

# 基于生成对抗网络的全地形车造型设计研究

覃娇娇, 周宪, 徐艳玲, 徐雪倩

西安工业大学, 陕西西安, 中国

**【摘要】** 本文通过目前全地形车造型设计多为经验主义与设计效率低下的明显问题, 基于结合用户语义与生成对抗网络的造型设计方法提出新的全地形车造型设计思路。通过用户语义捕捉用户真实的诉求, 研究用户在情境中对选择和使用产品过程中, 所表达需求背后的意象特征, 且用户语义能够校准设计方向, 确保全地形车的造型设计对用户情感的满足是基于真实诉求。其次, 生成对抗网络主要通过数据驱动的自主学习与生成能力, 实现设计方案的快速迭代与海量生成, 使设计师能够专注于更高阶的设计工作, 更快更精准到达用户需求与情感偏好。该研究旨在捕捉用户的情感需求, 使用用户语义解决造型设计存在经验主义的问题, 再将用户的需求合理化, 并快速完成全地形车的造型方案的生成。

**【关键词】** 生成对抗网络; 用户语义; 全地形车; 造型设计

## 1. 引言

全地形车辆广义上指除具有越野性能的道路机动车辆之外, 所有能在沙漠戈壁、丛林山地、泥泞沼泽、冰雪路面甚至极地等多种非铺装路面与复杂地形和复杂环境条件下行驶的非道路移动[1]。当下, 在户外休闲运动风靡与个性化需求突出的环境前提下, 造型设计已从次要因素转变为核心竞争力, 对产品的市场接受度有着决定性作用, 且很大程度地决定了用户的使用感受。如 Bergus 等[2]建议将外科团队创伤响应需求融入救援全地形车的造型设计中, 通过预留快速救援通道与设备搭载空间, 以化解因造型设计不合理导致的救援延误问题。因此, 全地形车的设计造型始终要以“适配复杂地形机动”为核心目标, 用户对全地形车的第一印象往往是其外观造型, 这种视觉标签能够帮助越野车爱好者等用户快速匹配其情感需求。因此其形态, 车身线条以及造型与功能和谐统一对用户而言是至关重要的。然而, 目前的全地形车造型设计普遍存在经验主义与设计效率低下的明显问题: 一方面, 设计过度聚焦功能, 在造型设计上往往依靠设计师的经验和主观判断, 缺乏理论依据, 未充分考虑造型和用户语义匹配问题, 导致其造型忽视了用户的情感以及对形态的偏好。另一方面, 传统设计方案响应速度慢, 难以高效满足快速变化的用户需求与技术迭代。因此, 本文融合用户语义和生成对抗网络的全地形车造型设计, 旨在将抽象的语义与设计转化为量化的设计任务, 实现既符合用户需求, 又能快速生成全

地形车造型方案, 这一结合路径可为全地形车造型设计提供新的研究视角。

## 2. 基于生成对抗网络的全地形车造型方案生成

生成对抗网络由 Goodfellow 等人[3]于 2014 年提出。在计算机视觉领域运用成熟, 比如在图像生成[4]、图像修复[5]、图像翻译[6]等方面成果显著。其创新之处在于突破传统生成模型的思路。通过同时训练生成模型和判别模型, 两者相互博弈, 生成模型旨在捕获数据分布, 判别模型用于估计样本来自自训练数据而非生成模型的概率。

### 2.1 数据集构建

通过网络资料收集、走访调研、用户访谈、头脑风暴等多种渠道, 收集关于全地形车造型的感性评价, 然后对词汇按语义近似度开展分类, 提炼描述恰当、概括性强的词汇[7]。经过筛选, 得到了 30 对语义相反的感性词汇。采用语义差异法向越野爱好者、产品设计师、潜在消费者共 10 人对 30 对感性词汇进行评价, 依据分数高低确定排序, 得到最为关注的词汇, 分别为: 实用—装饰、硬朗—柔和、独特—普通。如表 1 所示。

通过对网上的数据调研已有的全地形车的造型, 并且收集官网的造型图片, 去除相似度较高的造型方案, 共搜集到全地形车造型图片共 50 张, 最后去除重复并且无效方案共收集 15 张造型方案。用 PS 去除全地形车所有的颜色背景提取线稿, 以减少参评中的干扰, 再对 1-15 的样本编号如表 2 所示。

表 1.意象语义收集

1 霸气的 -平淡的	2 专业的 -违和的	3 实用的 -装饰的	4 科技感 -经典感	5 醒目的 -低调的
6 扎实的 -偏轻的	7 独特的 -普通的	8 传统的 -创新的	9 严肃的 -友好的	10 适配的 -脱节的
11 硬朗的 -柔和的	12 协调的 -失衡的	13 协调的 -突兀的	14 紧凑的 -臃肿的	15 野性的 -温顺的
16 扎实的 -单薄的	17 精致的 -粗糙的	18 粗犷的 -纤细的	19 敦实的 -雄浑的	20 机械感 -流线感
21 刚性的 -弹性的	22 凌厉的 -壮硕的	23 强悍的-稳健的	24 利落的 -精简的	25 耐造的 -可靠的
26 粗犷的 -质朴的	27 醒目的 -辨识的	28 耐磨的 -强韧的	29 刚毅的 -圆润的	30 多能的 -单一的

表 2.造型样本收集（部分）

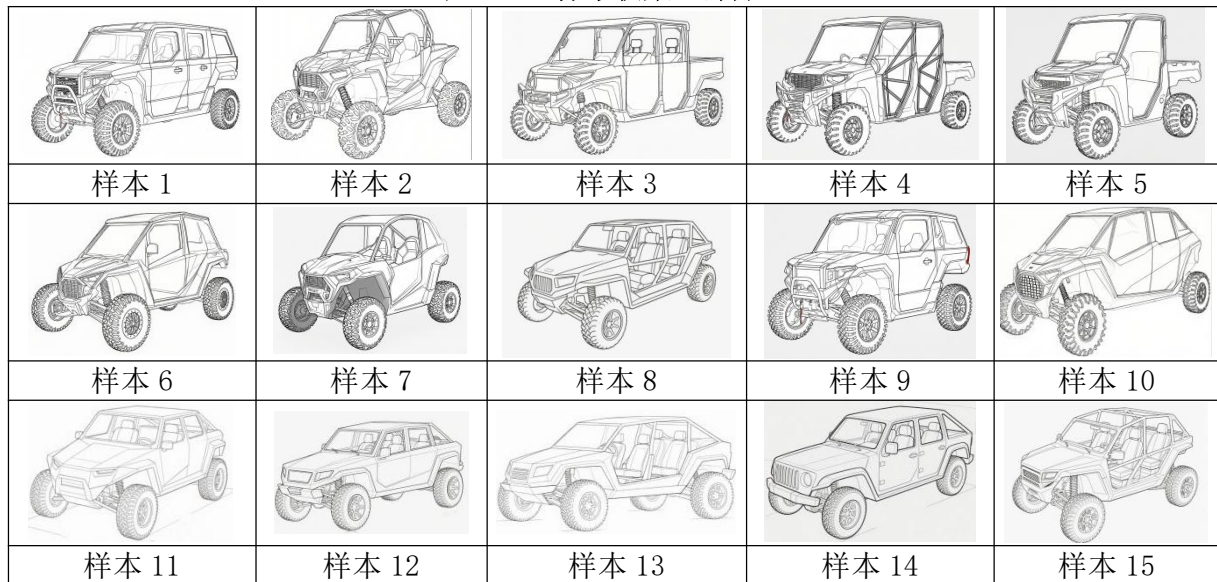


表 3.造型-语义映射矩阵

	实用的 -装饰的	硬朗的 -柔和的	独特的 -普通的	强悍的 -稳健的	科技感 -经典感	机械感 -流线感
样本 1	-2.5	-2.1	-1.5	0.2	0.5	-1.8
样本 2	-1.9	0.2	-2.2	-2.5	-0.4	0.3
样本 3	-1.8	-1.3	0.2	1.1	1.2	2.0
样本 4	0.1	-2.0	-0.2	-1.4	0.8	-1.9
样本 5	-2.0	0.1	-0.5	1.6	1.4	-1.6
样本 6	-1.5	-2.3	2.4	-0.3	2.1	-2.4
样本 7	-2.1	-1.6	1.6	0.9	-0.4	-1.4
样本 8	0.3	-2.6	-1.0	-0.6	0.5	-1.0
样本 9	-1.0	0.1	0.7	-2.0	1.2	-1.1
样本 10	0.2	-1.2	-0.3	0.9	-0.1	-2.3
样本 11	0.5	-1.0	1.2	1.3	1.7	-0.5
样本 12	-2.0	0.5	-0.2	-1.6	2.0	0.2
样本 13	-1.3	0.6	0.5	0.5	-0.3	0.4
样本 14	-0.5	-0.7	1.3	-0.7	1.5	-1.8
样本 15	-0.6	-2.0	-2.0	1.5	0.3	-2.0

通过对用户访谈、语义差异法及问卷收集到的相关评价数据对造型图进行评分，并将用户的评分转化为语义标签关联强度，即评分越高代表关联越强，获得造型图与语义标签间的映射关系，通过矩阵表示的形式体现造型图传达出的语义。基于语义关联强度选择语义较强的特征，找出其背后的关联因素，并建立造型—语义映射矩阵。

最终选取了 15 个不同的全地形车造型与 6 对感性形容词，采用李克特 7 级心理测量表（-3 到 3）进行打分实验[8]。并对每个样本案例的感性意象进行等级化处理，将它们从 -3 分至 3 分划分为 7 个等级来评估。以实用的-装饰的为例：-3 分为非常实用，-2 分为实用，-1 分为比较实用，0 分是中性感观，1 分为较装饰的，2 分为偏装饰的，3 分为非常具有装饰感的。问卷的机种在每对评价性的意象词语表里按调查评价结果分值进行处理。由此得到 6 对评价性的意象词组所表示的意象空间。根据数据评价大小可认为：数据值越大越偏向右，数据值越小越偏向左。意象数据值代表了调查者对于产品更倾向于左边或者右边词语的程度。统计数据结果如表 3 所示。

## 2.2 模型训练

该模型生成器和判别器针对全地形车造型生成的特点进行了设计，其中生成器将 100 维随机噪声向量和语义标签向量拼接后的结果作为输入，经过六层反卷积网络上采样，结合了批量归一化和 LeakyReLU 激活函数，最后得到与样本大小一致的造型图像；判别器接受造型图像及语义标签向量，利用 6 层卷积网络下采样得到造型图像及其语义信息，利用批量归一化及 LeakyReLU 激活，并且最后输出为“真假判别”和“语义匹配度”的双通道信息。网络参数均按照 He 正常分布来初始化，偏置项为 0，有利于网络模型的稳定训练。

既涉及生成的真实性也涉及到语义的相似程度的损失和优化器，在损失函数上使用二元交叉熵作为对抗损失，用以体现生成样本与真实样本的差别性，在对抗的过程中判别器会使准确率最大化更新自己的参数，而生成器则是降低判别器对真实度的判断的概率；用均方误差作为语义匹配损失，去计算生成造型的特征参数和目标语义标签的差值，保证生成结果符合要求；生成器总的损失是生成器和判别器损失加权之和，判别器损失集中于真假样本分类误差上，选用 Adam 优化器，设置学习率，生成器：0.0002、判别器：0.0004、 $\beta_1=0.5$ 、

$\beta_2=0.999$ 。

迭代训练的过程中需不断交替更新两个模块的参数，设批大小为 32 次，并执行多迭代，每隔 100 次迭代计算记录一次损失值用于观察训练过程，具体操作如下：首先通过把样本的实际素材以及对应的语义标签输入判别器，并且再将判别器已经判别过的仿制数据和这些仿制样本的语义标签一起输入判别器得到一个汇总的损失值，并将其用于对判别器的参数进行优化；然后使用判别器对待生成的数据进行评估并计算得到该数据所应该获取的对抗损失和语义匹配损失，将这两种损失加权汇总在一起，根据汇总后的总损失对生成器的参数进行优化；接着是过程中的调整，根据生成的结果实时调优，生成的样本的可视化结果、损失曲线来判断，在学习率、语义损失的权重以及加入的噪声等上面做相应的调优工作。如图 1 所示。

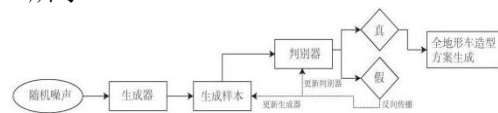


图 1.生成对抗网络流程图

生成样本基于造型语义矩阵为输入，通过模型训练，输出一系列具有多样性与针对性的造型图，通过线条的不同组合等方式传递出不同的造型特征。如图 2 所示。

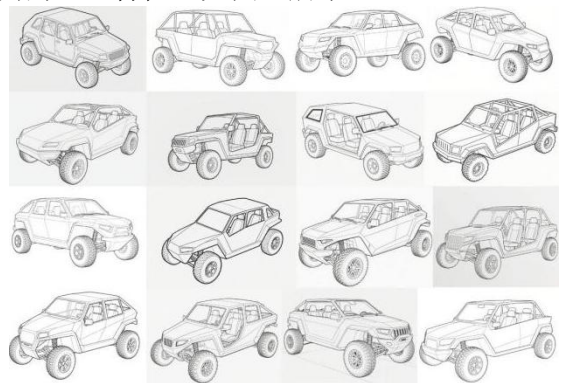


图 2.生成样本（部分）

## 2.3 造型方案筛选

通过生成对抗网络的多方案迭代，形成 3 套差异化整体方案：方案一为“极限越野”，强调防护装置、短轴距的设计；方案二为“长途探险”，注重车身形态、增大储物舱容积；方案三为“多功能作业”，为满足装载各种工具设备需要，开设了模块化接口。三套方案均有造型图以及评价结果。

采用语义差异法，分别挑选出代表性的三组方案，即越野爱好者组、设计师组及潜在消费组各挑选一组方案，并让其对不同方案分别

打分。评分主要是从三方面入手，第一是语义匹配度是否能够正确表达出语义；其次是造型吸引力是否与用户的喜好相符；最后则是功能造型能否传达出用户需要的全地形车性能。分为1到10分段，在得分上越高代表越能体现语义的一致性。根据目标用户的打分情况得出，方案一的得分为14分（如图3所示）；方案二得分为18分（如图4所示）；方案三得分为15分（如图5所示），故综合结果，方案二的总分最高。

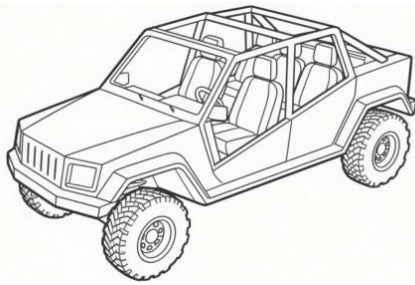


图3.方案1

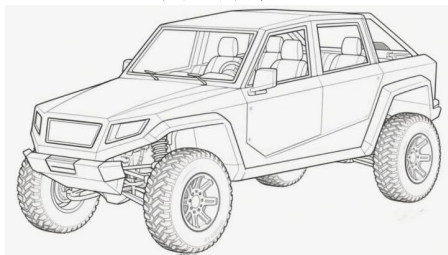


图4.方案2

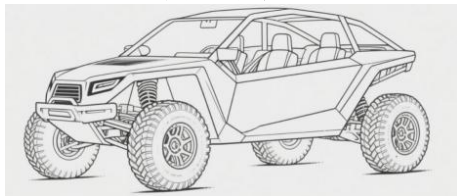


图5.方案3

### 3.全地形车造型方案验证与说明

本文通过用户语义与生成对抗网络解决经验主义设计与设计效率低下的问题。为突破传统全地形车造型设计依赖设计师主观判断这一局限，通过捕捉用户真实诉求，用户语义能够校准设计方向，研究用户在情境中对选择和使用产品的过程中，所要表达的情感需求以及造型意象，从而能够确保全地形车造型意象特征是基于用户真实诉求。而全地形车造型方案的生成速度能够通过生成对抗网络有效提升，并通过数据驱动的自主学习与生成能力，实现设计方案的快速迭代与海量生成。生成海量方案后，通过目标用户打分对方案进行筛选。最终方案

采用硬朗机械美学，极简几何线条及功能布置，车身采用方正的设计语言，车身尺寸比

例为“短轴距，宽轮距，高通过性”越野特点，车身长度3800mm、宽度1850mm、高度1700mm、轴距2300mm，为全地形车越野稳定性和过性提供充足的保障，车高为驾乘人员提供较为充裕的头部空间；结合车型整体尺寸搭配28×10-14越野轮胎，满足全地形车的越野要求，具有较强的抓地力和良好的通过性；从车顶到车身，硬朗平直线条贯穿始终，整个外观设计，更加有厚重感、稳重大气。车头以实用为主，简洁前脸以及锐利的四边形大灯呼应整个车身；车头保险杠方正且硬朗，具有越野保护属性并具有较强的辨识度与独特性；车身侧面运用轮眉和腰线刻画越野特点，宽厚的轮眉适配于大尺寸越野轮胎，笔直的腰线贯穿前后轮眉之间使车身整体有更强的整体性；底盘悬架则用较硬朗的笔直线条表现出机械结构，带来较强的支撑力以及通过性；整体设计简洁大方、去繁从简、避免冗余装饰、兼顾了几何美学及硬朗线条，并呈现出全地形车全地形可视的良好视野效果，保证了用户在探险中更好地应对各种复杂环境，给人更加坚不可摧的视觉感受，如图6所示。

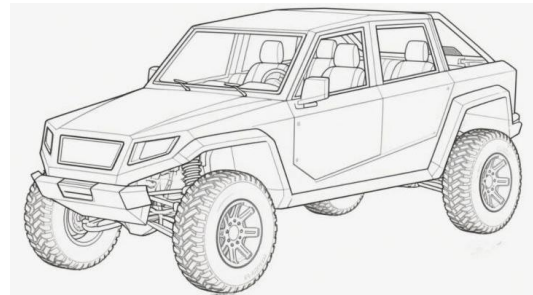


图6.全地形车造型示意图

### 4.结语

本文围绕全地形车造型设计中功能与用户感性需求脱节、传统设计效率低下等问题，构建了一套融合用户语义与生成对抗网络的造型设计方法。具体实现了基于造型—语义映射矩阵以及生成对抗网络模型从抽象语义到具象造型方案的量化、高效的转化生成，并从多个维度对不同的转化方案进行了选择、评估，最后通过多维度选择，选取了能够最好地实现功能适配性和用户情感需求的方案。该研究对于现有的全地形车造型设计而言是补充了在关注用户感性需求方面的不足之处。同时能够帮助造型设计人员实现从需求到方案的产生，验证了生成式的产品造型设计方法能够利用大数据来提升产品的设计效率和产品的设计多样性，并且还能让造型语义与用户的预期更加准确地相吻合。最终的设计方案以“硬朗机

械美学”为主旨，运用方正的轮廓、功能性的布局，很好地满足了全地形车造型本身应对复杂的地形所提出的功能需求，以及用户的情感需求，同时也通过“硬朗机械美学”语境下的表现手法使车型本身具备了“硬朗机械美学”的视觉语言，这是全地形车造型设计中一种既有可操作性，又有创新性的设计案例，未来将继续扩大大本方法适用的数据集大小，优化模型参数，提升生成方案的精度与泛化程度，加深语义标签与造型细节间的对应关系。

### 参考文献

- [1] 郭凌崧, 姜勇, 郑伟, 等. 全地形车的机动性评价与运用研究[J]. 农业装备与车辆工程, 2024, 62(11): 95-99+108.
- [2] Bergus K, Srinivas S, Ligorski C, et al. Impact of Surgical Team Involvement at the Time of Trauma Activation for Pediatric Patients with Motorized Cycle or All-Terrain Vehicle Injury Mechanism[J]. Pediatric emergency care, 2024, 40(11): e277-e282.
- [3] Goodfellow J I, Pouget-Abadie J, Mirza M, et al. Generative Adversarial Networks[J]. Communications of the ACM, 2020, 63.11: 139-144.
- [4] 付凌志. 基于生成对抗网络的图像超分辨率算法研究与改进[D]. 哈尔滨工业大学, 2018: 1-63.
- [5] 叶璐. 基于生成对抗网络的人脸图像修复的研究[D]. 哈尔滨工业大学, 2019.
- [6] 莫宏伟, 张骞, 徐立芳. 用于人脸图像翻译的增强对偶生成对抗网络[J/OL]. 智能系统学报, 1-10.
- [7] 孙新浩, 张言林. 基于感性工学的新能源汽车侧面造型研究[J]. 设计, 2024, 37(10): 115-117.
- [8] 邓昭, 黄旭, 柯禹萌. 感性工学视域下的移动警务室造型设计[J]. 设计, 2025, 38(12): 105-109.