车道检测、武器检测、食品分类等，跨越各种平台。■

(上接第 8 页)

从而降低了物料清单，还带来了其他几个优势。它大大提高了产品设计的灵活性，因为可以轻松修改软件堆栈以提供定制的特性和功能。此外，制造商可以完全拥有其供应链的所有权，因为他们不再需要从第三方采购硬件。

此外，通过修改软件堆栈中的代码，可以快速重新定位设备以与完全不同的现场总线通信，从而可以比硬件重新设计更快地将新产品推向市场。基于软件的方法还可以通过修改堆栈中的代码轻松地将创新和定制功能添加到高端产品中。

**经过验证的现场总线堆栈**

RT-Labs 的 U-Phy 是基于软件的方法的一个例子，

该方法使设备能够通过 Profinet 和 EtherCAT 通过多个工业现场总线网络进行快速通信。这种预认证的软件堆栈在开放式硬件设计上运行，无需支付额外的版税，无需支付专有硬件。

现场总线工业通信为全球工厂环境中的工业过程控制系统带来了许多好处。然而，允许工业设备在现场总线网络上通信的传统方法是使用“现成”的通信模块。虽然这提供了一种低风险解决方案，但它有几个缺点，包括成本高、产品设计缺乏灵活性以及潜在的供应链中断。使用现场总线软件堆栈是一种替代方法，可降低材料成本，提高产品设计的灵活性和创新，并通过允许制造商完全控制自己的供应链来降低风险。■

# 单对以太网步入工厂车间

## Single Pair Ethernet Steps Onto the Factory Floor

作者: Arndt Schuebel 安森美技术营销/应用 I4.0 有线连接

在开发新的数据通信协议时，提高数据速率通常是主要关注点。然而，在工业和楼宇自动化应用中运行的无数传感器和执行器中，许多需要的不仅仅是快速的数据速率才能正常工作。这些边缘设备目前使用无数传统的多点协议进行互连，这增加了原始设备制造商 (OEM) 支持它们的复杂性和成本。

考虑到这一点，IEEE 成立了一个工作组，研究短距离网络技术如何通过一对以太网 (SPE) 电缆提供 10 Mb/s 的数据速率，以满足工业 4.0、汽车和其他市场的需求。

这在 2019 年发布的 IEEE 802.3cg 标准中达到高潮，该标准现在将 SPE 的优势带到了边缘。

### 为工业 SPE 奠定基础

虽然已经存在点对点类型的单对以太网，可以快速提供 (并超过) 工业应用所需的数据速率，但现有的多点类型无法提供移动机器人和执行器近乎实时响应输入所需的确定性。这是因为它们使用载波检测多路访问和冲突检测 (CSMA/CD) 来仲裁对多点网络中共享介质 (电缆) 的访问。

CSMA/CD 表现出由数据冲突引起的随机延迟，因此无法保证设备能够在定义的时间间隔内与接收器进行传输和可靠的通信。为了解决这一缺点，开发了一种调节介质访问控制的新方法，用于 10BASE-T1S，这是



图1: 工业4.0对工业网络提出了新的要求。

一种网络协议，旨在通过长达 10 米的电缆以高达 25Mb/s 的速率实现多点数据通信。

物理层冲突避免 (PLCA) 可确保半双工多点网络中的最大延迟。当协调器节点 (节点 0) 发送信标时，PLCA 传输周期开始，然后其他网络节点同步到该信标。发送信标后，传输选项将转发到节点 1。如果此节点没有要发送的数据，则该选项将传递给节点 2。此过程一直持续到每个节点至少获得一个传输机会 (TO) 为止。

然后，协调器节点通过发送另一个信标来重新启动循环。为了防止节点阻塞总线，每个传输机会只允许一定数量的传输帧，由突发模式设置控制，该设置默认为每个传输机会 (TO) 一帧，但可以设置为每 TO 128 帧。总线上不会发生数据冲突，因此吞吐量不受影响。

布线是在工业环境中部署传统以

太网的另一个障碍。标准以太网电缆有四对电线，这增加了它们的成本并使它们难以安装。10BASE-T1S 被开发为使用一对电线工作，这些电线更小，更易于使用，并且价格便宜得多。

除了实时性能和确定性之外，在恶劣和电气噪声环境中可靠工作是工业网络的关键要求。虽然较旧的以太网标准不是为电磁兼容性 (EMC) 而设计的，但 10BASE-T1S 在设计时考虑了这些恶劣环境。结果是，与其他工业网络相比，10BASE-T1S 表现出出色的 EMC 性能。

使用 10BASE-T1S，即使使用非屏蔽单对电缆，也可以设计出满足 3 类 IEC61000-4-6 EMI 要求 (10 Vrms 共模噪声注入) 的系统。PLCA 是提高电磁抗扰度的关键因素，因为消除碰撞使物理层收发器能够采用先进的技术，即使在存在高水平的电噪声的情况下也能恢复信号。

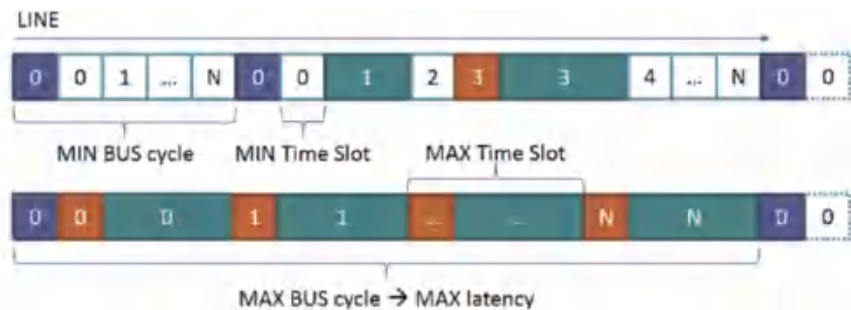


图2: PLCA介质访问控制周期。

## 工业边缘的 SPE

工业设备原始设备制造商和工业设施运营商将在许多方面从10BASE-T1S中受益匪浅。在工厂环境中,许多通信技术传统上在物理层(PHY)连接设备(RS-485, UART),在数据链路层连接各种现场总线协议。这些节点以低数据速率将温度和压力传感器、机器人和HVAC执行器、风扇、电压监视器、电源转换器和其他模块等所有设备连接回控制柜。

10BASE-T1S的多点功能允许将这些设备连接到单个共享电缆,这意味着它们可以在不影响整体网络性

能或导致过程停机的情况下被移除(或更换),从而大大简化并降低了网络维护成本。用10BASE-T1S取代传统的多点工业网络还消除了对大型交换机、网关和协议转换器的需求,以及支持它们所需的额外布线和电源。

## 二合一-MACPHY收发器

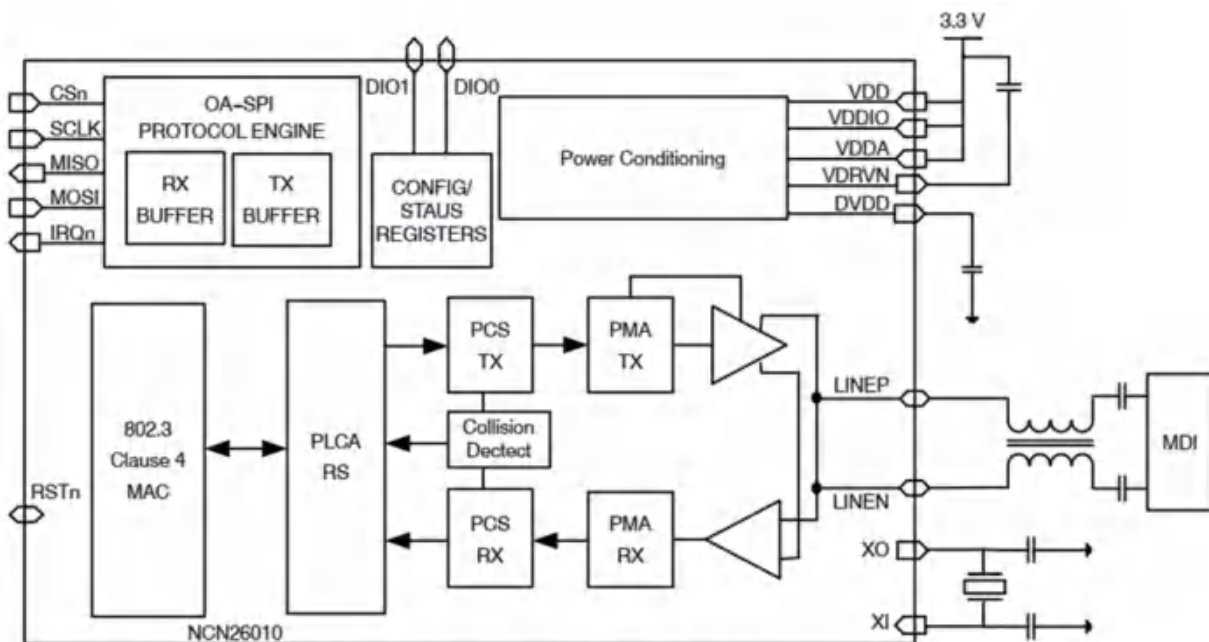
典型的10BASE-T1S以太网PHY控制器仅提供通过非屏蔽单对电缆传输和接收数据所需的物理层功能,并支持通过标准媒体独立接口(MII)与MAC通信。安森美的NCN26010(图3)是一款符合IEEE 802.3cg标准的以太网收发器,

旨在通过在单个封装中集成媒体访问控制器(MAC)、PLCA协调子层(RS)和10BASE-T1S PHY,消除这种双层方法。

这意味着它可以提供通过单个非屏蔽双绞线发送和接收数据所需的所有物理层功能,并通过开放联盟MACPHY SPI协议与主机MCU通信。将PHY和MAC集成到单个MACPHY器件上,允许以太网与传感器和其他工业设备一起使用,这些设备具有没有集成MAC的中低端MCU。这大大降低了复杂性,并提供了在初始系统安装后重新配置节点的灵活性。

## 云到边缘连接

以太网从主要用于连接计算设备的形成时期发展到许多当前的伪装,使其能够满足不同应用的速度和距离要求。10BASE-T1S填补了工厂车间多点确定性应用和其他边缘应用所需的缺失环节。■



NOTE: Internal power distribution and GND lines from Power Supply block are not shown.

图3: 安森美的NCN26010 10BASE-T1S收发器。

# 陶瓷球缺陷自动检测应用

## Ceramic Bearing Ball Defects Automated Inspection

作者：钟贤青 开异智能公司

**陶**瓷球（图1）轴承的温升在低速下与钢球轴承相同，但在高速下，温升比钢球要慢。例如氮化硅（Si<sub>3</sub>N<sub>4</sub>）陶瓷的密度只有钢的40%，在高速旋转时陶瓷滚动体产生的离心力大大低于钢制滚动体，使其对外环滚道的压力和交变载荷相应减小，利于其工作转速的提高。与钢轴承相比速度可提高30%~60%，温升降低35%~60%，并且不易发生“抱轴”现象，平均使用寿命为同种钢轴承的4~10倍。

其在腐蚀环境下的应用：陶瓷材料的化学性质稳定，很难与其他化学物质发生反应，所以陶瓷轴承可长时间的工作于腐蚀性的酸碱、盐溶液中。在这方面钢轴承不能与陶瓷轴承同日而语，即使目前普遍使用的不锈钢轴承，由于材料的硬度低，以及晶间腐蚀的破坏作用，即使工作在弱酸溶液中也很难维持一定的时间，陶瓷轴承的平均寿命比不锈钢轴承高4~25倍，性价比占有极大的优势。在高温工况下的应用：经过特殊处理的钢轴承最高也只能工作在250℃以下。而用陶瓷材料制造的轴承，工作温度可以达到400℃~1000℃，在有气体保护的情况下陶瓷材料可工作在1400℃的温度下。



图1：陶瓷球。

对于陶瓷球表面的凹坑、黑点等缺陷，可以通过自动化设备，快速的完成整个球面的缺陷检查。

其机构原理如图2所示。

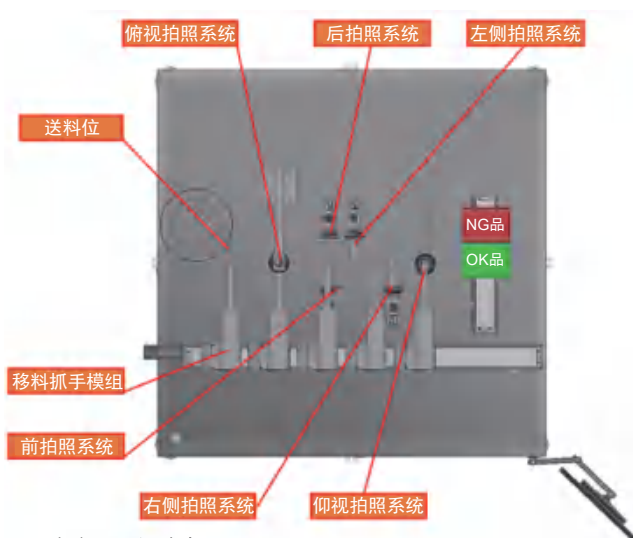


图2：自动化检测设备布局图。

### 技术难点

此项目中比较棘手的技术难点在于：

- 球面无死角检测；

解决思路：通过多工位，多角度相机拍照，步进式静态拍照成像；

- 零件小，抓取和移动难度大；

解决思路：定制设计的微小真空吸嘴和锥面支撑座，真空吸附，防止串动；

- 凹坑缺陷方向不确定；

解决思路：每个工位视角都需要满足全部打光方式，避免缺陷遗漏。

为了解决以上难点，开异智能公司集公司多边技术力量（机械、算法、光学等）进行多次深入讨论，找到对应的有效解决方案。借助多个自由度机构的灵活性，实现柔性生产，可兼容多种直径的陶瓷球；采用了多组相机光源的有效组合，实现基本全覆盖的检测；并且所采用的光源并非单一参数，可以进行数字化控制（包括亮度、角度、方向等），同时包括可见光和不可见光，所以在暗室的检

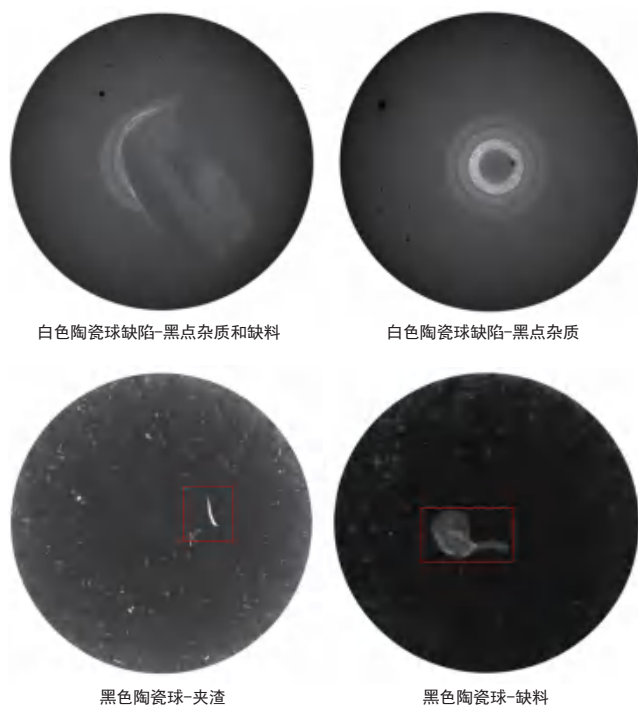


图3: 成像效果分析。

测效果最佳。成像效果分析如图 3。

## 传统算法+AI深度学习

前面所讲到的有效成像，作为整个项目的最关键技术之一（毕竟没有好的成像，图像处理算法再厉害，也将陷入“巧妇难为无米之炊”之痛），面对如此复杂的成像背景，在图像算法上的挑战也将上升到了新高度。针对该项目，需要采取传统算法和 AI 深度学习算法相结合进行，从而提高检出率。

AI（人工智能）在机器视觉缺陷检测领域，主要是指以深度学习为核心的一种自动化检测算法。它以深度神经网络为基础，一般通过监督式学习，以标记后的缺陷品图片和良品图片为集合，对模型进行训练和验证；然后使用训练后的数据，对未知的图片进行检测。作为训练集合的缺陷品图片和良品图片，数量越多，分布越全面，缺陷类型覆盖越广，最终检测效果就会越好。

CNN 卷积神经网络是一类包含卷积计算且具有深度结构的前馈神经网络，是深度学习的代表算法之一。卷积神经网络具有表征学习能力，能够按其阶层结构对输入信息进行平移不变分类，因此也被称为“平移不变人工神经网络”。因为要进行大量的数据运算，所以需要 GPU 来进

行运算，现在我们使用的 GPU 是 NVIDIA 的 RTX2080。一般调参的参数包括：批次大小、学习率（Learning\_Rate）、动量值（Momentum）、纪元数量（Num\_epochs）等。图 4 为调参后的结果。

- **学习率**决定了优化损失函数的步长大小，过高的学习率会导致优化算法发散，一个低的学习率会导致很多不必要的步骤，导致训练时间变长。一般学习率的设置需要一定的经验积累。

- **动量值**动量方法旨在加速学习，特别是处理高曲率、小但一致的梯度，或是带噪声的梯度。动量算法积累了之前梯度指数级衰减的移动平均，并且继续沿该方向移动。当学习率很小的时候一般动量值设置的都比较大。

- **纪元数量**纪元的时长取决于需要解决问题的复杂性，问题越复杂，训练需要的时间就越长，这样才能取得好的训练效果。纪元数量可以根据 LOSS 和 mean\_iou 的输出效果来给定。

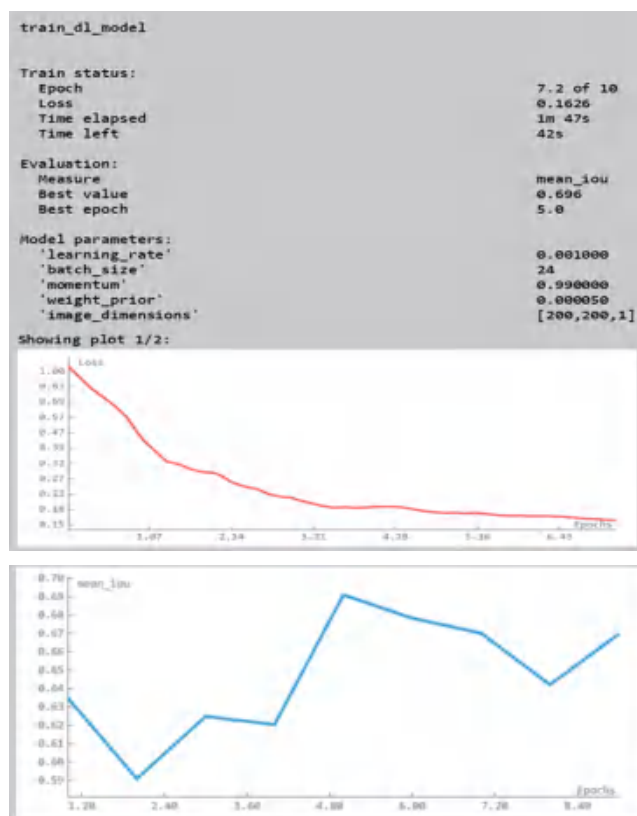


图4: 调参结果。

开昇智能公司技术团队经过长期的探索与研发，在陶瓷材料的表面缺陷自动检测方面，有了比较多的技术积累，进一步拓展了机器视觉检测应用场景。■

# 计算影像学渴望系统级的设计和仿真工具 用于嵌入式视觉中的颠覆性人工智能

Computational Imaging Craves System-Level Design and Simulation Tools to Leverage Disruptive AI in Embedded Vision

作者: Emilie Viasnoff Synopsys光学解决方案业务发展总监  
Gordon Cooper Synopsys AI/ML处理器产品产品经理  
Pierre Paulin Synopsys 研发总监  
Tom Michiels Synopsys ARC处理器系统架构师

在过去的二十多年里，微型相机（如 2000 年以来嵌入我们手机中的相机）的数量激增，而数码单反相机（DSLR）的数量则急剧下降（图 1）。

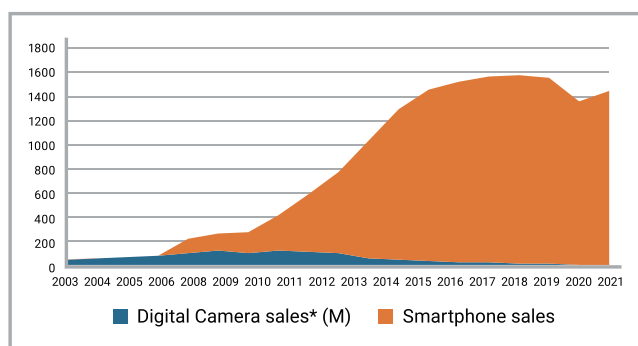


图1: 数码相机和智能手机的销量随时间推移而变化。

最初，为适应手机而进行的相机小型化提供了更低的成本和更高的性能。由于数字化时代的到来，这些微型相机的性能逐年提高。直到在某些情况下，它们的功能和性能可以与单反相机相媲美。这有助于智能手机相机集成了具有丰富处理能力的高性能 CPU（图 2）。今天的图像质量比以往任何时候都更依赖于高计算能力与小型化的光学

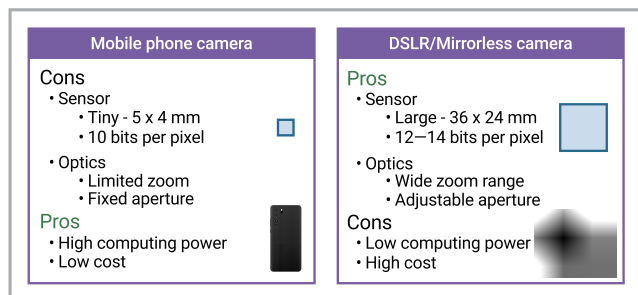


图2: 单反相机和智能手机功能的比较。

器件和设备的结合以及传感器，而不是独立、笨重但无像差的光学器件。

现在，图像不仅通过图像信号处理器（ISP）芯片进行后期处理，而且还通过智能手机中的计算机视觉（CV）芯片及其嵌入式人工智能（AI）算法来改进甚至重建图像，形成使用依赖于大量计算的算法形成图像是成像领域的一个新趋势，称为计算成像。

今天的小型化和数字化成像系统概念的一个限制是设计和模拟工具的孤立和异质性（图 3）。光学设计师依靠光线追踪器或电磁求解器来设计镜头。电子工程师依靠 EDA 工具来设计和验证 CMOS 图像传感器、ISP 和 CV 芯片。人工智能软件工程师寻找尽可能多的数据来训练神经网络，然后使用计算机视觉—包括信号处理器和神经网络—来获得他们需要的图像质量，并提取出他们所需要的信息，而很少考虑到镜头或传感器。

本白皮书将讨论计算成像设计和模拟管道中的差距如何只能用系统级解决方案。我们将首先回顾计算成像市场和相关趋势，不仅强调图像质量，还包括图像和视频的新功能，如人类或物体识别、3D 绘图和特征提取。然后我们将分析一些新兴的、颠覆性的计算成像系统。最后，我们将讨论系统级的设计和仿真解决方案。

## 市场概述和趋势

自从两个世纪前被发明以来，摄影已经发生了巨大的变化，现在已经完全数字化。收集的光子，然后通过光电传感器转化为电子，为计算成像铺平了道路，导致传统的独立相机（单反相机）的广泛使用减少，原因是相机无处

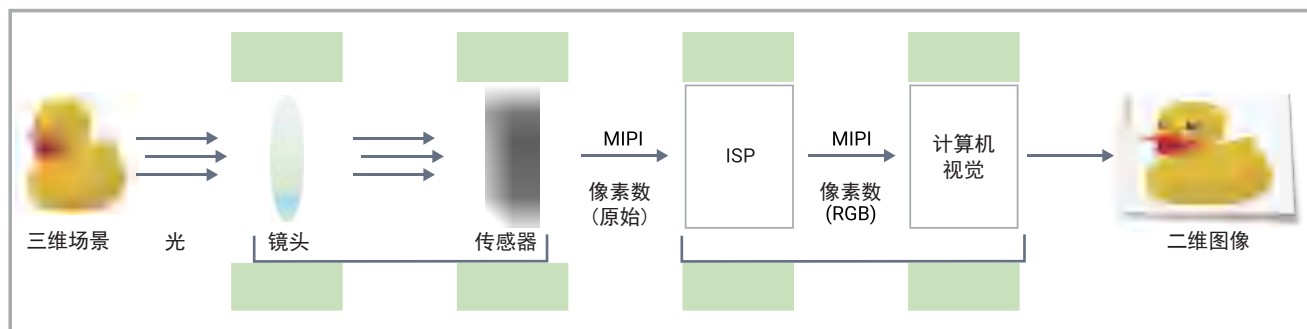


图3: 成像管道和不同设计步骤的简仓。

不在地被整合到智能手机中。计算成像出现了两个分支：计算摄影和计算机视觉，前者是指利用数字计算而不是光学过程来捕捉和处理图像的技术，后者是计算机科学的一个领域，侧重于创建数字系统，以人类的方式处理、分析和理解视觉数据（图像或视频）<sup>1</sup>。2022年，计算成像市场总额为680亿美元：计算摄影市场为200亿美元，年复合增长率为22%；计算机视觉市场为480亿美元，年复合增长率为33%<sup>3</sup>。

硬件占了这些市场的3/4（2022年为510亿美元），<sup>4</sup>包括嵌入智能手机、独立或机器视觉相机的相机模块，其余的是软件。硬件包括镜头（60亿美元）、图像传感器（185亿美元）、ISP（38亿美元），计算机视觉芯片（91亿美元）以及系统组装和测试设备（135亿美元）。有趣的是，硬件的主要趋势也是其主要挑战：小型化。作为证据，晶圆级光学器件在过去五年中以指数级的速度增长。同时，计算机视觉芯片子市场正以15.9%的年复合增长率增长，而图像信号处理器市场则以3.1%的年复合增长率趋于平稳。对能提供高分辨率、高动态范围图像的小型化相机的需求是计算视觉芯片的主要驱动力。在计算成像中没有神奇的公式：图像的质量与收集信号的质量相关。由于下一代相机模块是超小型化的，其计算能力必须通过后处理来恢复信号的质量。人工智能和图像融合是计算成像的两个最大趋势，这并不奇怪。

让我们来看看这些应用。计算成像正在蓬勃发展，横跨消费、智能制造、农业、医疗保健、交通、体育、零售以及安全和监控应用。在大多数这些应用中，相机模块作为一个嵌入式系统与计算配套

芯片一起工作；因此，功耗、存储容量和延迟是关键和具有挑战性的性能标准。例如，在自动驾驶中，一辆汽车必须在不到10毫秒的时间内处理10兆字节的数据才能刹车。<sup>5</sup>这相当于一个互联网用户一天中通常在其电脑上处理的数据量的10倍，这意味着我们必须将自动驾驶系统的整体系统效率提高6到8个数量级。避免数据泛滥是自动驾驶的挑战，而其他应用则渴望超低的功耗（如监控）或图像质量（如消费者或专业应用的混合现实）。

### 成像管道—成像/传感系统的组成部分

一个成像系统包括多尺度、复杂的组件和先进的软件。一个镜头组从场景中捕捉光子；一个CMOS图像传感器将这些光子转换成电子；一个ISP芯片将原始电子信号转换成可读的、彩色的、去噪的数字图像；一个CV芯片计算数字图像以获取信息；一个I/O芯片将成像系统与外部组件连接起来（图4）。

尽管这个成像系统的所有子部件都在一起工作，但它们是由不同的人使用不同的工具设计的。只有在组装步骤中，测试工程师才能验证功耗、机械集成和评估图像质量或感应精度。测试工程师在完全验证系统之前，仍然需要



图4: 成像系统的剖视图。

经过大量的手工和复杂的组装和校准过程。这种孤立的工作流程有许多痛点，如超规格、手动校准和低产量，仅此而已。

世界各地的团队已经开始研究更多的协作方法来设计成像系统。为了说明协作方法的好处，让我们以一个需要为辅助驾驶系统识别路标的相机为例。这个摄像头由一个镜头、一个 CMOS 传感器、一个 ISP 和一个能够运行嵌入式人工智能算法的 CV 芯片组成。人工智能算法是在现有的、但有限的数据集上设计和训练的，但不是由他们要工作的真正硬件产生的数据。这导致了一个调整和验证步骤。此外，嵌入 CV 芯片的人工智能算法只用于从已经通过 ISP 的图像中提取特征。如果我们能在整个成像管道中利用这些人工智能算法，包括硬件，会怎么样呢？让我们看看这种新模式如何改变计算摄影和计算机视觉的成像

管道（图 5）。

### 利用人工智能算法来改善计算成像管道

在下一节中，我们将讨论打破各自为政的局面，从系统的角度来看待成像管道，并利用人工智能来改善成像系统的能力。利用计算芯片及其相关的人工智能算法，可以降低硬件限制，优化目标应用的性能。

### 通过使用AI算法扩展ISP的能力来提高图像质量

ISP 负责处理来自图像传感器的原始数据，并执行诸如拜尔滤波、伽玛校正、自动白平衡（AWB）、解马赛克、色差校正、降噪和图像锐化等任务。传统的 ISP 通常为单一类别的图像传感器设计。它们缺乏灵活性，不能用于其他类别的传感器。由于它们

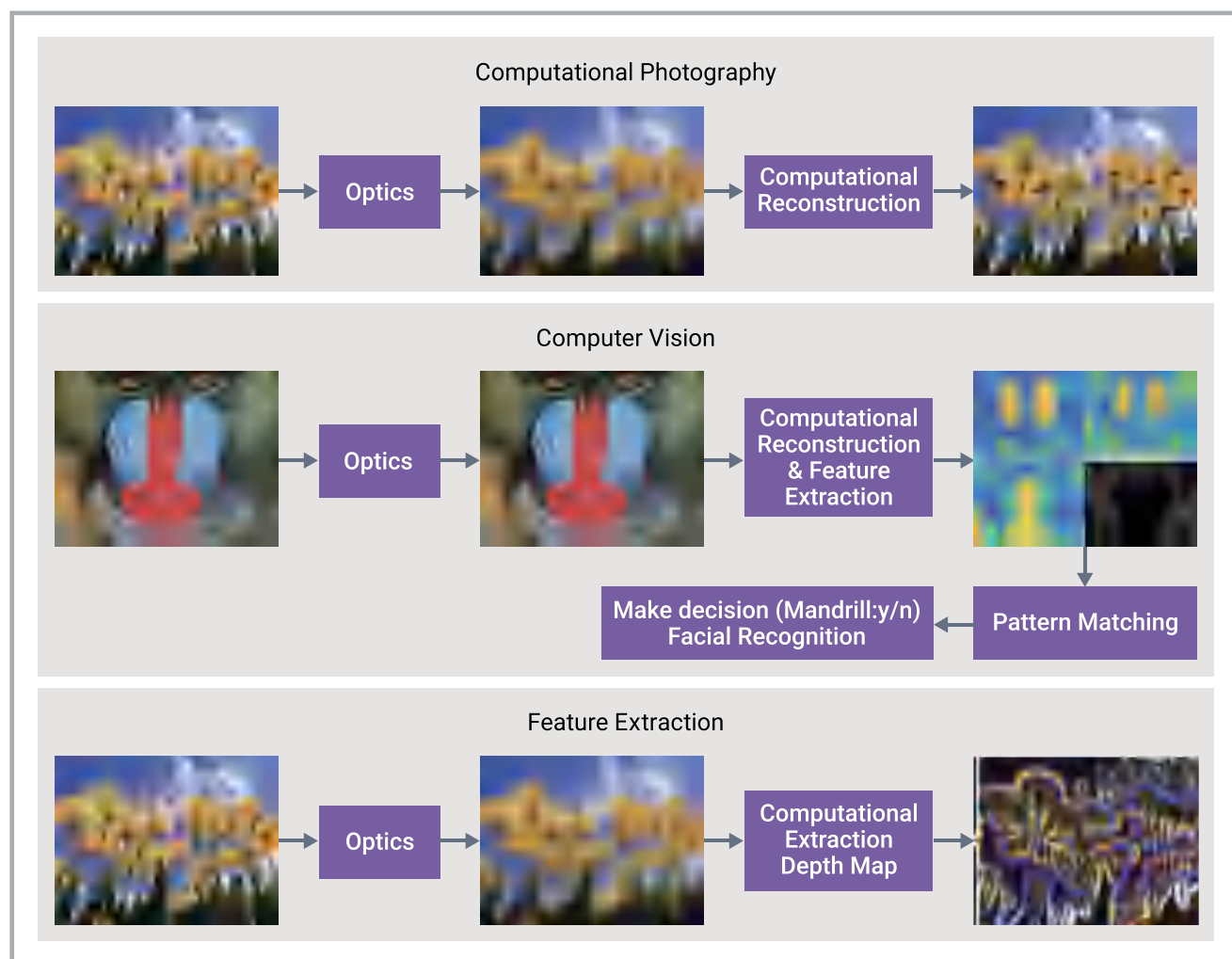


图5：计算摄影、计算机视觉和特征提取的典型管道。一个高质量的图像可以通过人工智能算法从有缺陷的图像中重建一个完美的图像来实现。特征提取可以通过重建的图像（计算机视觉）或利用原始的、未校正的数据（特征提取）。

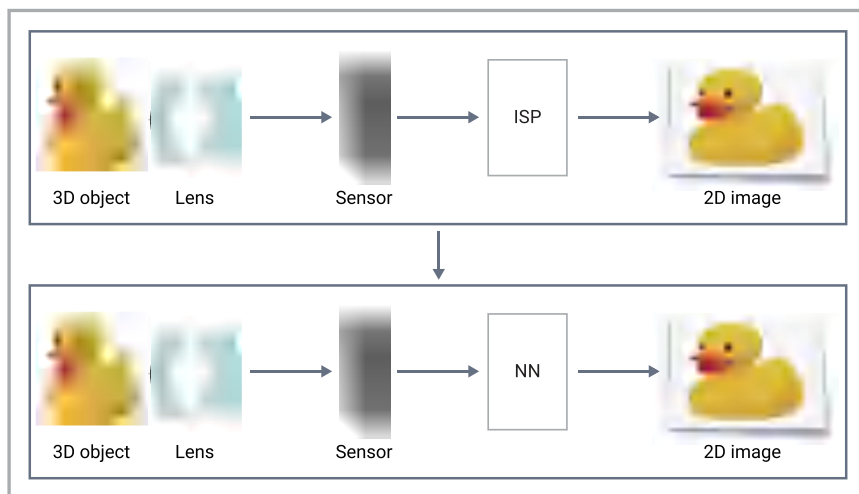


图6: 用基于神经网络的成像管道替换基于ISP的成像管道。

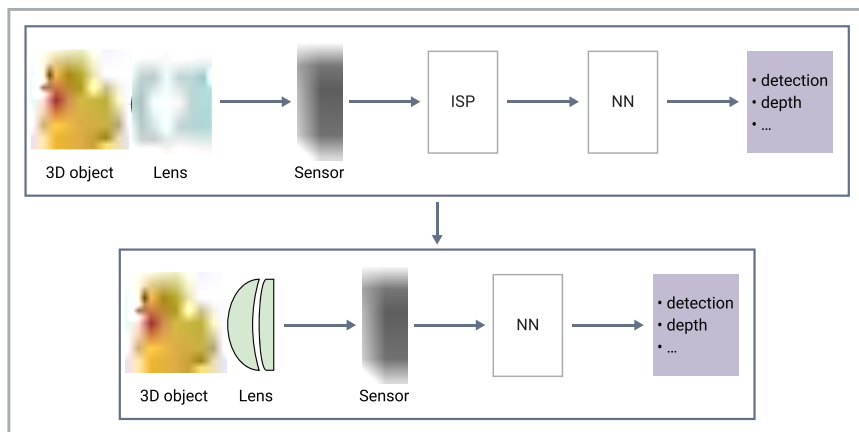


图7: 用基于神经网络的成像管道取代基于ISP的成像管道、利用镜头的缺陷, 摆脱ISP的影响。

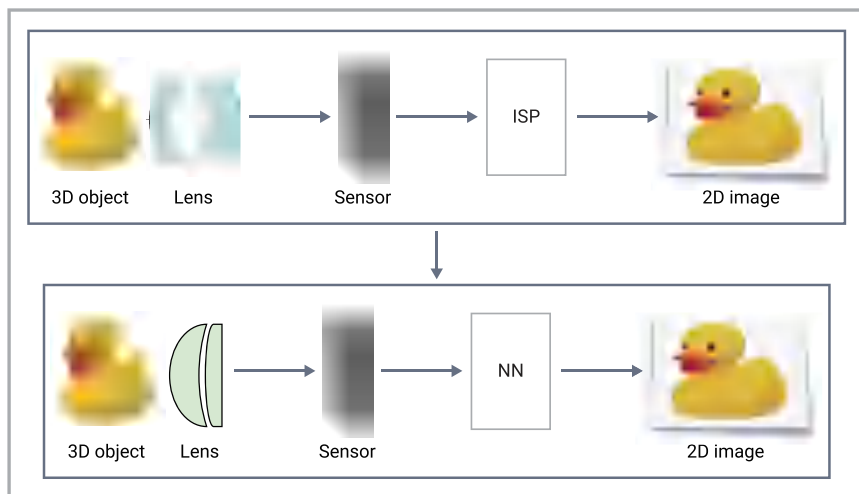


图8: 通过硬件/软件代码设计在整个成像管道中利用AI算法。

代这些传统 ISP 的关键功能以显著提高图像质量的潜力 (图 6)。

人们发现, 神经网络在补充或替代 ISP 方面表现出色—特别是在去噪和解马赛克方面。此外, 基于人工智能的方法可以支持额外的、更复杂的功能, 如低光增强、减少模糊、虚化模糊效果、高动态范围 (HDR) 和宽动态范围<sup>6</sup>。这是因为神经网络可以嵌入一个好的图像应该是什么样子的知识, 导致更高分辨率的图像。将去马赛克和去噪结合成一个综合过程, 进一步提高了图像质量。此外, 基于神经网络的去马赛克能够使用不同于典型拜耳布局的其他类型的像素布局。这为数字成像系统提供了新的可能性, 并突出了在图像信号处理中使用神经网络的潜力。

### 在ISP之前使用AI算法更有效地提取特征

作为 ISP 使用的基于 DSP 的过滤方法的副产品, 原始传感器数据中包含的一些关键信息被过滤掉了。如果 ISP 生产的图像供人类观看, 这是有道理的。但是被过滤掉的信息使得使用人工智能算法的特征提取效率降低。举例来说, 基于 DSP 的噪音过滤器提高了观看图像的感知质量, 但原始数据中包含的关键信息却丢失了。在 DSP 处理之前分析色差效应可以间接提取原始传感器数据中包含的深度数据。这些数据可以被基于人工智能的分析算法所利用, 以从二维图像中重建场景的三维表现。这在目前的 ISP 中是不可能的。

当计算机视觉功能的主要目标是让计算机使用机器学习来解释图像内容,

而不是提高人类的感知质量时, 使用原始数据可以进行更准确的物体分类、物体检测、场景分割和其他复杂的

内容, 而不是提高人类的感知质量时, 使用原始数据可以进行更准确的物体分类、物体检测、场景分割和其他复杂的

图像分析。在这种情况下，ISP 就没有必要了（图 7）。

### 让更便宜的镜头利用AI算法提供更准确的物体检测

处理来自不完美镜头的图像的神经网络可以在某些任务中产生更好的结果，如物体检测和深度图估计<sup>7</sup>。这似乎是反直觉的，因为你会期望来自更好的镜头的图像导致更好的性能。然而，由不完美的镜头引起的色差给图像增加了额外的信息，可以帮助神经网络识别物体和估计深度。这些发现强调了在某些应用中使用来自不完美镜头的图像的潜在好处，这一领域的其他研究可能会发现其他优势。由于基于人工智能的解决方案可以在可编程的神经处理单元（NPU）上运行，这类平台有更大的灵活性，可以支持更广泛的传感器系列。

### 与基于人工智能的重建算法共同设计镜头光学元件以降低成本

单反相机已经被智能手机掩盖了。然而，用一个超小型化的相机获得单反相机质量的图像，面临着光学的限制。传统的光学系统是由折射透镜组成的：相机中的透镜越多，占地面积就越大，光学偏差就越小。镜头越多，光学畸变就越少。嵌入智能手机的相机有固定的焦距、固定的数值光圈和没有物理快门。紧凑性是通过功能限制实现的，利用智能手机的应用处理器来克服这些限制。在单反相机中，你看到的就是你得到的图像。在智能手机中，你得到的是一个基于硬件和软件重建的图像，是你所看到的。在这个数字重建的道路上，下一步是推动算法的极限，以纠正越来越多的光学畸变。承诺是硬件的简化与图 8 中描述的图像质量相同。然而，校正应该是快速和可靠的。<sup>8, 9, 10</sup> 挑战是如何对获得的图像进行后处理，解卷以检索原始的光学特性（如点扩散函数，或 PSF），给定先前学习的数据以校正 PSF，然后重新卷积 PSF 以重新生成最终的、校正的图像。

在 2021 年发表的一篇文章中，<sup>11</sup> 来自普林斯顿的一个团队描述了他们

如何用金属镜片取代传统的折射光学器件。这是一种薄而平的表面，可以在紧凑的成像、传感和显示应用中取代笨重的弧形透镜。该团队与人工智能算法共同设计了一个金属透镜，该算法可以纠正误差。由于这种共同设计，他们能够展示一个高质量、偏振不敏感的纳米光学成像器，用于全色（400 至 700 纳米）、宽视场（40°）。这种共同设计的关键因素是可区分的元光学图像形成模型和利用人工智能算法的新型解卷积算法。然后，该团队在一个端到端模型中结合了这两个模型，使整个成像管道的联合优化成为可能，以提高图像质量（图 9）。

### Synopsys设计成像系统的解决方案

为了实现将人工智能算法应用于成像管道的多个点的好处，必须对计算成像系统进行系统级分析。图 10 描述了一个包含所有组件的成像管道。

作为系统级设计的领导者，Synopsys 公司拥有广泛的解决方案组合，可用于设计成像系统。

从获取物体开始，光路上的第一个部件是镜头。在大多数情况下，该镜头是由多达 10 个具有不同材料（塑料

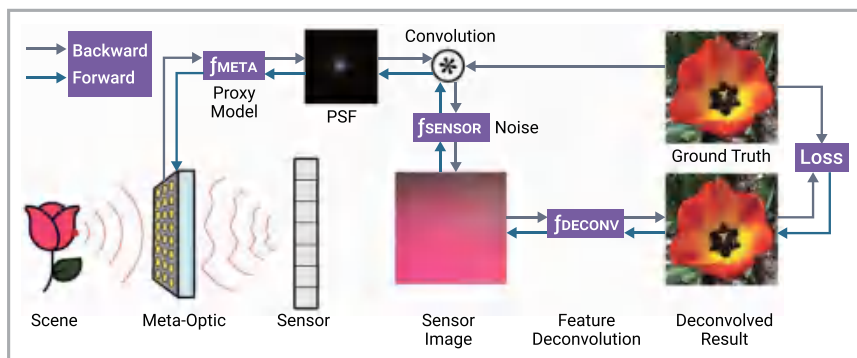


图9：神经纳米光学的端到端设计。（图片来自 <https://www.nature.com/articles/s41467-021-26443-0>）

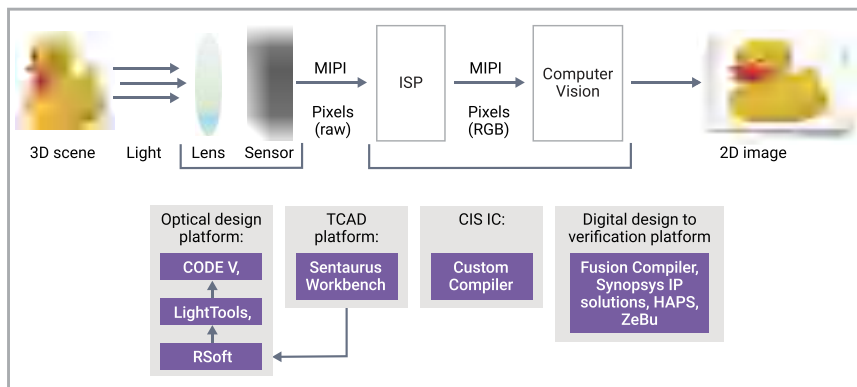


图10：描述每个子组件所使用的设计工具的成像管线。

或玻璃)的复杂表面的透镜组成的一束。大多数情况下,该透镜是由多达10个具有复杂表面的、由各种材料(塑料或玻璃)制成的透镜组成。随着元光学新技术的不断扩展,光学设计人员以Synopsys公司的光学设计和分析工具为平台,使用CODE V软件进行成像光学、用于照明光学的LightTools软件,以及用于光子特性的RSoft光子器件工具。

CODE V光学设计软件用于建模、分析、优化,并为开发不同应用的光学系统提供制造支持。这个光学光线追踪软件提供了一个强大的、易于使用的光学技术和计算工具包。LightTools支持照明设计、分析和优化。它以CODE V等光线追踪为基础,并可进行寄生光分析。RSoft光子器件工具为无源和有源光子及光电器件(包括激光器和VCSELs)提供了业界最广泛的严格的光学求解器和优化器组合。它与Synopsys的光学和半导体设计工具集成在一起,可以进行简化的多域协同模拟。

CODE V、LightTools和RSoft Photonic Device Tools能够对纳米纹理的光学结构进行严格的建模和衍射分析。RSoft和Synopsys TCAD能够对复杂的光电设备进行模拟,如CMOS图像传感器。技术计算机辅助设计(TCAD)是指使用计算机模拟来开发和优化半导体工艺技术和设备。Synopsys TCAD提供一套全面的产品,包括业界领先的工艺和器件仿真工具,以及用于管理仿真任务和结果的强大用户界面。此外,Synopsys TCAD还提供互连建模和提取工具,为优化芯片性能提供关键的寄生信息。Synopsys TCAD提供智能技术建模,能够在半导体技术的寻路、开发和生产提升方面节约成本和时间,例如CMOS图像传感器所需的技术。

Synopsys为设计和评估ISP和CV模块提供了广泛的IP组件和开发工具,包括用于有效移动数据的MIPI接口IP和用于所需复杂计算的数字信号处理器(DSP)和神经网络加速器IP。ISP和CV模块中的大部分计算都是基于数字信号处理器,而且越来越多的是使用最新神经网络模型的人工智能算法。选择一个与矢量DSP紧密结合的神经网络可以提供最佳的灵活性和性能。Synopsys提供ARC® VPX系列矢量DSP和ARC NPX系列神经处理单元(NPU),它们为人工智能和计算机视觉提供了紧密耦合的解决方案。

这些DSP和NPU处理器IP由一个通用的软件开发工具链支持,即Synopsys ARC MetaWare MX 工具包。

该工具包的两个关键组成部分是MetaWare神经网络SDK和MetaWare虚拟平台SDK,前者可自动编译和优化神经网络模型,后者是开发和调试神经网络模型的快速模拟器,可在有硬件之前用于虚拟原型设计。

在系统级分析方面,Synopsys Platform Architect™为架构师和系统设计师提供了基于SystemC™ TLM的工具和高效方法,用于早期分析和优化多核SoC架构的性能和功耗。

## 结论

图像质量现在比以往任何时候都更依赖于与小型化光学器件和传感器相联系的高计算能力,而不是依赖于独立的、笨重的但无像差的光学器件。这种新趋势被称为计算成像,既可用于计算摄影,也可用于计算机视觉。在本文中,我们回顾了市场趋势,并分析了有前途的系统协同设计和协同优化方法,这些方法通过降低硬件复杂性,同时将计算要求保持在合理的水平,从而释放出计算成像系统的全部潜力。Synopsys公司为整个计算成像管道提供设计工具,为强大而经济的成像系统铺平道路,跨越所有领域,从汽车的辅助驾驶系统、智能制造的基于计算机视觉的机器人或混合现实的高质量图像。相机的普及才刚刚开始。■

### 参考文献:

1. What Is Computer Vision & How Does it Work? An Introduction
2. Computational Photography Market Size, Share, Industry Analysis, Forecast to 2030 (marketsandmarkets.com)
3. An Ultimate Guide Computer Vision in Sports 2022 | ByteAnt
4. From imaging to sensing, compact camera module revenue will pass \$60B by 2027
5. How Much Data Do Autonomous Cars Use: Data Center Impact (colocationamerica.com)
6. Can AI Solve the 3 Biggest Barriers to Digital Imaging? (visionary.ai)
7. Deep Optics for Monocular Depth Estimation and 3D Object Detection
8. Universal and Flexible Optical Aberration Correction Using Deep-Prior Based (April 2021)-[2104.03078] (arxiv.org)
9. Blind Geometric Distortion Correction on Images Through Deep Learning (September 2019)-1909.03459.pdf (arxiv.org)
10. Deep lens aberration correction (2019): 42.pdf (cvmp-conference.org)
11. Neural nano-optics for high-quality thin lens imaging

# 卷积神经网络简介:什么是机器学习? (I)

Introduction to Convolutional Neural Networks: What Is Machine Learning?—Part 1

作者: Ole Dreessen, ADI 现场应用工程师

随着人工智能 (AI) 技术的快速发展, AI 可以越来越多地支持以前无法实现或者难以实现的应用。本系列文章基于此解释了卷积神经网络 (CNN) 及其对人工智能和机器学习的意义。CNN 是一种能够从复杂数据中提取特征的强大工具, 例如识别音频信号或图像信号中的复杂模式就是其应用之一。本文讨论了 CNN 相对于经典线性规划的优势, 后续文章《训练卷积神经网络: 什么是机器学习? (II)》将讨论如何训练 CNN 模型, 系列文章的第 III 部分将讨论一个特定用例, 并使用专门的 AI 微控制器对模型进行测试。

## 什么是卷积神经网络?

神经网络是一种由神经元组成的系统或结构, 它使 AI 能够更好地理解数据, 进而解决复杂问题。虽然神经网络有许多种类型, 但本系列文章将只关注卷积神经网络 (CNN), 其主要应用领域是对输入数据的模式识别和对象分类。CNN 是一种用于深度学习的人工神经网络。这种网络由输入层、若干卷积层和输出层组成。卷积层是最重要的部分, 它们使用一组独特的权重和滤波器, 使得网络可以从输入数据中提取特征。数据可以是许多不同的形式, 如图像、音频和文本。这种提取特征的过程使 CNN 能够

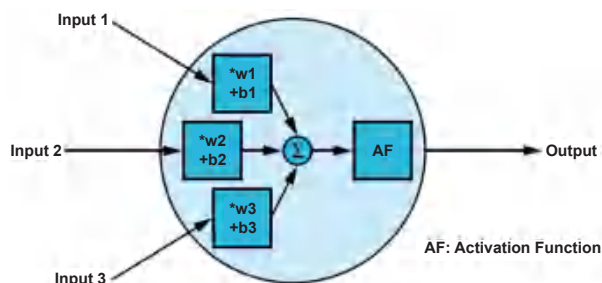


图1: 拥有三个输入和一个输出的神经元。

识别数据中的模式从而让工程师能够创建更有效和高效的应用。为了更好地理解 CNN, 我们首先将讨论经典的线性规划。

## 经典控制技术中的线性规划

控制技术的任务是借助传感器读取数据并进行处理, 然后根据规则做出响应, 最后显示或发送结果。例如, 温度调节器每秒钟测量一次温度, 通过微控制器单元 (MCU) 读取温度传感器的数据。该数值用于闭环控制系统的输入, 并与设定的温度进行比较。这就是一个借助 MCU 执行线性规划的例子, 这种技术通过比较预编程值和实际值来给出明确的结论。相比之下, AI 系统通常依据概率论来发挥作用。

## 复杂模式和信号处理

许多应用所使用的输入数据必须首先由模式识别系统加以判别。模式识别可以应用于不同的数据结构。本文讨论的例子限定为一维或二维的数据结构, 比如音频信号、

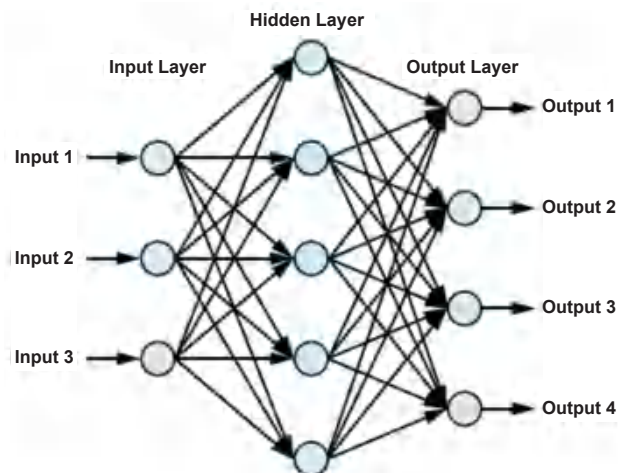


图2: 一个小型神经网络。

心电图 (ECG)、光电容积脉搏波 (PPG)、一维的振动数据或波形、热图像、二维的瀑布图数据。

在上述模式识别中，将应用通过 MCU 的代码来实现是极其困难的。一个例子是识别图像中的具体对象（例如猫）：这种情况下无法区分要分析的图像是很早摄录的，还是刚刚由从相机读取的。分析软件基于一些特定的规则来判断图片中是否有猫：比如说猫必须有典型的尖耳朵、三角形的鼻子和胡须。如果可以在图像中识别出这些特征，软件便可以报告在图像中发现了猫。但是这存在一些问题：如果图像只显示了猫的背面，模式识别系统会怎么办？如果猫没有胡须或者在事故中失去了腿，会发生什么？尽管这些异常情况不太可能出现，但模式识别的代码将不得不考虑所有可能的异常情况，从而增加大量额外的规则。即使在这个简单的例子中，软件设置的规则也会变得非常复杂。

## 机器学习如何取代经典规则

AI 背后的核心思想是在小范围内模仿人类进行学习。它不依赖于制定大量的 if-then 规则，而是建立一个通用的模式识别的机器模型。这两种方法的关键区别在于，与一套复杂的规则相比，

AI 不会提供明确的结果。AI 不会明确报告“我在图像中识别出了一只猫”，而是提供类似这样的结论：“图像中有一只猫的概率为 97.5%，它也可能是豹子 (2.1%) 或老虎 (0.4%)。”这意味着在模式识别的过程结束时，应用的开发人员必须通过决策阈值做出决定。

另一个区别是 AI 并不依赖固定的规则，而是要经过训练。训练过程需要将大量猫的图像展示给神经网络以供其学习。最终，神经网络将能够独立识别图像中是否有猫。关键的一点是，未来 AI 可以不局限于已知的训练图像开展识别。该神经网络需要映射到 MCU 中。

## AI的模式识别内部到底是什么？

AI 的神经网络类似于人脑的生物神经网络。一个神经元有多个输入，但只有一个输出。基本上，这些神经元都是输入的线性变换——将输入乘以数字（权重  $w$ ）并加上一个常数（偏置  $b$ ），然后通过一个固定的非线性函数产生输出，该函数也被称为激活函数。作为网络中

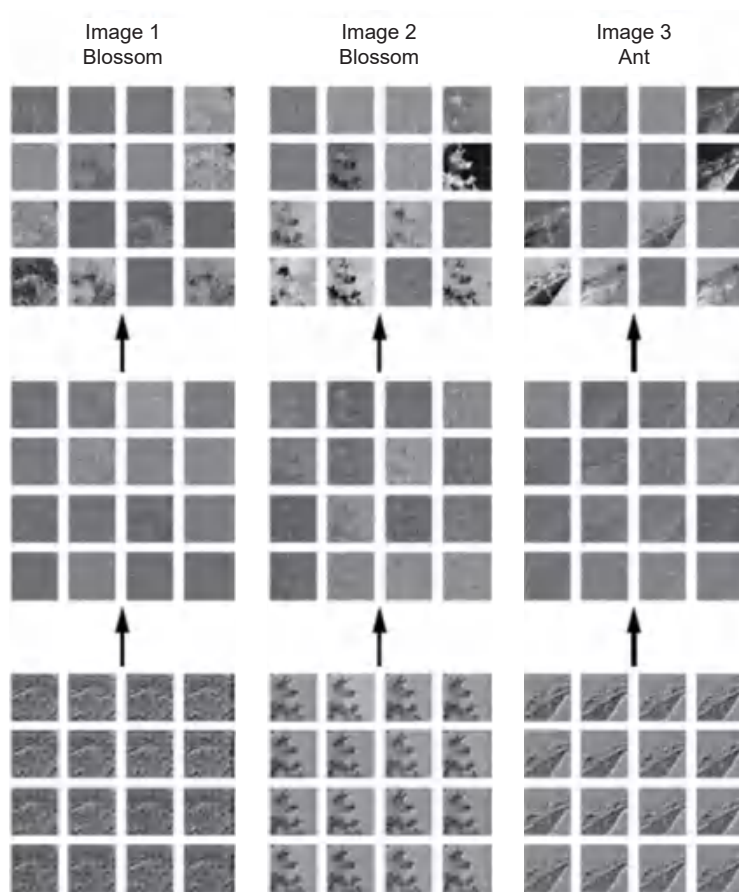


图3：用CIFAR-10数据集训练的CIFAR网络模型。

唯一的非线性部分，激活函数用于定义人工神经元值的激活范围。神经元的功能在数学上可以描述为

$$Out = f(w*x+b) \quad (1)$$

其中， $f$  为激活函数， $w$  为权重， $x$  为输入数据， $b$  为偏置。数据可以是单独的标量、向量或矩阵。图 1 显示了一个神经元，它拥有三个输入和一个激活函数 ReLU。网络中的神经元总是分层排列的。

如上所述，CNN 用于输入数据的模式识别和对象分类。CNN 分为不同的部分：一个输入层、若干隐藏层和一个输出层。图 2 显示了一个小型网络，它包含一个具有三个输入的输入层、一个具有五个神经元的隐藏层和一个具有四个输出的输出层。所有神经元的输出都连接到下一层的所有输入。图 2 所示的网络不具有现实意义，这里仅用于演示说明。即使对于这个小型网络，用于描述网络的方程中也具有 32 个偏置和 32 个权重。

CIFAR 神经网络是一种广泛用于图像识别的 CNN。它主要由两种类型的层组成：卷积层和池化层，这两种层

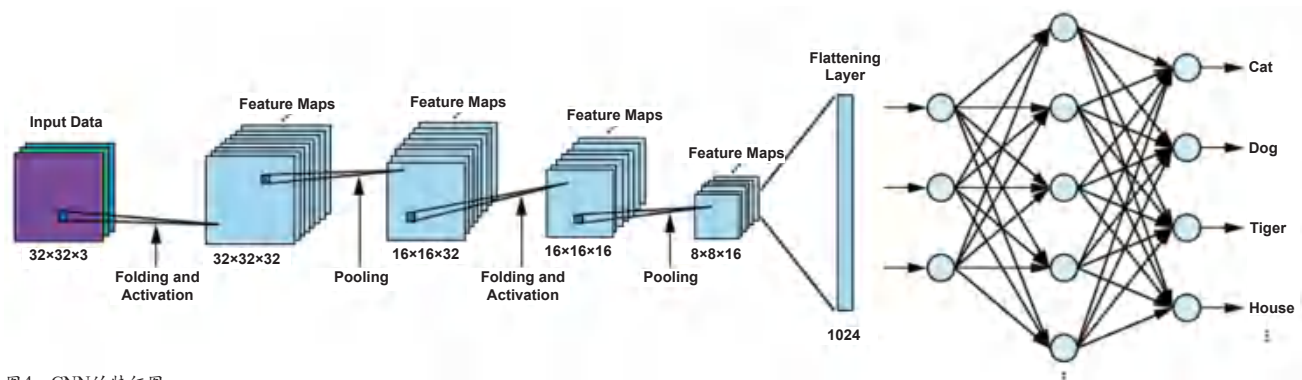


图4: CNN的特征图。

分别使用卷积和池化两种方法，在神经网络的训练中非常有效。卷积层使用一种被称为卷积的数学运算来识别像素值数组的模式。卷积发生在隐藏层中，如图3所示。卷积会重复多次直至达到所需的精度水平。如果要比较的两个输入值（本例是输入图像和滤波器）相似，那么卷积运算的输出值总会特别高。滤波器有时也被称为卷积核。然后，结果被传递到池化层提取特征生成一个特征图，表征输入数据的重要特征，称为池化。池化层的运行需要依赖另一个滤波器，称为池化滤波器。训练后，在网络运行的状态下，特征图与输入数据进行比较。由于特征图保留了特定的特征，所以只有当内容相似时，神经元的输出才会被触发。通过组合使用卷积和池化，CIFAR网络可用于高精度地识别和分类图像中的各种对象。

CIFAR-10 是一个特定数据集，通常用于训练 CIFAR 神经网络。它由 60000 幅  $32 \times 32$  彩色图像组成，分为 10 个类别。这些图像是从各种来源收集的，例如网页、新闻和个人图像集。每个类别包含 6000 幅图像，平均分配在训练集、测试集和验证集中，使其成为测试计算机视觉和其他机器学习模型的理想图像集。

卷积神经网络和其他类型网络的主要区别在于处理数据的方式。卷积神经网络通过滤波依次检查输入数据的属性。卷积层的数量越多，可以识别的细节就越精细。在第一次卷积之后，该过程从简单的对象属性（如边或点）开始进行第二次卷积以识别详细的结构，如角、圆、矩形等。在第三次卷积之后，特征就可以表示某些复杂的模式，它们与图像中对象的某些部分相似，并且对于给定对象来说通常是唯一的。在我们最初的例子中，这些特征就是猫的胡须或耳朵。特征图的可视化（如图4所示）对于应用本身而言并不是必需的，但它有助于帮助理解卷积。

即使是像 CIFAR 这样的小型网络，每层也有数百个

神经元，并且有许多串行连接的层。随着网络的复杂度和规模的增加，所需的权重和偏置数量也迅速增长。图3所示的 CIFAR-10 示例已经有 20 万个参数，每个参数在训练过程中都需要一组确定的值。特征图可以由池化层进一步处理，以减少需要训练的参数数量并保留重要信息。

如上所述，在 CNN 中的每次卷积之后，通常会发生池化，在一些文献中也常被称为子采样。它有助于减少数据的维度。图4中的特征图里面的很多区域包含很少甚至不含有意义的信息。这是因为对象只是图像的一小部分，并不构成整幅图像。图像的其余部分未在特征图中使用，因此与分类无关。在池化层中，池化类型（最大值池化或均值池化）和池化窗口矩阵的大小均被指定。在池化过程中，窗口矩阵逐步在输入数据上移动。例如，最大值池化会选取窗口中的最大数据值而丢弃其它所有的值。这样，数据量不断减少，最终形成各个对象类别的唯一属性。

卷积和池化的结果是大量的二维矩阵。为了实现我们真正的目标即分类，我们需要将二维数据转换成一个很长的一维向量。转换是在所谓的压平层中完成的，随后是一个或两个全连接层。全连接层的神经元类似于图2所示的结构。神经网络最后一层的输出要与需要区分的类别的数量一致。此外，在最后一层中，数据还被归一化以产生一个概率分布（97.5% 的猫，2.1% 的豹，0.4% 的虎，等等）。

这就是神经网络建模的全过程。然而，卷积核与滤波器的权重和内容仍然未知，必须通过网络训练来确定使模型能够工作。这将在后续文章《训练卷积神经网络：什么是机器学习？(II)》中说明。第 III 部分将解释我们上文讨论过的神经网络（例如识别猫）的硬件实现，我们将使用 ADI 公司开发的带硬件 CNN 加速器的 MAX78000 人工智能微控制器来演示。■

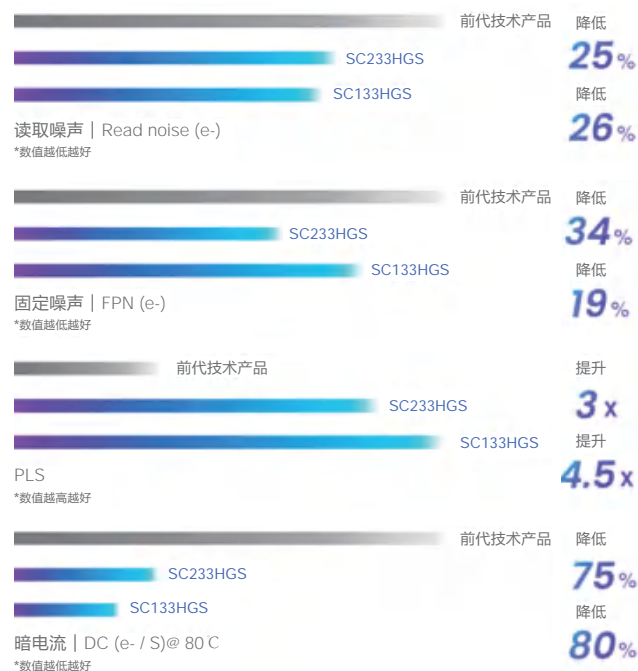
# 高帧率面阵CMOS图像传感器赋能工业机器人视觉应用

## Industrial Machine Vision Applications Empowered by High Frame Rate Area Array CMOS Image Sensors

思特威(上海)电子科技股份有限公司推出两颗 2.3MP 和 1.3MP 高帧率工业面阵 CMOS 图像传感器新品—SC233HGS 和 SC133HGS。这两款背照式全局快门图像传感器搭载全新的 SmartGS-2 Plus 技术, 依托思特威先进的单帧拐点 HDR 技术和 ISP 算法, 能够实现高动态范围和 ISP 二合一功能, 集高感度、高快门效率、高帧率、低噪声四大性能优势于一身, 可应用于工业读码器、AGV 导航系统、3D 扫描仪等工业机器人视觉应用, 还适用于无人机等主流消费级机器视觉应用场景, 确保无失真的成像和高速的图像采集性能。据知名半导体分析机构 Yole 最新数据显示, 2021 年工业 CMOS 图像传感器 (CIS) 市场规模为 6.98 亿美元, 较 2020 年实现同比增长 16.3%, 为增速最快的市场之一, 发展空间广阔。

### 基于全新SmartGS-2 Plus技术打造

凭借着高识别精度和无延时成像的图像信息数据采集能力, 全局快门传感器被广泛用于检测、扫描条码、定位等



多种自动化技术应用场景, 成为了提供基础数据支撑的关键。对于智能化工厂而言, 如何实现生产数据的实时跟踪、如何维持生产设备的长期稳定运转是重中之重。因此, 相较于消费类机器视觉传感器, 应用于智能制造的全局快门传感器在效率、准确率、可靠性等方面都提出了更为严苛的要求。

基于全新的 SmartGS-2 Plus 技术开发, 全局快门图像传感器 SC233HGS 和 SC133HGS 采用 High Density MIM(HD MIM) 工艺, 有助于降低随机噪声。并结合先进的背照式 BSI 技术, 得以实现更高的量子效率 (QE) 和感光度, 帮助两款新品全面提高性能表现, 从而具备高感光度、高快门效率、高帧率、低噪声四大优势, 赋能工业读码类应用。还可帮助消费类无人机系统快速获取高质量的图像数据, 从而实现更精确的避障功能。

#### • 高感度

在暗光环境下, 依托思特威独特的 SFCCPixel 专利技术, 两颗芯片感光度均高达 9606mV/lux\*s, 即使置身在光线较暗或微光工厂场景中, 也能捕获明亮而清晰的图像, 提高物体识别和跟踪的准确性。

#### • 高快门效率与高帧率

在 SmartGS-2 Plus 先进技术加持下, SC233HGS 和 SC133HGS 的 PLS 分别提升至 >40000 和 >50000, 出色的快门效率能够更好地实现高速、精准抓拍, 并避免捕捉流水线上高速运动物体时易产生的模糊与失真问题。

同时两款新品均拥有匹配工业应用的高帧率性能, 帧率高达 120fps, 赋能工业自动化应用。

#### • 低噪声

借助思特威创新的超低噪声外围读取电路技术, 两颗芯片实现了更佳的噪声抑制, 并进一步优化了产品在高温下的成像性能。SC233HGS 和 SC133HGS 的读取噪声分别低至 3.24e- 与 3.20e-, 带来画面干净、低噪点、细节明晰的成像效果。此外, SC233HGS 和 SC133HGS 的暗电流 (DC) 在 80°C 环境下分别低至 260e-/s 及 210e-/s, 与前代技术产品相比, 分别降低了 75% 及 85% 以上, 保

思特威全新高速面阵CMOS图像传感器

产品型号	分辨率	工艺	像素尺寸	光学尺寸	感光度	PLS	单帧拐点HDR	帧率	封装
SC233HGS	2.3MP	BSI	3.0 $\mu$ m	1/2.6英寸	9606mV/lux.s	>40000	91.5dB	120fps	CSP
SC133HGS	1.3MP	BSI	3.0 $\mu$ m	1/3.7英寸	9606mV/lux.s	>50000	91.5dB	120fps	CSP

障两款新品在高温下的出色成像性能。

## 实现高动态范围

与传统 HDR 合成方式不同，思特威 SC233HGS 和 SC133HGS 采用了独特的单帧拐点 HDR 技术，通过特殊的像素时序控制方法，拓展传感器本身的动态范围，实现非线性光响应，从而在全局快门架构下实现无运动伪影的 HDR 成像（动态范围可达 91.5dB），帮助工业机器视觉应用在复杂的工业环境下捕捉到明暗细节丰富、信息完整的图像，为工业智能化应用提供可靠的影像信息支持。

## Sensor+ISP二合一 优化提升影像品质

集成 ISP 功能的 SC233HGS 和 SC133HGS 图像传感

器，能够进一步凸显重要细节、增强图像品质。通过搭载先进的片上 ISP 算法运用自动增益控制 (AGC)、自动曝光控制 (AEC)、降噪、边缘增强、镜头校正等先进功能全面提升图像质量，有效避免受到条码模糊、脏污、低对比度或高反光等情况影响，稳定帮助读码类应用获取各类条码信息。此外，工业机器视觉应用长期暴露在电磁噪声、电涌、电压骤降、高温和其他干扰环境下，随着年限的推移，容易出现对外界光照失效而呈现出亮或极暗的像素点，思特威的 ISP 算法能够进行坏点校正，从而保障长期的成像清晰度和完整性。

目前思特威已发布了 6 颗专业级机器视觉应用 CIS 产品。SC233HGS 和 SC133HGS 均已接受送样，预计将在 2023 年 Q2 实现量产。■

## 亿铸科技携手科华云集团致力高能智算

近日，苏州亿铸智能科技有限公司（亿铸科技）与科华云集团签署战略合作协议，双方将就构建新一代绿色人工智能（AI）智算中心展开深入合作，充分发挥各自优势，亿铸科技将以架构创新促进算力创新，在国家双碳目标相关政策指引下，满足日益升高的算力需求，助力科华云集团的传统数据中心向新一代 PAAS（Platform As A Service）的新数据中心转型。

在以 ChatGPT 为首的 AI 大模型浪潮席卷全球的趋势下，AI 模型规模不断扩大，对我国数据中心的算力、能耗提出了更高的要求。亿铸科技将助力科华云集团构建面向更广泛场景的“算力 + 算法 + 数据运行环境管理”的平台型服务供应商，携手为客户提供更具性价比的算力以及数据中心整体解决方案。同时，双方将共同推进技术合作，打造大算力与高能效比兼备的算力基础设施，构建新一代 AI 智算中心整体解决方案，推动 AI 算力及数据中心生态建设，赋能我国 AI 新基建。■

## 西门子与 IBM 合作推动可持续发展的产品开发与运营

西门子数字化工业软件与 IBM 宣布将进一步扩展合作伙伴关系，共同开发软件解决方案组合，集成各自在系统工程、服务生命周期管理及资产管理等领域的优势。

新的工程软件套件基于 SysML v1 规范，覆盖从早期设计和制造到运营、维护、更新直至生命末期管理的整个产品生命周期。在初期合作阶段，双方将打通 IBM 系统工程解决方案 Engineering System Design Rhapsody 与西门子 Xcelerator 数字商业平台的软件与服务解决方案组合，包括西门子的产品生命周期管理（PLM）软件 Teamcenter 和电气 / 电子（E/E）系统开发与软件实施软件 Capital。同时，双方还将 IBM 的智能资产管理平台 Maximo Application Suite 与西门子的 Teamcenter 相结合，为集成服务工程、资产管理和执行服务的数字主线提供支持。

此外，西门子与 IBM 还将合作打造基于 SysML v2 规范的解决方案，为企业向下一代系统工程过渡的迁移路径。■

## MathWorks 加入 Universal Robots 生态系统

MathWorks 宣布加入 UR+ 计划。该计划为与 Universal Robots (UR) 协作机器人无缝集成的认证产品量身定做。MathWorks 的编程和数学计算平台 MATLAB 已获得 UR+ 认证。MATLAB 提供了用于设计、仿真、测试和部署包括 UR 协作机器人在内的机器人应用的软件工具和算法。

机器人工程师将 MATLAB 用于专门或复杂的协作机器人应用。这些应用融合了机器学习、深度学习、计算机视觉、优化、传感器融合和高级信号处理等技术，很难使用 UR 的示教器或图形化的编程工具进行编程。MATLAB 支持人工智能的能力，让协作机器人可以通过成熟的机器人算法和动态感知不断变化的工作空间，实现更高效地移动。工程师可将 MATLAB 连接到机器人程序的仿真软件 URSim 或 UR 硬件来验证自己的 UR 协作机器人应用。MATLAB 对 UR 的支持兼容整个 e 系列和 CB 系列产品。

在 MATLAB 中对协作机器人的离线编程和仿真，能够减少用户使用协作机器人进行现场编程的停机时间。机器人工程师还可以使用 MATLAB Coder 和 Simulink Coder 直接在嵌入式目标（如 GPU 板卡）上生成 C++ 代码来部署机器人算法和 AI 模型，以便在 UR 硬件上独立、加速地执行。

## Cadence 加强其 Tensilica Vision 和 AI 软件合作伙伴生态

楷登电子（美国 Cadence 公司）宣布欢迎 Kudan 和 Visionary.ai 加入 Tensilica 软件合作伙伴生态系统，他们将为 Cadence Tensilica Vision DSP 和 AI 平台带来同步与地图构建（SLAM）和 AI 图像信号处理器（ISP）解决方案。Tensilica Vision 和 AI 软件生态系统十分广泛，包括 50 多个为上述平台开发解决方案的合作伙伴，涵盖汽车、智能手机应用、物联网、软件服务及许多其他领域。

Kudan 是 SLAM 算法的早期实施者。SLAM 被广泛应用于基于摄像头或传感器的系统，能够以高精度确定目标对象在环境中的位置和方向。SLAM 相当复杂，并已在许多家用产品中得到了应用，包括吸尘器机器人和 AR/VR 设备，甚至更复杂的系统如自动驾驶汽车和自动导航无人机。Kudan 在 Tensilica Vision Q7 DSP 上完成了 SLAM 的专属实现，使前端特征提取阶段的性能提高

了 10 倍，与基于 CPU 的实现相比，整个 SLAM 管道的速度提高了近 15%。

## 莱迪思荣获2023年度人工智能卓越奖

莱迪思半导体近日宣布荣获美国商业智能集团颁发的两项人工智能卓越奖。莱迪思 Avant FPGA 平台和莱迪思 sensAI 解决方案集合能够帮助客户应对网络边缘系统和应用智能化方面的关键挑战，分别获得车辆基础设施集成和计算机视觉类别奖项。

## e络盟《e选》第7期关注工业自动化解决方案

安富利旗下全球电子元器件产品与解决方案分销商 e 络盟发布第 7 期《e 选》。本期以“领先的工业自动化解决方案为实现工业 4.0 开疆辟土”为主题，重点介绍了面向工业 4.0 的最新工业技术，以助力工程师和制造企业实现产品的创新设计与制造。e 络盟用户现可在线阅读《e 选》，并可申请免费邮寄。

本期《e 选》精彩看点：新品速递；工业自动化产品解决方案；来自 ADI 的热门产品特惠。

## 西门子与微软再度携手AI领域提升工业生产力

西门子与微软近日达成合作，双方将西门子的产品生命周期管理软件 Teamcenter 与微软的协同平台 Teams、Azure OpenAI 服务中的语言模型，以及其它 Azure AI 功能进行集成，助力工业企业在产品全生命周期内，提升效率并推动创新。

西门子 Teamcenter 针对微软 Teams 打造全新应用软件，预计于 2023 年下半年面市，在其帮助下，企业的服务工程师或生产操作人员可以通过移动设备，使用自然语言记录并报告产品设计或质量问题。通过 Azure OpenAI 的服务，该应用可以解析前述非正式的语音数据，自动创建总结报告，并在 Teamcenter 中发送给相应的设计、工程或制造专家。微软 Teams 与西门子 Teamcenter 的结合可为无法使用 PLM 工具的工作人员提供更多支持，使其能够以简单的方式参与设计和制造流程。

此外，西门子和微软还将合作帮助软件开发人员和自动化工程师加快可编程逻辑控制器（PLC）的代码生成。在今天的汉诺威工业博览会上，西门子和微软还将共同展示如何借助 OpenAI 的 ChatGPT 以及其它 Azure AI 服务来增强西门子的工业自动化工程解决方案。

## 安霸推出下一代车规 5 纳米制程 AI SoC

安霸 (Ambarella) 推出基于新一代 CVflow3.0 AI 架构的 AI 视觉系统级芯片 (SoC) CV72AQ, 面向汽车应用市场。

产品集成了安霸新一代 ISP, 在极低光照下亦能提供高清图像。安霸采用专有的 Oculii 虚拟孔径成像 (VAI) AI 雷达技术, 将硬件加速集成到 CV72AQ, 以实现与摄像机图像数据进行融合, 并可以在雷达和摄像机之间进行动态控制。这些雷达和融合 AI 处理能力的功能可支持汽车感知系统, 即使在雨、雪和雾等恶劣天气条件下也能正常运行, 在夜间黑暗的环境里可增强摄像头的图像数据。

CV72AQ 的实际应用:

- 支持分辨率高达 8MP30 的前视 ADAS, 支持 1V1R 的视觉感知与毫米波雷达融合, 可附加驾驶员监控系统 DMS。系统超低功耗, 适合安装在前挡风玻璃上的一体机方案。
- 支持 5V5R/6V6R 的 ADAS + 泊车的“行泊一体”, 以及 5V5R /6V5R 的多传感器数据融合。
- 支持对多路摄像头输入数据同时进行高效 ISP 处理和 H265 编码, 最高可达 8MP9 (720MP/s)。
- 单芯片支持 L2+ 行泊一体产品所需的各种 AI 算法部署。

## 赛轮思利用生成式 AI 增强汽车制造商及车主的车载体验

赛轮思 (Cerence) 公司宣布, 全面升级的 Cerence Car Knowledge 将利用生成式 AI 提升助理的智能水平, 为驾驶者提供实时信息和支持。

Cerence Car Knowledge 利用赛轮思自研的深度学习技术, 结合先进的生成式 AI, 使驾驶者可以提问、描述情况, 甚至只是说几句话就能找到关于他们急需的汽车信息。通过理解驾驶者提问的语境, 以及 OEM 厂商提供的各种知识源 (如用户手册、文件、传感器信息等) 中经过编码的语境, Cerence Car Knowledge 支持多渠道访问 (语音助理、配对应用程序、社交媒体账户等), 为驾驶者的查询提供简洁、准确和可靠的答案。此外, Cerence Car Knowledge 还为汽车制造商提供了一个自动的自助服务门户网站, 将 OEM 数据直接导入大型语言模型 (LLMs), 为驾驶者提供可控的、定制的、个性化和基于生成式 AI 的体验。

## NVIDIA 开源软件帮助开发者为 AI 聊天机器人添加护栏

生成式 AI 的安全性是人们普遍关心的问题。NVIDIA 设计 NeMo Guardrails 是为了让它适用于所有 LLM, 例如 OpenAI 的 ChatGPT。该软件可以让开发者调整 LLM 驱动的应用, 以确保模型的安全性。

NeMo Guardrails 使开发者能够构建三种边界:

- **主题护栏**防止应用偏离非目标领域, 例如防止客服助理回答关于天气的问题。
- **功能安全护栏**确保应用能够以准确、恰当的信息作出回复。它们能过滤掉不希望使用的语言, 并强制要求模型只引用可靠的来源。
- **信息安全护栏**限制应用只与已确认安全的外部第三方应用建立连接。

NVIDIA 正在将 NeMo Guardrails 整合到 NVIDIA NeMo 框架中。NeMo 框架的大部分内容已在 GitHub 上作为开放源码提供。作为 NVIDIA AI Enterprise 软件平台的一部分, 它还可以以完整的支持包的形式提供给企业。

## Cadence 推出 Virtuoso Studio

楷登电子 (Cadence 公司) 推出新一代定制设计平台 Cadence Virtuoso Studio, 采用全新的底层架构, 可与其他 Cadence 解决方案集成, 包括 Cadence Spectre Simulation Platform、Allegro PCB Design 和 Pegasus Verification System。

产品特点:

- **经过验证解决方案**: Virtuoso Studio 提供性能可靠且经过验证的解决方案, 帮助完成模拟、RFIC 和混合信号设计。
- **提高生产力**: 设计团队可以利用全面的平面和基于 FinFET 的版图自动化技术以及新的布线解决方案, 提升工程设计生产力。
- **云就绪**: Virtuoso Studio 提供大规模可扩展的云就绪解决方案, 可将数百个仿真扩展至数千个。可以针对客户首选的云供应商进行优化, 也支持私有云部署。
- **生成式 AI 助力设计迁移**: 该解决方案得到了晶圆代工工厂的支持, 完成原理图和 layout 工艺迁移。
- **3D-IC 集成**: Virtuoso Studio 允许对先进节点、模拟 / 射频封装 / 模块和光电系统的 2.5D 和 3D 设计进行异构集成。

Advertiser	广告商名称	网址	页码
2023 embedded world China	2023 上海国际嵌入式展	www.embedded-world.com.cn	1

## 投稿指南

我们诚挚地邀请您提供技术类文章，即那些涵盖影响制造业技术趋势的议题，以及工程师如何应对制造问题的文章。

《工业AI》杂志的存在是为了提供一个专家与生产/制造工程师交流的平台—这些工程师正在寻找通过AI来改进他们的制造工艺方法。

我们非常欢迎收到与编辑计划主题契合的技术文章、应用案例和教程文章。一般来说，您提供文章的目标是一个普遍的、为制造问题提供一个特定设计或技术选项。文章应该避免宣传公司或产品。

### 技术文章

1. 技术文章应在1500~4500中文字，并附英文题目。杂志保留文章发表前的编辑权。
2. 以Word文档提交内容和图表，图片分辨率>300 dpi。
3. 《工业AI》杂志中的技术文章需独家提供。
4. 除作者姓名外，还请提交公司及职位。

### 产品特写/技术简报

1. 产品特写和新产品集中于特定产品(或产品系列)，大约300~800中文字。
2. 产品应该是新推出的，并可在中国购买。
3. 内容应确定产品主要特点和优势、具体应用领域。
4. 请提供产品图片，分辨率>300 dpi。
5. 内容以Word格式提交。
6. 请提供联系信息，包括电话号码、邮箱和公司网址。

欲知更多详情，请联系我们：

中文：Katie Huang (katieh@actintl.com.hk)

英文：Chris Everett (chrise@actintl.com.hk)

## 行政及销售人员 Administration & Sales Offices

### 行政人员 Administration

#### HK Office (香港办公室)

ACT International (雅时国际商讯)  
Unit B, 13/F, Por Yen Building,  
No. 478 Castle Peak Road,  
Cheung Sha Wan, Kowloon,  
Hong Kong  
Tel: 852 2838 6298

Publishing Director (出版总监及全球销售总监)  
Adonis Mak (麦协林)  
adonism@actintl.com.hk

Editor (主编)  
Katie Huang (黄莺)  
katieh@actintl.com.hk

Editor-in-Chief (总编辑)  
Chris Everett (魏弘德)  
chrise@actintl.com.hk

### 销售人员 Sales Offices

#### Hong Kong (香港特区)

Floyd Chun (秦泽峰)  
floydc@actintl.com.hk  
Tel: 852 2838 6298

#### Shanghai (上海)

Sales Director-China (中国区销售总监)  
Helena Xu (许海燕)  
helenax@actintl.com.hk

Hatter Yao (姚丽莹)  
hattery@actintl.com.hk

Amber Li (李歆)  
amberli@actintl.com.hk  
Tel: 86 21 6251 1200

#### Shenzhen (深圳)

Yoyo Deng (邓丹)  
yoyod@actintl.com.hk  
Tel: 86 755 2598 8573

#### Beijing (北京)

Cecily Bian (边团芳)  
cecilyb@actintl.com.hk  
Tel: 86 135 5262 1310

#### Wuhan (武汉)

Grace Zhu (朱婉婷)  
gracez@actintl.com.hk  
Tel: 86 159 1532 6267

# 工业AI

## AI IN MANUFACTURING

今天的中国制造业正在向数字化转型。帮助实现这一目标的关键技术之一是在制造系统和制造过程中加入人工智能 (AI)。

《工业 AI》杂志由雅时国际商讯出版，2019 年 11 月开始发行，是聚焦 AI 在工业领域的技术应用的专业杂志，目的是让中国的工艺和制造工程师、经理和制造企业高管了解有关将人工智能纳入制造领域的最新新闻及技术信息。编辑团队分布在北京、上海、深圳、香港。双月刊杂志以简体中文出版。印刷版免费赠阅予 10,000 名读者，同时在全国各地与制造业有关的主要展会和会议上分发，电子版杂志送达 20,000 名读者。

《工业 AI》亦致力于打造业内领先的综合传媒及价值平台，拥有各类主流线上载体。“工业 AI 研讨会”充分利用 ACT 二十多年来在制造业的深度参与经验，为 AI 在工业领域的落地应用提供切实交流平台。自 2019 年开始，《工业 AI》举办了 20 多场线上以及线下研讨会均获业界广泛好评。未来《工业 AI》还将继续举办多场线上线下专题研讨会助力行业发展。

## 免费索阅



微信公众号



免费索阅



# 工业AI 2023研讨会

## AI推动数字工业高质量发展

### 线上直播（同步线下沙龙）

- ▶ 2月 线上 工业AI前沿技术分享（算法、算力及其他）
- ▶ 4月 线上 智慧工厂的规划、实施与运营（汽车、新能源）
- ▶ 8月 线上 工业AI落地应用案例（半导体、3C行业）
- ▶ 10月 线上 智慧工厂的规划、实施与运营

### 工业AI技术及应用大会（线下）

📍 6月 苏州

工业AI技术及应用大会（华东）

📍 12月 深圳

工业AI技术及应用大会（华南）

\*以上计划暂定，具体请以主办方通知为准



会议官网



添加客服