

notes for CV course from Tübingen University

一、Introduction (Andreas Geiger)

1.1 Organization

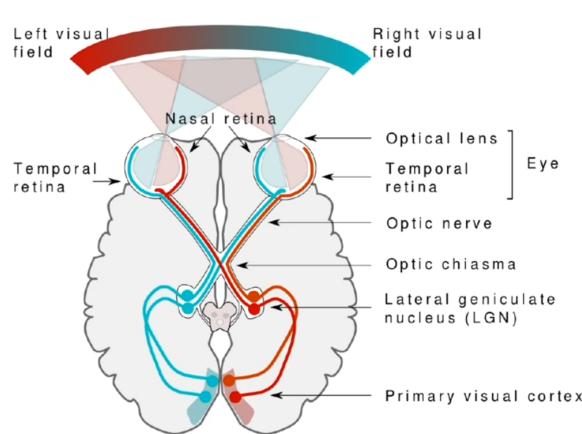
- what is CV?
 - 视觉是人类最出色的感知能力，我们尝试复制这种能力到机器中
 - 2D: detection、segmentation
 - 3D: reconstruct 3d from a collection of 2d images



1.2 Introduction

- what is AI?
 - "An attempt will be made to find how to make machines use **languages, form abstractions and concepts**, solve kinds of problems now reserved for humans, and **improve themselves.**"
 - ——from John McCarthy
 - ML
 - CV
 - CG
 - NLP
 - Robotics & Control
 - ...
- "Goal of Computer Vision is to convert light into meaning(geometric, semantic, ...)"

- 什么是“看见”？
 - “To now what is where by looking”
- 计算机视觉也是一门与生物医学（眼部视觉、神经学）交叉的学科

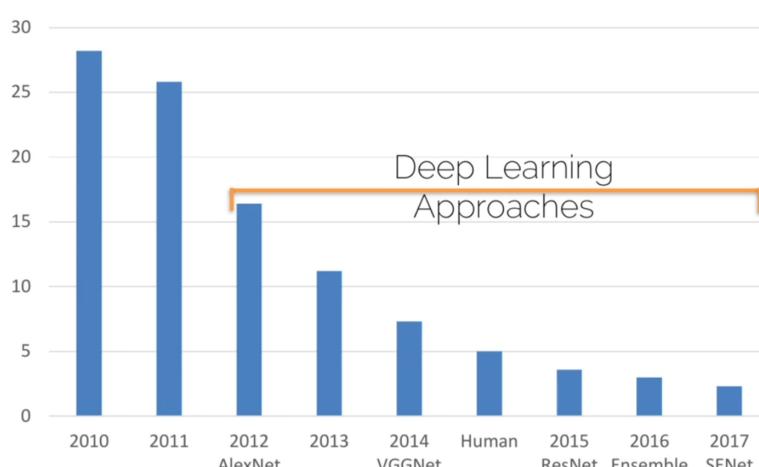


Over 50% of the processing in the **human brain** is dedicated to **visual information**.

- ■ 人脑中有超过 50% 的处理区域是关于视觉信息的
- 计算机视觉 VS 计算机图形学
 - CV 主要研究
 - 现实中的 3D 物体在投影为 2D 时已经损失了一个维度的数据，我们可以处理的只是一个二维矩阵
 - 我们想要还原现实场景中潜在的向量和 features
 - CG 主要关心
 - 数字化 3D 模型的物体、原材料、形状、几何、线条等；关心来源于该 3D 模型场景的 2D 图像

主要涉及，如何结合计算机图形学，利用现有的 2d 数据，还原本来的 3d 数据

- 计算机视觉 VS 图像处理
 -
- 计算机视觉 VS 机器学习
- 过去十几年提出的模型，错误率的排名

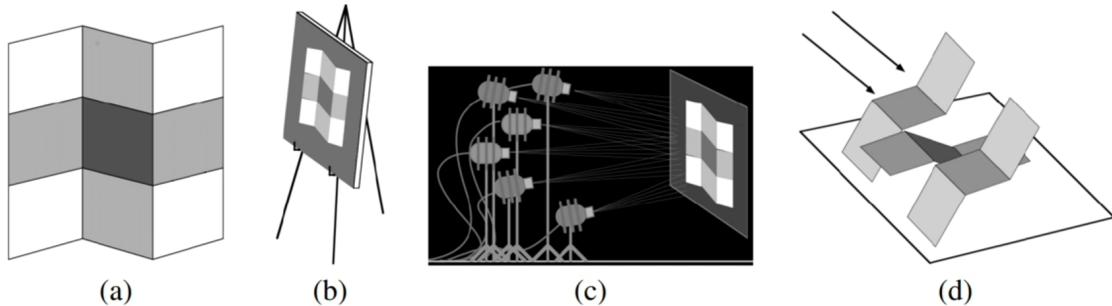


- 2015年提出的Resnet已经超过了人类的分类水准
- 计算机视觉VS人类视觉
 - 人类很容易学习获得视觉感知，因为人类可以在成长过程中，受到外界环境的影响（客观因素，主观教育），对于看到的图像进行分析
 - 机器所得到的只有一个数字矩阵，它没有任何可以依据的经验去解释所“看到”的图像



200	133	110	103	117	90	47	30	32	79	66	65
197	122	123	138	98	100	46	45	22	11	43	55
140	116	165	159	90	56	58	47	26	13	54	102
132	148	119	108	123	57	64	46	21	22	79	94
126	121	80	143	101	55	61	38	20	21	81	65
50	71	74	63	52	39	41	39	32	26	97	66
51	59	62	44	40	40	36	26	27	31	29	44
59	62	70	50	48	35	34	35	26	21	24	32
49	59	65	64	58	34	40	28	26	21	23	124
39	45	47	64	54	34	40	24	19	47	133	207
37	42	39	38	39	50	75	74	105	170	197	167
37	47	33	35	50	108	162	184	184	157	125	112
45	48	35	37	75	148	183	156	83	91	91	116
49	48	54	50	75	158	110	66	74	128	155	149
48	51	57	50	65	91	79	92	101	105	132	132
51	58	66	55	58	52	91	91	88	115	158	174
57	60	61	52	56	61	60	55	92	146	188	190
65	50	54	56	57	51	54	56	80	115	177	187
67	40	40	61	65	48	39	30	36	75	151	181
53	32	36	35	61	43	37	26	29	35	126	189
29	42	107	20	28	41	40	26	30	36	113	200
30	21	32	24	34	37	33	23	25	39	105	171
32	28	19	23	29	36	47	69	132	169	183	128
31	25	62	54	47	44	61	190	227	231	206	155
44	66	99	72	67	63	68	128	127	115	109	157
53	47	47	41	29	32	25	20	41	81	89	175
38	44	61	73	54	48	37	87	90	111	126	169
39	41	63	97	66	91	74	134	131	153	143	185
42	56	96	102	112	111	94	137	121	141	146	181
94	114	114	114	122	113	77	117	117	154	149	169
157	176	116	121	130	139	103	161	148	180	145	125
143	178	182	178	139	153	129	168	175	187	170	152
127	183	203	197	153	164	143	180	195	182	165	211
68	107	127	125	101	107	100	123	149	166	167	215

- The perception of shading and reflectance (adelsonPerceptionShadingReflectance1996)



- 为了解释一个二维图像的实际情况，包括反射、光线和形状，画家、灯光设计家、雕塑家用三种不同的方式将其还原
- 实际上，有无数种还原方法，这就是为什么CV解释二维图像非常困难

- Ames Room Illusion



- ■ 在不同的位置，同样的东西看起来大小不同

- Perspective Illusion



- ■ 上图中的小球似乎在违背我们认知的物理效应移动，但是实际上，这只是不同角度的图像产生的错觉
■ 人们的大脑非常善于构建立体几何图形，会自动根据自己的认知还原实际场景的三维结构；但这并非总是准确的
-

- Challenges

1. Viewpoint variation

- 对于同一个物体，来自不同视点的二维图像，像素矩阵可能会发生巨大的变化

2. Deformation

- 对于非刚性的对象，那么发生变形前后的二维图像，像素矩阵也会发生巨大变化

3. Occlusion

- 遮挡在日常生活中的二维图像中也是十分常见的，这对于像素矩阵的分辨也增加了困难

4. Illumination

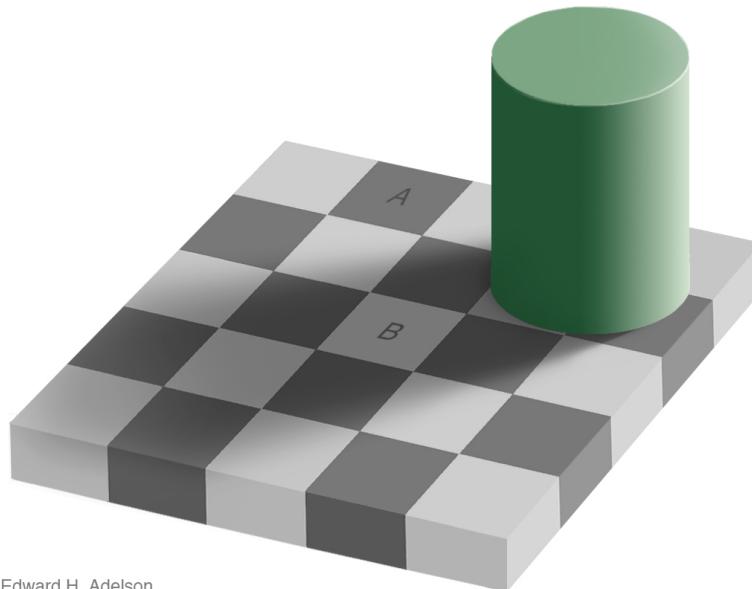
- 同一个视点，同样的场景，改变光源强弱、光源位置，也会使像素矩阵产生很大的变化

5. Motion

- 动作产生了模糊和画面变化等问题，但同样也是我们感兴趣的还原对象

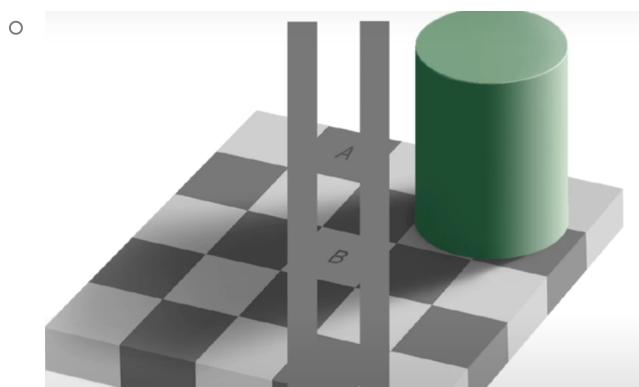
6. Perception VS Measurement

- [Source](#)



Edward H. Adelson

- 对于这张图，大多数人的第一反应是 A 方块会比 B 方块颜色更深，但是实际上如果用相似颜色的色条比较，会发现其实两个方块的颜色是完全相同的



- 因此，感知的结果和实际测量的结果也有可能不一样

7. Local Ambiguities

- 单从图像的局部来看，无法断定它究竟是什么东西，必须要联系上下文
- 因此，将场景整合在一起对于 CV 非常重要

8. Intra Class Variation

- 同一类东西，可能会有成千上万个不同的种类，但是它们都应该分为一类，因此同一类别内物体的变化识别也十分困难

1.3 History of CV

Svetlana Lazebnik (UIUC): Computer Vision: Looking Back to Look Forward

► <https://slazebni.cs.illinois.edu/spring20/>

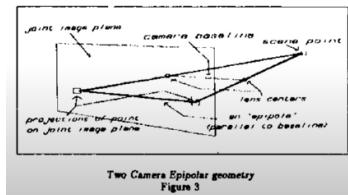
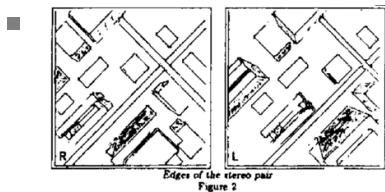
Steven Seitz (Univ. of Washington): 3D Computer Vision: Past, Present, and Future

► <http://www.youtube.com/watch?v=kyIzMr917Rc>

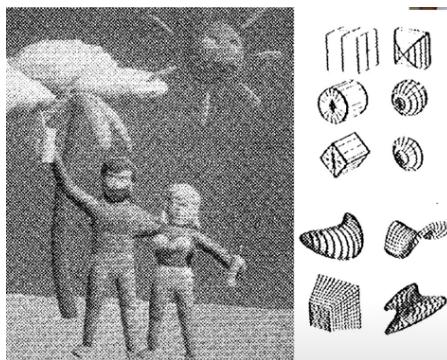
► <http://www.cs.washington.edu/homes/seitz/talks/3Dhistory.pdf>

- Pre-History
 - 1510: Perspectograph
 - 用一块非常透明的玻璃，与目标物体保持一个合适的距离，然后在玻璃上就会看到目标物体的投影，此时用画笔一点点画下来，就可以得到目标物体的投影
 - 1839: Daguerreotype
 - 用一些感光的化学物质作为底片，然后将其放在一个小黑箱中，只留下一个小孔，用机械装置控制小孔开关，在一定的曝光操作后，底片会显示出目标物体的投影
- Wave of development
 - 1960-1970: 用方块、线条和模型来拟合真实世界
 - 1970-1981: 低层次视觉：立体、流动、形状、阴影
 - 1985-1988: 神经网络、反向传播、自动驾驶模型
 - 1990-2000: 密集例题和多视点立体、MRFs
 - 2000-2010: 特征、描述符、大尺度的运动结构重建
 - 2010-now: 深度学习、大数据集、快速增长、商业化
- Some Brief History
 - 1957: Stereo
 - Gilbert Hobrough 演示了立体图像的模拟实现
 - 用于制作高程地图（摄影测量学），从二维图像还原原始地貌的真实高度
 - Raytheon-Wild B8 Stereomat 的诞生
 - 1958-1962: Rosenblatt's Perceptron
 - 第一个提出算法并实现了训练单个线性阈值神经元
 - 感知器的优化： $L(w) = - \sum_{n \in M} w^T x_n y_n$
 - 用于简单的二分类任务
 - 1963: Larry Roberts' Blocks World
 - 从二维图像中提取线条
 - 通过线条的拓扑结构来还原三维场景
 - 从二维图像中提取三维场景，而不采用二维图像的模式识别
 - 但是只用于简单（理想状态）的场景：
 - 1969: Minsky and Papert publish book——<Perceptrons>
 - 几个令人沮丧的结果
 - 表明单层感知器不能解决一些非常简单的问题（异或问题、计数）
 - 符号人工智能研究在 70 年代占据主导地位
 - 神经网络研究的衰退
 - 1970: MIT Copy Demo
 - 开发了一个“闭环”机器人系统
 - 系统涵盖了感知、规划和影响被感知物体的能力
 - Copy Demo 的任务是通过图像分析来构建一个由简单多面体积木组成的结构，这些积木的物理关系需要被确定下来，以制定拆卸和装配计划

- 这个项目对于实验环境具有非常高的敏感性，鲁棒性很差，当时被认为如果解决低水平视觉，这个问题也可以得到充分地解决——然而以今天的视角来看，无论是解决低水平视觉问题还是项目问题，都远不止这么简单
- 然而，它展示了视觉感知、规划和执行的能力过程
- 1970: Shape from Shading
 - 从简单的二维图像中还原三维
 - 假设 Lambertian 表面和恒定的 albedo
 - Lambertian 表面是一种理想化的表面模型，它具有完全漫反射的特性，无论从哪个角度观察，它都会均匀地反射光线（可以考虑为理想化的光照）
 - 物体表面的漫反射特性，从表面反射的光线占入射光的比例（实际上是反映表面的明亮度）
 - 应用平滑正则化来约束
- 1978: Intrinsic Images
 -
 - 将图像分解为不同的内在二维层，例如反射率、阴影、形状、运动
 - 对下游任务有用，例如独立于阴影和照明的物体检测
- 1980: Photometric Stereo
 - 从多个 2D 图像中还原 3D 图像，以相同的 viewpoint 在不同的 illumination 条件下拍摄
 - 至少需要 3 张图片
 - 前所未有的细节和准确性
 - Lambertian assumption has been relaxed subsequently (这种方法也适用于非 Lambertian 表面)
- 1981: Essential Matrix
 -
 - 将一种双视图几何定义为矩阵映射到 epipolar lines (极线)
 - 将对应像素匹配简化为一维问题
 - 可以从一组二维对应关系中估计出来
 - 之后一百年中的关键思想
- 1981: Binocular Scanline Stereo

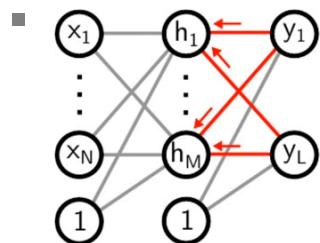


- 沿着极线关联所有的点
- 利用动态规划沿着扫描线（图像行）引入约束
- 这可以克服立体匹配过程中的模糊情况
- 但是由于所有的扫描线都是单独处理的，因此会出现扫描线间的伪影
- 1981: Dense Optical Flow
 -
 - 视觉场景中物体、表面和边缘的运动
 - 通过密切地追踪每两帧之间的像素运动距离来测量
- 1984: Markov Random Fields (MRFs)
 - Markov 性质
 - 一个随机变量序列按时间先后关系依次排开的时候，第 $N + 1$ 时刻的分布特性，与 N 时刻以前的随机变量取值无关（也就是说，未来的状态只与当前状态有关，与过去状态无关）
 - 随机场 ([马尔可夫随机场模型](#))
 - 随机场是一种描述多个位置上随机变量的随机模型。在 MRF 中，我们给每个位置赋予相空间的一个值，这些值构成了一个随机场
 - 例如，如果一块地里种的庄稼的种类仅与它邻近的地里种的庄稼地种类有关，而与其它地方的庄稼种类无关，那么这些庄稼地集合就构成了一个马尔科夫随机场
 - 对于先验概率的编码
 - 利用像素之间的相关性，实现图像分割、图像去噪、目标识别等
- 1980: Part-based Models



- 构建多种模块化的立体几何图形，组合生成复杂的立体三维图形

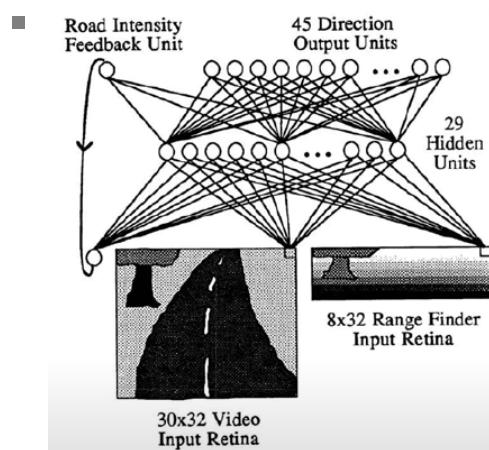
- 1986: Backpropagation Algorithm



- 深度网络中梯度的有效计算，网络权值
- 使基于梯度的学习应用于深度网络
- 1961年提出，但第一次证实是在1986年
- 至今仍然发挥着非常重要的作用

- 1986: Self-Driving Car VaMoRs

- 1988: Self-Driving Car ALVINN

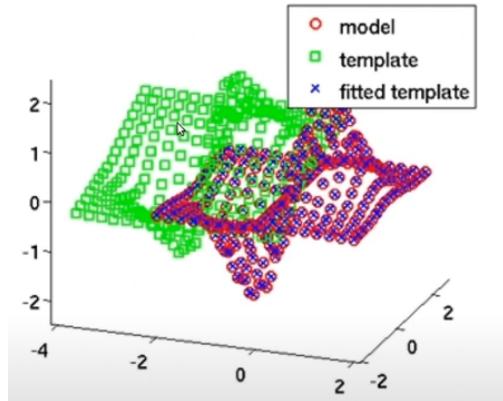


- 第一辆使用神经网络实现的自动驾驶算法模型
- 前瞻性的、基于视觉的自动驾驶
- 完全连接的神经网络地图道路图像
- 训练模拟道路图像
- 以每小时 70 英里的速度连续行驶 90 英里

- 1992: Structure from Motion

- 从静态场景的二维图像序列估计三维的结构
- 只需要 1 个摄像头

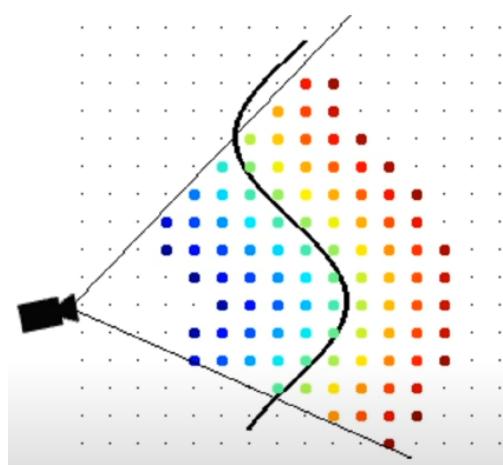
- 1992: Iterative Closest Points



- 通过迭代优化（刚性或非刚性）转换为两个点云

- 用于聚合来自不同扫描的部分 2D 或 3D 表面

- 1996: Volumetric Fusion



- 通过平均有符号距离值对多个隐式表示的表面进行聚合

- 网格提取作为后处理

- 1998: Multi-View Stereo

- 多视角三维重建，使用水平集方法输入图像
- 重建与图像匹配
- 适当的能见度
- 灵活的拓扑结构

- 1998: Stereo with Graph Cuts

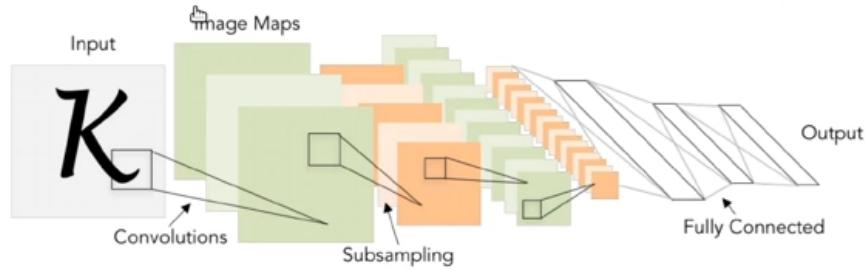


- 流行的 MRF MAP 推理算法

- 第 1 个版本包括一元项和成对项

- 后来的版本还包括特定形式的高阶电位全局推理与扫描线立体

- 1998: Convolutional Neural Networks

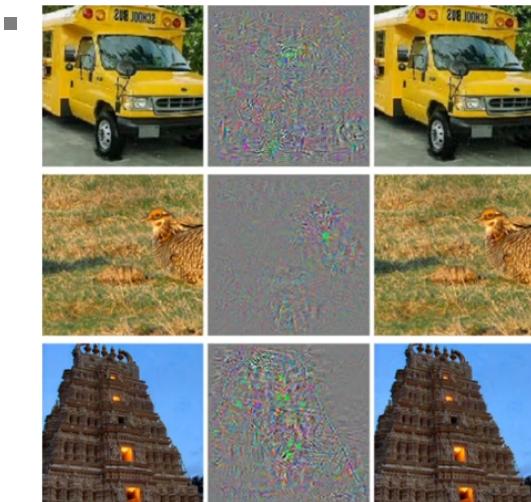


- 类似于 Neocognitron，但使用反向传播进行端到端训练
- 通过卷积和最大池化实现空间不变性
- 权重共享减少了参数
- Tanh/Softmax 激活
- 目前只在 MNIST 上取得了好的结果
- 1999: Morphable Models
 - 单视图 3D 面部重建
 - 200 激光面部扫描的线性结合
- 1999: SIFT
 - Scale Invariant Feature Transform (尺度不变特征转换)
 - 图像中显著局部特征的检测和描述
 - 为很多应用提供了基础
- 2006: Photo Tourism
 - 从互联网图片大规模 3D 重建
 - 关键组件: SIFT 特征匹配, 束调整
 - 微软 Photosynth(discount)
- 2007: PMVS

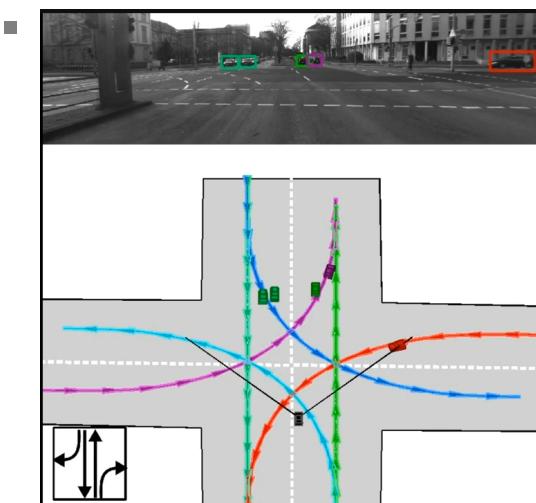


- Patch-based Multi View Stereo
- 基于补丁的多视图立体
- 各种大小物体的鲁棒重建
- 三维重建技术的性能不断提高
- 2009: Building Rome in a Day
 -
 - 从非结构化的互联网图片集三维重建出地标建筑和城市
 - 将近 75000 篇图像，虽然是稀疏还原，但是细节精确度相当高
- 2011: Kinect
 - 主动式光三维传感
 - 利用机器学习的三维姿势评估
 - (人类体感交互摄像机)
- 2009-2012: ImageNet and AlexNet
 - ImageNet
 - 识别基准 (ILSVRC)
 - 1000 万张注释图片
 - 1000 个类别
 - AlexNet
 - 第一个赢得 ILSVRC 测试的神经网络，通过 GPU 训练、深度模型、数据集
- 2002-now: Golden Age of Datasets
 - Middlebury Stereo and Flow
 - KITTI, Cityscapes: Self-driving
 - PASCAL, MS COCO: Recognition
 - ShapeNet, ScanNet: 3D DL
 - Visual Genome: Vision/Language
 - MITOS: Breast cancer

- 2012-now: Synthetic Data
 - 标注真实的数据集是很费时费力的
 - 因此，合成数据集的研究激增
 - 创建 3D 资产的成本也很高
 - 但即使是非常简单的 3D 数据集也被证明对预训练非常有用
- 2014: Visualization
 - 提供对网络（黑箱）所学到的知识的见解
 - 最强烈地激活网络不同层的各种神经元的可视化图像区域
 - 发现更高的层次捕获更多抽象的语义信息
- 2014: Adversarial Examples



- 精确的图像分类器可能会被难以察觉的变化所欺骗
- 上图中所有图像都被归类为鸵鸟
- 2014: Generative Adversarial Networks
 - 深度生成模型 (VAEs、GANs) 产生了引人注目的图像
 - StyleGAN2 是最先进的
 - 结果显示，人脸与真实图像难以区分
- 2014: DeepFace
 - 基于模型的对其与深度学习在人脸识别中的结合
 - 第一个能达到人类水平的人脸识别性能的模型
- 2014: 3D Scene Understanding

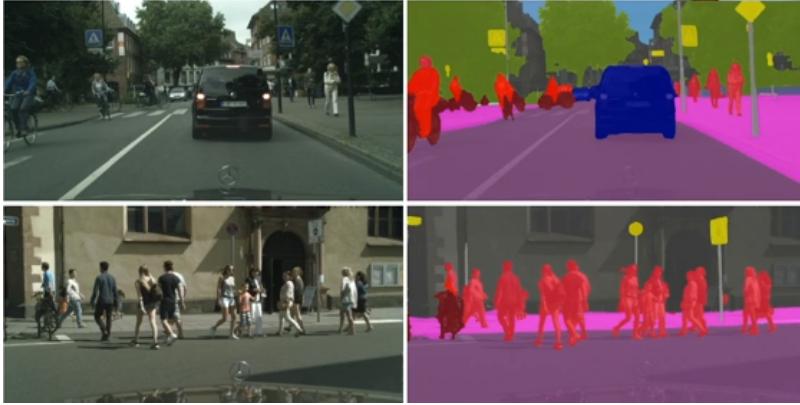


- 解析 RGB 与 RGBD 图像为整体 3D 场景表示

- 2014: 3D Scanning
 - 通过随机探索和奖励信号 (如游戏分数等) 学习策略 (状态 -> 行动)
 - 无其它监督
 - 在许多雅达利游戏中获得成功
 - 但有些游戏仍然很难
- 2016: Style Transfer
 - 

- 利用 ImageNet 预训练的深度网络, 从风格中分离出内容

- [体验网站](#)

- 2015-2017: Semantic Segmentation
 - 

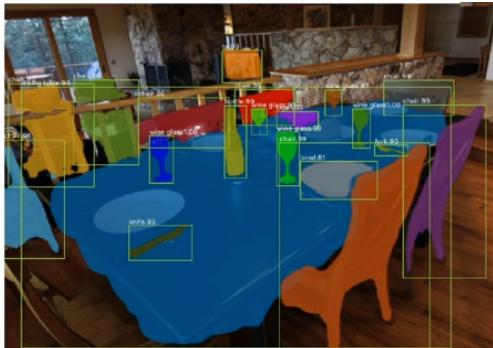
- 为每个像素分配语义分类

- 语义分割开始在具有挑战性的现实世界数据集 (例如 Cityscape) 上工作

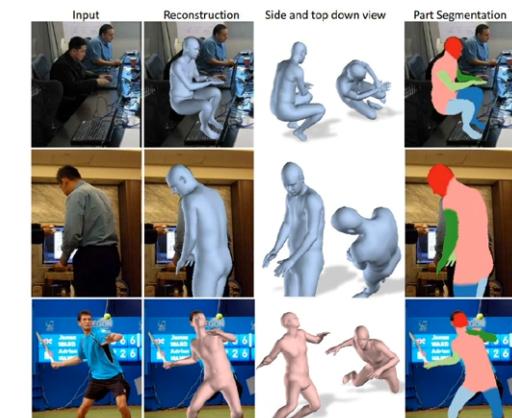
- 2015 年: FCN、SegNet

- 2016 年: DeepLab、FSO

- 2017 年: DeepLabv3

- 2017: Mask R-CNN
 - 

- 关节对象的深度神经网络检测和实例分割
- 输出“结构化对象”，而不仅仅是一个数字（类标签）
- 2017: Image Captioning
 - 将视觉与语言结合起来的兴趣与日俱增
 - 出现了几个新的任务：图片说明，视觉问答
 - 然而，模型仍然缺乏理解常识
- 2018: Human Shape and Pose



- 人体姿势、形状模型成熟
- 丰富的参数模型 (SMPL、STAR)
- 仅从 RGB 图像回归模型的姿势依赖的变形和服装
- 2016-2020: 3D Deep Learning
 - 应用体素、点云、网格作为表示
 - 预测 3D 模型，甚至从单独的 1 张图片

- 从过去到现在，计算机视觉的研究成果对我们生活的改变



- 目前仍然有的挑战

- Un-/Self-SuperVised Learning
 - 由于获得大型标注数据集还是十分困难，因此致力于研究无监督学习
- Interactive Leaning
 - 交互式学习算法
- Accuracy (for self-driving)
- Robustness and generalization
- Inductive biases
 - 归纳偏差

- Understanding and mathematics
 - 对于理解黑盒网络非常重要
- Memory and compute
- Ethics and legal questions
 - 合法化和商业化等问题

二、Image Formation

2.1 Primitives and Transformations

- Primitives
 - points, lines, planes
- Transformations
 - some the most basic transformations
- Multiple View Geometry in CV

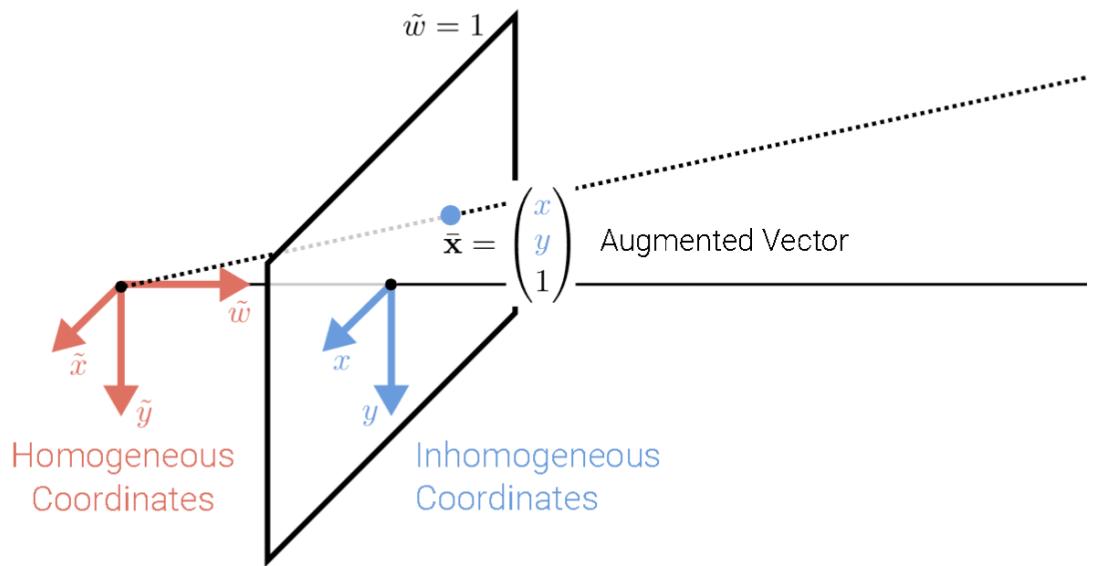
2.1.1 Primitives

2D points

齐次坐标和非齐次坐标的理解小结

Inhomogeneous vs homogeneous coordinates

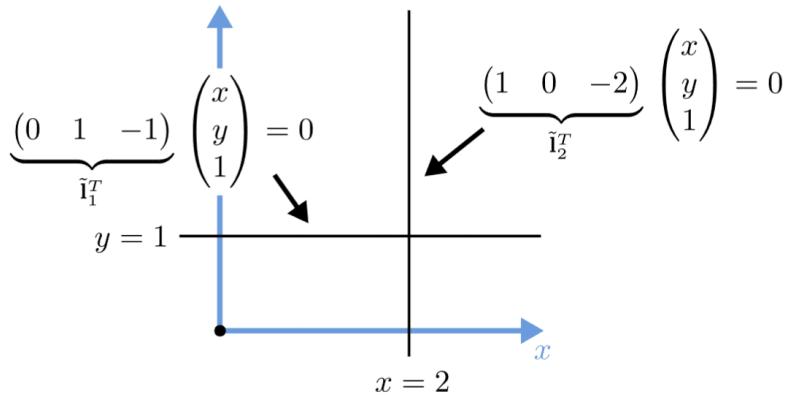
- 2d points
 - 非齐次坐标 (Inhomogeneous coordinates)
 - $x = \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \in R^2$
 - 齐次坐标 (homogeneous coordinates)
 - $\tilde{x} = \begin{pmatrix} \tilde{x} \\ \tilde{y} \\ \tilde{w} \end{pmatrix} \in P^2$
 - 这里的 $P^2 = R^3 / \{(0, 0, 0)\}$, 称为射影空间
 - 引入一个新的维度 \tilde{w} , 使得某些几何变换可以用矩阵乘法简洁表达
 -
 - 一个非齐次坐标可以用若干等价的齐次坐标表示, 其中当 $\tilde{w} = 1$ 时, 我们将这时的齐次坐标标记作对应的增广向量 (augmented vector) \bar{x}
 - $\tilde{x} = \begin{pmatrix} \tilde{x} \\ \tilde{y} \\ \tilde{w} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} = \bar{x}$
 - $\tilde{w} = 0$ 时, 齐次坐标没有对应的非齐次坐标, 此时的点称为理想点 (ideal points) 或者无穷点
 - 齐次向量、非齐次向量、增广向量的映射关系 (这里的 z 轴实际上是 \tilde{w} 轴)



- ○ 其实由图中可以理解，任何一个 \tilde{w} 维度下的 x, y 平面上表示的点其实都可以相互映射，一一对应

2D lines

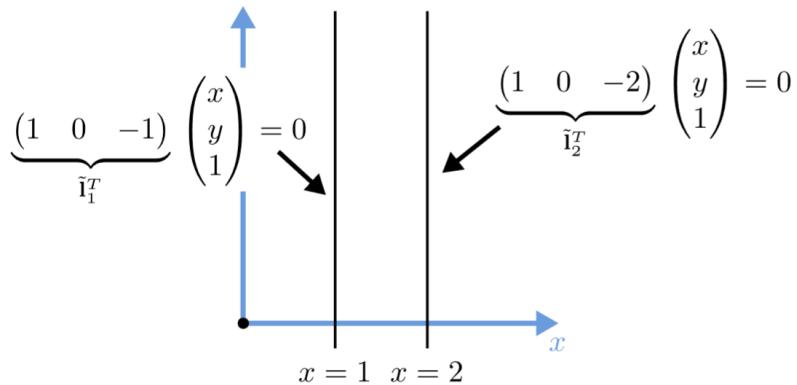
- 2d lines 也可以用齐次坐标 $\tilde{l} = (a, b, c)^T$ 表示
 - $\{\bar{x} | \tilde{l}^T \bar{x} = 0\} \Leftrightarrow \{x, y | ax + by + c = 0\}$
 - 这里的 \tilde{l} 向量可以标准化为 $\tilde{l} = (n_x, n_y, d)^T = (n, d)^T$, 其中 $\|n\|_2 = 1$, 此时 $n = (n_x, n_y)$ 向量是垂直于直线的法向量, d 则是直线到原点的距离
 - 对于 $\tilde{l}_\infty = (0, 0, 1)^T$, 是无穷远处的线, 它会穿过所有理想点, 且不能被标准化
- Cross product (叉乘) (外积) (向量积)
 - $a \times b = [a]_\times b = \begin{bmatrix} 0, -a_3, a_2 \\ a_3, 0, -a_1 \\ -a_2, a_1, 0 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_2 b_3 - a_3 b_2 \\ a_3 b_1 - a_1 b_3 \\ a_1 b_2 - a_2 b_1 \end{pmatrix}$
 - 叉乘得到一个新的向量, 这个向量的方向垂直于原来两个向量的平面, 遵循右手法则; 长度等于原来两个向量的点乘 (内积) (数量积)
 - 注意
 - 向量 a 和 b 的叉乘, 等于 $[a]_\times$ 和 b 的点乘, 其中 $[a]_\times$ 是 a 的一个特殊的斜对角矩阵形式, 如上所示
- 2d lines arithmetic
 - 叉乘有什么用呢? 在齐次坐标表示下
 - 两条线的交点可以表示为: $\tilde{x} = \tilde{l}_1 \times \tilde{l}_2 \setminus$
 - 经过两个点的线 (the line joining two points) 可以表示为: $\tilde{l} = \bar{x}_1 \times \bar{x}_2$
 - 当然, 一般情况下我们使用 augmented vector 表示, 也可以用所有等价的齐次坐标表示



- 根据前面所述，2d lines 可以表示为一个 3 维向量 \tilde{l} 与 augmented vector 点乘的形式，因此 $y = 1$ 和 $x = 2$ 两条直线都可以拆分成这样的形式，其中 \tilde{l}_1 和 \tilde{l}_2 的叉乘结果如下

$$\circ \quad \tilde{l}_1 \times \tilde{l}_2 = \begin{pmatrix} (1 \times -2) - (-1 \times 0) \\ (-1 \times 1) - (0 \times -2) \\ (0 \times 0) - (1 \times 1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -2 \\ -1 \\ -1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}$$

- 因此，得到了图中交点的齐次坐标



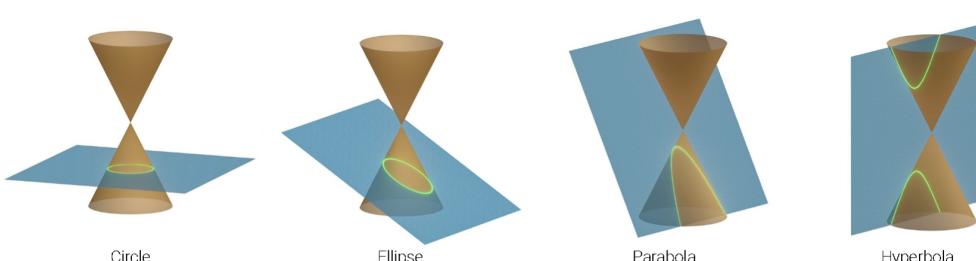
- 同理，我们也可以证明第二个等式

$$\circ \quad \text{图中 } \tilde{l}_1 \text{ 和 } \tilde{l}_2 \text{ 的叉乘结果为 } \tilde{l}_1 \times \tilde{l}_2 = \begin{pmatrix} 0 \\ -1 \\ 0 \end{pmatrix}$$

- 因此，两条平行线确实在无穷远处的点上相交

2D conics

- 实际上，2 维空间的一切几何对象都是基于点来描述的，线、面，其实是由一组具有特殊关系的点组成的集合；因此，我们只需要描述这种特殊关系，就可以描述任意类型的几何对象
- 更复杂的几何对象可以用多项式齐次方程来表示，例如圆锥截面可以用下面的二次齐次方程表示
 - $\{\bar{x}|\bar{x}^T Q \bar{x} = 0\}$



- (圆、椭圆、抛物线、双曲线)
 - 我们只需要调整Q矩阵就可以得到各种类型的圆锥截面
- 复杂的2维几何对象的齐次表示并不是本课程的重点，但却是多视角几何和相机校准的关键技术，如果感兴趣可以阅览教授的《Hartley and Zisserman》

3D points

- 3d points
 - 非齐次形式
 - $x = \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} \in R^3$
 - 齐次形式
 - $\tilde{x} = \begin{pmatrix} \tilde{x} \\ \tilde{y} \\ \tilde{z} \\ \tilde{w} \end{pmatrix} \in P^3$
 - 其中 $P^3 = R^4 / \{(0, 0, 0, 0)\}$
 - 非齐次与齐次的转换与 2d 的情况一致

3D planes

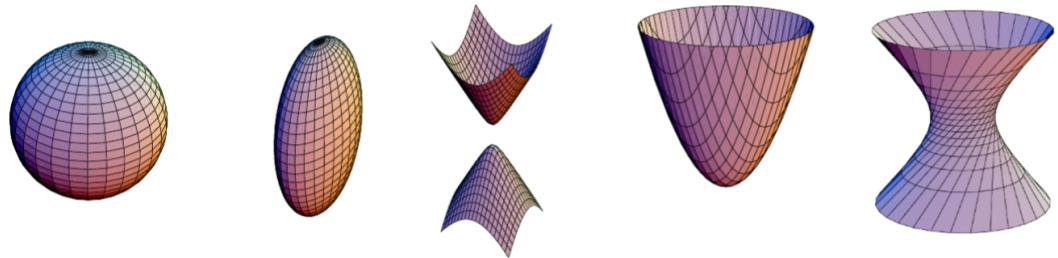
- 3d planes
 - $\tilde{m} = (a, b, c, d)^T$
 - $\{\bar{x} | \tilde{m}^T \bar{x} = 0\} \Leftrightarrow \{x, y, z | ax + by + cz + d = 0\}$
 - 同样的，我们也可以将 \tilde{m} 标准化，也即 $\tilde{m} = (n_x, n_y, n_z, d)^T = (n, d)^T$ ，其中 $\|n\|_2 = 1$ ；此时向量 n 就是平面的法平面向量， d 就是该平面与原点的距离
 - 对于 $\tilde{m}_\infty = (0, 0, 0, 1)^T$ ，就是无穷远处的平面，它经过所有的理想点，且不能被标准化

3D lines

- 3d lines 不如 2d lines 或者 3d planes 一样优雅，一种可能的表达方式维直线上两个点 p、q 的线性组合：
 - $\{x | x = (1 - \lambda)\vec{p} + \lambda\vec{q} \cap \lambda \in R\}$
- 然而，这种表示方式用 6 个参数来表示 4 个自由度，并不是一种理想的表示方法
- 可选的一种最小表示方法是将两个平面参数化，或者 Plücker 坐标
 - 详见第二章 2.1

3D quadrics

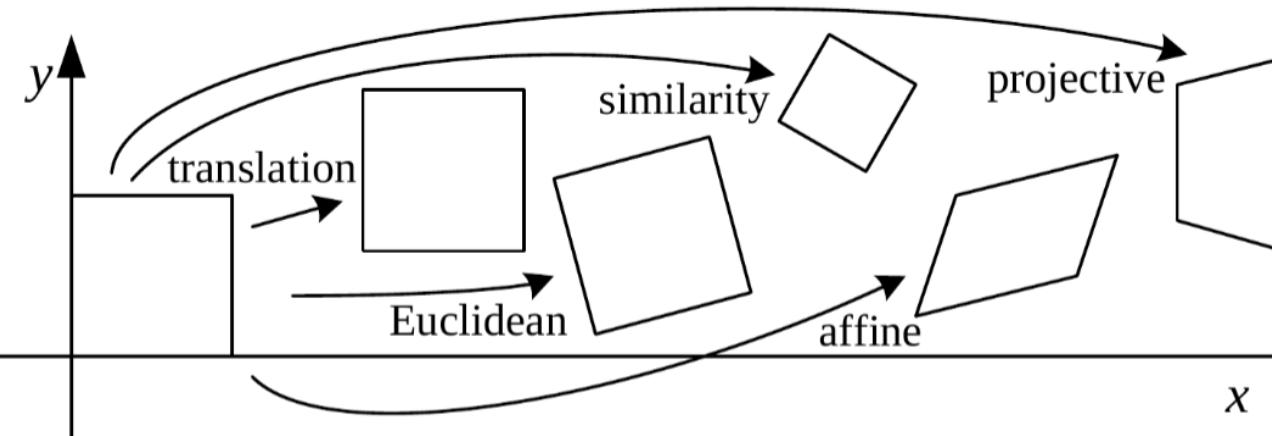
- 2d 的 conics 的 3d 模拟就是
 - $\{\bar{x} | \bar{x}^T Q \bar{x} = 0\}$



- 同样的，在这里也不展开叙述

Transformations

2d transformations



- **Translation** (2DoF)

$$- x' = x + t \Leftrightarrow \bar{x}' = \begin{bmatrix} \vec{I}, t \\ \vec{0}^T, 1 \end{bmatrix} \bar{x}$$

- 使用齐次表示，允许链式、逆变换

- 增广向量 \bar{x} 总是可以用一般的齐次向量 \tilde{x} 代替

- **Euclidean** (2d Translation + 2d Rotation, 3DoF)

$$- x' = Rx + t \Leftrightarrow \bar{x}' = \begin{bmatrix} \vec{R}, t \\ \vec{0}^T, 1 \end{bmatrix} \bar{x}$$

- $\vec{R} \in SO(2)$ 是一个标准正交旋转矩阵，其中 $RR^T = I$ 、 $\det(R) = 1$

- Euclidean 保留了点之间的欧几里得距离

- Translation 是一种特殊的 Euclidean

- **Similarity** (2d translation + scaled 2d rotation, 4DoF)

$$- x' = sRx + t \Leftrightarrow \bar{x}' = \begin{bmatrix} s\vec{R}, \vec{t} \\ \vec{0}^T, 1 \end{bmatrix} \bar{x}$$

- $\vec{R} \in SO(2)$ 是一个旋转矩阵， s 是一个任意缩放因子

- Similarity 只保留了线之间的夹角

- **Affine** (2d Linear transformation, 6DoF)

$$- x' = Ax + t \Leftrightarrow \bar{x}' = \begin{bmatrix} \vec{A}, \vec{t} \\ \vec{0}^T, 1 \end{bmatrix} \bar{x}$$

- $\vec{A} \in R^{2 \times 2}$ 是一个任意的 2×2 矩阵

- Affine 只保留了平行线间的平行性
- Perspective (homography, 8DoF)
- $\tilde{x}' = \tilde{H}\tilde{x}$ ($\bar{x} = \frac{1}{\tilde{w}}\tilde{x}$)
- $\tilde{H} \in R^{3 \times 3}$ 是一个任意的齐次 3×3 矩阵
- Perspective 只保留了线段还是直的

DoF: Degrees of Freedom, 自由度

- 2d transformations on Co-vectors
 - 考虑最一般的变换 perspective:
 - $\tilde{x}' = \tilde{H}\tilde{x}$
 - 那么 2d lines 的变换如下
 - $\tilde{l}'\tilde{x}' = \tilde{l}'^T \tilde{H}\tilde{x} = (\tilde{H}^T \tilde{l}')^T \tilde{x} = \tilde{l}'^T \tilde{x} = 0$
 - 因此, 我们得到了
 - $\tilde{l}' = \tilde{H}^{-T}\tilde{l}$
 - 综上, 我们可以看出, 在类似于 2d line 或者 3d normal 的协向量的变换, 其变换矩阵可以表示为点变换矩阵的转置逆的变换矩阵

summary

- Overview of 2d transformations

Transformation	Matrix	# DoF	Preserves	Icon
translation	$[\mathbf{I} \quad \mathbf{t}]_{2 \times 3}$	2	orientation	
rigid (Euclidean)	$[\mathbf{R} \quad \mathbf{t}]_{2 \times 3}$	3	lengths	
similarity	$[s\mathbf{R} \quad \mathbf{t}]_{2 \times 3}$	4	angles	
affine	$[\mathbf{A}]_{2 \times 3}$	6	parallelism	
projective	$[\tilde{\mathbf{H}}]_{3 \times 3}$	8	straight lines	

- 这些变换计算在组合、逆运算下是封闭的
- Overview of 3d transformations

Transformation	Matrix	# DoF	Preserves	Icon
translation	$\begin{bmatrix} \mathbf{I} & \mathbf{t} \end{bmatrix}_{3 \times 4}$	3	orientation	
rigid (Euclidean)	$\begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{t} \end{bmatrix}_{3 \times 4}$	6	lengths	
similarity	$\begin{bmatrix} s\mathbf{R} & \mathbf{t} \end{bmatrix}_{3 \times 4}$	7	angles	
affine	$\begin{bmatrix} \mathbf{A} \end{bmatrix}_{3 \times 4}$	12	parallelism	
projective	$\begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{H}} \end{bmatrix}_{4 \times 4}$	15	straight lines	

- Direct Linear Transform for Homography Estimation (单应性估计)

- $\chi = \{\tilde{x}_i, \tilde{x}'_i\}_{i=1}^N$ 定义一组 2d 点 to 2d 点 的关系，通过一个 Homography (单应性) 矩阵 \tilde{H} ，定义为 $\tilde{x}'_i = \tilde{H}\tilde{x}_i$

- 这些对应的向量是齐次的，它们的方向一致，但是大小不同

- 因此，上式也可以表示为 $\tilde{x}'_i \times \tilde{H}\tilde{x}_i = \vec{0}$

- 假如我们已经有了 \tilde{x} 和 \tilde{x}' , 如何估计这里的单应性矩阵 H 呢?

- 如果用 \tilde{h}_k^T 表示 \tilde{H} 矩阵的第 k 行，则上式可以重新书写为下式

- \$\$\$

-现在我们得到了一个线性的系统，由已知值 A_i ，欲求未知参数 $\tilde{h} - A_i$ 矩阵的最后一行

```
\begin{aligned}
```

```
\tilde{h}^* = \operatorname{argmin}_{\tilde{h}} \|\tilde{h}\|_A + \lambda (\|\tilde{h}\|^2 - 1)
```

```
=&argmin{\tilde{h}}|\tilde{h}^TA^TA|\tilde{h}+\lambda(\tilde{h}^T\tilde{h}-1)
\end{aligned}
```

– 其中 λ 是正则化参数 – 由于 \tilde{h} 是齐次的，因此要有 $\|\tilde{h}\|_2^2 = 1$ 的约束 – 求解过程对应一

2.2 Geometric Image Formation

2.3 Photometric Image Formation

2.4 Image Sensing Pipeline