

马蒂亚斯·米勒
英特尔实验室

弗拉德连·科尔
顿

打开机器人：把智能手机变成机器人

摘要：目前的机器人要么昂贵，要么在感官丰富、计算能力和通信能力方面做出重大妥协。我们建议利用智能手机为机器人配备广泛的传感器套件、强大的计算能力、最先进的通信通道和进入蓬勃发展的软件生态系统。我们设计了一款小型电动汽车，售价\$50英镑，并作为标准 Android 智能手机的机器人车身。我们开发了一个软件堆栈，允许智能手机使用这个主体进行移动操作，并证明该系统足够强大，可以支持高级机器人工作负载，例如在非结构化环境中的人员跟踪和实时自主导航。控制实验表明，所提出的方法在不同的智能手机和机器人身体上是稳健的。

关键词：移动机器人，智能手机，自主导航，学习

1 引言

机器人很贵。顽固的机器人和工业操纵器的成本与豪华汽车一样高，甚至来自弗兰克·埃米卡或 Clearpath 的最便宜的机器人的成本至少\$10K。很少有学术实验室能负担得起几十个或数百个机器人规模的机器人实验。

最近的一些努力已经提出了更廉价机器人的设计。Kau 等人。[20] 和 Grimmering 等人。[14] 提出的四足机器人，依靠低成本的执行器和成本\$3K 和 € 4K。Yang 等人。[40] Gupta 等人。[15] 和 Gealy 等人。[11] 提出的操纵机器人分别\$2K、\$3K 和 5K。为业余爱好者和研究人员开发的一些移动机器人已经发布，其范围\$在 250-500 之间。这些包括 AWS 深度赛车，DJI 机器人 S1，Nvidia 喷气机器人和 DukieBot。为了达到这个价格点，这些平台必须在物理主体、感知、通信和计算方面做出妥协。有没有另一种选择，机器人变得非常便宜，每个人都可以访问，但却拥有广泛的感官能力和计算能力？[1][9][24][28]

在这项工作中，我们沿着路径进一步推动高能力的移动机器人，可以大规模部署。我们的关键想法是利用智能手机。我们的灵感部分来自 Google Cardboard 等项目：通过将标准智能手机插入廉价的物理外壳，这些设计使数百万人首次体验到虚拟现实。智能手机能在机器人学中扮演类似的角色吗？

超过 40%的世界人口拥有智能手机。商品型号现在携带高清摄像头，强大的 CPU 和 GPU，先进的 IMU，GPS，WiFi，蓝牙，4G 调制解调器等。现代智能手机甚至配备了用于神经网络推理的专用 AI 芯片，其中一些已经优于普通桌面处理器。[18]

1) 我们开发和验证了一种移动机器人的设计，该设计利用商品智能手机进行感知和计算(图)。智能手机充当机器人的大脑和感觉系统。这个大脑被插入一个便宜的机电体，成本不到\$50。

使用现成的智能手机作为机器人大脑，除了成本之外，还有许多优点。定制机器人上的硬件组件很快就过时了。相比之下，消费级智能手机每年都会经历世代更新，获得更高分辨率和更高帧的相机、更快的处理器、新的传感器和新的通信接口。作为副作用，二手智能手机销售成本低廉，为机器人的第二生命做好了准备。除了硬件能力的快速发展，智能手机还受益于一个充满活力的软件生态系统。



图 1: 打开点。我们的轮式机器人利用智能手机进行传感和计算。没有智能手机, 机器人的身体要花 50\$。该平台支持非结构化环境下的人员跟踪和实时自主导航。

泰姆。我们的工作增强了这种高能力的传感和计算捆绑与移动物理主体和支持机器人工作负载的软件堆栈。

我们的工作做出四个贡献。(1) 我们设计了一种小型电动汽车, 它依靠廉价和现成的部件, 硬件成本仅为 50\$, 作为低成本轮式机器人的基础。(2) 我们开发了一个软件栈, 允许智能手机将这辆车作为一个身体, 使移动导航与实时机载传感和计算。(3) 我们表明, 所提出的系统足够强大, 可以支持高级机器人工作负载, 如人员跟随和自主导航。(4) 我们进行了广泛的实验, 表明所提出的方法对智能手机和机器人身体的变异性具有很强的鲁棒性。

我们的完整设计和实现, 包括所有硬件蓝图和软件套件, 将免费提供, 以支持负担得起的机器人研究和教育规模。

2 相关工作

[3, 33, 23, 38] [13, 6, 36, 25, 1, 12] [29, 28] [28] [24] 用于研究的轮式机器人可分为三大类: 用于群体机器人的微型机器人, 基于 RC 卡车的大型机器人, 用于需要广泛计算和传感的任务, 以及教育机器人。群机器人价格低廉, 但感知和计算非常有限。它们被设计成在受限的室内环境中工作, 重点是分布式控制和群体行为。另一端是基于 RC 卡车的定制机器人。它们具有丰富的传感器和计算, 支持对自主导航和绘图等问题的研究。然而, 它们是昂贵的, 更难组装和操作。教育机器人的设计是简单的建造和操作, 同时保持足够的感知和计算, 以展示一些机器人的应用, 如车道跟踪。然而, 它们的传感器和计算通常不足以进行尖端研究。一些机器人, 如 DuckieBot 和 Jetbot, 试图用大约 250\$ 的设计来弥补这一差距。然而, 这些车辆又小又慢。相反, 我们的轮式机器人车身成本 \$50 或更低, 有一个更强大的电池, 更大的底盘, 和四个而不是两个电机。该主体作为智能手机的插件载体, 提供计算、感知和通信。利用现成的智能手机, 这种设计可以超越昂贵得多的机器人的能力。

当代智能手机配备了移动 AI 加速器, 其能力正在迅速提升。Ignatov 等人。[18] 具有最先进神经网络的基准智能手机用于图像分类、图像分割、对象识别和其他苛刻的工作负载。不仅最近的智能手机能够运行这些复杂的人工智能模型, 而且它们接近与 CUDA 兼容的显卡的性能。Lee 等人。[21] 展示如何利用大多数智能手机上已经可用的移动 GPU, 以便实时运行复杂的人工智能模型。他们还讨论了优化智能手机上部署的神经网络的设计考虑。我们的工作利用这些消费硬件趋势的机器人。

为了将智能手机和机器人技术结合起来, 已经做出了一些努力。在几个爱好项目中, 智能手机被用作机器人的遥控器。在 Kickstarter 上, Botiful 和 Romo 为带智能手机的轮式机器人筹集了资金, 用于远程呈现 [27, 32] [8] [30]

[39][10]一架由智能手机驱动的无人机的种族。 与我们的工作最相关的是 Wheelphone，其中智能手机安装在机器人上进行自主导航。 不幸的是，这个项目已经过时了；相关的 GitHub 回购只有 1 和 4 颗星，最近的贡献是几年前的。该机器人只有两个电机，最大速度为 30 厘米/秒，仅限于简单的任务，如在地板上跟随黑色胶带或在桌面上避障。尽管有这些缺点，它的成本\$250。我们的机器人更坚固，可以达到 150 厘米/秒的最大速度，成本\$35-50，并且能够承受繁重的机器人工作量，如自主导航。

研究人员还探索了智能手机和机器人的交叉点。Yim 等人。[41][35] 使用安装在机器人上的智能手机检测面部表情和身体手势，以研究通过机器人用户界面进行远程通信的社交交互。龙博特是一个云连接的 5DoF 玩具机器人，用于研究人/机器人的交互；智能手机用于控制和视觉界面。V. Ra 是物联网环境下机器人的视觉和空间编程系统。人类可以通过 AR-SLAM 设备(例如。[4] 智能手机)，然后连接到机器人上执行这个轨迹。与我们的工作相反，导航不是自主的，而是依赖于用户的输入。Oros 等人。[26]利用智能手机作为轮式机器人的传感器套件。作者改造了一辆带有智能手机安装和 I/O 接口的 RC 卡车，以实现自主操作。然而，关键的区别在于它们将数据流回计算机进行处理。此外，所提出的机器人成本\$350，没有智能手机，没有利用最近的进展，使机载深度神经网络推断或视觉惯性状态估计。该项目已经过时，7 年内没有对软件进行更新。

总之，上述项目使用智能手机作为远程操作的遥控器，将数据卸载到服务器进行处理，或者依赖于商业或过时的硬件和软件。相反，我们的平台将智能手机转化为具有机载传感和计算功能的完全自主机器人的大脑。

3 系统

3.1 一个低成本轮式机器人的身体

没有身体的大脑不能行动。为了利用智能手机的计算能力和感知能力，机器人需要一个驱动体。我们为一个低成本的轮式机器人开发了一个车身，它只依赖于现成的电子产品和 3D 打印为其底盘。建造一个车身的总成本是 50\$，其中 40%的成本是由于良好的电池。如果建造多个机器人，成本会进一步降低，例如 5 个单元的成本会降低 30。表格列出了材料清单。在下面，我们将更详细地讨论机电设计。1

机械设计。机器人的底盘是 3D 打印的，如图 2 所示。它由一个底板和一个顶部盖与乐高类连接器，点击到位。底板具有电机和电子的安装点。四个电机用 8 个 M3x25 螺丝固定。电机控制器和微控制器连接在底板上。安装在前轮上的编码器盘的指示灯 LED 和凹槽有适当的开口。这款平板电脑有一个通用智能手机支架，它使用两个弹簧来适应不同的手机。还有一个 USB 电缆的开口，连接智能手机到 Arduino 微控制器和光轮测径传感器的沟槽。

在消费者 3D 打印机上设置标准设置(例如。终极 S5)，完整的打印需要 13.5 小时的底板和 9.5 小时的顶盖与电话安装。以较快的速度打印是可能的，精度较低。材料重量为底部 146g，顶部 103g。考虑到 PLA 灯丝的平均价格为 20\$/kg，总材料成本约为 5\$。

电气设计。电气设计如图 3 所示。我们使用 LM298N 分解板作为电机控制器。两个左电机连接到一个输出，两个右电机连接到另一个输出。电池组连接到电源端子，根据需要为电机提供电源。

构成部分	数量	单价	大宗价格
3D 印制身体	1	\$5.00	\$5.00
速度传感器	2	\$2.00	\$1.00
马达+轮胎	4	\$3.50	\$2.00
司机	1	\$3.00	\$2.50
Arduino Nano	1	\$8.00	\$3.50
电池 18650	3	\$7.00	\$4.00
杂项	1	\$5.00	\$2.00
共计		\$50	\$35

表 1：材料清单。 单价是单个车辆每项的大致价格。批量价格是五辆车每件的大致价格。

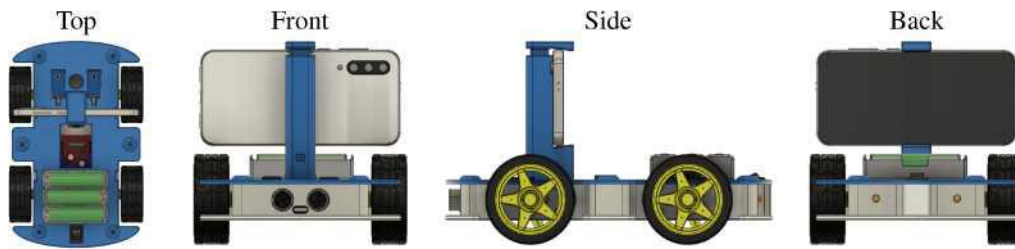


图 2：机械设计。 三维打印机器人本体的 CAD 设计。

我们的电池由三个 USB 可充电 18650 锂电池串联而成，根据它们的充电状态 (SOC) 提供 9.6V 到 12.6V 之间的电压)。一个 Arduino Nano 板通过其 USB 端口连接到智能手机，提供串行通信链路和电源。两个基于 LM393 的速度传感器与光学传感器连接作为输入到两个数字引脚。这两个前轮都配备了一个磁盘来中断光信号：这些中断由 Arduino 检测和计数，提供一个车轮里程信号。再用两个数字引脚作为输出，开关指示灯 LED，为机器人与环境通信提供视觉手段。我们还使用一个模拟引脚作为输入，通过分压器测量电池电压。最后，将四个 PWM 引脚连接到电机控制器上。这允许我们根据从智能手机接收到的控制命令来调整电机的速度和方向。我们还设计了一个 PCB 与集成电池监测和两个 TI-DRV8871 电机驱动器，以提高效率。简单地插入 Arduino、电机、指示灯 LED、速度传感器和可选超声波传感器。当建造多个机器人时，PCB 进一步减少了安装时间和成本。

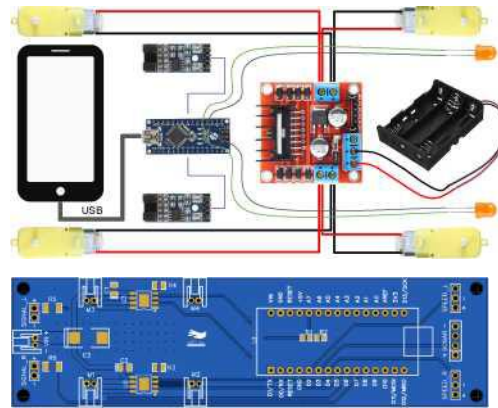


图 3：连接图。 顶部：电池、电机控制器、微控制器、速度传感器、指示灯 LED 和智能手机之间的电气连接。 底部：可选定制 PCB，以减少布线。

Android 应用程序。 我们设计了一个用户界面，为与机器人的交互提供视觉和听觉反馈。 我们使用蓝牙通信与普通游戏控制台控制器 (例如。 的 PS4, Xbox)，可用于远程操作机器人进行数据采集。（控制器的使用是可选的，不需要自动操作。）为了收集数据，例如模仿学习的演示，我们使用操纵杆输入来控制机器人，并使用按钮触发诸如切换控制模式、日志记录、运行神经网络

3.2 软件栈

我们的软件堆栈由两个组件组成，如图 4 所示。 第一个是运行在智能手机上的 Android 应用程序。 它的目的是为操作员提供一个接口，收集数据集，并运行高级感知和控制工作负载。第二个组件是运行在 Arduino 上的程序。它负责低电平驱动和一些测量，如车轮里程和电池电压。 Android 应用程序和 Arduino 通过串行通信链接进行通信。在下面，我们将更详细地讨论这两个组件。



图 4：软件设计。 我们的 Android 应用程序负责智能手机上的高级计算，Arduino 程序为车辆提供低级接口。

络等功能。 我们从 Android Tensorflow 对象检测应用程序中导出了我们的图形用户界面[37] 并对其进行了扩展。 我们的 GUI 提供相机提要和按钮来切换数据记录，

控制模式和串行通信。它还允许在不同的神经网络之间切换来控制车辆，并提供图像分辨率、推理时间和预测控制等相关信息。我们还通过游戏控制器集成语音反馈进行操作。Android 生态系统提供了一个统一的接口，可以从任何 Android 智能手机获取传感器数据。我们在上面建立了一个数据记录器，以便与机器人一起收集数据集。目前，我们记录以下传感器的读数：相机、陀螺仪、加速度计、磁强计、环境光传感器和气压计。使用 AndroidAPI，我们可以获得以下传感器读数：RGB 图像、角速度、线性加速度、重力、磁场强度、光强、大气压、纬度、经度、高度、轴承和速度。除了电话传感器，我们还记录身体传感器读数（车轮里程和电池电压），这些读数是通过串行链路传输的。

我们利用智能手机的计算能力来处理感官输入，并实时计算机器人的动作。虽然有许多经典的运动规划算法，但我们专注于基于学习的方法，这允许一个统一的接口。特别是，我们依赖 TensorflowLite 基础设施，它与智能手机无缝集成。我们的 Android 应用程序具有用于对象检测和自主导航的模型定义。这些定义了神经网络的输入和输出特性。我们建立在 Tensorflow 对象检测应用程序的基础上，对人进行检测，并执行视觉伺服跟踪。我们还集成了一个基于条件模仿学习的自主导航模型。部署过程简单。在 Tensorflow 中训练一个模型后，将其转换为可以直接部署在智能手机上的 TensorflowLite 模型。[18, 21][37][6]

Arduino 计划。我们使用 ArduinoNano 微控制器作为车身和智能手机之间的桥梁。它的主要任务是处理车辆的低电平控制，并提供来自低电平车载传感器的读数。程序组件如图 4 所示。Arduino 通过串行连接接收车辆控制和指示信号。它将控制转换为电机控制器的 PWM 信号，并根据指示信号切换 LED。Arduino 程序还通过计算左右前轮上光学传感器的中断来跟踪车轮的旋转。它通过分压器电路测量的缩放移动平均值来计算电池电压。这些测量结果通过串行链接发送回



3.3 比较其他轮式机器人

2. 我们与表中现有的机器人平台进行了比较，与其他机器人相比，我们的平台拥有丰富的处理能力、通信接口和智能手机提供的传感器。现有的机器人通常依赖于定制的软件生态系统，这需要

Duckiebot	\$280	0.5	-	-	-	2 倍 BDC	x	/	x	x	/	x	x	x	x	覆盆子 PI	习惯
Pheeno Jet Bot	\$270	-	13x11	-	0.42	300+	2 倍 BDC	/	x	x	/	x	/	x	x	ARM Cortex-A7	习惯
Create-2Thymi	\$250	1	20x13x13	-	-	-	2 倍 BDC	x	/	x	x	/	x	x	x	英伟达杰森	习惯
o II AERobot	\$200	-	34x34x9	3.6	-	-	2 倍 BDC	x	x	x	/	x	x	x	x	x	习惯
[28][38][24][\$170	-	11x11x5	0.46	0.14	-	2 倍 BDC	x	x	x	/	x	x	x	x	微控制器	习惯
7][29][34]	\$20	0.1	3x3x3	0.03	-	-	2 倍振动	x	x	x	x	x	x	x	x	微控制器	习惯
开瓶 \$50*																	
0.524x15x120.71.5 45+																	
4x BDC/X/////智能手机 Android																	

表 2：机器人。轮式机器人平台的比较。顶部：基于 RC 卡车的机器人。底部：用于大规模部署和教育的导航机器人。指示没有可用的信息。夫智能手机的成本不包括在内，而且有所不同。

自动拉力 [12]	\$10,000	100	100x60x40	22	25	20+	BLDC+伺服/	/x///x	x	x	x	x	迷你 ITXPC	罗斯
f1/10 [25]	\$3600	3	55x30x20	4.5	18	20+	BLDC+伺服/	///x//	x	x	x	x	杰森 TX2	罗斯
瑞秋 [19]	\$3400	10	55x30x20	4.5	18	20+	BLDC+伺服/	///x//	x	x	x	x	捷森 TX1	罗斯
巴科 [13]	\$1000	3	54x28x21	3.2	-	20+	BLDC+伺服/	/x/x/x	x	x	x	x	Odroid XU-4	罗斯
穆希尔 [36]	\$900	3	44x28x14	3	11	20+	BLDC+伺服/	///x//	x	x	x	x	Jetson Nano	罗斯
很深的赛车 [1]	\$400	0.25	-	-	6	15+	BDC+Servo X	/x/x/x	x	x	x	x	英特尔原子	习惯
驴车 [31]	\$250	2	25x22x12	1.5	9	15+	BDC+Servo X	/x/x/x/x	x	x	x	x	覆盆子 PI	习惯

专门的实验室人员来维护代码，实现新的功能，并实现新传感器的驱动程序。相比之下，我们使用 Android，这是最大的不断发展的软件生态系统之一。所有用于传感器集成和处理的低级别软件都已经存在并改进，而机器人社区没有任何额外的努力。所有传感器都已经都在同一个时钟上同步，这避免了对许多现有机器人来说现在是一个重大挑战。

4 确认

本节概述了我们用所提出的平台进行的实验。我们验证智能手机适合为有趣的机器人应用提供传感、通信和计算。我们首先讨论我们的一般评估设置和程序，以确保公平的比较。然后，我们提出了两个应用程序的实验设置，人员跟踪和自主导航。结果在章节中报告 5。

4.1 评价

智能手机。我们验证了所提出的方法与各种流行的智能手机从过去两年的价格从\$12. 到\$750。智能手机是精心挑选的，以涵盖不同的制造商，芯片组和传感器套件。智能手机的详细规格和基准分数见附录 B。

评价指标。为了简化我们的评估，同时提供一个全面的性能总结，我们使用三个指标：距离、成功率和碰撞。距离是连续的，我们将其报告为完整轨迹的百分比。如果错过了交叉口，发生碰撞或达到目标，则距离测量停止。成功率为二进制，并指示是否达到了目标。我们还计算了碰撞的次数。所有结果在三个试验中平均。

评价程序。由于我们的实验涉及到不同的智能手机，廉价的机器人，以及一个动态的物理世界，我们做了几个考虑，以确保公平的评估。我们将每个实验划分为几个定义良好的片段，以确保一致性并最小化人为错误。为了确保机器人在每个实验的相同位置初始化，我们在每个段的开始和结束位置使用标记。我们还将所有手机与其电源按钮对齐到手机安装上，以确保在实验中相同的安装位置。由于智能手机的推理时间可能会受到 CPU 节流的影响，我们在开始实验之前先检查每个智能手机的温度，并关闭在后台运行的所有应用程序。我们使用几个度量来提供全面的性能分析。

4.2 以下人员

[17][17][16] 网络。我们使用 SSD 对象检测器与预先训练的移动网络骨干。为了研究推理时间的影响，我们使用了两种不同版本的 MobileNet，即原始 MobileNetV1 和最新的 MobileNetV3。我们使用预先训练的模型作为 Tensorflow 对象检测 API 的一部分发布。这两个模型都是在 COCO 数据集上训练的，有 90 个类标签。为了提高智能手机 CPU 的推理速度，对模型进行了量化。[22]

实验装置。我们只考虑人类的检测，并拒绝检测的信心低于 50%的阈值%。我们跟踪检测跨帧，并选择一个最有信心的作为目标。我们应用视觉伺服相对于包围盒的中心，保持人的中心在框架。我们在十种不同的智能手机上评估了对象检测器的 MobileNetV1 和 MobileNetV3 变体。为了进行公平的比较，我们只在每个电话上使用一个线程的 CPU。使用 GPU 或 NNAPI 可以进一步改善大多数手机的运行时。我们在受控的室内环境中提供定量评价。这条路线包括在办公室和咖啡机之间往返，包括四个左转和四个右转。我们平均每个实验的三个试验结果。此外，补充视频包含在非结构化室外环境中的定性结果。

4.3 自主导航

[6]网络。我们设计了一个类似于条件模仿学习的命令输入变体的神经网络。我们的网络比现有网络小一个数量级，甚至可以在中档智能手机上实时运行。我们使用一种新的损失函数和验证度量来训练这个网络。我们获得了成功的导航策略，其标记数据和增强时间小于 30 分钟。在附录 C 中进一步讨论了网络体系结构、数据集获取、损失函数、培训细节和验证度量。

实验装置。机器人必须在不发生碰撞的情况下自主地在办公楼的走廊中导航。驾驶策略以指示命令的形式接受高级指导，例如在下一个交叉口左转/右转。每个试验由几个段组成，共 2 条直，2 个左转弯，2 个右转弯。更多关于设置的详细信息，包括具有尺寸的地图，见附录 C。[6]

5 结果

在本实验中，我们研究了在智能手机上运行复杂 AI 模型的可行性。我们使用对象检测器 and 应用视觉伺服跟踪一个人。我们的实验表明，最近所有的中档智能手机都能够以 10fps 或更高的速度持续跟踪一个人。最便宜的低端手机（诺基亚 2.2）性能最差，但令人惊讶的是，它仍然能够跟踪这个人大约一半的时间。我们预计，即使是低端手机也能在不久的将来可靠地运行复杂的人工智能模型。在我们的比较中，华为 P30Pro 是最好的表现，紧随其后的是其他高端手机，如谷歌像素 4XL 和 XI-

移动网络	v1	v3	v1	v3	v1	v3	v1v3
华为 P30 专业	100%	100%	100%	100%	0.0	0.0	3330
谷歌像素 4XL	100%	100%	100%	100%	0.0	0.0	3228
小米 Mi9	100%	100%	100%	100%	0.0	0.0	3228
三星 Note10	100%	100%	100%	100%	0.0	0.0	1622
一加六	100%	100%	100%	100%	0.0	0.0	1115
华为 P30 莱特	100%	99%	100%	83%	0.0	0.3	911
小米 Note8	100%	100%	100%	100%	0.0	0.0	911
小米 POCO F1	98%	100%	83%	100%	0.3	0.0	812
三星 Note8	58%	100%	33%	100%	0.0	0.0	610
诺基亚 2.2	37%	50%	0%	0%	0.0	0.3	45

5.1 以下人员

阿奥米·米 9。最近所有的中档手机(如小米 Note8，华为 P30 Lite，小米 POCO F1)明显优于三星 Galaxy Note8，这是两年前的一款高端手机。这是由于在最近的智能手机中出现了专用的人工智能加速器，并突出了智能手机正在快速改进的速度。定性结果请看补充视频。[18]

5.2 自主导航

我们训练一种在大多数智能手机上实时运行的驾驶策略。我们的学习政策能够始终如一地沿着走廊，在交叉口轮流。我们将其与现有的驱动策略进行比较，并获得与基线相似的性能，同时需要更少的一个数量级的参数。我们还成功地将我们的驾驶策略转移到不同的智能手机和机器人身体。当对使用多个智能手机和机器人获取的数据进行培训时，我们观察到鲁棒性增强。我们表明，我们的驾驶策略能够推广到以前看不见的环境，新的对象，甚至动态障碍，如火焰，即使静态障碍存在于训练数据。

4. 比较驾驶政策。Open Bot 允许使用真正的机器人进行基准测试。我们将我们的政策与表中的三个试验中的两个基线进行比较，以确保基线的最佳条件，我们使用高端智能手机小米 Mi9。我们的驱动策略网络比基线小 7 倍或更多。然而，它的性能优于 PilotNet，并且在以两倍的速度运

	距离 f 成功碰撞 JFPSf	ParamsJ
试点网 [2]	92±0%	83±0%
希尔 [6]	94±5%	89±10%
我们的	94±5%	89±10%

表 4: 基线。我们将我们的驾驶政策与两个基线进行比较。所有策略都使用相同的数据和超参数训练 100 个时代。

运行时实现了与 CIL 相似的性能。[2][6]

5 推广到新手机。表显示，我们的导航策略可以用一个电话的数据进行培训，并推广到其他电话。泛化效果如何取决于目标电话，特别是其处理能力和摄像机的放置。我们观察到无法实时运行驱动策略的手机性能下降。相机放置的差异影响定性驾驶性能；对于需要高精度的任务，这可能需要考虑。相机传感器的差异（例如，颜色复制和曝光）在很大程度上是通过数据增强来克服的。

	距离 f 成功碰撞 I FPSf			
小米 Mi9	94±5%	89±10%	0.0±0.0	47±2
谷歌像素 4XL	92±0%	83±0%	0.0±0.0	57±3
华为 P30 专业	97±5%	94±10%	0.0±0.0	51±0
三星 Note10	92±0%	83±0%	0.0±0.0	38±8
一加 6T	89±5%	78±10%	0.1±0.1	32±0
小米 Note8	92±0%	83±0%	0.0±0.0	31±0
华为 P30 莱特	92±0%	83±0%	0.0±0.0	30±1
小米 POCO F1	86±5%	72±10%	0.1±0.1	26±8
三星 Note8	83±0%	67±0%	0.2±0.0	19±3

表 5：新手机。 我们使用一个电话（顶部）来训练我们的驾驶策略，然后在其他电话（底部）上测试它）。

6 概括到新的身体。表明我们的导航策略可以用一个机器人身体的数据来训练，并推广到其他机器人身体。由于廉价的成分，每个身体都表现出不同的驱动噪声，这些噪声可能随着时间的推移而变化，并且在其行为中是可以观察到的（例如，向左或向右拉的倾向）。我们通过在训练过程中注入噪声来解决这个问题。详情见附录[6]d。

	距离 f	成功 f	碰撞 1
机器人本体 1	94±5%	89±10%	0.0±0.0
机器人身体 2	94±5%	89±10%	0.0±0.0
机器人身体 3	92±0%	83±0%	0.0±0.0
机器人身体 4	89±5%	78±10%	0.1±0.1

表 6：新的身体。 我们使用一个身体（顶部）来训练我们的驾驶策略，然后在其他身体（底部）上测试它）。

概括到新的障碍。即使我们的驾驶政策在数据收集过程中只以办公椅的形式暴露于静态障碍，但它们能够在测试时推广到新的静态障碍（盆栽），甚至动态障碍（人）。我们网络中的低图像分辨率、侵略性下采样和少量参数可能是防止网络过度拟合特定障碍的自然正则化。由于网络在逐帧的基础上处理摄像机输入，静态和动态障碍物在相同的基础上处理。我们还推测，由于车辆的振动，网络已经学会了对运动模糊的一些鲁棒性。我们的导航策略也能够推广到同一办公楼内的新环境。定性结果请参考补充视频。

d 用多个机器人学习。我们还研究了使用多个不同的智能手机和机器人身体进行数据收集的影响，这与大规模使用我们的平台有关。我们在附录中提供了详细的结果，并在这里总结了调查结果。对从多个智能手机获取的数据的驱动策略进行培训，可以提高对其他手机的泛化能力；每个制造商对颜色复制和曝光的调整略有不同，从而导致自然数据增强。对多个机器人身体获取的数据进行训练的驱动策略是最健壮的；由于智能手机是固定的，网络必须学会处理噪声驱动和动力学，我们表明即使在相对较小的数据集也是可能的。

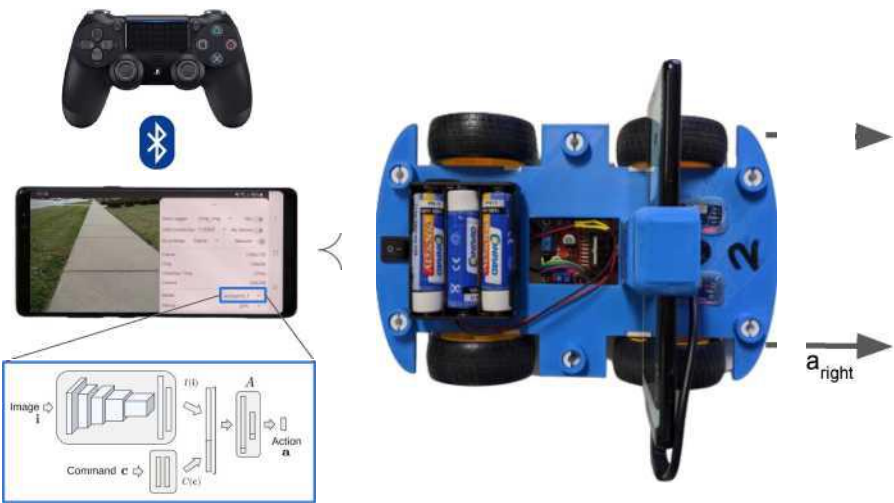
6 结论

这项工作旨在解决机器人技术中的两个关键挑战：可访问性和可伸缩性。智能手机无处不在，到了今年，它的功能越来越强大。我们开发了将智能手机变成机器人的硬件和软件的组合。由此产生的机器人是廉价的，但有能力。我们的实验表明，一个由智能手机驱动的\$50 机器人身体能够跟踪和实时自主导航。我们希望，所介绍的工作将通过部署在世界各地的数千台低成本机器人为教育和大规模学习开辟新的机会。

智能手机指出了许多机器人的可能性，我们还没有开发。例如，智能手机还提供麦克风、扬声器和屏幕，这在现有的导航机器人上并不常见。这些可以使研究和应用结合到人类机器人交互和自然语言处理。我们还期望在本工作中提出的基本思想扩展到其他形式的机器人实施，如机械手、飞行器和船只。

A 系统概述

图 5 描述了我们系统的高级概述。 它包括安装在低成本机器人身上的智能手机。 智能手机消耗传感器数据(例如。 图像、IMU、GPS 等)。 和可选的用户输入，以产生高水平的控制车辆，如转



向角和油门。 机器人本体上的微控制器将相应的低电平驱动信号应用于车辆。

游戏管理员
B 智能手机

数据收集
手动控制
很安全

控制输入=(a, a_l)对应左右油门

表 7 概述了我们在实验中使用的智能手机。 我们提供了主要的规格，以及 BasemarkOSII 和 BasemarkX 基准分数，它们衡量智能手机的整体和图形性能。 我们还包括 A1 评分[21]，如果有智能手机

用户界面传感器记

录器状态估计计算

手机	发布日期	主摄像头	内存/内存	CPU	GPU	总的来	图形	A1
三星 Note8	09/17 300	12 我的 f/1. 7, 1/2. 55"	64gb, 6gb	Exynos8895	马里-G71MP20	3374	40890	4555
华为 P30 专业	03/19 650	40MP, f/1. 6, 1/1. 7"	128gb, 8gb	嗨, 麒麟 980	马里-G76MP10	4654	45889	27112
谷歌像素 4XL	10/19 750	12. 2MP, f/1. 7, 1/2. 55"	64gb, 6gb	高通 SM8150	Adreno640	5404	-	32793
小米 Note8	08/19 170	48 议员, F71. 8, 1/2. 0"	64gb, 4gb	高通 SDM665	阿德瑞诺 610	2923	17636	7908
小米 Mi9	02/19 380	48MP, f/1. 8, 1/2. 0"	128gb, 6gb	高通 SM8150	Adreno640	5074	45089	31725
一加 6T	11/18 500	16 英里, "7, 1/2. 6"	128gb, 8gb	高通 SDM845	阿德瑞诺 630	4941	43886	18500
输入的车辆控制	08/19 750	12MP, f/1. 7	256gb, 8gb	Exynos9825	马里-G76MP12	4544	45007	24924
华为 P30 莱特	04/19 220	48MP, f/1. 8, 1/2. 0"	128gb, 4gb	麒麟 710	马里-G51MP4	2431	20560	
小米 PocoF1	08/18 290	12MP, f/1. 9, 1/2. 55"	64gb, 6gb	高通 SDM845	阿德瑞诺 630	4034	43652	6988
诺基亚 2.2	06/19 120	13MP, f/2. 2, 1/3. 1"	16gb, 2gb	Mediatek MT6761	电源 VR GE8320	848	5669	-

图 5: 系统概述。 我们实验式机器人的智能手机的规格进行我们根据标准基准智能系统，机器人的性能要花费\$用于收集培训数据的内部和能下的人跟踪和实时语音识别。泛化的智能手机。“一”表示分数不可用。

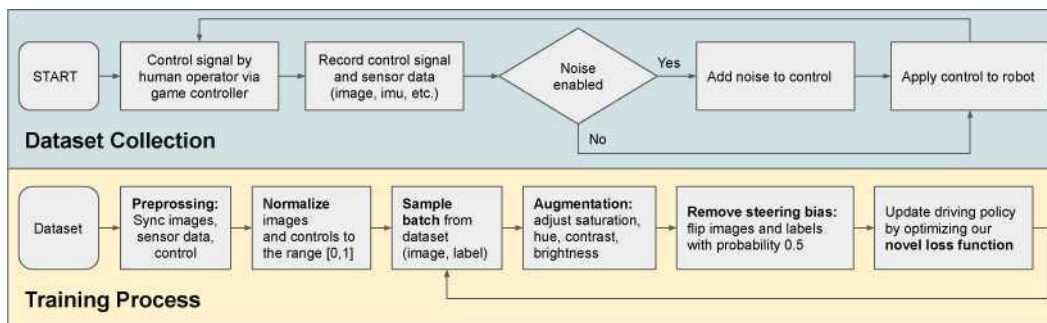


图 6: 驾驶政策: 培训管道。流程图解释了获得自主导航策略的完整过程。有两个主要组成部分, 数据集收集和训练驱动策略, 这是由神经网络表示的。

自主导航: 驾驶政策细节

图 6 描述了获取我们的驾驶策略的管道。我们在下面讨论其不同方面的细节。

C. 数据集集

我们通过一个游戏控制器记录一个由人控制机器人的驱动数据集。在以前的工作中, 数据通常是用多个相机收集的, 以便增加勘探[2, 6]。由于我们只使用一个智能手机相机, 我们在数据收集过程中注入噪声, 并记录人类操作员[6]执行的恢复操作。我们还分散环境中的障碍, 如椅子, 以增加鲁棒性。

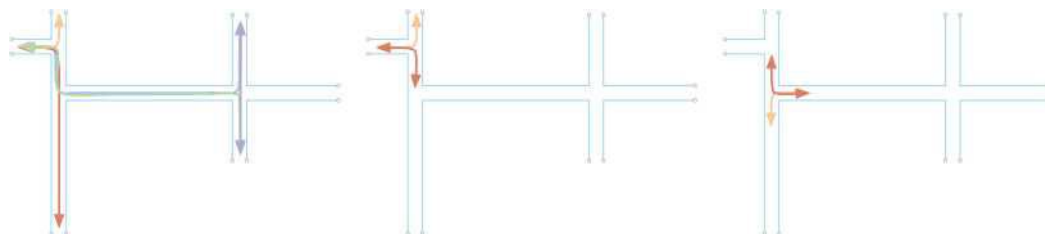


图 7: 培训路线。我们收集三种不同路线的数据: R1、R2 和 R3 (从左到右)。R1 由 5 个双向段组成, 共 20 个交叉口: 8 个左转弯、8 个右转弯和 4 个直。R2 和 R3 是两个不同的 T-结, 每个具有两个双向段, 总共有两个右转和两个左转。

我们在图 7 中显示了我们的训练环境的地图, 在图 8 中显示了几幅图像。我们定义了三条路线, 并将它们称为 R1、R2 和 R3。R1 由 5 个双向段组成, 共 20 个交叉口: 8 个左转弯、8 个右转弯和 4 个直。一个数据单元对应大约 8 分钟或 12,000 帧。R2 和 R3 都由 2 个双向段组成, 总共有两个左转弯, 在 T 结处有两个右转弯。一个数据单元对应约 70 秒或 1750 帧。

对于本文的实验, 我们用小米 Mi9 收集了一个数据集, 它来自 R1 的两个数据单元和来自 R2 和 R3 的六个数据单元组成。一半的 R1 数据是收集噪声和障碍, 另一个没有。一半的 R2 和 R3 数据是用噪声收集的, 另一个没有。完整的数据集包含大约 45,000 帧, 相当于 30 分钟的数据。



图 8：培训环境。图像描述了收集训练数据的环境。

C.2 网络

9. 我们的网络在图中可视化，它以图像 i 和命令 c 作为输入，并通过图像模块 $I(I)$ 和命令模块 $C(C)$ 处理它们。图像模块由 5 个卷积层组成，分别有 32, 64, 96, 128 和 256 个滤波器，每个滤波器的步长为 2，第一层的内核大小为 5，其余层为 3。我们在每个卷积层之后应用 relu 激活函数、批归一化和 20% 的辍学。输出是扁平的，并由两个完全连接的层处理 128 和 64 个单元。命令模块实现为 MLP，包含 16 个隐藏单元和 16 个输出单元。图像模块和命令模块的输出被连接并输入控制模块 A ，该控制模块也作为 MLP 实现。它有两个隐藏层，分别为 64 和 16 个单位，然后线性回归到动作向量 a 。为了增加鲁棒性，我们将命令 c 与隐藏单元连接起来。我们应用 50% 的辍学后，所有完全连接的层。

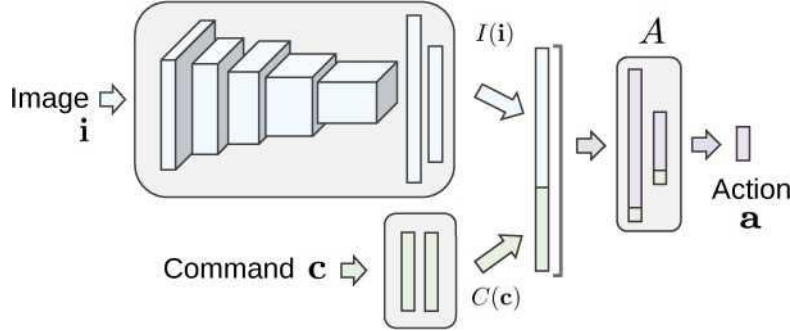


图 9：驱动策略：网络体系结构。我们的用于自主导航的紧凑神经网络在我们测试的大多数智能手机上实时运行。

我们使用的图像输入大小为 256×96 ，结果为 1。3M 参数。在相同的输入分辨率下，PilotNet 有 9 个。[2] 6M 参数和 CIL 有 10 个。[6] 7M 参数。我们的网络在我们测试的大多数智能手机上实时运行。三星 GalaxyNote10、小米 Mi9、小米 POCO F1 和华为 P30 Lite 上的平均推理时间分别为 19ms、21ms、29ms 和 32ms。通过量化网络权重和利用 GPU 或最近的神经网络 API (NNAPI)，可以进一步加速)。[18]

C.3 损失功能

[6] 在自主导航数据集上训练端到端驱动策略时，一个常见的挑战是巨大的标签不平衡。大部分时间，车辆行驶在一条直线上，导致许多图像具有相同的标签。一种常见的方法是在培训期间重新采样数据集或仔细制作单个批次。然而，这通常需要一个固定的数据集或计算开销。如果数据集是动态变化的或作为连续流来的，这些方法是不可行的。相反，我们用加权损失来解决这种不平衡。直觉很简单：转向角度越强，机动越关键。因此，我们使用一个加权项与转向角成正比的损失，结合整个动作矢量上的标准 MSE 损失，以确保节气门也被学习：

$$L = w \cdot \text{MSE}(s') + \text{MSE}(a'), \quad (1)$$

其中 a' 是目标行动， a^* 是预测的行动， s' 是目标转向角， $w = (s' + b)$ 具有偏置 b ，以控制零转

向角样品的重量。由于我们的车辆使用差分转向，动作矢量由二维控制信号 $a=(a_l, a_r)$ 组成，对应于左轮和右轮的油门。我们计算转向角为 $s=a_l-a_r$ 。

C.4 培训细节

我们使用初始学习率为 0 的 Adam 优化器。0003 和训练所有模型 100 个时代。在训练过程中，我们通过随机调整色调、饱和度、亮度和对比度来增强图像。此外，我们翻转图像和标签，以增加我们的有效训练集的大小和平衡潜在的转向偏差。我们将图像和动作规范化到范围 $[0, 1]$ 。

C.5 验证度量

[5] 培训自动驾驶政策并根据培训或验证损失对其进行评估的另一个挑战是与驾驶政策的最终性能缺乏相关性。不同的动作序列会导致相同的状态。验证损失测量目标与预测之间的相似性，过于严格。因此，我们定义了两个不那么严格的验证度量，并减少了离线和在线评估之间的差距。第一个度量的是转向角是否在给定的阈值内，我们将其设置为 0.1。第二个度量更轻松，只考虑目标的转向方向和预测是否对齐。我们实证地发现，这些指标作为验证损失更可靠。然而，与最终驾驶性能的相关性仍然很弱。我们根据验证集上这两个度量的平均值选择最佳检查点。

第六 C. 评价细节

我们设计了一个评估设置，它很容易在各种环境中设置，以鼓励使用 OpenBot 进行基准测试。唯一需要的是一个 T 结，如图 10 所示。我们将一个试验定义为六个部分，包括两个直、两个右转和两个左转。我们区分封闭和开放的转弯，后者更困难。为了确保简单而全面的比较，我们采用了以下指标：成功度、距离、碰撞次数和推理速度。成功是一个二进制值，指示天气或未完成一个段。距离是沿着一段的边界测量的，而不计算交叉口。这样，每个段的长度为 10m，度量对不同的走廊宽度是不变的。如果错过了一个交叉口，我们测量到交叉口开始的距离（即。5 米）。每段记录碰撞次数。我们测量每帧驱动策略的推理时间来计算平均 FPS。所有的测量都是平均的六个部分，以获得一个试验的结果。我们报告了所有指标的三个试验的均值和标准差。本文的所有结果都是利用这一评价路线得到的。

D 附加实验

对于下面的实验，我们使用多个机器人和智能手机在训练环境（图 7）中收集 R1 路由的多个数据单元。我们总共考虑了四个数据集；每个数据集由 12 个数据单元或大约 96 分钟的数据组成，其中一半是用噪声和障碍收集的。两个数据集用于调查使用不同手机的影响，另两个数据集用于调查使用不同身体的影响。

由于这些策略是在更多的数据上进行培训的，我们设计了一个更困难的评估路线，如图 11 所示。路线包含相同类型的机动，但跨越两个不同的交叉口

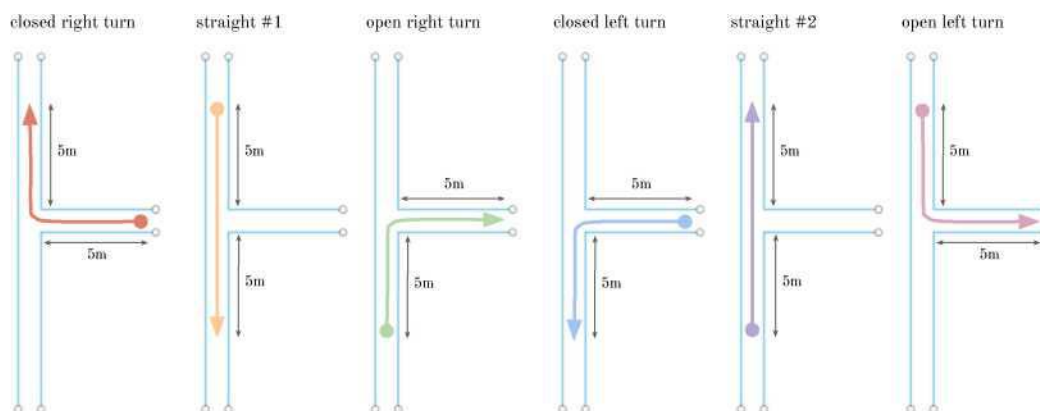
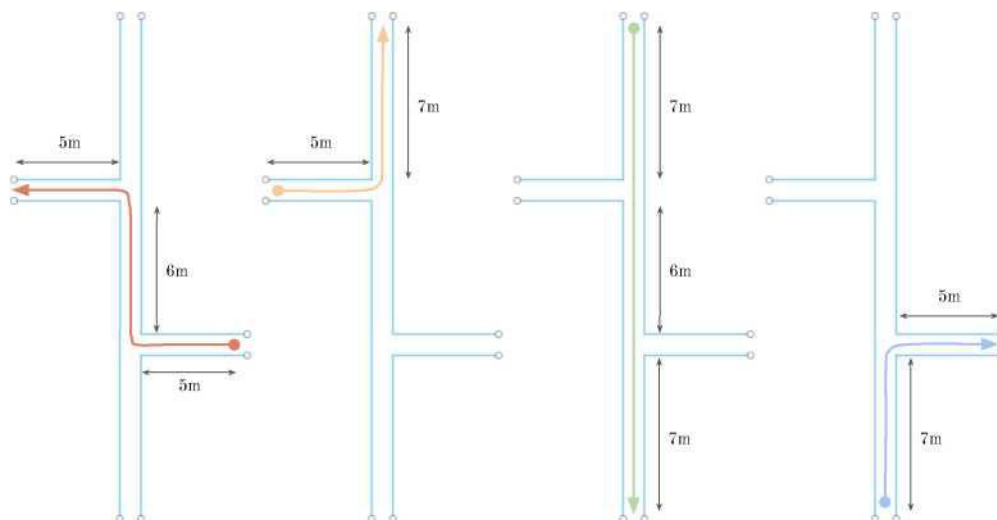


图 10: 评估路线 1: T 结。我们的评估路线由六个部分组成，总共有两个直，两个右转，两个左转。我们报告了三个试验的均值和标准差。



右-左转弯 左转关闭 双直 打开右边
分成较少的部分。因此，小错误更容易积累，导致不成功的片段和较低的平均成功率。

D. 从多个机器人收集的数据中学习

从多个智能手机收集的数据中学习。我们研究了对来自多个电话的数据的训练是否有助于泛化和鲁棒性。我们训练了两种相同的驾驶策略，一种是用六部不同的手机获取的数据（表 7，顶部），另一种是从只有一部手机的相同数量的数据，小米 Mi9；我们在这组实验中保持机器人的身体不变。我们在通用培训电话 Mi9 上评估这两项政策。我们还评估了三个被搁置的测试手机的驱动策略，这些手机没有用于数据收集，并且在相机传感器和制造商方面有所不同（表 7，底部）。该 P30Lite 具有与 Mi9 相同的相机传感器，但来自不同的制造商。波科芬 F1 有一个不同的相机传感器，但来自同一个制造商。GalaxyNote10 在制造商和相机传感器两个方面都不同。

评价	Mi9	P30Lite	Pocofone F1	银河附注 10
----	-----	---------	-------------	---------

图 11: 评估路线 2: 双 T 结。我们的评价路线由四段组成，共两条直，两个右转弯，两个左转弯穿过两个交叉口。我们报告了三个试验的均值和标准差。

	全部	Mi9	Δ	全部	Mi9	Δ	全部	Mi9	Δ	全部	Mi9	Δ
距离 (%) f	97 \pm 5	94 \pm 5	3	85 \pm 19	80 \pm 6	5	79 \pm 7	73 \pm 1	6	87 \pm 11	69 \pm 7	18
成功 (%) f	92 \pm 14	83 \pm 14	9	75 \pm 25	50 \pm 0	25	42 \pm 14	42 \pm 14	0	67 \pm 14	42 \pm 14	25
碰撞]	0.0 \pm 0.0	0.0 \pm 0.0		1.0 \pm 1.0	0.0 \pm 0.0	1.0	0.3 \pm 0.0	1.3 \pm 0.0	-1.0	1.7 \pm 0.0	1.3 \pm 0.0	0.4

表 8：自主导航：跨智能手机传输。 我们报告了三个试验的均值和标准差。每个试验由几个段组成，共 2 条直，2 个左转弯，2 个右转弯。

8. 结果总结在表中，我们发现，对来自多个电话的数据进行训练的驱动策略始终优于对来自单个电话的数据进行训练的驱动策略。当在不同制造商和不同摄像机传感器的手机上部署该策略时，这种效果变得更加明显。然而，驾驶行为有时更突然，这反映在碰撞次数较多。这可能是由于不同的视野和位置的相机传感器，使学习更困难。我们预计，这将通过更多的培训数据来克服。

我们还使用低端诺基亚 2.2 手机进行了一些实验，价格约为 100\$。它能够以每秒 10 帧的速度运行我们的自主导航网络。在定性上，驾驶性能与我们评估的其他手机相似。然而，由于它无法实时预测，我们没有将其纳入我们的主要实验，这些实验集中在相机传感器和制造商的影响上。

D. 2 从多个机器人身体收集的数据中学习

我们还研究了对来自多个机器人主体的数据的训练是否有助于泛化和鲁棒性。一种策略是对用三个不同的身体收集的数据进行培训，另一种策略是用来自单个身体的相同数量的数据进行培训；我们将智能手机固定在这组实验中。我们评估了在数据收集期间使用的共同培训机构 B1 的两项政策。我们还评估了一个暂停测试机构，B4。

9. 结果总结在表中，我们发现，在多个机器人身上训练的驾驶策略表现得更好，特别是在成功率方面，其中小错误可能导致失败。在单个身体上训练的策略从一边到另一边，甚至在部署在测试身体上时与环境发生碰撞。由于廉价的部件，车身的驱动是嘈杂的。每个身体对控制信号的响应略有不同。由于装配或低级控制的不精确，大多数身体都倾向于向左或向右转向。在多个身体上训练的政策学会对这些可变因素保持稳健，在训练机构和被坚持的测试机构上都表现出稳定的学习行为。

评价 培训	正文 1			正文 4		
	b1-b3	b1	Δ	b1-b3	b1	Δ
距离 (%) f	97 \pm 5	94 \pm 5	3	94 \pm 5	92 \pm 8	2
成功 (%) f	92 \pm 14	83 \pm 14	9	83 \pm 14	75 \pm 25	8

碰撞 10.0 \pm 0.00.00.0 \pm 0.00.00.00.0, 0.00.7 \pm 0.6-0.7

表 9：自主导航：跨机器人身体的传输。 我们报告了三个试验的均值和标准差。每个试验由几个段组成，共 2 条直，2 个左转弯，2 个右转弯。

尽管学习了健壮性，但是控制策略仍然是特定于车辆的，例如。电机的差动驱动装置和一般驱动模型。另一种选择是预测所需的轨迹，而不是使用低级控制器来产生特定于车辆的动作。这可以进一步简化学习过程，并导致更普遍的驾驶政策。

参考资料

- [1] B. Balaji, S. Mallya, S. Genc, S. Gupta, L. Dirac, V. Khare, G. Roy, T. Sun, Y. Tao, B. Townsend 等人。Deepracer: 模拟强化学习实验的教育自主赛车平台。arXiv: 1911.01562, 2019 年。
- [2] M. Bcjariski, D. Del Testa, D. Dworakowski, B. Firner, B. Flepp, P. Goyal, L. D. Jackel, M. Monfort, U. Muller, J. Zhang 等人。结束对自动驾驶汽车的学习。Ar Xiv: 1604.07316, 2016 年。
- [3] M. Bonani, V. Longchamp, S. Magnenat, P. Retornaz, D. Burnier, G. Rulet, F. Vaussard, H. Bleuler 和 F. Mondada。微型移动机器人 marxbot 为集体机器人研究开辟了新的前景。在 IROS, 2010 年。
- [4] 曹 Y., 徐中国, 李福立, 钟文忠, 霍国强, 拉马尼。V. ra: 一种具有增强现实的机器人-

- 物联网任务规划的原位视觉创作系统。在 DIS, 2019 年。
- [5] F.Codevilla, A.M.Lopez, V.Koltun 和 A.Dosovitskiy。关于基于视觉的驾驶模型的离线评估。在 ECCV, 2018 年。
 - [6] F.Codevilla, M.Muller, A.L6pez, V.Koltun 和 A.Dosovitskiy。端到端驾驶通过条件模仿学习。在 ICRA, 2018 年。
 - [7] Dekan M.、F.Duchon、L.Jurisica、A.Vitko 和 A.Babinec。机器人创造用于教育。力学工程与自动化学报, 3 (4): 197-202, 2013。
 - [8] 德 劳 奈 C. 。 面 向 android 的 社 交 远 程 呈 现 机 器 人 。
<https://www.kickstarter.com/projects/1452620607/botiful-telepresencerobot-for-android> ,
2012 年。查阅: 2020-06-20。
 - [9] DJI 机械师 S1。 <https://www.dji.com/robomaster-s1>。 查阅: 2020-06-20。
 - [10] GCtronic。手机。2013 年 <http://www.wheelphone.com>。 。 查阅: 2020-06-20。
 - [11] D.V.Gealy, S.Mc Kinley, B.Yi, P.Wu, P.R.Downey, G.Balke, A.Zhao, M.Guo, R.Thomasson, A.Sinclair 等人。准直接驱动低成本兼容机器人操作。在 ICRA, 2019 年。
 - [12] B.Goldfain、P.Drews、C.You、M.Barulic、O.Velev、P.Tsio tras 和 J.M.Rehg。自动驾驶: 一个开放的平台, 积极的自动驾驶。IEEE 控制系统杂志, 39: 26-55, 2019。
 - [13] 冈萨雷斯 J., 张芳芳, 李国强, 博雷利。带有机载传感器的自动漂移。在高级车辆控制, 2016 年。
 - [14] Grimminger F.、A.Meduri、M.Khadiv、J.Viereck、M.Wuthrich、M.Naveau、V.Berenz、S.Heim、F.Widmaier、J.Fiene 等人。一种用于腿部运动研究的开放式转矩控制模块化机器人结构。阿希夫: 1910.00093, 2019 年。
 - [15] 古普塔 A., 穆拉利, 甘地和平托。家庭机器人学习: 提高泛化能力, 减少数据集偏差。在 NeurIPS, 2018 年。
 - [16] A.Howard, M.Sandler, G.Chu, L.C.Chen, B.Chen, M.Tan, W.Wang, Y.Zhu, R.Pang, V.Vasudevan 等人。搜索 mobilenetv3。在 ICCV, 2019 年。
 - [17] A., 霍华德, 朱先生, 陈先生, 卡林琴科, 王先生, 魏延德先生, 安德里托先生, 亚当先生。Mobilenets: 用于移动视觉应用的高效卷积神经网络。阿希夫: 1704.04861, 2017 年。
 - [18] A.Ignatov, R.Timofte, A.Kulik, S.Yang, K.Wang, F.Baum, M.Wu, L.Xu 和 L.Van Gool。人工智能基准: 2019 年所有关于智能手机的深度学习。在 ICCV 研讨会上, 2019 年。
 - [19] S.Karaman, A.Anders, M.Boulet, J.Connor, K.Gregson, W.Guerra, O.Guldner, M.Mohamoud, B.Plancher, R.Shin, 等人。基于项目, 协作, 算法机器人为高中生: 编程自动驾驶赛车在麻省理工学院。在 ISEC, 2017 年。
 - [20] N.Kau, A.Schultz, N.Ferrante 和 P.Slade。斯坦福狗: 一个开源的, 准直驱四足动物。在 ICRA, 2019 年。
 - [21] J.Lee、N.Chirkov、E.Ignasheva、Y.Pisarchyk、M.Shieh、F.Ric cardi、R.Sarokin、A.Kulik 和 M.Grundmann。基于移动 GPU 的设备上神经网络推理。阿希夫: 1907.01989, 2019 年。
 - [22] t.。Lin, M.Maire, S.Beligie, J.Hays, P.Perona, D.Ramanan, P.Dollar, and C.L.Zitnick。Microsoft coco: 上下文中的通用对象。在 ECCV, 2014 年。
 - [23] J.Mc Lurkin, A.Mc Mullen, N.Robbins, G.Habibi, A.Becker, A.Chou, H.Li, M.John, N.Okeke, J.Rykowski, 等人。一种低成本多机器人操作的机器人系统设计。在 IROS, 2014 年。
 - [24] 英伟达喷气机器人。 <https://github.com/nvidia-ai-iot/jetbot>。 查阅: 202006-20。
 - [25] M.O ‘Kelly, V.Sukhil, H.Abbas, J.Harkins, C.Kao, Y.V.Pant, R.Mangharam, D.Agarwal, M.Behl, P.Burgio 等人。F1/10: 一个开源的自主网络物理平台。阿希夫: 190L08567, 2019 年。
 - [26] 奥罗斯 N. 和克里希马尔。基于智能手机的机器人: 为爱好者、教育工作者、学生和研究人员

- 员提供强大、灵活和廉价的机器人。 IEEE 机器人与自动化杂志, 2013 年 1 月 3 日。
- [27] S. 欧维斯。 把你的手机变成机器人。 <https://www.instructables.com/id/把你的手机变成机器人>, 2015 年。 查阅: 2020-06-20。
 - [28] L. Paull, J. Tani, H. Ahn, J. Alonso-Mora, L. Carlone, M. Cap, Y. F. Chen, C. Choi, J. Dusek, Y. Fang 等人。 鸭城: 一个开放、廉价和灵活的自主教育和研究平台。 在 ICRA, 2017 年。
 - [29] 里多 F.、谢瓦利埃先生、马格内纳特先生和蒙达达 F.。 thymio ii, 一种能让孩子变得更聪明的机器人。 在 IEEE 高级机器人及其社会影响讲习班, 2013 年。
 - [30] 很情绪化。 罗莫 - 每个人的智能手机机器人。 <https://www.kickstarter.com/projects/peterseid/romo-smartphonerobot-for-everyone>, 2012 年。 查阅: 2020-06-20。
 - [31] W. 罗斯科。 小型汽车的开放源码 DIY 自驱动平台。 <https://www.donkeycar.com>。 查阅: 2020-06-20。
 - [32] M. 罗瓦伊。 用 android 设备来控制 RC 汽车。 <https://www.hackster.io/mjrobot/hacking-a-2016-rccart-to-control-it-using-an-android-device-7d5b9a>, 。 查阅: 2020-06-20。
 - [33] 鲁宾斯坦 M., 阿勒和纳格帕尔。 机器人: 一种低成本、可伸缩的集体行为机器人系统。 2012 年, 在《国际森林评估》。
 - [34] Rubenstein M.、B. Cimino、R. Nagpal 和 J. Werfel。 空中机器人: 一种负担得起的学生单机器人系统, 用于早期机器人教育。 在 ICRA, 2015 年。
 - [35] A. 塞塔彭。 为长期互动创造机器人角色。 麻省理工学院博士论文, 2012 年。
 - [36] S. S. Srinivasa, P. Lancaster, J. Michalove, M. Schmittle, C. S. M. Rockett, J. R. Smith, S. Choudhury, C. Mavrogiannis 和 F. Sadeghi。 一种低成本、开源的用于教育和研究的机器人赛车。 阿希夫: 190 和 08031, 2019 年。
 - [37] Tensorflow 对象检测 Android 应用程序。 <https://github.com/tensorflow/examples/tree/master/lite/examples/object-detection/安卓>。 查阅: 2020-06-20。
 - [38] S. Wilson, R. Gameros, M. Sheely, M. Lin, K. Dover, R. Gevorkyan, M. Haberland, A. Bertozzi 和 S. Berman。 Pheeno 是一个多功能的群机器人研究和教育平台。《工业和自动化通讯》, 1 (2): 88~891, 2016 年。
 - [39] x 工艺。 Phonedone 精神-一个全新的维度为您的智能手机。 <https://www.kickstarter.com/projects/137596013/phonedrone-ethos-awhole-new-dimension-for-your-sm>, 。 查阅: 2020-06-20。
 - [40] 杨 B., 张俊杰, 彭国强, 列文和贾亚拉曼。 Replab: 用于机器人学习的可复制的低成本手臂基准平台。 AR XV: 1905.07447, 2019 年。
 - [41] Yim J., S. Chun, K. Jung 和 C. D. Shaw。 基于移动服务的社交机器人通信模型的开发。 国际社会计算会议, 2010 年。