DEIM Forum 2025 XX-Y

# タイトル重畳料理画像におけるフォントの魅力分析・推定

高木　七海† 　久徳　遙矢††† 道満　恵介††† 駒水 孝裕† 　井手　一郎†

† 名古屋大学　〒 464-8601 愛知県名古屋市千種区不老町
†† 愛知工科大学　〒 443-0047 愛知県蒲郡市西迫町馬乗 50-2
††† 中京大学　〒 470-0393 愛知県豊田市貝津町床立 101
E-mail: † takagin@cs.is.i.nagoya-u.ac.jp, taka-coma@acm.org, ide@i.nagoya-u.ac.jp,
†† kyutoku-haruya@aut.ac.jp, ††† kdoman@sist.chukyo-u.ac.jp

あらまし　インターネットの普及やスマートフォンの利用機会の増加により，Web 上の料理レシピを閲覧する機会や，自身が考案した料理レシピを SNS（Social Networking Service）に投稿する人が増えている．料理レシピの投稿者は，多くの場合，自身の料理レシピを多くの人に閲覧・調理してもらうことを目的としている．そのためには，多数の投稿の中から自身の投稿がより多くの人に閲覧されるように，魅力的な料理レシピを投稿する必要がある．SNS 上の料理レシピ投稿においてサムネイル画像は人の目を惹くための重要な要素の 1 つであるため，我々はサムネイル画像の魅力の分析及び推定に取り組んでいる．料理レシピ投稿では，サムネイル画像にタイトルを重畳することで料理の見た目の魅力に加えてその内容を表現することが多い．本研究は，このような状況に限定し，魅力的なタイトル重畳料理画像の生成を目的に，サムネイル画像に対する印象に大きな影響を与え，人の目を惹くための重要な要素であると考えられるフォントに注目する．そして，入力した料理画像と料理タイトルに対して魅力的なフォントを選択するフォント選択モデルを提案する．また，そのために必要な学習・評価用データセットを構築する．様々なフォントで料理タイトルを重畳した料理画像の魅力度を決定する選好実験を元にデータセットを構築し，それを用いてモデルを構築し，定量的及び定性的に評価した．その結果，定量評価では，67%の正解率で 7 種類のフォントから最も魅力的なフォントを選択できることを示した．また，定性評価では，料理画像や料理タイトルの持つ印象的特徴とフォントのデザイン的特徴との間に強い関連性が見られ，提案モデルがそれらの関連性を適切に学習していることを確認した．
キーワード　料理レシピ，フォント選択，魅力度推定，SNS

## 1 はじめに

インターネットの普及やスマートフォンの利用機会の増加により，Web 上に多くの料理レシピが存在し，多様な料理レシピを容易に入手可能になった．特に，SNS（Social Networking Service）で料理レシピを手軽に閲覧できるようになり，料理レシピの入手先として SNS を利用する 20 代の割合は 38.1 % であると報告されている [12]．このように，SNS において料理レシピを閲覧する機会が増えている．例えば，Instagram[1]において，2024 年 11 月時点で，ハッシュタグ「#レシピ」を含む投稿は 239 万件あり，大量の料理レシピ投稿が存在している．

Instagram は画像や動画像から視覚情報を得やすいことに加え，ユーザの趣向に合いそうな投稿を自動的に表示する機能により，料理レシピ以外の情報を閲覧している時にも受動的に料理レシピを閲覧できるという特徴がある．また，近いシェア率をもつ SNS である X[2]に比べ，投稿文字数制限が緩く，料理レシピの材料や手順の情報を詳細に投稿するのに十分なテキストを確保できる [14]．これらのことから，Instagram は料理レシピに高い親和性をもったプラットホームとして活用されている．

料理レシピ投稿者は，多くの場合，自身の料理レシピを多くの人に閲覧・調理してもらうことを目的としている．一方，料理レシピの閲覧者はハッシュタグ検索やおすすめ欄などに表示されたサムネイル群から目を惹いた投稿を閲覧する．この際に，サムネイル群から選択されるためには，目を惹くものであることが重要である．そのため，Instagram の料理レシピ投稿のサムネイル画像には，タイトルが重畳された料理画像（タイトル重畳料理画像）が投稿されることが多い．これは，サムネイル画像という限られた媒体で，視覚情報とテキスト情報を同時に効果的に提示できるためである．そのため，閲覧者は表示された投稿のうち料理画像やそれに重畳されたタイトル情報から直感的に美味しさや手軽さなどの魅力を感じられるものを閲覧すると考えられる．

これらのことから，料理レシピを閲覧してもらうためには，閲覧者の目を惹くタイトル重畳料理画像を作成する必要がある．タイトル重畳料理画像を魅力的にするための要素としては，料理画像の色調や視覚効果フィルタ，重畳する料理タイトルの配置やフォント，色，大きさなどが挙げられる．これらの要素の中でも，料理タイトルのフォントはその料理に対する印象を表現し，フォントの印象が料理特徴に合っているか否かで，サムネイル画像に対する印象に大きな影響を与え，適切なフォントの選択は人の目を惹くための重要な要素であると考えられる．

1：Meta，“Instagram, ” https://www.instagram.com/ ［2025/1/30 参照］．
2：X，“「いま」を見つけよう / X, ” https://x.com/ ［2025/1/30 参照］．

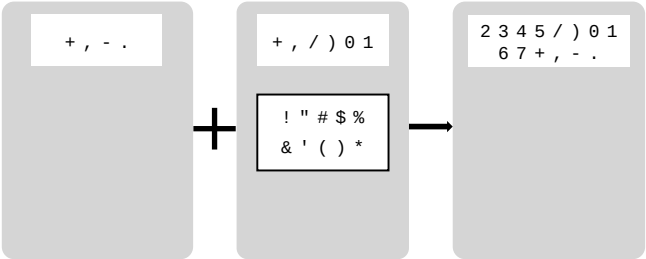



図 1: 魅力的なタイトル重畳料理画像の生成方法の概要.

また，既存のものだけでなく，新たに作成されたフォントを利用することも考えられる．しかし，一般の投稿者が料理特徴を的確に捉えた魅力的なフォントを選択することは必ずしも容易ではなく，また，魅力的なタイトル重畳料理画像のためのフォント生成技術も確立していない．したがって，魅力的なタイトル重畳料理画像の作成を支援する仕組みが必要となる．

本発表では，魅力的なタイトル重畳料理画像の作成を支援する手段の 1 つとして，図 1 に示すように，料理画像とタイトルが与えられた状況において，魅力的なタイトル重畳料理画像の生成を目的とする．そのために，まず，フォントの選択がサムネイル画像の魅力に与える影響を明らかにする選好実験を行なう．具体的には，料理画像に対し，様々なフォントでタイトルを重畳したサムネイル画像を構築し，評価者が魅力的か否か判定し，タイトルのフォントと料理画像の組合せと魅力の関係性を分析する．なお，本研究において，タイトル重畳料理画像におけるタイトルのフォントの印象が料理画像及びタイトルの印象と合致している度合いを魅力度とする．

次に，選好実験の結果から，料理画像の視覚的特徴と料理の内容を表すタイトルの特徴の両方を考慮することで魅力的フォントを推定できることが予想されるため，画像とテキストの両特徴を考慮したマルチモーダルモデルを提案する．その際，選好実験の結果を利用して，データセットを構築する．このデータセットにより，入力した料理画像と料理タイトルに対して魅力的なフォントを自動選択するモデルを学習する．最後に，学習したモデルについて，フォント選択タスクにおける性能を検証し，その有効性を評価する．

本研究は，料理画像と料理タイトルの印象を考慮し，魅力的なフォントを選択するモデルを構築する初めての試みであり，その主な貢献は以下の通りである．

- 料理画像と料理タイトルの組合せの魅力にフォント選択が与える影響について，選好実験から関係性を明らかにする．
- 選好実験の結果から，料理画像と料理タイトルに対する各フォントの魅力度を算出することで，機械学習モデルの学習に適したデータセットを構築する．
- 料理画像と料理タイトルの特徴を統合し，魅力的なフォントを選択するマルチモーダルモデルを構築し，構築したデータセットを用いた実験により，魅力的なフォントを選択できることを示す．

## 2 関連研究

関連研究として，料理画像とフォントの関係性に注目した研究や，サムネイル画像生成に関する研究がある．ここではまず，画像とフォントの関係性に注目した研究として，2.1 節で料理画像とフォントの関係性分析に関する研究，2.2 節で画像特徴を反映したフォント生成に関する研究を紹介する．また，サムネイル画像の関連研究として，2.3 節で動画像コンテンツを対象としたサムネイル画像の生成に関する研究を紹介する．

### 2.1 料理画像とフォントの関係性分析に関する研究

料理画像とフォントの関係性分析に関する研究として，笠井ら [15] は料理画像のシズル感とフォントの形態的特性の関係性を分析している．シズル感とは食に対する「美味しそう」という印象のことを言い，この研究はフォントから得られる視覚情報によって美味しそうと人に感じさせるために有効な表現方法を明らかにすることを目的としている．この研究では被験者実験を通して，料理画像に対し，画像から得られる食品の印象に適しており，その美味しさを感じられるフォントを被験者実験を通して明らかにしている．また，Chen ら [3] は，食品の包装に注目し，フォントデザインが包装のデザインに与える美的影響を調査している．具体的には，食品の包装のフォントデザインに対する嗜好を調査し，異なる包装における漢字の視覚的および心理的印象を比較している．これらの研究では，料理画像あるいは包装に対する印象に合致するフォントを明らかにしているが，料理画像にタイトルを付与した状態での魅力度推定は行なっていない．

本研究は，料理画像にタイトルが重畳された状態を対象とし，料理画像とタイトルが視覚的に一体となったデザイン全体の魅力度を考慮した分析を行なう点で先行研究と異なる．また，これらの研究は，料理画像とフォントの関係性を分析するにとどまっており，フォントを選択する手法は提案していない．それに対して，本研究では，タイトル重畳料理画像に対する分析を行なうと共に，魅力的なフォントを選択する手法も提案する．

### 2.2 画像特徴を反映したフォントに関する研究

画像特徴を反映したフォントに関する研究として，Chen ら [2] は人の感情情報を反映したフォントを容易に生成することを目的とし，表情に対応するフォントを正確に分析し，その結果を元に，感情を表現したフォントの自動生成手法を提案している．この手法では，感情情報をフォントに反映するため，Generative Adversarial Network（GAN）[5] にフォント生成モジュールと感情情報を含むガイド信号を組み込んでいる．さらには，フォント生成モジュールに Earth Mover’s Distance（EMD）[9] や勾配ペナルティを組み込み，複数のスタイルを組み合わせた新しいフォントを品質よく生成している．さらに，斉藤ら [16] はコミックにおいて，登場人物のセリフやナレーションなどで用いられている文字を適切なデザインで生成することを目的とし，既存のフォントをコミックの場面に対する印象に合うように組み合わせて，新たなフォントを生成する手法

(a) Noto Serif Japan.

(b) Hachi Maru Pop.

(c) Reggae One.

(d) Kaisei Decol.

図 6: 選好実験結果：各フォントが魅力的として選ばれたタイトル重畳料理画像の例.

は,「丼もの」には他の料理カテゴリよりも辛い，がっつり，スタミナといった印象を持つ料理が多かったため，料理に対する印象とフォントの刺々しい印象が合致したためと考えられる.

また，料理カテゴリ内の各料理種類において魅力的なフォントを分析すると，図 6 に示すように特徴的な結果が見られた. まず「スープ」では,「チゲスープ」に対して，Reggae One の魅力度が高かった．これは，辛い「チゲスープ」と，フォントの刺々しい印象が合致したためと考えられる．一方で,「味噌汁」や「中華スープ」など，和風や中華風の印象を持つ料理画像に対して，明朝体のフォントである Noto Serif Japan（図 2(b)）が魅力的であると判断された．また,「パスタ」では,「スープ」の「味噌汁」や「中華スープ」と同様，和風の印象を持つ料理画像に対して，Noto Serif Japan が魅力的であると判断された．更に，Hachi Maru Pop が魅力的であると判断された料理画像に注目すると,「エビ」,「ホタテ」など丸い形状をした具材が確認できるものが多く見られた．以上のことから，特定の印象を持つ料理に合うフォントが存在することや，フォントの形状と料理画像の全容や具材の形状との関連が示唆された.

選好実験の結果から，フォントの選択には，料理画像や料理タイトルが持つ印象が大きく影響することを確認した．具体的には，料理の味や料理画像内の視覚的特徴がフォント選択に反映された．このような結果は，評価者の選好が料理の特性とフォントとの関連性を的確に反映しており，本研究で構築する学習用データセットが本実験結果は妥当であることも示している.

## 4 フォント選択モデル

料理画像の画像特徴と料理タイトルのテキスト特徴を同時に考慮するマルチモーダルモデルを提案し評価する.

### 4.1 提案手法

提案モデルの概要を図 7 に示す．画像特徴抽出には CNN，テキスト特徴抽出には Bidirectional Encoder Representations from Transformers（BERT）[7] を使用して，これら異なるモダリティの情報を結合して魅力度を算出する．料理画像には食材の質感や色など，魅力やカテゴリに関わる様々な視覚的特徴が含まれており，これらを抽出する能力が重要である．画像分類モデルとして事前学習された CNN は，学習により視覚的な特徴を高精度で捉えられるよう設計されているため，料理画像の特徴量抽出に適していると考えられる．また，料理タイトルは料理の特徴や印象を端的に伝える重要なテキスト情報であり，意味的特徴が料理全体の印象に影響を与える．BERT は，テキストの意味構造を深く理解するモデルであるため，料理タイトルの特徴量抽出に適していると考えられる.

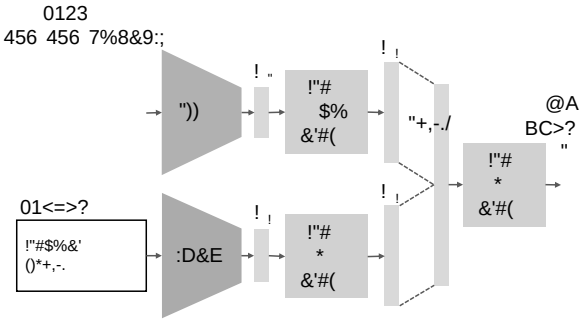


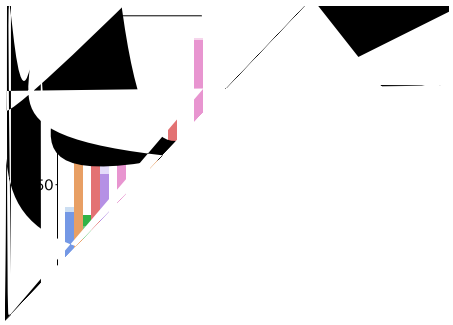

図 7: 提案モデルの概要.

画像特徴抽出においては，事前学習済みの CNN モデルを使用し，画像特徴を $_8$次元の特徴ベクトルとして抽出する．その後，この特徴ベクトルを，Rectified Linear Unit（ReLU）活性化関数を持つ全結合層（Fully-Connected Layer；FCL）に入力し，$_2$ 次元のベクトルに変換することで，テキスト特徴との結合に適した形式に調整する.

テキスト特徴抽出においては，入力テキストから得られる [CLS] トークンの出力を $_C$次元の特徴ベクトルとして抽出する．その後，ReLU 活性化関数を持つ全結合層に入力して $_2$ 次元のベクトルに変換することで，BERT が出力する汎用的な特徴から，画像特徴との結合を効果的に行なえるように，最適化された特徴に変換する.

表 2: モデルの評価結果.

| モデル | モダリティ | MSE # | | MAE # | | Top-1 Acc [%] " | | Top-3 Acc [%] " | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | Train | Test | Train | Test | Train | Test | Train | Test |
| $\mathrm{Img}_{\mathrm{Res}}$ | 画像 | 1.012 | 1.330 | 0.793 | 0.884 | 68.32 | 63.34 | 90.83 | 87.13 |
| $\mathrm{Img}_{\mathrm{VGG}}$ | 画像 | 1.306 | 1.478 | 0.879 | 0.927 | 68.61 | 62.34 | 89.97 | 87.13 |
| $\mathrm{Txt}_{\mathrm{BERT}}$ | テキスト | 1.026 | 1.202 | 0.811 | 0.865 | 70.60 | 64.34 | 90.54 | 88.12 |
| $\mathrm{Img}_{\mathrm{Res}}$-$\mathrm{Txt}_{\mathrm{BERT}}$ | 画像＋テキスト | **0.743** | 1.284 | **0.667** | 0.855 | 71.48 | 64.36 | **93.98** | 87.13 |
| $\mathrm{Img}_{\mathrm{VGG}}$-$\mathrm{Txt}_{\mathrm{BERT}}$ | 画像＋テキスト | 0.837 | **1.201** | 0.704 | **0.848** | **72.19** | **67.33** | 93.41 | **92.08** |



(a) ResNet18 を用いたモデル.　　(b) VGG16 を用いたモデル.

図 8: モデルごとのフォント魅力度の予測値分布.

ルは，訓練データにおける MSE および MAE が最も低く，訓練データに対して優れたフィッティング性能を示した．しかし，テストデータにおける MSE および MAE は $\mathrm{Img}_{\mathrm{VGG}}$-$\mathrm{Txt}_{\mathrm{BERT}}$ より高く，過学習の可能性が示唆された．

シングルモーダルモデルでは，$\mathrm{Img}_{\mathrm{Res}}$ および $\mathrm{Img}_{\mathrm{VGG}}$ が，画像から捉えられる部分的な情報に依存するため，精度に限界が生じたと考えられる．特に，画像のみを用いた場合の MSE と MAE が全体的に高い値を示しており，画像情報だけではフォント選好を十分に捉えることが困難であることがわかった．一方で，$\mathrm{Txt}_{\mathrm{BERT}}$ は，比較的優れた性能を示した．これは，料理タイトルに含まれるテキスト情報がフォント選好において重要な手がかりとなることを示唆している．しかし，テキスト情報のみでは情報が限定され，画像情報を含むマルチモーダルモデルと比較して精度は低かった．

これらの結果から，提案モデルが料理画像と料理タイトルに基づくフォント選好の傾向を的確に捉え，適切な予測を行なっていることが確認された．特に，画像特徴とテキスト特徴を統合することで情報不足を補い，より高精度で安定した結果を得られることが示された．従って，マルチモーダルモデルを用いた提案手法の有効性が定量的に示された．

さらに，提案モデルの評価において，選好実験で得られた魅力度の分布（GT の分布）と $\mathrm{Img}_{\mathrm{Res}}$-$\mathrm{Txt}_{\mathrm{BERT}}$ 及び $\mathrm{Img}_{\mathrm{VGG}}$-$\mathrm{Txt}_{\mathrm{BERT}}$ による魅力度の予測値の分布をそれぞれ比較した．GT と $\mathrm{Img}_{\mathrm{Res}}$-$\mathrm{Txt}_{\mathrm{BERT}}$ の分布結果と，GT の魅力度と予測値の一致度を示す重なり率を計算した結果を図 8(a) に，GT と $\mathrm{Img}_{\mathrm{VGG}}$-$\mathrm{Txt}_{\mathrm{BERT}}$ の分布結果と，重なり率を計算した結果を図 8(b) にそれぞれ示す．これらの結果から，両者は非常に類似しており，モデルが各料理に対するフォント選好の傾向を的確に捉えていることが確認された．このことから，提案モデルが，フォント選好の傾向を的確に捉え，学習用データセットにおける料理画像や料理タイトルとフォント印象の関連性を十分に学習できたことがわかる．

#### 4.2.4 定性的評価による実験結果の分析

提案モデルの性能を直感的に評価するため，学習結果を視覚的に確認し，定性的評価を行なった．料理画像と料理タイトルに対して，提案モデルが魅力的であると予測したフォントでタイトルを重畳した料理画像を図 9 に示す．その結果，3.3 節で示したような,「和風パスタ」や「和風オムライス」,「和風サラダ」,「味噌汁」などの和風という印象を持つ料理画像に対しては明朝体の Noto Serif Japan（図 2(b)）が魅力的であることや，辛い，がっつり，スタミナなどの印象を持つ料理画像に対しては，Reggae One（図 2(f)）が魅力的であるという特徴，さらには,「きのこ」など丸い形状をした具材が確認できる料理画像に対しては，Hachi Maru Pop（図 2(d)）が魅力的であることなどを的確に予測することができた．これらの結果は，料理画像や料理タイトルの持つ印象的特徴とフォントのデザイン的特徴との間に強い関連性が存在しており，提案モデルがその関係性を適切に学習し，予測する能力を持つことを示している．

一方,「白菜のクリームスープ」や「醤油バターコーンのポタージュ」といった料理画像において，GT は Kaisei Decol（図 2(c)）であるのに対し，提案モデルは Noto Serif Japan を魅力的であると推定する結果が多く見られた．これは，選好実験における評価では「クリームスープ」や「コーンスープ」という西洋料理の要素が強調され，おしゃれや優美といった印象を持つ Kaisei Decol が魅力的と評価される傾向があったが，提案モデルでは，料理名に含まれる「白菜」や「醤油」といった和食に関連する

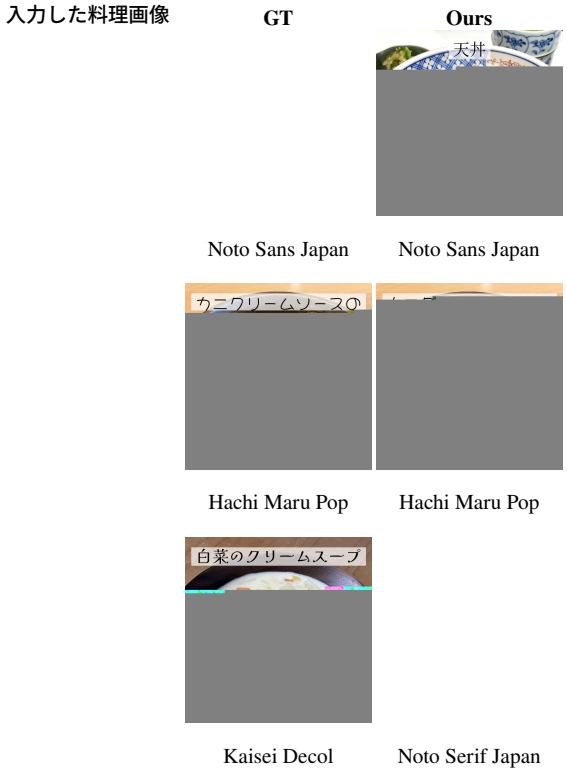



図 9: 魅力的なフォント推定結果の例.

単語を強い特徴として捉えたためと考えられる．これは，人的評価が料理画像全体の見た目や印象に基づいて行なわれるのに対し，提案モデルが料理タイトルに含まれるテキスト情報に偏った判断をしている可能性を示唆している．そのため，提案モデルが料理画像と料理名の両方をバランスよく活用し，統合的な判断を下せるよう，画像とテキスト間の相互作用を深めるアーキテクチャを導入する必要がある．

## 5 む す び

本研究では，膨大な数の料理レシピ投稿が存在する Instagram に注目し，料理レシピ投稿のサムネイル画像が人の目を惹くための重要な要素であると考え，料理タイトルを画像上に配置する際に，魅力的なタイトル重畳料理画像を生成することを目的とした．この目的のため，料理画像において料理タイトルテキストを魅力的なフォントで重畳することを目指し，フォント選択モデルを提案した．

モデル構築に当たり，フォントの選択がサムネイル画像の魅力に与える影響を調査するため，多様なフォントでタイトルを装飾したタイトル重畳料理画像を構築して選好実験を行ない，各タイトル重畳料理画像の魅力度を評価した．その結果を踏まえ，料理画像と料理タイトルに対してフォントの魅力度合いを含むデータセットを構築した．フォント選択モデルには，画像特徴抽出に ResNet18 [6] または VGG16 [11] を，テキスト特徴抽出には BERT [7] を利用したモデルを提案した．このモデルを上記データセットで学習することで，料理画像と料理タイトルにおいて各フォントの魅力度を予測した．提案モデルの評価実験を行なった結果，67%の正解率で 7 種類のフォントから最も魅力的なフォントを選択できることを示した．また，ResNet18 に比べて VGG16 は汎化能力がやや高いことが分かった．今後の課題としては，フォント選択モデルの学習に必要なデータ量の増加と，過学習を防ぐための正則化技術の適用，また，画像とテキスト間の相互作用を深めるアーキテクチャの導入が挙げられる．

謝辞　本研究の一部は JSPS 科研費 JP20K12038，JP22H00548 の支援による．選好実験に協力していただいた中京大学の学生の皆様に感謝する．

## 文　献

[1] E. Apostolidis, E. Adamantidou, V. Mezaris, and I. Patras. Combining adversarial and reinforcement learning for video thumbnail selection. *Commun. ACM*, Vol. 27, No. 9, pp. 1–9, Sep. 2021.

[2] L. Chen, F. Lee, H. Chen, W. Yao, J. Cai, and Q. Chen. Automatic Chinese font generation system reflecting emotions based on generative adversarial network. *Appl. Sci.*, Vol. 10, No. 17, pp. 5976_1–17, Aug. 2020.

[3] X. Chen and W. Tang. Study on the influence of font type on the aesthetics evaluation of food packaging. In *Proc. 15th Int. Conf. Human System Interact.*, 5 pages, July 2022.

[4] Y. Cui, W. Che, T. Liu, B. Qin, and Z. Yang. Pre-training with whole word masking for Chinese BERT. *IEEE/ACM Trans. Audio Speech Lang. Process.*, Vol. 29, No. 11, p. 3504–3514, Nov. 2021.

[5] I. Goodfellow, J. Pouget-Abadie, M. Mirza, B. Xu, D. Warde-Farley, S. Ozair, A. Courville, and Y. Bengio. Generative adversarial nets. *Adv. Neural Inf. Process. Syst.*, Vol. 27, pp. 2672–2680, Dec. 2014.

[6] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun. Deep residual learning for image recognition. In *Proc. 2016 IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, pp. 770–778, Dec. 2016.

[7] D. Jacob, C. Ming-Wei, L. Kenton, and T. Kristina. BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. In *Proc. 2019 Conf. N. Am. Chapt. Assoc. Comput. Linguist.*, pp. 4171–4186, May. 2019.

[8] D. P. Kingma and J. Ba. Adam: A method for stochastic optimization. *Comput. Res. Reposit. arXiv Preprint*, No. arXiv:1412.6980, Dec. 2015.

[9] Y. Rubner, C. Tomasi, and L. J. Guibas. The earth mover's distance as a metric for image retrieval. *Int. J. Comput. Vis.*, Vol. 40, No. 2, pp. 99–121, Nov. 2000.

[10] B. Shen, N. Pancha, A. Zhai, and C. Rosenberg. Practical automatic thumbnail generation for short videos. *Sympo. Electron. Imaging*, Vol. 33, No. 8, pp. 281_1–283_7, Jan. 2021.

[11] K. Simonyan and A. Zisserman. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. In *Proc. 3rd Int. Conf. Learn. Represent.*, 14 pages, May 2015.

[12] （株）マルハニチロホールディングス. 料理レシピに関する調査 2020. https://www.maruha-nichiro.co.jp/corporate/news_center/news_topics/20200818_research_recipe2020_1.pdf, Aug. 2020.

[13] マイスボイスコム（株）. 食のジャンルのアンケート調査（第 5 回）. https://www.myvoice.co.jp/biz/surveys/27802/index.html, Sep. 2021.

[14] （株）NTT ドコモモバイル社会研究所（編）. データで読み解くモバイル利用トレンド 2024–2025 モバイル社会白書. エヌ・ティ・ティ出版, 東京, Nov. 2024.

[15] 笠井ゆきひ, 佐藤弘喜. フォントの持つシズル感のデザイン化手法の検討. 日本デザイン学第 64 回春季研究発表大, No. B5-06, June 2017.

[16] 斉藤絢基, 中村聡史. コミック創作のためのフォント融合による文字デザイン手法. 第 32 回人工知能学全大, No. 3Z2-05, Jan. 2019.