Smartbanner：智能横幅广告设计框架，在创意自由与设计规则之间实现平衡

Guandong Li[1*],Xian Yang[1]1.*苏宁，玄武区，南京，210042，江苏，中国。*通讯作者。
电子邮箱：leeguandong@gmail.com

摘要：企业广泛使用横幅广告推广产品，而智能自动合成横幅广告是一项颇具挑战性的工作。仅需输入少量产品、文本和尺寸等信息，即可合成风格自由度高、丰富多样的横幅广告；同时，还必须满足广告主对广告及场景的设计规范。 我们提出了一种在创意自由与设计规则之间实现平衡的智能横幅广告设计框架，称为 smartbanner。Smartbanner 由规划器、执行器、调整器和生成器组成。通过这一协同框架合成横幅广告，能够充分解放设计师，降低设计门槛和成本。 在保证作品质量的前提下，该框架使点击率提升了 30%，设计师的工作效率提高了 500%，并且全年批量合成数亿张图片。关键词：横幅广告设计，创意自由，规划器，执行器，调整器

1.引言

横幅广告设计在现代生活中无处不在。 创作和完善设计可能耗时费力，而且需要专业技能，才能在满足审美需求的同时清晰地传达信息。 虽然原创设计更具艺术性，但要创作出一系列视觉风格一致的设计，也有一些必须遵循的可量化规则。 投放广告时，不同广告主往往会提出各自的横幅广告设计要求，并将其投放在不同的位置或场景中，例如信息流、联合横幅等广告位、页眉图片、社交分享小程序等。 不同的场景和投放位置要求设计师反复修改同一主题的素材。即使是风格相同的横幅广告，也需要花费大量时间，而不同的广告位也会对设计形成限制。 当然，对于设计师来说，当需要完成一个富有创意的新横幅广告时，要创作出有效且符合设计规范的图片 [1,2]，可能既困难又耗时。 有了产品图片和文本描述后，设计师还需要考虑多种设计元素，以满足审美要求。 随着创意设计需求不断增长，智能设计不仅能大幅减轻设计师的工作量，还能为他们带来新的创意和灵感。

横幅广告通常由背景、产品、文本、装饰元素、标志、文本绑定蒙版和产品绑定蒙版等组成。 文本包括主标题、副标题和行动用语，产品也可以有一个或多个。 横幅广告设计是一项复杂的工作，很难找到兼具创意性并符合设计规范的端到端设计方案。 在 [3] 之前，曾有一种基于风格的拓扑变换。这种风格变换的结果是，设计的布局和风格看起来相对简单。 与原图相比，这可能只是在左右或上下布局上的变化，无法体现创意能力。也有一些自动生成平面设计的技术，但它们主要侧重于按照用户指定的布局排列图像和文本 [4, 5, 6]。 在创意横幅广告设计中，首先必须考虑两个问题。 首先是解决布局问题，如何生成与产品在美感和语义上相匹配的模板至关重要。 其次是核心模块的布局和微调，包括文本区域和产品区域的布局，以及

匹配元素蒙版的调整。 在电子商务场景中，文本是核心标语。产品与受众之间的许多触点都隐藏在文本中，因此文本布局尤为重要。 多个产品的排列也是影响横幅广告效果的关键因素之一。它们的元素布局、绑定装饰元素的组合以及蒙版的选择，都应体现所选上下文与产品图像语义的一致性，并确保设计元素的颜色、形状和尺寸彼此协调。 除此之外，横幅广告设计中还有两个隐藏因素同样至关重要。 首先，横幅广告的创意不仅来自设计元素与模板本身的组合，也来自历史点击率。 因此，我们考虑将点击率信息融入创意设计，并根据场景数据的滚动变化对生成的横幅广告进行微调和优化 [7,8]。 其次，创意横幅广告通常只需输入产品文本和尺寸，即可自动生成创意图。 这是一个设计自由度很高的过程，布局元素的布局方式可以有多种结果，因此这一过程需要高度多样性。然而，广告主需要的是能够规律产出的横幅广告。 我们的算法在自由度与规则之间取得平衡，生成的图广泛应用于信息流和苏宁易购。

我们的横幅创意设计只需输入产品文本和尺寸，即可自动生成创意横幅，大幅释放设计生产力，我们称之为 Smartbanner。Smartbanner 由规划器、执行器、调整器和生成器组成。规划器通过模板召回、模板预排序和创意排序，从模板库中筛选模板，找到合适的布局。创意排序是一种监督模型，它综合了图像、文本和历史点击率等信息。好的布局是成功的一半。执行器由尺寸扩展工具、文本布局模型和多商品模板规则组成。调整器维护一个元素检索器和一套微调算法，用于调整和替换模板中的元素。 生成器根据经过微调的横幅组合图像。Smartbanner 是一个兼顾自由度与设计规则的智能设计框架，既能确保创意出色，也能保证设计规范。 在电子商务场景中，规范化设计非常重要。 Smartbanner 还是一个组合式设计框架，支持苏宁易购几乎所有的自动化智能设计服务。 在广告领域，设计师只需设计少量基础模板，就能生成海量横幅广告。通过更好的产品创意搭配，点击率可提升 30%。在保证创作质量的前提下，设计师的效率将提升 500%，全年可批量合成数亿张图片。

本文的贡献如下：

1. 提出了 Smartbanner。Smartbanner 是一种智能设计框架，兼顾自由度和设计规则。只需输入产品文本和尺寸信息，即可完成横幅广告设计。 它由规划器、执行器、调整器和生成器组成，不仅能确保出色的创意，还能保证设计规范化，从而解放设计师。

2. 将点击率信息融入创意设计，并根据场景数据的滚动情况对生成的横幅广告进行排列和优化。

3. 将基于神经网络设计的文本布局模型引入执行器，该执行器支持多产品输入和尺寸扩展模块，不会强制依赖检索到的模板尺寸，并可支持输出任意尺寸的横幅。

2.相关工作

Tang YC[9] 强调了领域知识数据库在设计智能理论模型中的核心作用。领域知识数据库承载着设计、风格、艺术、技术等方面的数据，是创意模块的数据源。 微软[6] 提出了一种计算框架，其中包含一组与主题相关的布局模板，并融合了自上而下的高层审美设计原则和自下而上的低层内容特征。 该布局模板利用领域专家的先验知识来定义空间布局、语义色彩、和谐色彩模型、字体情感和尺寸约束。 该框架将排版构建为一个能量优化问题，通过最小化文本侵入、空闲视觉空间浪费，以及感知和语义层面信息重要性不匹配所产生的代价来实现优化。 这项工作颇具启发性且富有前瞻性，我们从中学到了很多，包括模板布局方面的思路。

许多研究致力于开发最优布局算法，以便根据特定的审美标准自动将图像和文本放置在合适的位置 [10]。 De signscape [11] 是一个典型例子。它是一个交互式系统，可根据用户输入的一组图像和文本生成布局建议。 为增强自动布局生成过程的交互性，Todi 等人提出了 SketchPlore [12], ，这是一种实时布局优化工具，能够自动推断设计师操作，并利用预测模型提出更可行的布局，以生成用户界面。 Tabata 等人 [13] 提出了多种候选方案，可根据用户输入的文本、图像和页码自动创建杂志版式，同时保留原有设计风格。 Zheng 等人 [14] 近期的一项研究能够依据段落内容在文本文档中排列图像。广告海报的设计通常从用户指定的少量设计元素开始。算法需要进一步选择与产品图像相匹配的设计元素，并在画布上正确排列所有元素，以完成设计。 为创作更具风格化的平面设计，Jahanian [15] 提出了杂志封面的平面设计指南，并设计了一个由三个主要模块构成的框架，分别涉及封面元素的布局、颜色以及封面标题的排版。 Yang 等人 [16] 设计了一个自动生成数字杂志封面的系统：该系统通过归纳一组与主题相关的模板，并引入融合布局设计关键元素的计算框架来实现这一目标。 这些工作通常基于规则，智能化程度较低。Vinci [17] 提出了用于描述广告海报设计元素的设计空间，并引入设计序列，用以反馈人类设计师创作海报时所做的设计决策。

在工业领域，阿里巴巴的鲁班[18] 和京东的玲珑系统与我们的工作息息相关。 Smartbanner 专注于在实际场景中大规模落地，其核心是在创意自由与设计规则之间取得平衡。

3.方法

Smartbanner 由规划器、执行器、调整器和生成器组成。 规划器借助模板召回、预排序和创意排序，生成优质的布局设计。 获得布局设计模板后，执行器会分别对横幅中的产品和文本区域进行布局。调整器基于审美标准和一些设计规则构建评估算法，并在布局完成后进一步微调元素、产品和文本。 最后，生成器会将完成的模板渲染成图像。 整体流程图如图1所示。

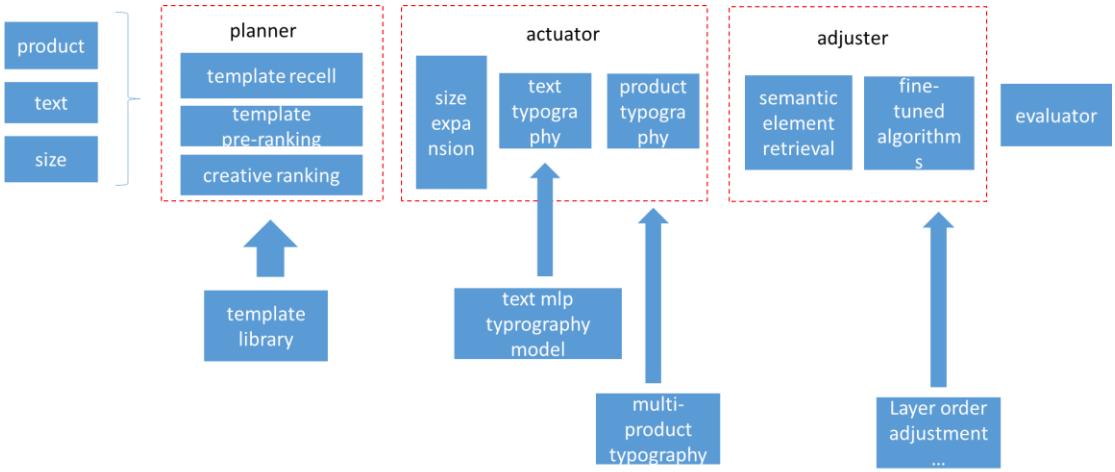


图 1. Smartbanner 流程图

3.1 规划器

如何获得布局？好的布局就成功了一半。 我们可以通过 layoutgan[4]/dcgan[19]，的端到端方法直接生成布局，但这种生成方式通常面临两大缺点。 首先，端到端生成的自由度过高，效果难以理解，而且生成的布局包含太多糟糕案例，无法满足广告主的设计需求。其次，对标签的要求很高。在资源有限的情况下，初期很难提供相对优质的布局。然而，过拟合的布局又无法满足设计的多样性。 因此，为了平衡自由度与设计规则，我们选择了基于模板库的布局生成方法。 预定义模板可以提供相对规范的设计布局。通过在模板维度上添加设计约束，可以获得符合规范的元素和满足广告主需求的布局设计。 此外，对于不同场景，我们可以提供不同业务单元与模板组之间的对应关系，限制创意的自由度，并确保生成结果具有较高的可用性。

3.1.1 模板设计

为了说明领域特定布局设计与计算内容特征之间的区别，我们在模板设计中增加了更严格的自由度限制，以确保横幅生成之初的布局规范。 设计师设计的模板使用了更规范的元素：

a. 在 PSD 中，我们限制特效和图层的类型，并对图层名称进行详细分类。这些详细分类有助于动作与微调模块针对不同名称类型的图层采用不同的处理方法。

b. 设计师设计的模板需要添加模板类型和风格等标签信息，这有助于我们训练标签模型，为新模板设计特征维度标签。

c. 为确保模板的丰富性，我们对模板中的产品数量、文本行数、图片与文本的左右布局、尺寸等信息进行了限制。

设计好原始模板后，我们将通过颜色迁移和尺寸扩展来扩充原始模板库。 模板库的丰富程度和数量与设计效果相关。模板库越丰富、数量越多，合成效果

这样会更好，也能匹配到更合适的布局。



图 2. 模板库



图 3. 图层类型名称设计图

模板库中的模板如图 1 所示。 图 2 展示了图层名称的主要类别。实际上，对于装饰图层，我们有 ornment-a-1（修边图层）和 ornment-b-1（非修边图层）。 对于蒙版图层，与不同的文本图层匹配会产生不同的蒙版类型。 例如，与主文本匹配的称为 mc-c，与副文本匹配的称为 mc-d，与动作词匹配的称为 mc-e，等等。

3.1.2 模板召回

模板召回有多种方式。目前，我们主要采用结合特征维度筛选和布局筛选的召回方法。

a. 特征维度筛选包括风格、类别和尺寸信息，并根据输入信息匹配最接近的尺寸，之后还会进一步微调尺寸，以匹配相似的风格和尺寸。

b. 对于特征维度召回模板，我们计算输入文本和产品信息，并设计文本信息的损失函数，最终得到加权损失，以召回最优模板。

文本信息的损失函数为

$$score = 1 - (\alpha 1 * loss1 + \alpha 2 * loss2)/\alpha 3$$

其中，loss1 是输入文本行数与模板文本行数之差，可能为 0、1 或 2。 loss2 是模板文本的平均词数减去输入文本的平均词数所得的差值。 其中，α1、 α2 和 α3 这三个参数可以通过理论推导得出。 在限制文本时，我们规定最少词数（wordnummin）为 4，最多词数（wordnummax）为 20。 当行数相同时，我们希望优先选择平均词数稍多的模板。 当 loss2 大于 0 时， α2 为 2；当 loss2 小于 0 时， α2= 为 -2.2。 当输入文本行数为 1，平均词数为 y，模板文本分别有 1、2、3 行，平均词数分别为 x1、x2、x3 时，每个模板的损失为:

$$loss1 = \alpha 1 * 0 + \alpha 2 * (x1 - y)$$
$$loss2 = \alpha 1 * 1 + \alpha 2 * (x2 - y)$$
$$loss3 = \alpha 1 * 2 + \alpha 2 * (x3 - y)$$

我们希望损失1<损失2<损失3，然后是 $\alpha 1 > \alpha 2 * (x1 - y) - \alpha 2 * (x2 - y)$，接着是 α1>α2 *(x1-y)。 使用先前设定的最大词数 20 和最小词数 4， $\alpha\alpha 1 = 2.2 * (wordnummax - wordnummax) + 1$。 α3 用于归一化，可通过以下公式计算：$\alpha 1 * (textline - 1) + 2.2 * (wordnummax - wordnummin)$。

产品得分是根据产品尺寸与

模板中产品尺寸之间的匹配关系得出的。最终总召回分数为:

分数 = 文本_分数 ∗文本_权重 + 商品_分数 ∗ 商品_权重，其中文本_权重和商品_权重可以通过经验获得。

3.1.3 模板预排序

模板预排序主要对模板的颜色模块进行筛选，而模板颜色分布是模板调性的重要组成部分。通常，我们会采用多种颜色预排序策略，包括通过计算输入商品颜色与原始模板中的商品颜色之间的距离进行预排序；这取决于设计师设计的商品与素材的颜色搭配逻辑。 然而，这种方法并不完全可靠，因为某些模板的风格/主色是根据文本设计的，而文本中包含语义信息。 因此，我们通常会同时考虑输入商品颜色的前 1–3 名，以及模板中商品图层颜色的权重。 当然，仅通过颜色维度进行预排序仍然比较单一，还可以从更多维度进行排序和考量。

此外，在颜色预排序模块中，我们还需要考虑:

a. 输入产品与模板的颜色冲突分析。

b. 对召回模板进行 topk 排序，控制来自统一模板的颜色迁移比例，并确保召回模板的多样性。

c. 对模板召回结果进行 topk 排序，避免来自同一色系的模板比例过高。



图4.产品与预排序中文本样式的搭配

3.1.4 创意排序

与依靠人工经验进行创意筛选相比，机器智能的固有优势在于，它能够通过海量数据学习创意的优劣，并在线积累知识，从而选出最能吸引消费者注意力的广告创意。 创意排序是对召回模板进行的最优精细化处理。 排序是一种监督学习模型，其训练数据来自历史点击数据。 基于历史点击数据，通过控制曝光阈值和点击阈值（通常取分桶周期内的曝光均值和点击均值。高于均值的数据作为正样本，低于均值的数据作为负样本），我们对同一模板在不同时段的点击率进行分桶处理。特征维度的嵌入包括图像特征、文本特征、召回/预排序分数、颜色等。

a.图像特征。 我们训练了自编码器自监督模型，也训练了一个监督模型，该模型以历史发布图像数据中的划分作为标签。 自编码器自监督模型的聚类效果非常好，最终我们使用自监督训练模型提取特征。

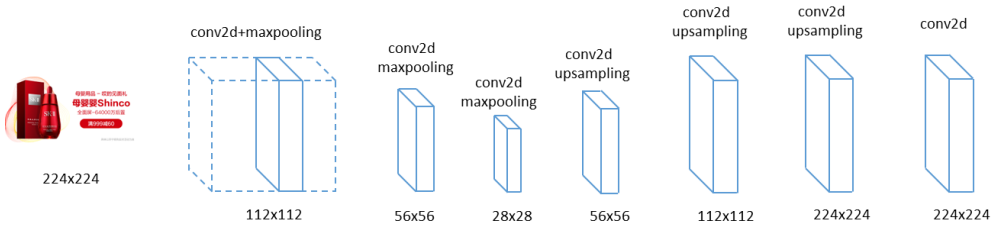


figure a

layer	Output shape	param
conv2d_1	None,224,224,32	896
maxpolling2d_1	None,112,112,32	0
conv2d_2	None,112,112,16	4624
maxpooling2d_2	None,56,56,16	0
conv2d_3	None,56,56,8	1160
maxpooling_3	None,28,28,8	0
conv2d_4	None,28,28,8	584
upsampling2d_1	None,56,56,8	0
conv2d_5	None,56,56,16	1168
upsampling2d_2	None,112,112,16	0
Conv2d_6	None,224,224,32	4640
Upsampling2d_3	None,224,224,32	0
Conv2d_7	None,224,224,3	867
Total		13939

figure b

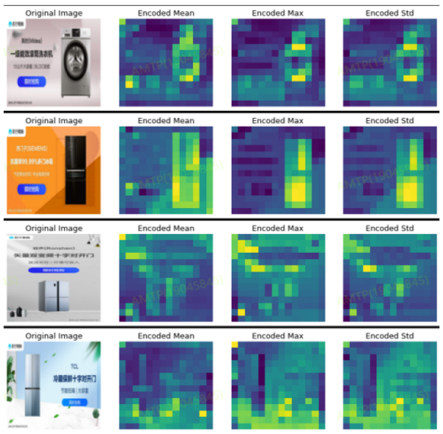


figure c

图5a/b展示了自编码器的网络结构和参数，图5c展示了自编码器提取的特征类激活映射，而自编码器提取出了良好的特征维度。

b.文本。 文本维度使用 TF-IDF 作为词频特征嵌入。 我们也尝试微调 BERT[20] 以进行下游文本特征提取，但由于文本模式相对固定，且缺少长段连续的语义信息，微调 BERT 的效果一般。最终，我们只选择 TF-IDF 来提取词频。此外，我们还对文本中的“折扣”和“满减”等词进行了独热编码。

c. 颜色从主色中提取，人工设计了12种主色， 包括黑色、白色、红色、橙色、黄色、橄榄绿、绿色、绿松石色、草绿色、靛蓝色、蓝色、紫色、品红色、酒红色。

d. 我们考虑了尺寸和ID等数值特征维度。例如，系列编号是模板组编号，ID是模板编号，而部门是产品组的业务部门编号。

e. 我们还将模板召回和模板预排序的分数作为嵌入维度的一部分。

在决策模型中，我们也考虑过一些图文多模态方法，但最终选择了 lgb[21], ，它足以满足我们场景中的创意优化需求。

模型	特征嵌入	模型	准确率	AUC
lgb1	系列编号,ID,文本,颜色,尺寸,分数	lgb	0.6524	0.705459
lgb2	系列编号,ID,文本,TF-IDF,颜色,尺寸,分数	lgb	0.6569	0.714433
lgb_ae	系列编号,ID,TF-IDF,ae,尺寸	lgb	0.6829	0.737812
lgb3	系列编号,ID,文本,TF-IDF,尺寸,分数,颜色,暗淡度	lgb	0.6444	0.69856
lgb_ArcFace	ArcFace,TF-IDF	lgb	0.6041	0.630242
lgb4	系列编号,ID,文本,TF-IDF,颜色,尺寸,分数,部门	lgb	0.6621	0.721802

lgb5	系列编号,ID,系列编号_ID,文本,TF-IDF,颜色,尺寸,分数,部门	lgb	0.6608	0.718033

表 1. 不同排序维度下准确率和曲线下面积的比较

3.1.5 数据集

在 Smartbanner 框架中，有多组横幅数据集，集中在规划器中。在模板召回环节，我们设计了一个模板库，并且可以将模板库的设计扩展到具体的业务场景。目前，我们有几组模板库：一组是横幅模板库，约有 1200 个横幅广告，涵盖不同的尺寸和宽高比等，风格也相当丰富；另一组是氛围图模板库，主要聚焦大型促销场景的氛围图；还有一组是小程序端的社交分享图模板库。在创意排序环节，目前离线训练的数据来自网站内部和外部的投放信息流数据。我们按周期筛选，平均每次训练的样本约为 70 万。

3.2 执行器

执行器主要包括两个方面：用于获取目标尺寸的尺寸扩展模块、文本布局和商品布局模板。规划器获得良好的布局后，我们需要重新排列输入文本区域。 输入多个产品后，我们还需要组合产品区域，以满足广告主的需求。

3.2.1 尺寸扩展

在规划器中，我们回忆尺寸维度，回忆出的模板是接近目标尺寸的模板。 但它并不等于目标尺寸。为了达到目标尺寸，我们需要扩展模板的尺寸，以获得目标尺寸。 尺寸扩展工具主要依靠拓扑关系进行设计。 事实上，回忆出的模板尺寸与目标尺寸相对接近，在这种情况下，尺寸扩展可以很好地实现（在宽高比为 30 度的空间中）。

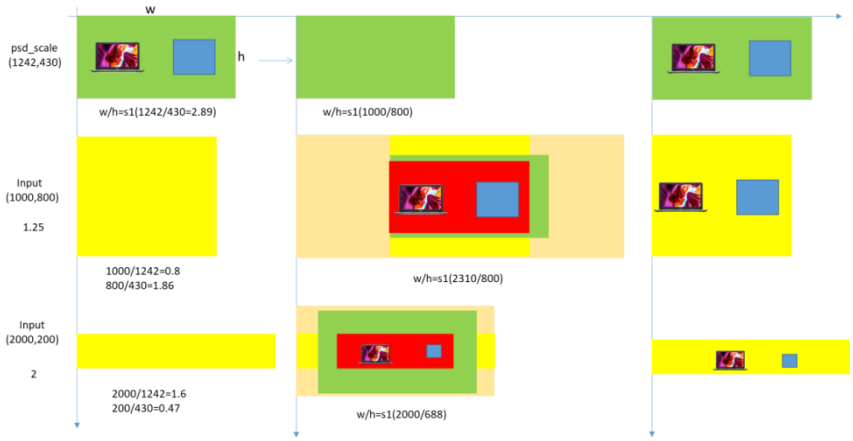
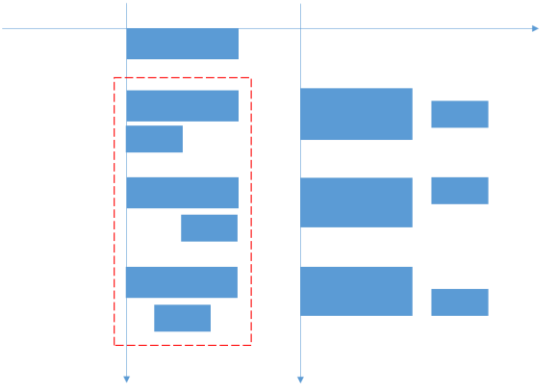


图6 尺寸扩展的拓扑关系转换示意图

3.2.2 文本布局

文本模块：我们设计了一个监督模型。 基于对现有模板数据的收集与分析，我们为所有文本指定了七种排版类型。 对输入 W 进行归一化处理，W 通常是模板的长度。 此外，输入还包括字符类型编码，例如字符大小写或中英文信息编码。 模型输出两个头，其中

第一个头负责预测输出文本的 w，第二个头负责预测输出的排版类型。 之后，将根据输出的 w 和排版类型重建文本区域的布局。



name	Layer		
Linear_0	Linear(3,16)	Linear_4	Linear(128,256)
Bn_0	BatchNormld	Bn_4	BatchNorm1d
Celu_0	Celu	Celu_4	Celu
Linear_1	Linear(16,32)	Linear_5	Linear(256,512)
BN_1	BatchNorm1d	Bn_5	BatchNorm1d
Celu_1	celu	Celu_5	Celu
Linear_2	Linear(32,63)	Cls_dropout	Dropout(0.5)
BN_2	BatchNorm1d	Head1	Linear(512,3)
Celu_2	Celu	head2	Linear(512,21)
Linear_3	Linear(64,128)		
BN_3	BatchNorm1d		
Celu_3	celu		

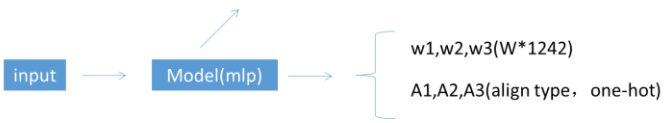


图7. 坐标对应文本的7种形式，右侧是文本的多层感知机模型



图8. 左图是模板文本的布局，右图是模型预测输出的布局。

3.2.3 产品布局

对于多产品区域的布局，我们根据设计师提供的布局先验设计先验知识库，并根据输入产品的数量选择产品布局。当输入产品数量为2时，有三种布局：对角布局、倾斜布局、并排布局。当输入产品数量为 3 时，有 5 种布局：三宽布局、一高两宽布局、三细长布局、三高布局和三角形布局。 当输入产品数量大于3时，有四种布局：近景旋转布局、双层三角形布局、扇形旋转布局和单层三角形布局。 具体形式是根据产品的宽高比选择合适的布局方式。

3.3 调整器

调整器是输出模板中的最后一步，类似于足球场上的守门员。 在动态微调环节中，我们认为设计风格已基本确定；参考设计师的创作过程，还需要进行一些调整，以进一步满足审美标准。

调整器在结构上负责两部分工作。 第一部分是语义元素检索。为了更好地适应输入重构后产品、文本区域和尺寸的变化

并确保横幅在语义信息上的协调与统一。 我们分析原始模板中的图层信息，借鉴设计师常用的设计理念和设计规则，根据横幅的情况添加产品或文本修改图层，并构建模板匹配算法，从图片模板库中选择并替换与重构后的横幅语义信息一致的素材元素。

第二部分是维护一组微调算法。 这一优化过程通过强化学习实现，动作集包括移动、图层顺序调整、颜色变化、缩放、透明度调整等。 对美学和效果的评估采用一些基本设计原则，例如布局和色彩搭配是否合理、是否存在遮挡。 同时，也结合了一些业务特征的评估标准，例如背景简洁、主体内容突出，以及文本行数与比例协调。 通过控制评估函数的设计与配置，我们能够兼容不同场景的业务特征，使受限的配置规则与通用的审美规则自然融合。 这能够确保颜色统一、广告图片具有视觉冲击力，并使一些复杂的对齐规则整齐一致。



图9。 语义元素检索图，替换其中产品的装饰图层

3.4 评估器

图片评估具有较强的主观性，主要可以从美学和效果两个方面进行评估。 美学方面既包括对齐、色彩搭配是否合理、是否存在遮挡等较低层级的判断标准，也包括风格是否一致、是否契合主题等较高层级的标准。 效果方面，则关注产品上线后点击率是否会提升。 我们建立了一个名为智能优化的新模块，负责生成可追溯模板并对最终点击率进行回归。将生成的节点与推荐特征嵌入结合，构建推荐模型，从而提升点击率。

4.结果

Smartbanner 适用于多种场景，随着模板库不断变化和丰富，可以合成各种横幅广告图。Smartbanner 已在苏宁的许多场景中得到应用。在生产环境中部署了一个由 48 台 CPU 机器组成的集群，配置为 Intel(R) Xeon(R) Silver 4114 CPU @ 2.20GHz 8G10C，centos7.3。生成器是 Smartbanner 中最耗时的部分，尤其是在处理多图层横幅广告时，合成速度与图层数量成正比。平均而言，对于一个包含 7 个图层的横幅广告，samrtbanner 单图合成耗时约 200ms。我们会预先解析模板 PSD，生成 smartbanner数据格式。下图展示了部分 Smartbanner 合成图像。 我们还展示了鲁班和 Linglong 的对比结果（我们使用了鲁班和 Linglong 的合成接口进行测试

官方网站）。 Linglong 仅支持单行和双行文本输入以及有效尺寸，鲁班支持一至三行的多行文本输入，但也有尺寸限制；Smartbanner 支持一至三行文本输入，且输出尺寸不受限制。从合成结果可以看出，Linglong 和鲁班的色彩搭配相对不协调，而 Smartbanner 可以通过粗略排版进行优化。 Linglong 和鲁班的文本布局也相对死板，而 Smartbanner 可以通过文本布局模型更好地解决这一问题。



图10. Smartbanner 的智能设计



图11. 左侧为 Linglong 的横幅广告，右侧为鲁班的横幅广告

5.结论

Smartbanner 由规划器、移动器、调整器和生成器组成。只需输入少量创意元素，即可合成符合要求的横幅广告。 输入的创意元素较少，意味着 Smartbanner 本身具有较高的自由度。布局和微调等模块可能生成相对不可控的信息，从而增加横幅广告无法使用的风险。 这在电子商务的规模化图像设计中是不可接受的。Smartbanner 应用了大量先验知识，能够有效降低并控制创意自由度，兼顾创意自由与设计规则，既保证良好的创意，也确保设计的规范性。Smartbanner 充分解放设计师，降低设计门槛和成本，实现快速、批量且丰富的视觉设计，为成千上万的用户提供千人千面的体验，并推动智能设计在电子商务领域的大规模落地。

参考文献

1.Mackinlay J. 将图形呈现理论应用于用户界面的图形设计[C]//第一届 ACM SIGGRAPH 用户界面软件年度研讨会论文集。1988年：179-189。

2.Qiang Y T, Fu Y W, Yu X 等. 基于概率图模型学习生成科学论文海报[J]. 《计算机科学与技术学报》, 2019年, 34(1): 155-169. 3. Zhang Y, Hu K, Ren P 等. 用于自动化横幅广告设计的布局风格建模[C]//ACM多媒体2017专题研讨会论文集. 2017: 451-459.

4.Li J, Yang J, Hertzmann A 等. Layoutgan：使用线框判别器生成图形布局[J]. arXiv预印本 arXiv:1901.06767, 2019年. 5.Vempati S, Malayil K T, Sruthi V 等. 实现超个性化：为时尚电子商务自动生成广告创意并进行排序[M]//时尚推荐系统. 施普林格, Cham, 2020: 25-48. 6. Yang X, Mei T, Xu Y Q 等. 自动生成视觉文本演示布局[J]. ACM多媒体计算、通信与应用汇刊 (TOMM), 2016, 12(2): 1-22. 7.Liu H, Lu J, Yang H 等. 用于京东视觉感知点击率预测的类别专属卷积神经网络[C]//第26届ACM SIGKDD知识发现与数据挖掘国际会议论文集. 2020: 2686-2696. 8.Chen J, Xu J, Jiang G 等. 电子商务广告的自动创意优化[C]//2021年万维网大会论文集. 2021: 2304-2313. 9. Tang Y, Huang J, Yao M 等. 设计智能综述：进展、问题与挑战[J]. 《信息技术与电子工程前沿》, 2019年, 20(12): 1595-1617. 10.Lok S, Feiner S. 信息展示自动布局技术综述[J]. SmartGraphics论文集, 2001, 2001: 61-68. 11.O'Donovan P, Agarwala A, Hertzmann A. Designscape：通过交互式布局建议进行设计[C]//第33届ACM计算系统中的人为因素会议论文集. 2015: 1221-1224. 12.Todi K, Weir D, Oulasvirta A. Sketchplore：通过布局优化器进行草绘与探索[C]//2016年ACM交互系统设计会议论文集. 2016: 543-555. 13.Tabata S, Yoshihara H, Maeda H 等. 图形设计杂志的自动布局生成[M]//ACM SIGGRAPH 2019海报. 2019: 1-2. 14. Zheng X, Qiao X, Cao Y 等. 图形设计布局的内容感知生成建模[J]. ACM图形学汇刊 (TOG), 2019, 38(4): 1-15. 15.Jahanian A. 自出版媒体的自动设计：杂志封面案例研究[M]//应用于自动设计的视觉设计美学量化. 施普林格, Cham, 2016: 69-99. 16.Yang X, Mei T, Xu Y Q 等. 自动生成视觉文本演示布局[J]. ACM多媒体计算、通信与应用汇刊 (TOMM), 2016, 12(2): 1-22. 17.Guo S, Jin Z, Sun F 等. Vinci：用于生成广告海报的智能平面设计系统[C]//2021年CHI计算系统中的人为因素会议论文集. 2021: 1-17. 18. Hua X S. 城市大脑：面向真实世界的实时搜索[C]//第41届ACM SIGIR信息检索研究与发展国际会议. 2018: 1343-1344. 19.Radford A, Metz L, Chintala S. 使用深度卷积生成对抗网络进行无监督表征学习[J]. arXiv预印本 arXiv:1511.06434, 2015年. 20 Devlin J, Chang M W, Lee K 等. BERT：用于语言理解的深度双向变换器预训练[J]. arXiv预印本 arXiv:1810.04805, 2018年. 21.Ke G, Meng Q, Finley T 等. LightGBM：高效的梯度提升决策树[J]. 神经信息处理系统进展, 2017, 30.