·2026中国汽车工程学会年会优秀论文(选登)·

基于多模态大模型与感性工学的智能电动汽车设计语言演化规律研究

唐萌[1] 关甜[1] 韩挺[1,2]

(1.湖北工业大学工业设计学院,武汉 430068;2.上海交通大学设计学院,上海 200240)

【欢迎引用】唐萌,关甜,韩挺.基于多模态大模型与感性工学的智能电动汽车设计语言演化规律研究[J].汽车文摘,2026(10):44-53.

【Cite this paper】TANG M, GUAN T, HAN T. Research on Evolution of Intelligent Electric Vehicle Design Language Based on Multimodal Large Model and Kansei Engineering[J]. Automotive Digest (Chinese), 2026(10): 44-53.

【摘要】在智能电动汽车快速迭代背景下,设计语言已成为品牌识别与用户情感交互的核心载体,但其与用户感性认知的动态耦合关系,长期缺少大规模数据支撑与客观量化手段。选取比亚迪与特斯拉作为中西对比研究案例,构建2020—2026年多模态数据集(包含125张标准化车型图片、6 596条有效评论,形成14万余组图文配对)。依托Chinese-CLIP提取图文特征,融合感性工学因子分析与层次分析法(AHP),量化解析两品牌设计语言时序演化与感性意象匹配趋势。结果表明:用户感性词汇存在明显的品牌差异,比亚迪的核心标签为"稳重""空间",特斯拉的核心标签为"科技感""未来感";两个品牌图文匹配度均缓慢下行,特斯拉降幅更大,体现市场成熟下用户审美趋于多元;因子维度上,比亚迪感性因子走势分化,科技未来感知持续减弱,豪华精致意象触底反弹;特斯拉"科技未来"因子维持高位但出现波动,反映东西方车企差异化设计演化逻辑。

关键词:智能电动汽车;设计语言;多模态大模型;Chinese-CLIP;感性工学;演化分析

中图分类号:U462 **文献标志码:**A **DOI:** 10.19822/j.cnki.1671-6329.20260172

Research on Evolution of Intelligent Electric Vehicle Design Language Based on Multimodal Large Model and Kansei Engineering

Tang Meng[1], Guan Tian[1], Han Ting[1,2]

(1. School of Industrial Design, Hubei University of Technology, Wuhan 430068; 2. School of Design, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240)

【Abstract】Against the backdrop of rapid iteration in intelligent electric vehicles, design language has emerged as a core carrier for brand identification and user emotional interaction. However, the dynamic coupling between design language and users' perceptual cognition lacks large-scale data support and objective quantitative tools. Taking BYD and Tesla as typical Eastern-Western comparative cases, this study constructs a 2020—2026 multimodal dataset consisting of 125 standardized vehicle images and 6 596 valid user comments, generating over 140 000 image-text pairs. With image-text features extracted via Chinese-CLIP, combined with Kansei engineering factor analysis and Analytic Hierarchy Process (AHP), this paper quantitatively analyzes the temporal evolution of design language and the trend of perceptual imagery matching. The results reveal obvious brand divergence in users' perceptual vocabulary: BYD is dominated by "stability" and "spaciousness", while Tesla centers on "technological sense" and "futuristic sense". The image-text matching degree of both brands declines slowly, with a sharper drop for Tesla, indicating diversified user aesthetics amid market maturity. At the factor level, BYD shows differentiated factor trends: its perception of technological futurism continuously weakens, whereas the imagery of luxury and refinement rebounds after bottoming out. Tesla's "technological futurism" factor remains high yet fluctuates, uncovering distinct evolutionary logics between Eastern and Western automotive brands.

Key words: Intelligent electric vehicle, Design language, Multimodal large model, Chinese-CLIP, Kansei engineering, Evolution analysis

0 引言

智能电动汽车设计语言已成为品牌识别与用户情感交互的核心载体，然而其演化规律的相关研究长期依赖专家经验，缺乏大规模用户数据的量化支撑。在工程约束层面，空气动力性能已成为电动汽车造型设计的重要影响因素。李彦龙等[1]以最小阻力体气动研究为基础，选取低阻生物作为形态仿生对象完成低阻车体设计，并对车头、车轮等部位逐一开展造型与气动迭代优化，采用气动、散热、人机布局与仿生多元素耦合的研究方法，最终经1:1风洞试验使整车风阻系数降至0.193，显著优于0.238的预估目标值，证明了在气动约束下造型设计仍可获得可量化的工程收益。在造型特征层面，学界对电动化所带来的造型解放已形成基本共识。李勇等[2]以影响纯电动汽车外饰造型的主要因素为线索，对比了纯电动汽车与传统燃油汽车在外饰造型上的特征差异，指出电动汽车车身结构大幅简化、结构形式更加多样化、零部件布置更为灵活。随着新技术与新材料的应用，用户需求多样化、使用场景聚焦所形成的消费升级，使纯电动汽车的外饰造型趋于感性化与自由化，并同时指出了当前造型实践存在的局限性。王波等[3]回顾了内燃机汽车造型发展历史与电动汽车造型的总体发展，从工程技术与视觉审美两方面分析了电动化给外饰造型带来的影响，并基于量产车与概念车样本，从整体比例、特征线等造型要素层面刻画其演变脉络。在设计属性层面，卢兆麟等[4]在“网联化-智能化-共享化-电动化（CASE）”趋势下系统梳理了车身造型形态设计的研究体系，指出汽车车身造型形态正由单一美学属性向兼具功能性、社会性与交互语义的复合属性拓展。文献[4]从品牌文化特征、意象驱动、空气动力学、被动安全与乘员舒适性5个维度归纳了现有研究，并展望其将向空间重构、体验重构与价值增益3个方向发展，关键研究方法则可归结为计算设计方法、数字化设计技术与数字孪生技术。除此之外，文献[4]将“品牌文化特征”与“意象驱动”并列为造型研究的两大支柱，为本文从品牌识别与用户感知双视角切入提供了直接依据。在品牌维度上，已有研究开始关注不同国别与企业电动车产品在设计语言上的差异化取向[5]，反映出设计语言已由企业内部的美学议题上升为品牌竞争要素。苏建宁等[5]系统梳理出感性意象挖掘、造型形态描述、产品造型设计要素辨识、感性意象与设计要素关联建模及产品意象造型智能设计这一完整技术链。

上述研究为理解设计语言演化奠定了基础，但仍存在两方面不足。其一，演化路径的刻画多基于设计者视角的经验归纳与样本解读，缺少来自用户侧的规模化感知证据。其二，感性工学虽已建立将用户情感映射为设计要素的理论框架，但其各环节的具体实施仍高度依赖语义差分量表、人工标注与小样本问卷，在效率与时效性上难以响应快速分化的市场需求[6]。

近年来，以CLIP为代表的多模态大模型为设计特征的自动提取与跨模态量化提供了新路径[7]。本研究语料以中文用户评论为主，采用其中文版本Chinese-CLIP作为跨模态特征提取工具，可在中文语境下获得更优的语义对齐效果[8]。基于此，本研究选取特斯拉（硅谷“极简科技”路线）与比亚迪（融合本土文化的东方路径）作为中西方设计范式的典型对比案例。二者于2020—2026年间市场表现领先、产品迭代密集，具备良好的样本典型性与时序连续性。研究融合Chinese-CLIP跨模态特征提取、感性工学因子分析与AHP层次分析法，量化揭示2个品牌设计语言的演化路径及其与用户感性意象匹配度的动态规律。

1 多模态数据集构建

1.1 研究框架与数据来源

本研究采用四阶段递进式研究框架，自左至右依次展开（图1）。步骤1为多模态数据集构建与预处理、步骤2为图文特征提取与量化、步骤3为感性意象建模与综合评价、步骤4为设计语言时序演化分析。4个阶段沿“数据采集-特征提取-意象建模-演化分析”的逻辑链条依次推进，前序阶段的输出即为后序阶段的输入，由此构成从原始数据到演化规律的完整推演路径。

研究范围涵盖2020—2026年特斯拉与比亚迪旗下多款车型。数据来源包括：（1）车型外观图片，采集自品牌官方素材与专业汽车评测报告；（2）用户感性评论，采集自汽车媒体平台；（3）辅助验证数据，来自行业报告及车企设计文档。

1.2 数据集构建与预处理

1.2.1 数据选取标准

1.2.1.1 评论平台选取标准

本研究选择国内汽车之家与懂车帝平台作为用户评论数据来源，主要基于以下考量：首先，上述2个

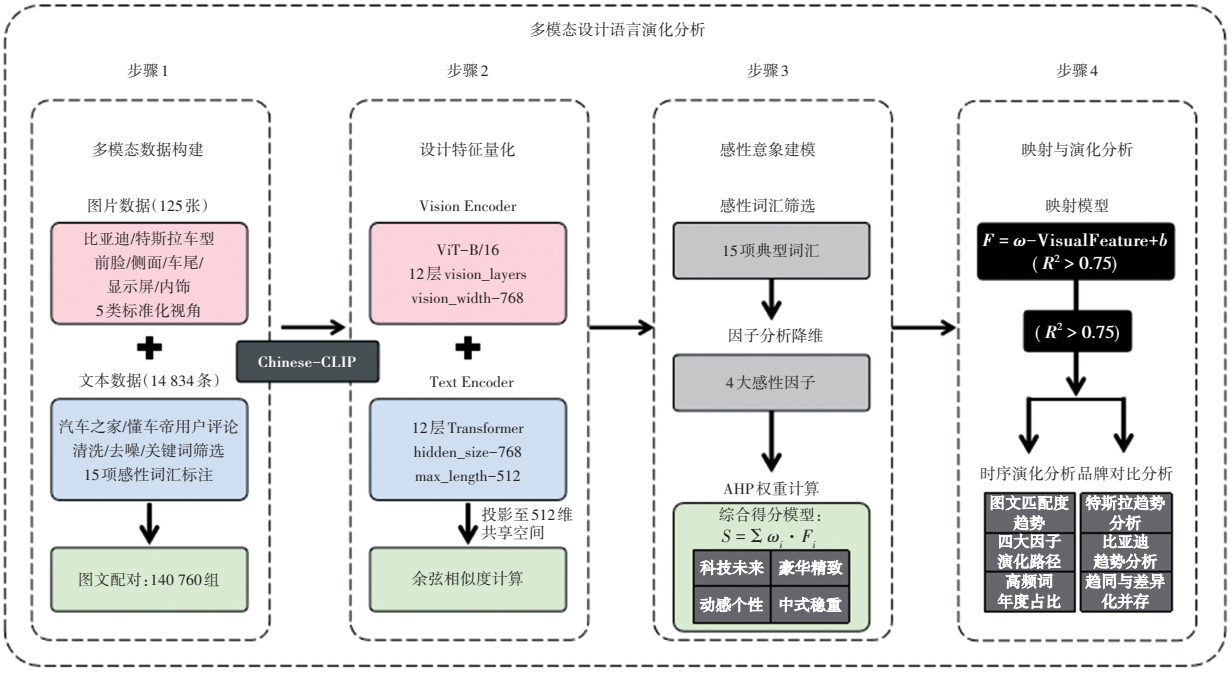


图1　项目研究框架

平台为国内汽车媒体,用户评论高度聚焦于车辆本身的技术参数、外观内饰与驾驶体验,评论内容结构化程度高,便于提取与“设计语言”相关的感性词汇;其次,评论区设有车型认证机制,评论者多为真实车主或深度试驾用户,语料信噪比高。

1.2.1.2　图片筛选标准

本研究严格遵循以下标准筛选图片:(1)视角标准化:仅选择正前、正侧、正后、俯视内饰全景、屏幕特写5类视角,剔除仰视、俯视、局部特写等非常规视角,确保跨年份对比的视角一致性。该视角选择参照了汽车造型特征线理论中关于主特征线的界定[9],正前、正侧、正后视图能够完整覆盖车身的主造型特征区域。(2)成像质量:剔除光线昏暗、过曝、有明显反光或经过重度后期滤镜处理的图片,确保CLIP模型输入图像的有效性。(3)车型代表性:仅选择各品牌当年主销量产车型,排除限量版、概念车及小众改装车型。以上标准保证了设计特征提取的准确性与时序对比的公平性。

1.2.2　文本与图像数据预处理

本研究收集对应车型的用户评论及专业评测的近15万条原始数据,对原始用户评论进行针对性清洗与预处理。首先,剔除与外观设计无关的内容,包括续航、充电、价格、售后、故障等噪音信息;随后,按语义进行分段处理,仅保留包含外观造型、车身线条、设计风格与感性意象的有效内容;最终形成高质量、高信息密度的纯净语料库,确保后续CLIP多模态特征提取与感性工学分析的准确性。

图片预处理方面,将所有图片统一缩放至1 024×768像素,去除噪声并统一格式;文本预处理方面,进行分词并提取核心感性关键词,去除乱码与特殊符号,统一UTF-8编码。最终共计生成140 760组图文配对样本,用于后续Chinese-CLIP相似度计算。

通过系统收集2020—2026年2家汽车企业的设计图片与用户评论数据后,完成步骤1多模态数据集构建与预处理,为后续步骤2~步骤4分析奠定数据基础。

2　多模态特征提取与量化

基于第1章构建的多模态数据集,本章基于步骤2采用Chinese-CLIP模型提取图片与文本的特征向量,并计算图文跨模态相似度。

2.1　模型选择与运行原理

研究选用Chinese-CLIP ViT-B/16预训练模型[7-8]进行多模态特征提取,其模型运行原理如图2所示。图2的矩阵结构直观地展示了图文对之间的两两相似度或匹配关系(如对角线位置为匹配对,其余为非匹配对),采用对比学习(Contrastive Learning)中经典的对称双向损失公式(常见于CLIP等图文匹配模型中),可以更清晰地理解损失的计算逻辑。

设当前批次(batch size)中有N个图文对,图像编码器输出特征为$\boldsymbol{I}_i$,文本编码器输出特征为$\boldsymbol{T}_i$,图像到文本的损失为:

$$L_{\text{loss_}I}=-\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\log\frac{\exp(\text{sim}(\boldsymbol{I}_i,\boldsymbol{T}_i)/\tau)}{\sum_{j=1}^{N}\exp\left(\text{sim}\left(\boldsymbol{I}_i,\boldsymbol{T}_j\right)/\tau\right)} \quad (1)$$

文本到图像的损失为：

$$L_{\text{loss_}T}=-\frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N}\log\frac{\exp\left(\text{sim}\left(\boldsymbol{I}_j,\boldsymbol{T}_j\right)/\tau\right)}{\sum_{i=1}^{N}\exp\left(\text{sim}\left(\boldsymbol{I}_i,\boldsymbol{T}_j\right)/\tau\right)} \quad (2)$$

总损失为：

$$L_{\text{loss}}=\frac{L_{\text{loss_}I}+L_{\text{loss_}T}}{2} \quad (3)$$

式中：sim(,)表示余弦相似度函数，τ为可学习的温度系数。

多模态特征提取流程如图3所示。模型配置如下：图像编码器采用Vision Transformer（ViT-B/16）架构，patch_size=16，输入图像分辨率统一缩放为224×224像素，输出视觉特征维度为768维；文本编码器采用12层Transformer结构，隐藏层维度为768维，最大文本处理长度为512个词元（token）。模型通过对比学习将图文特征映射至512维共享嵌入空间，实现跨模态对齐。优化器采用Adam，初始学习率设为10^{-5}。

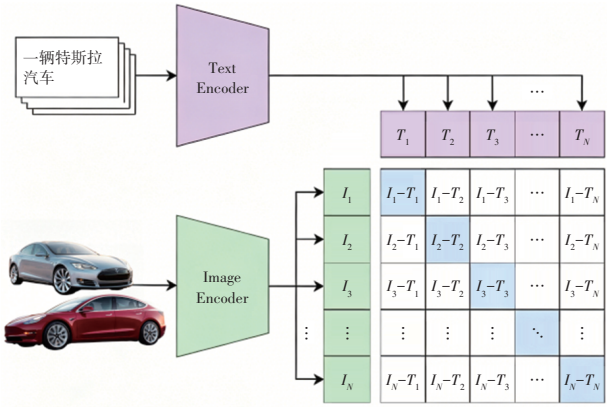


图2　Chinese-CLIP模型运行原理

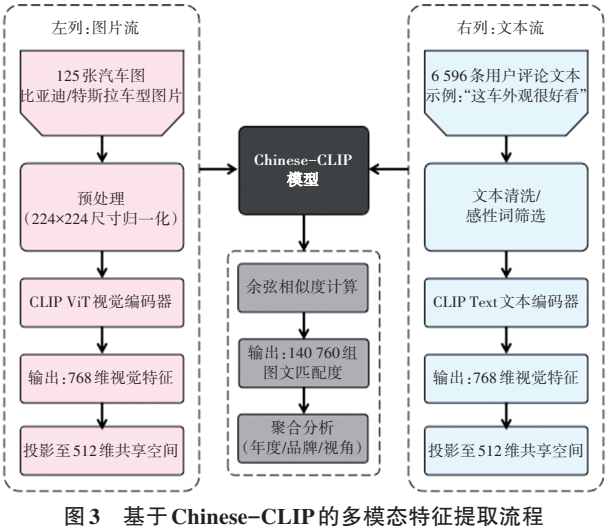


图3　基于Chinese-CLIP的多模态特征提取流程

2.2　图片设计特征提取

基于上述模型，以125张标准化图片为输入，经图像编码器提取768维视觉特征（vision_width=768），随后通过投影层映射至512维嵌入空间，用于后续跨模态相似度计算。特征提取聚焦于车身比例、线条走势、灯光造型等核心设计元素。为消除不同维度间量纲差异，剔除异常特征后采用Min-Max标准化，表达式为：

$$X_{\text{norm}}=\frac{X-X_{\min}}{X_{\max}-X_{\min}} \quad (4)$$

式中：X_{norm}为标准化特征值，X为原始特征值，$X_{\min}$、$X_{\max}$分别为该维度特征的最小、最大值。提取成功率100%，提取后的特征可有效反映两品牌设计风格的差异。

2.3　文本感性特征提取

将6 596条有效评论输入文本编码器，提取768维文本语义特征。模型最大处理长度为512个token，远超过本研究单条评论的平均长度（约50~80字），确保信息不截断。文本特征经投影后统一映射至512维嵌入空间，实现与图片特征的跨模态对齐。特征按车型与年份聚合后，采用与图片特征一致的Min-Max标准化，如式（1）所示。

2.4　图文特征相似度计算

本研究共计算140 760组图文配对的余弦相似度，所有配对值均纳入后续年度及品牌聚合分析。配对遵循严格的"图片-车型-年份-评论"对应规则：每张图片仅与该车型、该年份的用户评论进行匹配，剔除跨车型、跨年份的不合理配对。最终有效配对数量占125张图片与6 596条评论全交叉总量（824 500组）的比例约为17.1%，该比例仅用于描述配对结构的稀疏性，符合多模态图文匹配任务中基于元数据匹配的常规操作。

采用余弦相似度公式量化图文匹配度：

$$\cos\theta=\frac{\boldsymbol{V}\cdot\boldsymbol{T}}{||\boldsymbol{V}||\cdot||\boldsymbol{T}||} \quad (5)$$

式中：$\boldsymbol{V}$为图片视觉特征向量，$\boldsymbol{T}$为文本语义特征向量，$\cos\theta$取值[0,1]，值越接近1表示该车型的设计特征与用户评论中表达的感性意象越一致。计算结果显示，所有车型图文相似度主要集中于0.35~0.40，呈现出一致的中导匹配水平，验证了特征提取有效性。

2.5　数据整理与核心结论

将图片特征、文本特征及相似度结果整理为CSV格式（UTF-8编码），构建标准化数据集。核心样本相似度数据如图4所示，直观呈现图文匹配效果。上述量化特征为之后的感性意象建模提供了数据基础。

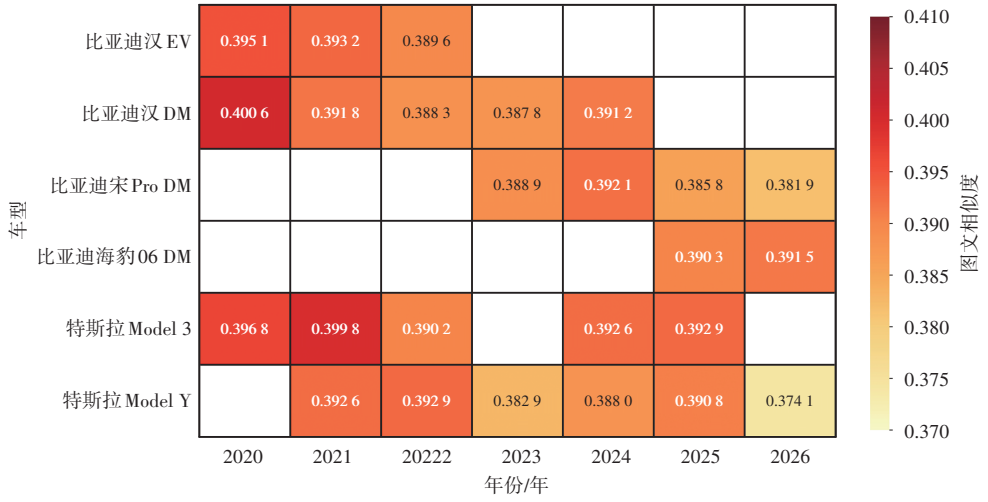


图4　比亚迪、特斯拉不同车型图文相似度

3　感性意象建模与综合评价

基于第2章提取的图文特征与相似度数据，本章基于感性工学理论，完成感性词汇筛选、因子分析降维、AHP权重计算与综合评价模型构建，形成适用于智能电动汽车设计语言的量化评价体系，为后续多模态映射与演化分析提供理论与方法支撑。

3.1　感性词汇筛选与因子分析

本研究以用户评论语义与汽车设计感性工学文献为双来源，遵循产品意象造型设计研究中感性意象词汇的筛选范式[6]，构建初始感性意象词汇库。

如图5所示，比亚迪与特斯拉的感性词汇分布呈现显著差异。比亚迪高频词集中于“空间”“内饰”“座椅”“大气”“稳重”等词汇，反映出用户对其“家用化、舒适性、中式大气”设计风格的认知；特斯拉高频词则集中于“运动”“科技感”“简约”“外观”等词汇，体现用户对其“极简科技、运动化”设计语言的识别。值得说明的是，“空间”“内饰”“座椅”等词虽为功能性名词，但在用户评论中常作为感性评价的载体（如“空间宽敞”“座椅舒适”），反映了用户关注的核心设计维度。在后续因子分析中，本研究聚焦于修饰这些维度的感性形容词，以确保评价体系的纯粹性。

进一步对全部有效评论进行感性词汇频次统计，得到TOP20高频感性词汇如图6所示。其中，“空间”（1 950次）、“内饰”（1 080次）、“外观”（1 050次）、“座椅”（580次）位居前列，表明空间感与内饰品质是用户评价智能电动汽车设计时最关注的维度；“运动”（460次）、“大气”（390次）、“豪华”（300次）、“科技感”（160次）等词汇同样位居前列，反映出用户审美逐步向运动化、豪华感、科技感迁移的趋势。



(a)比亚迪感性词汇词云

(b)特斯拉感性词汇词云

图5　比亚迪&特斯拉各年份感性词汇词云对比

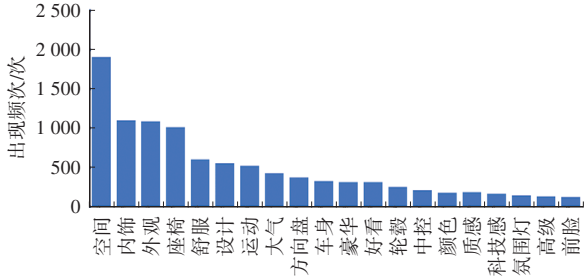


图6　智能电动汽车感性设计词汇TOP20频次分布

通过高频词提取、设计专家筛选与冗余词汇剔除，最终得到15项典型感性词汇：科技感、未来感、运动感、豪华感、简洁、大气、精致、硬朗、圆润、年轻化、中国风、高级感、流线型、稳重、个性。为降低维度冗余、提升模型解释力，本研究采用因子分析法[10]进行降维处理，结果如表2所示。

表2　感性词汇因子划分

因子名称	科技未来因子	豪华精致因子	动感个性因子	中式稳重因子
内涵描述	强调科技感、未来感、流线型与简洁化	体现豪华感、高级感、精致度与大气风格	反映运动感、年轻化、硬朗与个性化特征	代表中国文化元素、圆润与稳重的气质
代表性词汇	科技感、未来感、流线型、简洁	豪华感、高级感、精致、大气	运动感、年轻化、硬朗、个性	稳重、圆润、中国风

3.2　层次分析法权重计算

为客观衡量各感性维度在设计评价中的重要程度，本研究采用层次分析法（Analytic Hierarchy Process, AHP）[11-12]确定权重。以“智能电动汽车设计感性评价”为总目标，以4大感性因子为准则层，构建4×4判断矩阵。邀请8位专家参与判断矩阵打分，专家来源为：整车企业造型中心3人、设计院校3人、汽车设计媒体2人。采用德尔菲法进行两轮咨询后，综合专家意见最终确定判断矩阵，如表3所示。

权重结果表明，在智能电动汽车设计语言中，“科技感”与“未来感”是用户最核心的感性需求（权重51%）；“豪华与精致”次之（30%）；“动感个性”（14%）与“中式稳重”（5%）起补充作用。

表3　4类感性因子判断矩阵

因子	科技未来	豪华精致	动感个性	中式稳重
科技未来	1	3	5	7
豪华精致	1/3	1	3	5
动感个性	1/5	1/3	1	3
中式稳重	1/7	1/5	1/3	1

注：矩阵采用1~9标度法构建，数值越大表示该行因子相对列因子越重要。

需要注意的是，权重高低反映的是该因子在所有用户群体中的平均关注度，而非其品牌差异化价值。中式稳重因子权重仅为5%，意味着其并非行业普适的核心诉求。然而，对于比亚迪品牌而言，该因子是其区别于特斯拉等西方品牌的核心识别要素，在品牌基因层面具有不可替代的差异化意义。因此，后文在分析比亚迪的设计特征时，仍将中式稳重因子作为重要的品牌标识维度加以讨论。

3.3　感性综合评价模型

Chinese-CLIP与AHP相互补充、分工明确：CLIP负责客观的、数据驱动的图文匹配度计算；AHP则引入设计专家的行业经验用于校正纯数据驱动可能带来的语义偏差。

基于此权重结果，构建加权综合评价模型，实现对单车型设计语言的感性量化：

$$S = 0.51F_1 + 0.30F_2 + 0.14F_3 + 0.05F_4 \quad (6)$$

式中：S为综合感性得分，F_1为科技未来因子得分，F_2为豪华精致因子得分，F_3为动感个性因子得分，F_4为中式稳重因子得分。各因子得分由Chinese-CLIP图文相似度计算并标准化得到，综合得分越高，表明车型设计语言与用户感性需求匹配度越高。

3.4　基于AHP权重的综合感性得分分析

基于AHP权重与式（6），计算各车型的综合感性得分。结果显示：特斯拉Model 3综合得分长期稳定在0.200 7，位居所有车型首位，与其“科技未来”主导的设计定位高度契合；比亚迪汉EV得分紧随其后（0.200 6），体现其中式稳重与科技感兼备的设计优势；2025—2026年推出的比亚迪海豹06 DM得分达0.199 2，高于同代其他车型，反映其年轻化、科技化迭代方向获得用户认可。各车型得分时序波动较小，表明两大品牌设计语言演化路径平稳，用户感性认知具有较强连续性。

4　多模态图文匹配度时序分析

基于步骤2、步骤3提取的图文特征与相似度计算结果，本章以2020—2026年为时间轴，对两品牌的图文匹配度进行逐年聚合与趋势分析，揭示设计语言与用户感性需求匹配度的动态演变规律。其中，2025—2026年部分新车型上市时间较短，数据稀疏性可能导致统计波动。因此，本章中2025—2026年的趋势数据仅作为早期市场反馈倾向的定性参考，不具备严格的统计学趋势意义。

4.1　模型加载与推理计算

使用Chinese-CLIP ViT-B/16预训练模型[7-8]，加载标准化图片与有效评论。每张图片与对应评论分别通过图像编码器和文本编码器编码为768维特征向量，随后投影至512维共享嵌入空间并归一化，通过公式（2）计算余弦相似度。

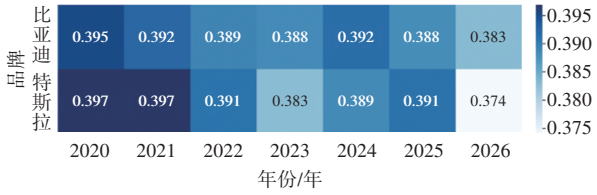
4.2　结果可视化

由计算得到设计-感性相似度结果如图7所示，颜色越深表示图文匹配度越高，数值为年度平均Chinese-CLIP余弦相似度。

5　设计特征－感性意象映射与演化分析

前述时序分析揭示了图文匹配度的整体变化趋势。在此基础上，本章进一步构建设计特征与感性意象之间的映射模型，揭示二者的关联结构及其演

化规律。



注：2020—2024年数据基于充分样本（各品牌年均≥1 000条评论），2025年样本量减少（比亚迪456条、特斯拉162条），2026年样本量有限（比亚迪268条、特斯拉11条），后者结果仅供趋势参考。

图7　比亚迪与特斯拉年度图文匹配度热力图

5.1　设计特征－感性意象映射模型

为揭示智能电动汽车外观设计语言与用户感性意象的内在关联，本章遵循步骤4的流程，参照产品意象造型设计关联模型构建方法[6]，采用理论驱动与数据归纳相结合的结构化建模策略。以用户生成评论为语料基础，结合汽车设计感性工学既有文献与词汇语义特征，将高频感性词汇归类为科技未来、豪华精致、动感个性、中式稳重4类核心感性因子（如表2所示）。

在Chinese-CLIP多模态特征提取结果的基础上，引入多视角箱线图（图8），构建“设计特征－感性意象”映射模型。参照赵丹华等[9]定义的汽车造型特征三层体系，前脸与侧面属于主造型特征层面，是用户形成感性评价的核心区域。

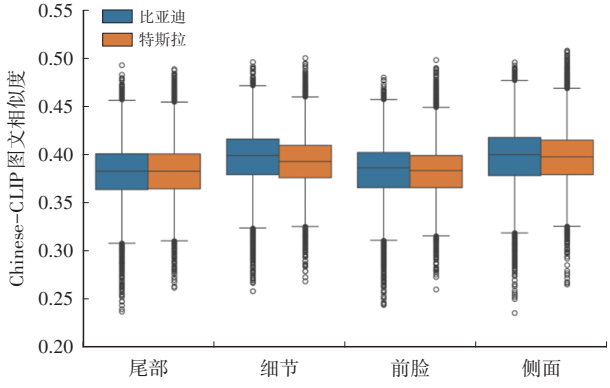


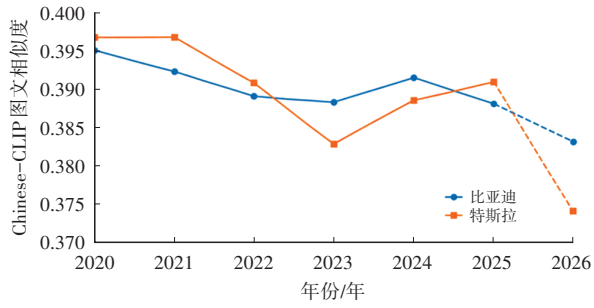
图8　多视角的图文匹配度对比箱线图

5.2　时序演化规律

以2020—2026年为时间轴，按年度节点对特斯拉、比亚迪的设计语言进行演化分析，结合图文匹配度与4类感性因子的时序变化，揭示其感性意象的动态演变规律。

5.2.1　图文匹配度整体演化趋势

对各年度图文相似度进行聚合分析，结果如图9所示。图9中的“图文匹配度”定义为：某品牌在特定年份内，所有有效“图片-评论”配对的余弦相似度值的算术平均值，反映该年度品牌整体设计语言与用户感性需求的平均匹配水平。



注：2025—2026年数据以虚线表示，样本量有限仅供参考。

图9　2020—2026年比亚迪&特斯拉图文多模态匹配度演化趋势

图9表明，2020—2026年间，特斯拉与比亚迪的图文匹配度整体呈现波动下行的态势。这表明随着市场产品日益丰富，用户审美日趋多元，单一设计语言难以维持早期的高度共识。该结果与万青蓝等[11]关于“用户对汽车内饰肌理的感性需求随市场成熟而趋于分化”的结论一致。

其中，特斯拉的图文匹配度从2020年的约0.397下降至2026年的0.374，降幅约5.8%。2023年出现明显低谷，可能与当年Model Y改款车型的设计调整（如取消雷达、简化内饰）有关，导致用户对其“科技感”的认知出现阶段性分化。比亚迪的图文匹配度虽同样呈下降趋势，但降幅相对平缓（从2020年的0.395降至2026年的0.383），且在2024年出现短暂回升，或与“王朝系列”车型（如汉、唐）的“Dragon Face”设计语言细节优化相关。

2025—2026年两个品牌的图文匹配度均呈现加速下降的早期信号，特斯拉的降幅更为明显。如前文所述，这一阶段有效评论数明显减少，数据波动可能加剧，因此该趋势仅作为参考信号，有待后续样本补充进一步验证。整体而言，比亚迪在设计迭代中通过“传统元素现代化”策略较好地维持了用户认知的连续性，而特斯拉因“极简设计”的持续强化，逐步面临用户审美分化与认知疲劳的潜在挑战。

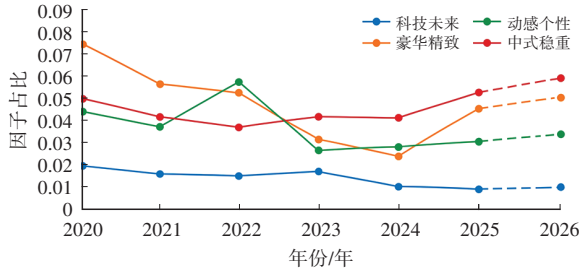
5.2.2　4类感性因子时序演化

由图10可见，展示了4类感性因子（科技未来、豪华精致、动感个性、中式稳重）的时序演化，进一步揭示两个品牌设计语言的差异化路径。

5.2.2.1　特斯拉科技主导，因子波动显著

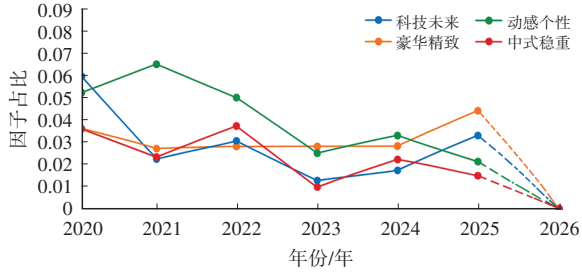
“科技未来”因子在特斯拉的感性结构中长期处于核心地位，2020—2025年间“科技未来”因子得分基本维持在0.02~0.06，并于2020年（约0.06）和2025年（约0.03）达到阶段性高点，体现了用户对“极简科技”设计元素（如隐藏式门把手、全景天幕）的持续认

可。然而，2026年该因子得分呈现下降的早期信号，可能暗示“过度简化”设计在长期市场检验中面临用户认知分化的潜在风险，该趋势有待后续数据进一步验证。



注：2025—2026年数据以虚线表示，样本量有限仅供参考。

（a）比亚迪四大感性因子年度占比演化



注：2025—2026年数据以虚线表示，样本量有限仅供参考。

（b）特斯拉四大感性因子年度占年度占比演化

图10　2020—2026年比亚迪与特斯拉4类感性因子演化趋势图

“动感个性”因子在特斯拉的设计语言中曾占据重要地位，2021年达到峰值（约0.065），但随后逐年下降，2025年降至约0.02。这或与特斯拉车型家族设计的“同质化”倾向（如Model 3与Model Y外观高度相似）相关，导致用户对其“个性化”特征的感知减弱。

5.2.2.2　比亚迪多元融合，V型修复与多元探索

比亚迪4类感性因子的时序数据呈现出“此消彼长、动态调整”的复杂格局，各因子走势高度分化，并非简单的均衡上升或多元融合。“中式稳重”因子先抑后扬，由2020年的0.050降至2022年的0.037，后逐年回升至2026年的0.062，呈现“V型”修复态势，表明“Dragon Face”设计语言的文化底蕴（如矩阵式LED大灯、贯穿式尾灯）在经历阶段性弱化后重新赢得用户认同，但早期存在明显的认知波动。

“科技未来”因子并未如预期上升，反而从2020年的0.022持续波动下行至2026年的0.012（2025年低至0.011），与比亚迪在刀片电池、DM-i超级混动等技术层面的显性进步形成明显错位，提示技术投入未必能直接转化为用户对“科技感”设计语言的强感知。

“豪华精致”因子呈先降后升走势，2020年以0.076高位开局后连年下滑至2024年谷底0.026，近两年显著反弹至0.046和0.052，修复势头明显，这与Nappa真皮、木纹饰板等内饰工艺升级的节奏基本吻合。“动感个性”因子在2022年冲高至0.059后急剧回落至2023年的0.028，此后低位震荡至0.033，海洋系列（海豚、海豹）的年轻化设计曾集中释放但后劲不足。

综合来看，比亚迪各因子走势分化较重，核心设计基因的延续性较弱，虽在“豪华精致”与“中式稳重”间交替发力，但“科技未来”因子的持续走弱构成其品牌向上突破的潜在瓶颈。

5.2.2.3　小结

特斯拉设计语言以“科技未来”为长期核心主轴（虽有波动但始终主导），但动感个性因子的持续衰退及科技因子2026年的下降信号预示着“极简主义”面临用户审美分化的潜在风险。比亚迪则因子轮动频繁、更替明显，虽层次丰富却缺乏连贯主线。两品牌路径各有长短，特斯拉单极模式的稳定性与比亚迪多因子切换的灵活性，恰构成东西方设计演化的本质差异。

5.2.3　高频感性词汇年度演化

2020—2026年高频感性词汇年度提及占比（相对频次）趋势如图11所示。整体而言，“科技感”“运动感”等词汇的提及占比呈逐年上升趋势；“大气”“稳重”等词汇的提及占比则呈下降趋势（比亚迪早期占比较高，后期逐步降低）。

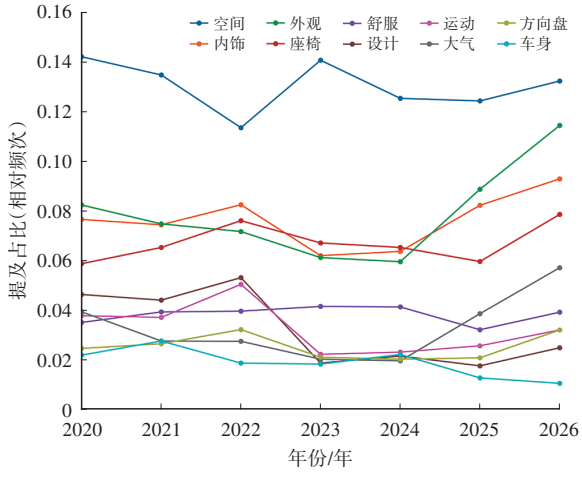


图11　2020—2026年高频感性词汇年度提及占比趋势

5.2.4　品牌演化模式对比

基于上述时序分析，参照品牌风格理论[13]及品牌基因在新能源车型中的延续性研究成果[14]，特斯拉与比亚迪在设计语言演化路径上呈现截然不同的模式，演化模式如图12所示。

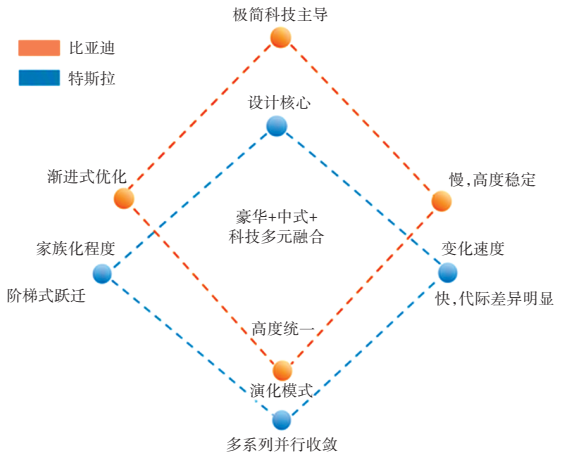


图12　特斯拉与比亚迪设计语言演化模式

特斯拉以渐进式优化为主，设计语言高度稳定、一致性强，核心围绕“极简科技”展开；比亚迪以阶梯式跃迁为特征，代际变化明显，从“Dragon Face”到“海洋美学”实现了设计语言的快速升级。感性层面，特斯拉以“科技感”为绝对核心，这与文献[15]提出的品牌“语义转化”理论中“核心识别特征应保持高度一致”的论断相符。比亚迪则呈现“科技感”和“豪华感”同步提升的多元特征。整体而言，两品牌在2023年后逐渐出现设计趋同的表层现象，但品牌底层基因仍保持清晰差异。如图13所示，颜色深浅代表年度图文匹配度，数值越高匹配越好。

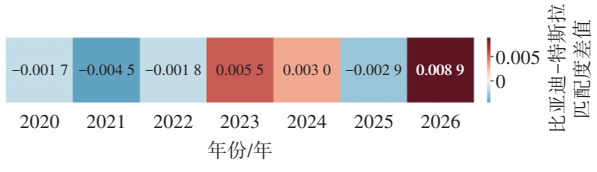


图13　两品牌图文匹配度差值热力图

6　结论

本研究基于多模态大模型与感性工学，构建了智能电动汽车设计语言演化的量化分析框架，并以特斯拉与比亚迪为案例完成实证分析。主要结论如下：

（1）方法具有有效性。基于Chinese-CLIP可有效实现汽车设计特征与感性词汇的多模态匹配与相似度量化，为设计语言研究提供了高效、客观的新方法。计算结果显示，140 760组图文配对的余弦相似度均值为0.391（标准差0.031），区间为[0.236, 0.522]，主要集中在0.35~0.40之间，呈现出一致的中等匹配水平，表明Chinese-CLIP提取的视觉特征与文本语义特征之间存在稳定的相关性，验证了特征提取的有效性。

（2）用户感性需求结构。智能电动汽车用户感性需求可归纳为4类核心因子：科技未来（权重51%）、豪华精致（30%）、动感个性（14%）、中式稳重（5%）。其中“科技未来”因子权重最高，是当前设计的核心导向；4类因子的层次化结构反映了用户在“普适性科技追求”与“差异化审美偏好”之间的多元权衡。

（3）两品牌差异化演化路径。比亚迪以“中式稳重”为基底推进感性形象迭代，整体呈现阶梯演化特征，但其感性因子走势分化明显：科技未来感知持续下行，豪华精致意象先降后升，未实现科技、豪华同步抬升。特斯拉则保持“科技单极高位稳定”的渐进式路径，其“科技未来”因子长期处于核心地位但近年来呈现波动迹象。两品牌结论与官方设计理念方向一，比亚迪“Dragon Face”与“海洋美学”所体现的文化融合策略，以及特斯拉“极简主义、科技为先”的设计哲学，均在量化结果中得到印证。这也进一步印证了品牌基因理论中关于“设计语言延续性”的核心主张。

（4）趋同与差异并存。2020—2026年间，全球智能电动汽车设计在表层呈现跨文化趋同态势：语义层面，用户对“科技感”“未来感”等核心意象形成广泛共识；形态层面，表现为追求低风阻系数的“气动效率导向的形态趋同”（如溜背式车身、隐藏式门把手等），这一趋同本质上由电池技术瓶颈所驱动的工程约束全球化所致。然而在深层演化路径上，两品牌保持显著的基因差异：特斯拉遵循“极简科技”的渐进式减法设计，代表西方“技术至上、形式服从功能”的逻辑主线；比亚迪则走出一条以“中式稳重”为基底、融合科技与豪华的阶梯式多元融合路径，映射出东方品牌在全球化竞争中“文化锚定与技术追赶并行”的独特策略。这种“形态趋同而基因存异”的格局表明，本土文化要素是构成品牌差异化竞争力的核心来源，基于行业趋势研判未来的全球智能电动汽车竞争将不仅是电池与算力的较量，更是文化叙事与设计价值观的深层博弈。

（5）图文匹配度整体下行。2020—2026年间，两品牌图文匹配度均呈缓慢下降趋势（特斯拉从0.397降至0.374，比亚迪从0.395降至0.383），反映出随着市场产品日益丰富、用户审美日趋多元化，“设计共识”逐步弱化，品牌难以用单一设计语言覆盖全部用户需求。在产品演化驱动因素的识别中，文本数据挖掘方法已被证实能够有效解析多维因素的交互影响；本研究进一步将分析框架拓展至设计语言与感性认知的跨模态匹配，为产品演化分析提供了新的方法论视角。

尽管本研究受限于视觉单维数据与新兴样本规模，但其所构建的多模态大模型驱动型感性工学框架，突破了传统汽车设计语言的定性描述瓶颈，为揭示智能电动汽车“数据-审美”双向演化规律提供了可量化的跨学科方法论范式。未来，研究将进一步融合内饰交互、眼动追踪等多源数据，深化小样本场景下的模型泛化能力，持续提升本成果在学术研究与产业应用中的辐射价值。此外，基于对比学习的跨模态微调策略也为提升小样本场景下的图文匹配精度提供了可借鉴的技术路径。

参 考 文 献

[1] 李彦龙, 朱晖, 杨志刚. 基于低风阻的电动汽车造型设计[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2017, 45(9): 1366-1371.

[2] 李勇, 武银路. 纯电动汽车外饰造型影响因素及特征设计趋势研究[J]. 包装工程, 2020, 41(6): 72-80.

[3] 王波, 耿硕晨. 电动汽车外饰造型设计发展趋势研究[J]. 汽车工程学报, 2019, 9(4): 285-293.

[4] 卢兆麟, 孙远波, 宋新衡, 等. CASE趋势下车身造型形态设计研究现状与展望[J]. 计算机集成制造系统, 2022, 28(9): 2766-2781.

[5] 苏建宁, 王鹏, 张书涛, 等. 产品意象造型设计关键技术研究进展[J]. 机械设计, 2013, 30(1): 97-100.

[6] SHARMA R, BANSAL V, MISRA R. Tesla vs. Chinese EVs: A Comparative Analysis[J]. International Journal of Current Science (IJCPUB), 2025, 15(2): 1-9.

[7] RADFORD A, KIM J W, HALLACY C, et al. Learning Transferable Visual Models from Natural Language Supervision[C]// Proceedings of the 38th International Conference on Machine Learning. Vienna: PMLR, 2021: 8748-8763.

[8] YANG A, PAN J S, LIN J, et al. Chinese CLIP: Contrastive Vision-Language Pretraining in Chinese[C]// The Eleventh International Conference on Learning Representations. Kigali: ICLR, 2023.

[9] 赵丹华, 赵江洪. 汽车造型特征与特征线[J]. 包装工程, 2007, (3): 115-117.

[10] 马新博, 李延. 基于感性分析的女性电动汽车造型偏好研究[J]. 汽车工程学报, 2025, 15(3): 409-418.

[11] 万青蓝, 武月琴. 基于感性工学和模糊层次分析法的汽车皮革座椅肌理设计研究[J]. 皮革科学与工程, 2025, 35(1): 98-106.

[12] 刘宗明, 陈旭辉. 基于感性工学-AHP的乘用车内部空间设计研究[J]. 机械设计, 2024, 41(12): 170-174.

[13] PERSON O, SNELDERS D. Brand Styles in Commercial Design[J]. Design Issues, 2010, 26(1): 82-94.

[14] 张中航. 基于品牌基因的新能源汽车造型设计研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2020.

[15] KARJALAINEN T M. Semantic Transformation in Design: Communicating Strategic Brand Identity Through Product Design References[D]. Helsinki: University of Art and Design Helsinki, 2004.

（责任编辑　**明慧**）