

指导教师： 杨涛 提交时间： 2015.3.28

The task of
Digital Image Processing

数字图像处理

School of Computer Science

No: 1

姓名： 段文成

学号： 2012302429

班号： 10011202

从多视角伪装一个物体

Andrew Owens¹ Connelly Barnes² Alex Flint³ Hanumant Singh⁴ William Freeman¹

¹MITCSAIL ²University of Virginia / Adobe ³Flyby Media ⁴Woods Hole

Oceanographic Inst.

摘要

我们解决的问题是在人眼可见的多视角下隐藏一个三维物体。给出一个物体周围环境的多幅图像，我们能做出一个表面纹理使得该物体很难被人为检测出来。为了做这项工作，我们引入了多个背景匹配算法，以使物体看起来和它背后的任何物体都十分相像。当然，对每个可能的视角都进行背景匹配是不可能的。因此，我们的模型被迫在不同感性因素中做出权衡。例如：闭塞边界的醒目性和纹理失真的数量。我们让测试者参与实验来评估这些模型对于隐藏一个立方体的有效性，该实验证明了这些模型明显优于简单策略。

1. 介绍

猎豹的斑纹，章鱼斑驳的皮肤 - 动物隐藏自身的方式长时间地吸引着生物学和感知学的学者。究竟是什么使得这些动物难以辨认呢？

过去的许多年中，生物学家和视觉科学家发现了很多伪装策略。可能最为人们所熟知的是背景匹配。该策略描述的是利用与自然栖息地相似的身体颜色和纹理来避免被察觉的那些动物。但是还有很多策略是通过阻挠其他视觉过程来实现的，例如感知归类和识别。比如，有些动物通过高对比度的标记来混淆身体的轮廓，这种策略被称为**混淆色**。其它一些动物的身体已经进化到看起来像一些不会引起兴趣的事物，例如树枝和叶子，这种策略称为**拟态**[23]。

尽管这项调查已经揭露了伪装背后的很多原则，但对于对自动伪装的问题，即将这些感知原理通过算法直接应用到实际当中，我们的关注还不够。在这篇论文中，我们提出了一个伪装问题，并且比较了解决该问题的几种算法。特别之处是，我们的目的



图 1: 伪装盒子的四个视角。我们研究的算法用来设计涂画在盒子表面的模式：这里我们展示的是内部 MRF (第 4.3 部分)，该模式试图隐藏盒子的遮挡边界和内部的缝隙。为了更好地展示，我们把该模式印刷在纸上，并将纸包裹在一个真实的盒子外；在论文的其他部分，我们展示的是人工合成的盒子。

是判定哪种表面模式能最好地从人眼可见的多角度伪装一个三维目标 (图 1)。

尽管伪装是一个有趣的科学话题，但它的应用还是很广泛的。应用之一是隐藏不雅观的物品，例如多功能箱。公共艺术家们[4]已经调皮地提出了这个想法。伪装也应用于在需要隐藏的场景中进行观察。观鸟者和猎人们经常把自己用伪装过的服饰隐藏起来，或者停留在特殊的围墙内。

伪装和人类以及计算机视觉关系紧密。计算机视觉为物体[11]、边界和凸角[15]提供侦查策略，而伪装术则提供了避免被这些线索侦查出的策略。因此，我们视伪装为目标检测的逆问题。也就是说，我们希望解决**目标非检测**问题：制作表面特征难以察觉的物体。



图 2：动物使用很多策略来欺骗视觉系统。
(a)毛毛虫伪装成树枝[18]；(b)乌贼改变皮肤图案并使用肌肉来增加几何的凹凸和纹理；
(c)一只欧夜莺使用背景匹配和混隐色；(d)关于斑马条纹的功能有很多猜想[21]。

我们的技术途径是从头足类动物如章鱼和乌贼（图 2）的卓越伪装能力中得到启发的。这些动物观察周围环境后，会在皮肤上显示出复杂的图案模式来隐蔽自己。通过类比，我们把伪装问题模块分解成两个阶段：捕获场景和计算伪装模式。在第一阶段（第 3 部分），我们从想要隐藏的不同视角拍照，然后在该场景中放置一个合成的三维物体（在我们的实验中通常是一个盒子）。第二阶段（第 4 部分），我们决定如何对表面进行着色。这一步需要建模，并且在可能泄露物体存在的感知线索中作出权衡。我们的算法包括一个简单模型和一些更精妙的均衡了这些因素的模式。最终，我们使用亚马逊土耳其机器人的心理学实验（第 5,6 部分）验证了在隐藏物体上我们的算法明显优于简单策略。

我们的技术组成包括：(1)新提出的用于伪装三维物体的模型 (2) 一个包含 37 个场景的数据集，可用于客观比较伪装模型以及 (3) 一个基于人类视觉感知，适用于比较伪装方法的研究方法。

2.相关工作

相关工作跨越生物伪装、计算机视觉以及计算机图形学。

生物伪装 我们讨论的算法模型基于背景匹配策略，但自然界中还发现了许多其他的伪装策略。这些策略包括混隐色，即试图隐藏物体的真实轮廓；反阴影色，通过使背部的阴影浅而顶部阴影深，从而使得光线的视觉线索更难察觉。这个领域的早期工作，例如休考特的开创性工作[7]，提供了这些现象的拓展性描述，目前的工作已经用实验验证了这些观点。这些策略以及目前的研究阶段都在近期一本关于动物伪装的教科书中做了深入的讨论[23]。

计算伪装 在伪装问题中，还有其他工作也应用了计算的方法。例如，雷诺兹在循环中使用了基因工程和一个受试者来探寻适用于带纹理的二维背景的伪装模式。还有一些进行中的工作使用众包伪装游戏来评估有效的伪装策略。不同的是，我们的研究工作试图从多视角伪装一个三维物体的同时，我们还关注完全自主的技术。我们的伪装模式是为每一个特定的三维场景量身打造的，而不是寻找一个适用于多个点的伪装模式。此外，还有一些使用简单的计算机视觉模型来“识破”伪装的工作[24]。并且，计算机图形学领域的“伪装图像”研究[6]使得我们可以在一张照片中插入被隐藏的图像。

纹理和马尔科夫随机场 我们的工作从纹理合成中得到启发[14, 10,17]。特别的是，我们引入了基于马尔科夫随机场（MRFs）的伪装模型。这让人联想起在移位映射的图像编辑中使用的马尔科夫随机场[19]。该方法可应用于纹理合成及其他的图像操作。我们的 MRF 能量函数与无缝蒙太奇中使用的十分相似。无缝蒙太奇是在缝隙最小化的情况下[13]，在三维表面拼接图像。

图像去瑕疵问题[2,8]和我们的伪装问题关联十分紧密，然而却不同于我们研究的问题。利用去瑕疵技术，我们可以使用与背景极其相似的纹理来代替某个物体，从而达到将该物体从一幅画面中移除的目的。在我们的工作中，通过捕获背景这一步，我们已经得到了背景的特征。因此，我们能够精确地解决单视角下的去瑕疵问题。此外，我们希望能从多视角伪装一个三维物体，这就引出了一个并非我们通常在去瑕疵方法中涉

及的问题——在完全不同的多幅图像中解决多个矛盾观点的问题。

3.为伪装捕获场景

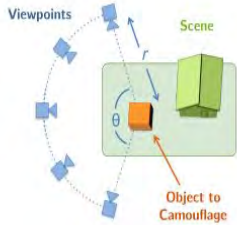


图 3:我们的捕获设备 包含需要被伪装的物体的一个真实场景。我们在一个很大的相机视角的角度范围 θ 中获取不包含被伪装物体的场景。在一些场景中,我们还变换了距地面的角度以及物体相机距离 r 。

为了伪装一个物体,我们事先需要捕获一些该周围环境的图像。对每一个场景,我们获取 10-25 张照片,每一张代表物体应该被隐藏的一个不同视角。在捕获过程中,场景中不包含需要伪装的物体,我们收集到的只是背景的图片。示例捕获设备如图 3 所示。通常,这些照片是从距目标物相似的距离来拍摄的,但是变换了不同的球面角度。最终,我们用动态的结构[22]来评估相机的姿态,并用一个简单的用户接口在场景中放置一个合成三维模型。在我们的研究中,该物体通常是立方体形状的(更精确的说,是一个长方体)。

我们关注的重点是如何计算有效的伪装模式,并且我们遵从人工伪装领域中针对众多实际问题的其他研究。这些实际任务包括:显示该模式的任务(例如,显示在一个屏幕上或者印刷面上),从阴影和光照梯度中隐藏物体(或者用光线移除这些)。此外,其他形状的对象也可能带来特殊的挑战,例如:曲面或凹面的纹理失真。这些相关的众多问题在三维纹理合成工作中做了研究[16]。

4.我们的伪装模型

在这项工作中,我们研究了背景匹配,一

个通过使物体看起来和它背后任何物体都十分相像来隐藏该物体的伪装策略。因为从每个可能的视角来完全匹配一个物体的背景是不太可能的。因此,我们做一个权衡。隐藏一个物体的遮挡边界应该占多大比重?存在一些视角比其他视角更需要隐藏吗?我们提出了这些问题,设计模型来探究背景匹配的这些不同方面。

4.1 简单模型:平均着色

一个简单的解决方法是对物体着色使得物体与背景粗糙的颜色特征匹配。因此在平均模型中,我们把每幅图像都在立方体上做一个投影,然后在每一个纹元(即:在物体表面的每一个位置)上评估出一个平均颜色。这个算法获取了背景的粗糙颜色,但是结果比较模糊而且通常比较突出。

4.2 随机和贪心视角模型

这里,我们考虑的是一种另一种方案:在小数量的视角下进行更精确的匹配,而不是匹配粗糙的背景。为了刺激这个想法,假定我们通过在物体上投影的一幅图像来对它进行着色。这将使得物体在该视角下是完全不可见的。然而,在该视角的相邻视角下观察,该物体也会被隐藏。

这就很自然地引出了一个算法。我们选择一幅图像,然后在立方体上投影它,填充在该视角下观察时,可见的物体表面。然后,我们选择另一个视角,在未着色的立方体表面投影第二幅图像,重复以上步骤直到整个立方体都被填充为止。

为了更好地理解视角的选择的重要性,我们考虑了该模型下两种不同的方式。第一种是*随机法*,以随机的顺序在立方体表面投影这些图像。然而,这种方式会导致纹理拉伸或扭曲的问题(图 4b)。例如,我们在立方体一个相对视线方向倾斜角度很大的表面上投影一幅图像,然后再从该表面看起来倾斜较小的相邻位置观察结果,我们就会看到十分扭曲的物品。该表面甚至可能在很多相近的视角下是被遮挡的。另一方面,如果我们在正面—平行的表面上投影一幅图像,

从其他相近视角看起来会是十分相似的，我们称之为**视角稳定性**。因此，对于第二个模型**贪心法**中，我们仅仅在小于 70° 时能观察到的表面上投影图像。至于投影的视角顺序，每次总是选择在一个角度下可观察最多表面的那个视角¹，而不是随机选择。

我们注意到视角稳定性和通用的视角原则[12]的概念相似性。非正式地，我们更倾向于投影包含通用的表面纹理的图像，而不是那些偶然拍摄到的图像。

4.3. 用于隐藏边界的马尔科夫模型

通常，暴露物体存在的线索是在遮挡边界处纹理的错误匹配。这些遮挡边界为伪装带来了一个特殊的挑战。因为从不同的视角观察，这些遮挡处的背景会发生戏剧性的变化。同时，由于物体通常是由多种纹理组成的，物体内部纹理之间的缝隙是另外一个很重要的侦破物体存在的线索（这两个线索都可以在图 4c 中看到）。

我们提出了马尔科夫随机场架构来在以下三个侦查线索中做出权衡：遮挡匹配，内部缝隙以及视角稳定性。我们的公式和基于 MRF 的纹理合成以及空洞填补的方法是相似的[19,13]。我们把网状表面划分成纹元（每个表面 256×256 个纹元）。要推理的问题就是用索引 (v,p) 来标记每一个纹元。 v 和 p 确定了一个视角及该视角下的一个像素（这就决定了该纹元的颜色）。在我们的第一个模型中，我们用一个网格图把纹元联系起来，并在相邻表面的纹元间添加边界（图 5a）。然而，在我们的第二个模型中，我们为每一个表面分配一个标签，并且把相邻的表面联系起来。

我们用一个相似于[13]的标签空间（图 5b）：如果一个纹元是在 v 视角下的 p 像素观测得到的，那么我们给像素空间中添加 $\{(v, p+\Delta p) \mid \Delta p \in T\}$ ， T 是一个翻译的集合。在我们的模型中，标签简单对应于视角时，我们使用 $T = \{(0,0)\}$ ，或者我们使用

¹ 如果一个表面在较小的角度下一直是不可见的，那么我们允许根据任何一个视角对它填色。视角选择之间的关系会随机地被打破。

一个 3×3 的网格。我们最小化了能量函数：

$$D(\{x_i\}) = \sum_i E_i(x_i) + \sum_{i,j} E_{ij}(x_i, x_j), \quad (1)$$

x_i 是纹元 i 的标签， E_i 和 E_{ij} 是数据和光滑度代价。

对于数据代价，我们在匹配遮挡边界和选择一个稳定视角下的表面纹理中做出权衡：

$$E_i(x_i) = E_i^O(x_i) + E_i^S(x_i), \quad (2)$$

E_i^O 和 E_i^S 分别是遮挡匹配和稳定性代价。我们定义遮挡罚值为

$$E_i^O(x_i) = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m w_{ij} \|c(x_i) - c_{ij}\|, \quad (3)$$

$c(x_i)$ 是标签的对应颜色， c_{ij} 是从纹元 i 对图像 j 的投影中观察到的颜色， m 是视角的总数。如果一个纹元在某个特定的视角下，处于闭合边界的周围，归一化因子 w_{ij} 设定为 n_i/n_j 。 n_i 是纹元的总数， n_j 是 j 视角下遮挡纹元的总数。当一个纹元处于内部，我们设定 $w_{ij}=0$ 。

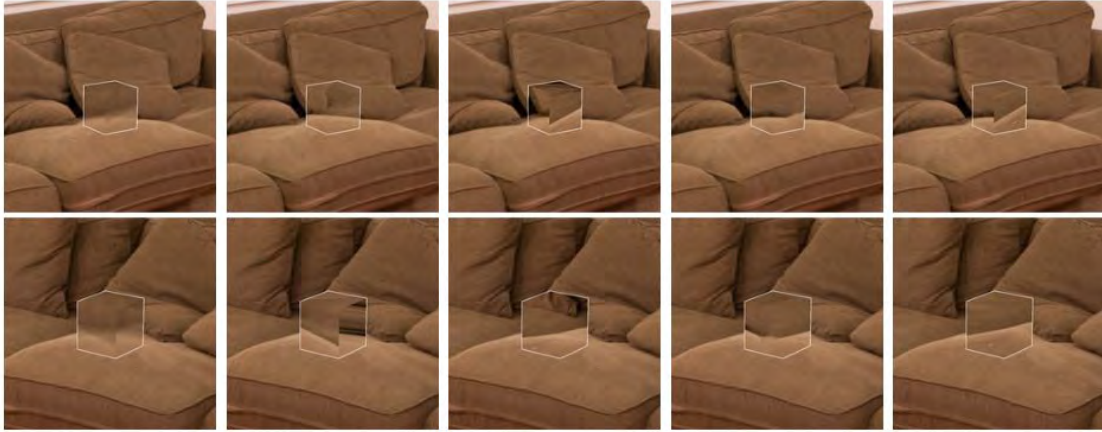
如果一个纹元距一个遮挡边缘的距离在某个范围内时（我们用边长的 10% 作为阈值），我们认为该纹元是一个遮挡纹元。为了高频纹理的鲁棒性，我们模糊了输入图像。

对于纹理稳定性代价，我们评估了从其他视角观察一个纹理时呈现的失真程度：

$$E_i^S(x_i) = \frac{1}{m} \sum_{i'=1}^m \min(\rho(J(v(x_i), i', f_i)), \tau). \quad (4)$$

这里 $v(x_i)$ 是纹元通过标签被分配的视角， f_i 是纹元的表面。术语 $J(i, i', f)$ 是表面 f 中央，视角下的像素坐标 (p'_x, p'_y) 相对与视角 i 下的像素坐标 (p_x, p_y) 的变化的雅可比矩阵： $J(i, i', f) = \partial (p'_x, p'_y) / \partial (p_x, p_y)$ 。

稳定函数 ρ 是 J 的特征值和罚值 $\rho^*(\lambda)$



(a)平均 (§ 4.1) (b) 随机 (§ 4.2) (c)贪心 (§ 4.2) (d)内部 MRF (§ 4.3) (e)边界 MRF (§ 4.3)

图 4: 模型比较 用每个模型合成的立方体的两个视角 (顶部和底部) 平均着色模型(a)产生了一个很模糊的效果; 随机模型(b)会产生看起来失真的纹理; 贪心投影模型(c)加上了一些和图像内容不匹配的未失真的纹理。这两种模型是随机的, 为了更好地阐述, 我们选择了这些失败的例子。内部 MRF(d)在隐藏遮挡边界, 纹理失真和内部缝隙间做了权衡。边界 MRF(e)选择了对于一簇视角能做很好地背景匹配的一个模式, 只允许表面边界出现缝隙。

$= \alpha \max(\lambda - \gamma, 0)^2$ 的总和, 这里 λ 是一个特征值。我们设置参一些数来压制由于视角过于倾斜引起的扩张因子, 并且限制由于任意单对视角的所占权重, 设 $\gamma = 2$, $\alpha = 20$, 以及 $\tau = 60$ 。

为了调查不同的侦查线索之间的权衡, 我们研究了 MRF 模型的两个变异。我们称这两个模型为: *内部 MRF* 和 *边界 MRF*。两个模型使用相同的数据代价, 但是在达到立方体内部的光滑度上, 两个模型有不同的策略。结果如图 4 所示。

内部 MRF 我们的第一个 MRF 模型试图隐藏立方体内部所有的纹理边缘。我们在相邻的纹元 x_i, x_j 之间定义了一个光滑度代价来对缝隙进行惩罚, 和[19]中的光滑度术语十分相似:

$$E_{ij}^I(x_i, x_j) = \alpha_I \sqrt{\|c(x_i) - \tilde{c}_i\|^2 + \|c(x_j) - \tilde{c}_j\|^2}, \quad (5)$$

c_i 是纹元 i 被给予标签 x_j 时将会被填充的颜色, c_j 类似。更详细地说, 假设在 v 视角下, 纹元 i 和 j 分别对像素 p_i 和 p_j 投影, 纹元 j 已经被标记为 $(v, p_j + \Delta p)$ 。预测值 \tilde{c}_i 是 $p_i + \Delta p$ 像素在视角 v 中的颜色。特别的是, 如果两个标签来自同一幅图像, 并且使

用了相同的翻译, 那么代价是零。当缝隙被遮挡时, 为了让 MRF 合成纹理, 我们启用标签翻译, 设置 $T = \{-d, 0, d\} \times \{-d, 0, d\}$, 其中 $d=30$ 像素。为了均衡缝隙线索和遮挡线索, 我们设置 $\alpha_t = 32$ 。我们使用 α -扩张的图切口[3]来寻找该模式下的标签。

边缘 MRF 我们自然会问道是否一些内部缝隙比其他的显著呢? 我们在第二个模型, 边缘 MRF 中做了探究。边缘 MRF 像内部 MRF 一样最小化了相同的数据代价, 但是允许缝隙出现在表面之间的边缘 (内部 MRF 允许缝隙出现在内部的任意位置)。该模型背后的假设是, 对于多面体, 在表面边缘放置缝隙是相对安全的, 表面内部的缝隙对于任意能观察到该表面的视角都是可见的, 但是边缘的缝隙只有对能同时观察到这两个表面的视角才是可见的。

为了消除表面的缝隙, 我们需要使得一个表面的所有纹元都有相同的标签。因此, 为了高效性, 我们为整个表面分配一个相同的标签, 而不是为单个的纹元²分配。这些表面的超节点的一个数据代价是为所有的

²通过修改内部 MRF 的光滑度代价可以得到另一个非常相似的模型 (但是难以优化): 为同一表面的纹元添加一个大的波茨代价, 为表面间边缘的纹元添加一个较小的波茨代价。



(a) MRF (b) 一个纹元的标签空间

图 5: 内部 MRF 结构化成一个网格图, 其中每个纹元都是一个变量(a)。靠近表面边缘的纹元(蓝色)有特殊的遮挡边缘代价。每个纹元用该视野中的一个像素标记(b), 加上来自网格图的一个漂移量; 网格在每个视角纹理投影的中心。在边缘 MRF 中, 我们使用相同的数据代价, 但是每个表面的纹元合并成了一个节点, 并且不允许加漂移量。

纹元分配标签的代价之和:

$$E_f(x_f) = \sum_{i \in F_f} E_i(x_f), \quad (6)$$

x_f 是该表面的标签, F_f 是属于该表面的纹元的集合。相邻的表面是互相联系的, 形成一个六节点的 MRF。对于光滑度代价, 我们使用一个巨大的波茨代价, 罚不同标签的相邻表面。该方法需要解决方案具备最小的缝隙。因为我们允许表面有缝隙, 我们禁用像素翻译, 设置 $T = \{(0,0)\}$ 。我们用强力搜索来解决最优方案的问题。

对于典型的场景构造(以及立方体形的物体), 解决方案只包括两个代表性的视角的投影: 一个视角通常投影到三个表面, 另一个用于投影到其他表面。用这种方法, 该模型和贪心模型就十分相像了。两个模型都是选择较少的代表性视角来对立方体投影, 但是在决定所选视角时, 边缘 MRF 用的是明确的数据代价而不是视角启发。

5. 心理研究设计

为了评估我们的伪装算法, 我们在亚马逊土耳其机器人上做了心理学测试。我们的装置和在视觉探究[25]中的工作类似, 并且研究了该装置相比于其他不同伪装模式[1,9]的效率。我们给受试者展示一系列照片: 有些里面有一个盒子, 有些则没有。指导他们如果看到了一个盒子就按下 y 键, 如果没看到就按下 n 键。如果他们看见了盒子, 必须

点击这个盒子。我们用一个距离阈来检测他们点击的位置是否距离盒子很近(该阈值为图像宽度的 8%)。他们还被告知, 45 秒后就不能再回答一个问题。测试者完成所有的测试或者测试时间结束后, 我们在没有盒子的地方勾画出一个盒子。我们做了一个简短的练习(6 幅图像), 以使受试者熟悉该装置。

为了避免可能的干扰效应, 我们只给每个测试者展示一种算法的例子。因为如果知道了物体的位置, 将会非常容易做这个测试。因此, 我们只把每个场景的一个视角展示给测试者, 并且这些图片是随机抽取为每个测试者抽取的。我们随机地抽取有盒子和无盒子的场景(各 50% 机率)。为了确保被展示的图片不是被用于一个算法输入, 我们使用了“留一法”。对于每幅图像, 我们用该场景其他所有的照片来合成一个伪装的盒子, 然后, 从其他的视角来渲染。为了排除土耳其机器人的不佳表现, 也为了排除使用者的不佳表现, 我们使用的图像中包含八张简单的图像。

我们使用两个评价指标。首先, 我们测量**迷惑率**, 即一个测试者回答错误的可能性。其次, 我们测量**寻找时间**, 即一个使用者按下 y 键所需的时间, 即: 我们告知使用者该场景中有一个盒子, 使用者继而点击盒子所需的时间。一个好的伪装算法应该具有很高的迷惑率以及很大的寻找时间, 并且我们测试了使用一种算法的测试者和使用其他不同算法的用户表现上的差异性。

6. 结果

6.1. 定量结果

使用我们的心理学研究设计, 我们评估了第 4 部分描述的 5 种模型。我们发现这些模型在寻找时间和迷惑率两个评价指标上均优于简单模型(表 1)。此外, 我们发现 MRF 模型在寻找时间上优于随机模型, 所有表现优秀的方法都有相似的迷惑率。

针对迷惑率, 为了测试的显著性, 我们使用了双面 t 测试, 对于寻找时间, 我们使用了双面惠特尼 U 检测。因为我们做的是多

Model	Confusion	Time to find	Overall time	n
Uniform	0.03 ± 0.00	1.38s ± 0.03	1.42s ± 0.03	327
Mean	0.09 ± 0.00	1.70s ± 0.04	1.74s ± 0.03	328
Random	0.25 ± 0.01	2.59s ± 0.08	2.59s ± 0.06	288
Greedy	0.28 ± 0.01	2.66s ± 0.11	2.72s ± 0.08	309
Interior MRF	0.30 ± 0.01	2.90s ± 0.10	2.92s ± 0.08	299
Boundary MRF	0.30 ± 0.01	3.25s ± 0.13	3.27s ± 0.09	284

表 1: 定量结果。数字越高表示结果越好。我们报告了平均迷惑率和寻找时间中位数（第 5 部分）。我们也包含了总时间，它是从所有的测试中求得的中位数，而不是对每一个用户求得的。n 是用户的数目（每人观察 37 幅图片）。基准统一给每个对象一个纯色，充当表现的一个下界。迷惑率包括虚假正面和反面（作为比较，对于内部 MRF，丢失一个真实的立方体的机率是 46%；见细节的补充材料）。时间的标准误差是用 bootstrapping 算法计算的。

重测试（用两个指标分别对每个算法进行两两比较），因此，我们使用了霍尔姆—邦费罗尼方法将错误发现的数量控制在一个显著的水平为 0.05（纠错后，我们最终使用了一个显著的阈值 0.01）。

两种基于 MRF 的方法在寻找时间指标上都显著地优于基于投影的方法。特别的是，边界 MRF 的时间中位数比贪心算法快了半秒（在比较这些模型的寻找时间时， $p < 10^{-6}$ ），内部 MRF 比贪心算法快 200ms ($p=0.006$)。然而，两个 MRF 模型在时间上没有显著的差异 ($p=0.027$)。

尽管这些模型在时间方面表现各不相同，它们在迷惑率上的表现没有太大的差异。基于 MRF 模型的迷惑率比该指标下的贪心算法高 2%，但是这并不是很显著的差别（比较内部 MRF 和贪心算法时 $p=0.011$ ）。同时，内部 MRF 和边界 MRF 有着几乎一致的迷惑率，尽管前者略高于后者。对于基于投影的两种算法，我们发现在迷惑率指标上，贪心算法优于随机算法 ($p=0.003$)，但在时间上却逊于随机算法 ($p=0.394$)。对于两个指标，所有的方法都显著地优于平均方法（所有的比较中， $p < 10^{-6}$ ）。见全数据的补充材料。

边界 MRF 和内部 MRF 在时间上比贪心算法有所提升，这提示我们：对于背景匹配，遮挡边界误匹配和纹理失真是隐藏一个物体的好线索。相似的迷惑率的一个可能的解释是，我们发现所有的方法都是基于同一原则的，即：在立方体上投影一个视角的图像，则从相邻视角观察，该物体是隐藏的。在一些情况下，只有很少的视角可以很好地隐藏立方体。在这种情况下，只有当观察者的视角和投影到立方体上的视角十分相近时，观察者才会看不到立方体。否则，缺陷将会足够明显从而使得他们最终发现该立方体。

6.2. 定量的例子

我们在图 6 中展示了代表性的结果，并且我们在图 7 中展示了多视角下的一小部分场景。为了说明这些模型的差异，我们也在图 8 中比较了不同模型的结果。

7. 讨论

我们的研究指出优秀的背景匹配算法一定是隐藏各种不同线索的权衡，例如纹理失真（贪心算法），遮挡匹配（边界 MRF）以及隐藏内部缝隙（内部 MRF）。宏观看来，这些目标是相互冲突的。在某些特定场景下，一个模型远优于它的竞争者。例如，在物体离背景墙或地板很近的场景中（图 8a），遮挡线索很容易被隐藏。在其他场景中，阻挠这些遮挡线索是不够的，内部缝隙和纹理失真则更加重要（图 8b）。

我们把这篇论文看做未来研究的两个开放性方向。首先，当我们把重点放在创造在心理学上高效的模型上时，那么令人信服地把这些模式显示在现实世界中的任务就给它自身带来了挑战，例如光线和显示局限。作为该领域的首创性实验，我们印刷了一个伪装模式，并把它包装在一个真实的盒子上（图 1）。结果中有可见的颜色不匹配和阴影效应。另一个方向是探索不同的生物伪装原则。在这项工作中，我们重点关注背景匹配，但是生物学有如此多的伪装策略（图 2），例如混隐色，拟态，积极发光和形状变换。

总的来说，我们展示和测试了从多视角



图 6：我们在研究中使用的 20 幅（共 37 幅）视角场景。伪装的盒子利用边缘 MRF(第 4.3 部分)伪装技术被放置在每一幅场景中。你能找到它们吗？你可以放大这些图像。经过长宽比过滤后，我们随机选取场景，并根据心理学研究中的迷惑率将它们分类（先展示迷惑率低的场景）。我们选择了容易发现立方体的的一些场景（很多省略的场景中立方体很难发现）。我们使用所有的视角来计算伪装模式，在实验中没有使用留一法这个环节。



图 7：选中的场景的多个视角，使用边缘 MRF 伪装模式

伪装一个物体。我们用测试者做了实验，结果发现我们的模型显著优于一个简单的伪装模型。我们的结果也提供了对于伪装技术来说至关重要的线索。这些提示我们给立方体投影多个视角的图像的方法优于粗略匹配颜色。如果这些视角选择得好的话，发现

目标物会花费很长的时间。最终，我们的结果显示匹配遮挡边界和纹理失真建模在伪装上表现的更好，而隐藏所有的内部缝隙则不那么重要。我们的数据库、算法的源码以及心理学实验，对于其他研究者也是有用的。



图 8: 结果比较。我们选择在一种模式 (左图) 下伪装效果优于另一种模式 (右图) 的一些案例, 比较标准是迷惑率。在图 (a) 中, 边缘 MRF 选择的纹理对于背景平面和场景纹理匹配地都很好。图 (b) 中, 内部 MRF 将纹理和背景匹配融合地很好; 然而, 边缘 MRF 带来了纹理扭曲和缝隙。图 (c) 中, 边缘 MRF 选择了一个包含明显的桌腿的纹理, 虽然降低了一些代价, 但是看上去却十分显眼; 在第二个例子中, 边缘 MRF 在一些视角中将盒子隐藏的很好 (平行于木材的视角), 但是使得其他的视角看上去很显著 (面向木材的视角)。

致谢 感谢 Yair Weiss 和 Ruth Rosenholtz 小组的成员参与的有用的讨论。NSF CISE/IIS award 1212928 对这项工作提供了支持, 以及 NDSEG Fellowship 提供了 A.O. Photo credit 图 2: [18], Flickr users 84884728@N03, giselaglb, schinker

参考文献

- [1] Where is that nightjar? <http://nightjar.exeter.ac.uk/where-is-that-nightjar>. Accessed: 2014-04-12. **2, 5**
- [2] M. Bertalmio, G. Sapiro, V. Caselles, and C. Ballester. Image inpainting. In ACM Trans. Graphics, 2000. **2**
- [3] Y. Boykov, O. Veksler, and R. Zabih. Fast approximate energy minimization via graph cuts. IEEE Trans. PAMI, 2001. **5**
- [4] J. Callaghan. Public art projects. <http://joshuacallaghan.com/publicart.htm>. Accessed: 2014-04-12. **1**
- [5] C.-C. Chiao and R. T. Hanlon. Cuttlefish camouflage: visual perception of size, contrast and number of white squares on artificial checkerboard substrata initiates disruptive coloration. Journal of Experimental Biology, 2001. **2**
- [6] H.-K. Chu, W.-H. Hsu, N. J. Mitra, D. Cohen-Or, T.-T. Wong, and T.-Y. Lee. Camouflage images. ACM Trans. Graphics, 2010. **2**
- [7] H. B. Cott. Adaptive coloration in animals. 1940. **2**
- [8] A. Criminisi, P. Pérez, and K. Toyama. Region filling and object removal by exemplar-based image inpainting. Image Processing, IEEE Transactions on, 2004. **2**
- [9] I. C. Cuthill and A. Székely. Coincident disruptive coloration. Phil. Trans. of the Royal Society B: Biological Sciences, 2009. **5**
- [10] A. A. Efros and W. T. Freeman. Image quilting for texture synthesis and transfer. In ACM Trans. Graphics, 2001. **2**
- [11] P. F. Felzenszwalb, R. B. Girshick, D. McAllester, and D. Ramanan. Object detection with discriminatively trained part-based models. IEEE Trans. PAMI, 2010. **1**
- [12] W. T. Freeman. The generic viewpoint assumption in a framework for visual perception. Nature, 1994. **3**
- [13] R. Gal, Y. Wexler, E. Ofek, H. Hoppe, and D. Cohen-Or. Seamless montage for texturing models. In Com.Graph.Forum, 2010. **2, 3, 4**
- [14] D. J. Heeger and J. R. Bergen. Pyramid-based texture analysis/synthesis. In ACM Trans. Graphics, 1995. **2**
- [15] X. Hou and L. Zhang. Saliency detection: A spectral residual approach. In CVPR, 2007. **1**
- [16] J. Kopf, C.-W. Fu, D. Cohen-Or, O. Deussen, D. Lischinski, and T. T. Wong. Solid texture synthesis from 2d exemplars. ACM Trans. Graphics, 2007. **3**
- [17] S. Lefebvre and H. Hoppe. Parallel controllable texture synthesis. In ACM Trans. Graphics, 2005. **2**
- [18] M. A. Noor, R. S. Parnell, and B. S. Grant. A reversible color polyphenism in american peppered moth (biston betularia cognataria) caterpillars. PloS one, 2008. **2, 8**
- [19] Y. Pritch, E. Kav-Venaki, and S. Peleg. Shift-map image editing. In ICCV, 2009. **2, 3, 5**
- [20] C. Reynolds. Interactive evolution of camouflage. Artificial life, 17(2):123 - 136, 2011. **2**
- [21] G. D. Ruxton. The possible fitness benefits of striped coat coloration for zebra. Mammal review, 2002. **2**
- [22] N. Snaveley, S. M. Seitz, and R. Szeliski. Photo tourism: exploring photo collections in 3d. In ACM Trans. Graphics, 2006. **3**
- [23] M. Stevens and S. Merilaita. Animal camouflage: mechanisms and function. Cambridge University Press, 2011. **1, 2**
- [24] A. Tankus and Y. Yeshurun. Convexity-based camouflage breaking. In Pattern Recognition, 2000. **2**