

# 生成 AI とデザイナーによる T シャツレイアウトの比較

葛木 美紀 田中 謙司

Miki Katsuragi Kenji Tanaka

**Abstract:** This study explores AI-assisted design in the apparel industry using generative AI (Gemini). Comparing Gemini's layout proposals for 30 existing graniph T-shirt illustrations with actual product layouts and selections by five professional designers, we found varying degrees of agreement. While strict categorization (8 sub-categories) yielded 12 matches with products, broader grouping (5 main categories) increased matches to 20. Notably, agreement with designers (18-24 matches) was also high, suggesting common ground between Gemini and human preferences. Furthermore, explanations provided by Gemini for its layout choices were deemed "reasonable" by most illustrators, indicating the potential of Explainable AI to facilitate design collaboration. This research highlights the practical and academic significance of generative AI in fashion design, emphasizing the importance of interaction design and explanation methods for effective human-AI collaboration.

## 1. はじめに

ファッション産業では、消費者ニーズやトレンドの変化に即応したデザイン提案が求められ、近年は生成 AI の活用が注目されている。特に T シャツデザインは、AI による多様なレイアウト生成が可能な一方、ブランドらしさや消費者の好みを考慮すると、提案が必ずしも実運用に合致するとは限らない。AI は多彩なパターンを瞬時に生成できるものの、最終的な判断はプロデザイナーの経験やブランドコンセプトに依存する。また、AI が出力する提案理由が不透明な場合、その採用をためらう可能性もあり、説明可能な AI (XAI) の必要性が高まっている。

本研究は、アパレルブランド graniph 社の既存 T シャツ用イラスト 30 点を用いて、Google のマルチモーダル AI 「Gemini」によるレイアウトを実際の製品配置およびプロデザイナー 5 名の選択と比較し、一致度を定量的に評価した。さらに、Gemini が出力する「レイアウト理由」をイラストレーターに評価してもらい、説明可

能性がデザイナーの納得や協働に与える影響を検証した。

この結果、厳密な 8 カテゴリ評価では高い一致率は得られなかったが、類似配置を大まかにグルーピングすることで一致度が向上し、一定の関連性が示された。また、理由の提示がデザイナーの納得を高める可能性が示唆され、XAI が AI 提案の受容において重要な要素であることが示された。本事例を通じて、T シャツデザインにおける生成 AI とプロデザイナーの比較活用の方向性を示し、今後の生成 AI 活用の設計指針となる知見を提供する。

## 2. 先行研究

ファッション分野における生成 AI は近年、E コマースとの統合を含めて多くの可能性が検討されている。[Zhang 2024] は Midjourney を事例として取り上げ、AI によるビジュアル生成の多様性やスピードが、従来のファッションデザインワークフローをどのように拡張す

るかを示した。一方、ファッション業界には「ブランドイメージの維持」「消費者の好みの変化」「印刷・縫製の物理的制約」など、考慮すべき要件が多岐にわたる。GAN(Generative Adversarial Networks)を用いたファッションアイテムのデザイン生成研究では、服のパターンや柄の自動生成 [Kato 2019]、敵対ネットワークに基づくファッションデザイン [Liu 2023] など、多彩なアプローチが提案されている。

これらの研究では、消費者の好みに合わせた多様なデザイン案を効率的に生成可能である一方、業界特有の制約（縫製技術・生地コスト・サイズ展開など）を十分に反映できていない点がしばしば指摘される。また、ファッションブランドが独自に培ってきた世界観やトレンドの微妙なニュアンスをモデリングする難しさも課題とされる [Garcia 2018]。

[Jiang 2017] は、人工知能 (AI) がファッションデザインプロセスに与える影響を探索しており、生成的アルゴリズムがどのようにして新しいデザインのアイデアを生み出し、人間のデザイナーに新しい可能性を探索する力を与えることができるかについて論じている。ただし、ファッションデザインはブランドのイメージやターゲット顧客層等を考慮する必要があり、AI はツールとして見なされるべきであり、人間のデザイナーに取って代わるものではないと主張している。本研究は、この領域で特に T シャツ用イラストに注目し、AI によるレイアウト提案と既存製品・プロデザイナーの判断を比較するというアプローチをとる。

本研究の焦点である「レイアウト」というテーマに着目すると、従来から広告バナーや雑誌レイアウトなどの分野で AI による配置最適化が研究されてきた [Chai 2023] [Tabata 2019]。そこでは画像上のバランスやユーザーの視線誘導などを考慮し、機械学習やヒューリスティックアルゴリズムを用いて自動生成するアプローチが多い。

画像だけではなくテキストコンテンツを組み合わせてレイアウトを提案する取り組みもあるが [Zheng 2019]、実際に専門家の判断とどの程度合致するかを検証した研究事例は限定的である。本研究では、graniph 社の既存

製品で採用されているレイアウトカテゴリ（正面小、ポイント、斜め下、背面など）を用い、AI がどの程度それらを適切に選択できるかを評価する。さらに、レイアウトカテゴリをまとめた大分類（例：正面系、斜め系など）で評価することで、より大枠の配置デザインを検証できるようにしている。

近年、Explainable AI (XAI) が多様な分野で注目されており、特に専門家の意思決定を支援するタスクでは、AI が「なぜその提案・予測をしたのか」を人間が理解しやすい形で提示することの重要性が指摘されている [Ribes 2021]。ファッションデザインやアートなどのクリエイティブ分野においても、AI によるサポートは増加傾向にあるが、“なぜそのデザインが優れていると AI は判断するのか”が不透明なままでは、専門家がそのアイデアをどの程度信頼して良いか判断しにくい [Jin 2024]。本研究では、生成 AI (Gemini) がレイアウト理由を文章で提示する仕組みを試み、その説明文がイラストレーターにどの程度「妥当」と感じられるかを調査している。これは、従来はブラックボックスになりがちな AI の創作過程を可視化し、クリエイターと AI の協働を円滑化する上での一例となる。

既存研究は、ここまであげたように (1) ファッション AI の基礎的な可能性と課題、(2) レイアウト最適化の一般的手法、(3) Explainable AI の社会的・哲学的議論といった側面を個別に論じるケースが多い。本研究はそれらを T シャツデザインという具体的な応用領域で結びつけるアプローチをとり、実際の製品配置とプロデザイナー 5 名、および AI (Gemini) の提案の 3 者を比較・評価する点に特徴がある。また、AI の説明文への評価という XAI 的視点を組み合わせることで、クリエイターとの協働手法を探る実証的な知見を提供する。次章では、調査対象イラストとレイアウトカテゴリ、実験方法およびデータ分析のプロセスを詳述する。

## 3. 実験手法

### 3.1 対象となる T シャツのイラストとカテゴリ

本研究では、graniph 社が実際に製品化した T シャツ用イラスト 30 点を対象とした。これらのイラストは、動物モチーフやキャラクター、テキスト要素を含むものなど多様なデザインをカバーしており、カラーリングや大きさも異なるように選定した。特に、レイアウト選択はイラストの形状や雰囲気によって大きく左右されるため、単一のスタイルに偏らないよう配慮した。

T シャツ上でのプリント位置として、[ 胸元ポイント、正面小、正面中、肩・首周り、背面、正面大、サイド、その他 ] の 8 カテゴリーから構成される小カテゴリと、[ 正面、肩・首周り、大サイズ、サイド、その他 ] から構成される大カテゴリを定義した。



図 1: レイアウト(大・小カテゴリの定義)

なお、graniph 社の製品データ定義上は「タテナガ」「ヨコロゴ」など企業独自の用語でこのような配置が行われているが、生成 AI での提案と人間の解釈にできるだけ齟齬がないよう、一般的な定義に置き換えている。たとえば「正面小」は中央付近に小さめに配置、「ポイント」は胸元のアイコン的配置を指す、など、実務で慣習的に使われているレイアウト名を採用した。

### 3.2 Generative AI (Gemini) によるレイアウト選択

Gemini<sup>1</sup> は大規模画像生成モデルと対話的生成モデルを組み合わせたフレームワークであり、与えられたイラストやテキストプロンプトをもとに最適なレイアウトや補足説明を提示できる。実験には Gemini API (gemini-

1.5-pro-002) を利用し、各イラストについて、Gemini に対して「本イラストを T シャツのどこに配置するのが最適か 8 カテゴリーから 1 つ選択し、その理由も述べて」という指示文を入力した。また、その際出力形式として以下を指定した。

- レイアウトカテゴリ: いずれか 1 つ
- 説明文 (Why?): 数行程度のテキストで出力するように設定した。生成された理由は、後述するイラストレーター評価に使用する。

実行プロセスとして、30 点のイラストを順に入力し、上記の出力を記録した。

### 3.3 デザイナーによる評価

graniph 社に所属し、T シャツデザインの業務経験がいずれも 3 年以上あるデザイナー 5 名 (p1 ~ p5、男女混合) を被験者とした。T シャツデザインの実務に携わっており、ブランドコンセプトや印刷技術の知見を有する。また、同デザイナーに対して、Gemini の説明文に対する妥当性評価も依頼した。

実験手順として、デザイナー 5 名 (p1 ~ p5) に対してサーベイを実施し、同じ 30 点のイラストを見ながら、それぞれ最適な配置カテゴリを 8 つの中から 1 つ選択してもらった。

サーベイ実施後、各デザイナーが選択したカテゴリを集計し、後の分析 (Gemini との比較、実際の製品配置との比較) に用いた。次に、各カテゴリの代表的なイラストに対して Gemini が生成した「なぜそのレイアウトなのか」の説明文をイラストレーター複数名に提示し、妥当と思うかを評価してもらった。また、デザイナーが Gemini の生成した各説明文が妥当でないと思う場合はコメントを残せるようにした。この設問により「実際にそう感じるか?」「イラストの特徴を捉えているか?」を判断してもらう。また、Gemini や人間が選択

1 deepmind.google/technologies/gemini/pro/

したレイアウトの比較対象として、graniph で既に製品化されている同イラストを使った T シャツの実際の配置 (production) を記録した。これは、デザイナーが過去に選んだ配置を“正解”とみなし、Gemini や今回のデザイナー評価がどの程度この“正解”に近いかを分析するためである。

### 3.4 分析手法

本プロジェクトでは、まず小カテゴリ (8 つのレイアウトを厳密に区別した際) の一致率と、大カテゴリ (正面系・斜め下系などにグルーピングした際) の一致率を比較する。次に、Gemini と人間、実際の製品レイアウトにおける選択肢の一致数の集計とクラメールの連関係数で関連を評価する。また、定量的な分析だけではなく、イラストレーターが“妥当”と判断した割合、説明が高評価だったイラストの特徴、逆に低評価だった例などを定性分析する。

## 4. 実験結果

### 4.1 小カテゴリ (8 分類)

まず、T シャツレイアウトを厳密に 8 つ (正面小／正面中／正面大／ポイント／斜め下／首周り／背面／その他) に分類し、Gemini と 5 名のデザイナー (p1 ～ p5) が選択したレイアウトを、実際の製品配置と比較した。

表 1: 小カテゴリ (8 分類) での一致数と一致率

回答者	製品との一致数	製品との一致率 (%)	Gemini との一致数	Gemini との一致率 (%)
Gemini	12	40.0	-	-
p1	16	53.3	12	40.0
p2	17	56.7	9	30.0
p3	13	43.3	13	43.3
p4	17	56.7	11	36.7
p5	13	43.3	10	33.3

この結果、表 1 のように Gemini と 製品の一致は 30 点中 12 点 (40%) 程度、デザイナーと製品の一致

は 13 ～ 17 点 (43.3 ～ 56.7%) の範囲となった。また、Gemini と製品の一致数は 9 ～ 13 点程度になっている。Gemini と 13 点 (43.3%) という比較的高い一致率を示したデザイナー p3 は大胆な「正面大」「背面」を選ぶ傾向があり、他のデザイナーとは異なる選択をするケースも多かった。

### 4.2 大カテゴリ (5 分類)

大カテゴリについて的一致数および一致率は、表 2 の結果となった。

表 2: 大カテゴリ (5 分類) での一致数と一致率

回答者	製品との一致数	製品との一致率 (%)	Gemini との一致数	Gemini との一致率 (%)
Gemini	20	66.7	-	-
p1	22	73.3	24	80.0
p2	24	80.0	22	73.3
p3	16	53.5	18	60.0
p4	23	76.7	22	73.3
p5	19	63.3	19	63.3

Gemini と製品の一致は 30 点中 20 点 (66.7%) となり、デザイナーと製品の一致 (60 ～ 80%) と近い結果になった。Gemini とデザイナーの一致数は 18 ～ 24 点 (60 ～ 80%) と小カテゴリより高い一致率となった。

### 4.3 統計的検証

さらに、製品と的一致数について Gemini の「正解／不正解」と、デザイナーの「正解人数 (0 ～ 5)」をクロス集計し、クラメールの連関係数 (Cramér's V) を算出した (表 3)。結果は  $V=0.52$  の関連が確認された。

表 3: Gemini と製品の一致 (行方向: 0=不一致, 1=一致)・デザイナーと製品の一致 (列方向: 0～5) のクロス集計表

Gemini / デザイナー	0	1	2	3	4	5	合計
<b>Gemini = 0</b> (不一致)	3	4	5	1	1	4	18
<b>Gemini = 1</b> (一致)	1	2	1	2	5	1	12
合計	4	6	6	3	6	5	30

#### 4.4 説明の妥当性について

最後に、Gemini が提案時に出力した「なぜこのレイアウトを選んだか」という文章をイラストレーターに評価してもらった (Yes / 部分的 Yes / No)。この結果、全体の 60% が「妥当」、23% が「ほぼ妥当」と回答しており、AI の視覚的・構成的な理由付けが概ね受け入れられたと言える。しかし一部のコメントからは、以下のようにイラストやブランド文脈への言及が足りない指摘されたケースも確認された。

- ・コメント例 1: “この柄自体は背面でも良いと思いますが、前面に何も無いとシャツをコーディネートした際に無地 T シャツになってしまう為、プリント T シャツを好む方には合わないと思います。また、背面に英字がドンと大きくプリントされているデザインは観光地のお土産によく有るデザインの為、メンダコというキャラクター性も鑑みると水族館のお土産 T シャツに見えてしまうため、裾に入れて崩すなどした方がデザイン性が出る気がします。”
- ・コメント例 2: “白 T だとスカスカになってしまうので、ポイントが大だと思いたいますが、色によっては前面小でも合うかもしれません。”
- ・コメント例 3: “バンド T のオマージュだと思いますので、前面か背面に大で良いと思います。”

#### 5. 考察

小カテゴリ (厳密な 8 種) で見た場合、Gemini と製品の一致率は 40% 程度にとどまるが、大カテゴリ (4 種) にグルーピングすると 66.7% と向上し、大まかな配置としては Gemini は人と近似した感覚をもっていると言える。デザイナー 5 名との比較では、小カテゴリベースで 10 ~ 15 点ほど一致、Cramér's V も 0.52 程度と中程度以上の関連が認められる。また、Gemini の提案理由の多くはイラストレーターから妥当と評価され、視覚的要素やキャラクターの動きを言語化する点で有用性が高い。一方、ブランド特有の事情 (印刷技術、量産コ

スト) には言及できておらず、今後の課題と考えられる。

より細分化されたカテゴリ (「ポイント」「正面小」「正面中」など) では不一致が生じやすい理由として、ブランドのこだわりや実務的観点が AI には十分組み込まれていない点が挙げられる。たとえば「ポイント」と「正面小」は着用イメージでは似ていても、実際のプリントサイズ・位置やブランドの定番スタイルに関わる繊細な違いが存在する。AI は画像中心の要素 (イラストの形状・色など) を重視しがちで、ブランドのコンテキストやラインナップ整合性などを十分に考慮できていない可能性が高い。これは、Gemini には各ブランドの過去商品や売上データ、技術的制約などの情報を与えていないため、“ビジュアル上の最適”と“実際のビジネス最適”にギャップが生じているためである。

また、Gemini が提示した理由説明の 70% 以上が「妥当」と評価されたことは、クリエイティブ領域での Explainable AI の意義を示す一例である。例えば、デザイナーやイラストレーターが「なぜこの配置が良いか」を知ることで、AI の提案を単なる“ブラックボックスな成果物”ではなく“協働パートナーのアイデア”として受け取りやすくなる。特に、AI が指摘する“動き”や“躍動感”といった視覚的要素は、デザイナー自身も潜在的に考慮していたポイントである場合が多く、共通言語が生まれる効果が期待される。一方で、説明自体は視覚的要素を言語化しているにとどまっており、ブランド独自のコンセプトやイラストの世界観に関連する説明は不十分だった。AI にブランドガイドラインや印刷制約、ターゲット層などの文脈を学習させれば、より実証的な説明が可能になり、Explainable AI + Domain Knowledge の統合が、クリエイターの受容と信頼をさらに高めるカギとなる。

本研究の結果は、AI が大まかなレイアウトのアイデアを初期段階で多数生成し、それをデザイナーが取捨選択・アレンジするというワークフローに可能性があることを示唆する。“ポイント”vs “正面小”といった微妙な違いはデザイナーが最終的に調整すればよいが、AI の案は広範な選択肢を速やかに提示できる。ブランド側が「これは自社の製品らしくない」「このサイズ感ならコス



トが合わない」などの理由で却下する場合でも、AI の説明を参考に修正アイデアを膨らませられる。

## 6. まとめ

本研究では、生成 AI (Gemini) が提案する T シャツレイアウトを、(1) 実際の製品配置 (production)、(2) プロデザイナー 5 名の選択と比較した結果、大まかな配置では一定の合意が得られる一方で、ブランド特有のこだわりやイラスト文脈などに起因する不一致も確認された。また、Gemini が提示する「なぜそのレイアウトを選んだのか」という説明は概ね好評で、Explainable AI が専門家との協働を促進しうる要素であることが示唆された。

厳密な 8 カテゴリで比較した場合、Gemini と製品配置の一致率は約 40% だったが、類似する配置をまとめた大カテゴリ (例: 正面・大・斜め下・首周り) では約 67% に向上し、Gemini がイラストのビジュアルバランスをある程度把握していることがうかがえた。一方でブランド文脈や生産上の制約に関する説明は不十分で、実務判断には専門家の経験が欠かせないことが分かった。

今後は、AI とクリエイターの知見を統合するため、以下の施策が有望である。

### 1. ブランドデータとの連携

過去のヒット商品・売上データ・顧客フィードバックを学習させ、ブランド固有の戦略や制約を考慮したレイアウト提案へ発展させる。これにより、大カテゴリだけでなく細分化された配置でも合意率を高める可能性がある。

### 2. ユーザー評価・実売データとの連動

AI の提案で制作した T シャツを試作品として販売やモニタリングを行い、売上や顧客満足度などの定量指標と関連付けて検証する。これにより市場的な有効性を裏付ける説得力のあるエビデンスが得られる。

### 3. 対話型インターフェースの開発

デザイナーが AI の説明を見てフィードバックし、AI が再提案を行う「対話的プロトタイピング」を構築する。創造プロセスをインタラクティブに高めるアプローチとして、HCI 研究にも意義が大きい。

これらの取り組みを進めれば、ファッションデザインにおける生成 AI 活用はさらに拡張され、人間のクリエイティビティと協働した実用的な成果が期待できる。本研究は、その基礎的知見と具体的アプローチを示す一歩となった。

## 参考文献

- [Chai 2023] Chai, S., Zhuang, L., and Yan, F.: Layoutdm: Transformer-based diffusion model for layout generation, Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 2023.
- [Garcia 2018] Garcia, E. and Smith, R.: Towards brand-aware fashion design models: Challenges and opportunities, Journal of Fashion Informatics, 12(4), 211–223, 2018.
- [Jiang 2017] Jiang, S. and Fu, Y.: Fashion Style Generator, Proceedings of the Twenty-Sixth International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-17), 3721–3727, IJCAI, 2017.
- [Jin 2024] Jin, Y. and Lee, K.: Human-AI Co-Creation in Fashion Design Ideation and Sketching: An Empirical Study, IEEE/CVF Computer Vision and Pattern Recognition Conference (CVPR), CVFAD Workshop, IEEE, 2024.
- [Kato 2019] Kato, N., Ozone, H., Oomori, K., Ooi, C. W., and Ochiai, Y.: GANs-based Clothes Design: Pattern Maker Is All You Need to Design Clothing, Proceedings of the 10th Augmented Human International Conference 2019 (AH2019), Association for Computing Machinery, 2019.
- [Li 2019] Li, J., Yang, J., Hertzmann, A., Zhang, J., and Xu, T.: LayoutGAN: Generating Graphic Layouts with Wireframe Discriminators, arXiv preprint

arXiv:1901.06767, 2019.

[Liu 2023] Liu, Z.: Fashion Designer Application Based on Generative Adversarial Network, Highlights in Science, Engineering and Technology, 34, 127–135, 2023.

[Ribes 2021] Ribes, D. et al.: Trust Indicators and Explainable AI: A Study on User Perceptions, In Ardito, C. et al. (eds) Human-Computer Interaction – INTERACT 2021, Lecture Notes in Computer Science, vol 12933, Springer, Cham, 2021.

[Särmäkari 2021] Särmäkari, N. and Vänskä, A.: ‘Just hit a button!’ –fashion 4.0 designers as cyborgs, experimenting and designing with generative algorithms, Int. J. Fash. Des. Technol. Educ., Taylor & Francis, 2021.

[Schoonderwoerd 2021] Schoonderwoerd, T. A. J., Jorritsma, W., Neerincx, M. A., and van den Bosch, K.: Human-centered XAI: Developing design patterns for explanations of clinical decision support systems, Int. J. Hum.-Comput. Stud., 154, Elsevier, 2021.

[Tabata 2019] Tabata, S., Yoshihara, H., Maeda, H., and Yokoyama, K.: Automatic layout generation for graphical design magazines, ACM SIGGRAPH 2019 Posters (SIGGRAPH ’ 19), Association for Computing Machinery, 2019.

[Zhang 2024] Zhang, Y. and Liu, C.: Unlocking the Potential of Artificial Intelligence in Fashion Design and E-Commerce Applications: The Case of Midjourney, J. Theor. Appl. Electron. Commer. Res., 19, 654–670, MDPI, 2024.

[Zheng 2019] Zheng, X., Qiao, X., Cao, Y., and Lau, R.: Content-aware generative modeling of graphic design layouts, ACM Transactions on Graphics, 38, 1–15, Association for Computing Machinery, 2019.

著者

葛木 美紀

東京大学大学院 工学系研究科

田中 謙司

東京大学大学院 工学系研究科 教授

【発表日】 2025 年 7 月 27 日