

AIを活用したグラフィックデザイン雑誌の レイアウト自動生成システム

Automatic Layout Generation System for Graphical Design Magazines Utilizing AI Methods

田 端 聡

要 約 大日本印刷株式会社（以下、DNP）は、AIを活用したグラフィックデザイン雑誌のレイアウト自動生成システムの開発を進めている。

本システムでは、入力された素材となる画像、テキストから、内容及びデザイン性を考慮した適切なレイアウトを自動で生成する。レイアウト生成処理は最低限のルールを守ったランダム処理によって行われ、多数の候補が生成される。これらの候補は、過去に制作されたデータから、スタイル、デザインをランキング学習した推定器によってその作品らしさが評価される。そして、その作品らしが高い、かつ、多様性に富んだ一定個数のものをユーザーに返す。ユーザーは、自動化によりレイアウト作成業務を大幅に効率化できるとともに、魅力的な複数の案が提示されることにより、従来の発想の幅を広げることが可能となる。

本稿では、AIを活用したグラフィックデザイン雑誌のレイアウト自動生成システムについて、取り組みの背景、仕組み、現状の性能評価結果、今後の展望について紹介する。

Abstract Dai Nippon Printing Co., Ltd. (hereafter, DNP) is developing an automatic layout generation system for graphic design magazines utilizing AI methods.

In this system, when images or texts are input as the content to be placed in layouts, an appropriate layout is automatically generated in consideration of content and design. The layout generation process is performed by randomized processing in accordance with a rule set of minimum conditions that must be satisfied for layouts (minimum condition rule set), where a large number of candidates are generated. An evaluation of appearance, style, design, and composition of the candidates are combined with an evaluation of their diverseness. Top candidates of the combined evaluation are returned. The automation makes the layout creation task performed by users such as graphical designers to be much more efficient. It also allows the user to choose from a wide range of ideas to create attractive layouts.

In this article, we introduce the background, mechanism, current performance evaluation results, and future prospects of this system.

1. は じ め に

大日本印刷株式会社（以下、DNP）は、出版事業において、マーケティング企画から制作・製造・流通・販売に至るまで、全てのサプライチェーンを持つ唯一の企業としての強みを生かし、顕在課題の整理と潜在課題の掘り起こし、課題解決を断続的に進め、出版流通構造改革を推進している。その一環として、従来の書籍・雑誌等の制作工程を大幅に効率化すべく、AI (Deep Learning) を活用したレイアウト自動生成システムの開発を進めている。本稿では、AI (Deep Learning) を活用したレイアウト自動生成システム（以下、レイアウト自動生成シ

システム、または本仕組み、と呼ぶ)について、取り組みの背景、仕組み、現状の性能評価結果、今後の展望について述べる。

まず、2章において、従来の雑誌のレイアウト制作工程について、並びに、関連する近年のAIの技術進展の現況を概観する。次に、3章でDNPが開発しているレイアウト自動生成システムについて説明し、4章で本仕組みにおけるレイアウト生成結果の評価実験結果について述べる。最後に、5章でレイアウト自動生成システムの今後の展望について述べる。

2. 雑誌のレイアウト制作工程とAIの現状

本章では、システム開発の背景となる従来の雑誌のレイアウト制作工程について、並びに、関連する近年のAIの技術進展の現況を概観する。

2.1 雑誌のレイアウト制作の現状

レイアウト制作とは、雑誌・書籍の原稿として入稿するタイトル、本文等の文字データ、及び、図版画像等の各部品に対して、ページ誌面上のサイズ・位置を決定する作業である。現在、雑誌・書籍のレイアウト制作は、一般的にレイアウト制作ソフト（例えば Adobe InDesign^[1]）を用いて手動で行われており、負荷がとて高い作業である。レイアウトを制作するにあたり、各雑誌固有の“雑誌らしさ”を出すため、雑誌のデザインポリシーやブランドイメージに合致したレイアウトにすることが重要だが、暗黙知の部分がが多く、熟練の編集者が専門的なスキルにより試行錯誤を繰り返し、レイアウトを制作しているのが現状である。

一方、従前から存在するレイアウトを自動で生成する仕組みとして、自動組版技術がある。これは、あらかじめ定められたテンプレートに、画像や文章を流し込み、複数のページを自動で生成するものであり、カタログ等の制作によく用いられている。

しかし、自動組版技術では、レイアウトが一意に定まってしまう、画一的なページが多数生成されるので、グラフィックデザインを重要視するような自由度の高い、高度な誌面には適用することができない。

本仕組みは、従来の自動組版技術とは異なり、グラフィックデザインを重要視する高度な誌面が求められる雑誌でも、多様なレイアウトを自動生成できることを目的としたものである。

2.2 レイアウト制作に関するAIの現状

現在、第三次AIブームの中で、Deep Learningを用いたソリューションが世の中を賑わせている。その中で、Deep Learningの生成モデルであるGenerative Adversarial Network（以下、GAN）が、近年飛躍的に進歩しており、人物顔等の画像生成においてとても印象的な結果を示している^{[2][3]}。

しかし、レイアウト生成タスクにGANを使用する研究はまだわずかである。ごく最近の研究例として、Jianan Li^[4]らは、デザイン内のグラフィック要素セットの各配置を生成するジェネレータと、その配置を判断するディスクリミネータを組み合わせ、レイアウトを自動で生成するGANの枠組みを提案している。しかし現在では、プリミティブな要素を用いたシンプルなレイアウトを対象にしており、雑誌のような複雑なレイアウトにはまだ適用できていない。

また、Xinru Zheng^[6]らは、BiGAN^[8]の枠組みを用いて、配置情報と文字データや画像データをエンコーディングし、潜在変数と共にジェネレータへの入力情報として配置情報を生成す

る手法を提案し、雑誌等のある程度複雑なレイアウトに対しても興味深い結果を示している。

しかし、GANを用いる場合の欠点として、生成されるレイアウトは、基本的にその作品のこれまでの累積された特徴分布の中から生成されることになるため、これまでにない新規性の高いものを生成することは難しいという点がある。グラフィックデザイン雑誌を制作する際、まず、どういったテイストにするかの方針を決めるために、複数の新規的なバリエーションがあることが望ましい。

また、複数ページにわたる作品では、変動要素や結果分布のバリエーションが大きいため、GANを用いてその作品の特徴分布を捕獲・生成すること自体が容易ではない。Jianan Li^[4]の手法、Xinru Zheng^[6]の手法の双方とも、現在はまだ、単ページのものしか生成することができず、複数ページで構成される作品には対応できていない。

本仕組みでは、作品らしさをランキング学習を用いて学習することで、複数ページにわたる作品であっても、その作品らしさを保ちつつ、かつ複数の新規的かつ多様性に富んだレイアウトを生成可能にすることを目的とする。

3. レイアウト自動生成システム

本章では、現在、DNPで開発を進めているレイアウト自動生成システムの仕組みについて説明する。レイアウト自動生成システムの概要を図1に示す。レイアウト自動生成システムにおける業務の流れは以下のとおりである。

- ① ユーザが素材となるテキストや画像、及び、指定ページ数を入力する。
- ② AIが自動的にそのページ数で複数のレイアウト候補を生成し、出力する。
- ③ ユーザは提示された候補の中から、好みのものを選択し、必要に応じて微修正を行った後、レイアウト誌面として使用する。
- ④ ユーザの選択情報、微修正の情報は更にAIにフィードバックされ、ある程度溜まった時点で再学習される。

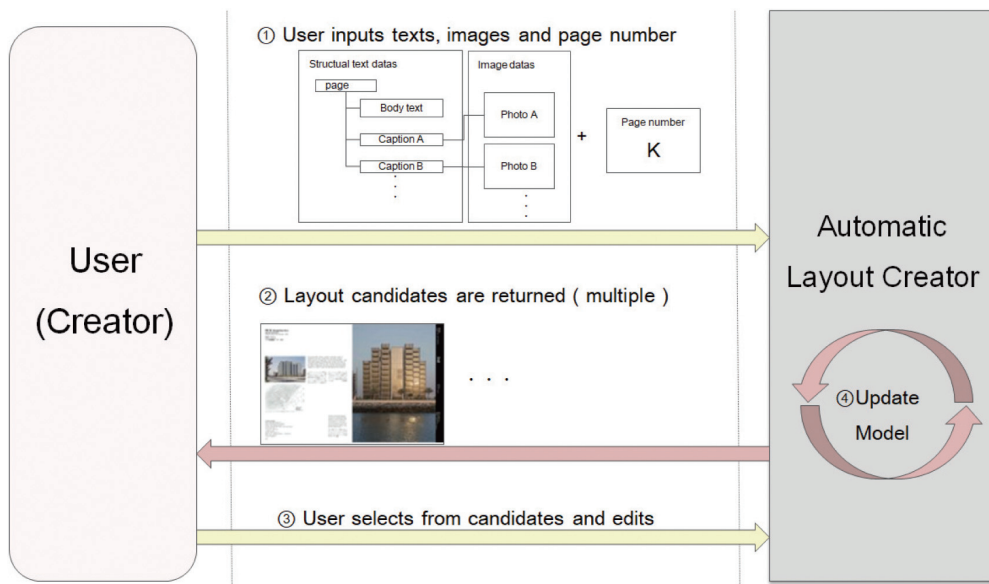


図1 システムの概要

3.1 全体処理フロー

レイアウト自動生成システムの処理フローの概要を図2に示す。処理は、レイアウトの生成フェーズ (3.2) とレイアウトの評価と選択フェーズ (3.3) から構成される。

レイアウトの生成フェーズ (3.2) では、入力されたテキスト、画像、及び、指定するページ数の情報を基に、最低限のルールを守ったランダム配置処理にて、N 個 (100 ~ 1000) のレイアウト候補を生成する。3.2 節にて詳説する。

レイアウトの評価と選択フェーズ (3.3) では、レイアウトの生成フェーズ (3.2) で生成した N 個のレイアウト候補から「その雑誌らしさ」と多様性を評価し、雑誌らしさが高いかつ多様性のある M 個 (3 ~ 10) のレイアウト候補セットを決定して出力する。3.3 節にて詳説する。

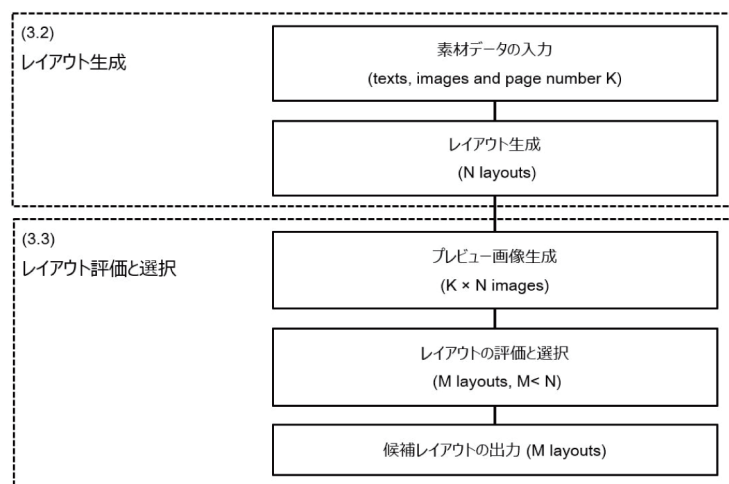


図2 全体処理フロー

3.2 レイアウトの生成フェーズ

レイアウトの生成フェーズでは、入力されたテキスト、画像、及び、指定するページ数の情報を基に、最低限のルールを守ったランダム配置処理にて、N 個 (100 ~ 1000) のレイアウト候補を生成する。最低限のルールとは以下のようなものである。

- ・テキストや画像は誌面からはみださないこと。
- ・テキスト同士、画像同士、テキストと画像は、配置がかぶらないこと。
- ・テキストや画像は、どれか一つ以上の角は、レイアウトグリッドの角に揃えること。

生成されるレイアウト情報のデータ構造は、Xiao Yang^[9]らの手法で使われている形式を使用している。

3.3 レイアウトの評価と選択フェーズ

レイアウトの評価と選択フェーズでは、レイアウトの生成フェーズで生成された N 個のレイアウト候補が、その雑誌らしいかどうかを、レイアウト評価モデルを用いて評価するとともに、多様性を評価して、雑誌らしさが高いかつ多様性のある M 個 (3 ~ 10) のレイアウト候補セットを決定してユーザに出力する。レイアウト評価モデルの概要を図3に示す。

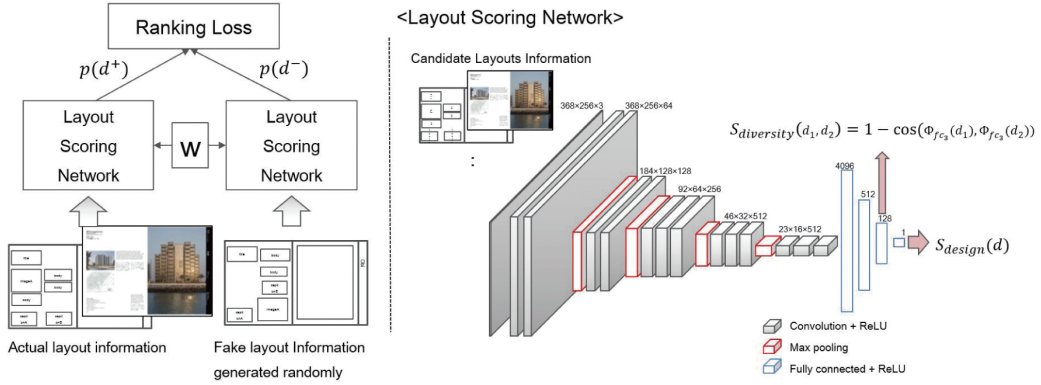


図3 レイアウト評価モデルの概要

レイアウト評価モデルは、レイアウトがその雑誌らしいかどうかを示す連続スコアが出力されるランキング学習ネットワークである。過去に制作された実際の誌面レイアウトを正、同じテキストと画像を用いてランダムに生成された偽のレイアウトを負とし、center-loss^[10]を用いてランキングネットワークを学習する。入力テンソルは、2 ページ分のレイアウト画像 (RGB) である。

レイアウト候補画像を2 ページ毎入力し、全ページ分のスコアを取得する。そのスコア平均をそのレイアウトの作品らしさスコア S_{design} とする。

出力する M 個のレイアウト候補セットを決定するにあたり、レイアウト候補間の多様性を考慮する。

多様性を考慮するにあたり、最終出力層の前の全結合層のベクトルが、レイアウトの概念的なスタイルを示していると仮定し、そのベクトル間の距離 (コサイン類似度の逆数) をスタイルの違い (多様性に寄与するスコア) $S_{diversity}$ と定義する。式に表すと以下のとおりである。

$$S_{diversity}(d_1, d_2) = 1 - \cos(\phi_{fc_3}(d_1), \phi_{fc_3}(d_2)) \quad (1)$$

レイアウトの生成フェーズで生成された N 個のレイアウト候補群に対して、作品らしさと多様性を評価し、雑誌らしさが高いかつ多様性のある M 個のレイアウト候補群を決定する。最も雑誌らしさが高いかつ多様性のある M 個のレイアウト候補群は以下の式で表現できる。

$$\hat{D}_s = \arg \max_{D_s} \sum_{m, n \in D} (S_{design}(m) + \lambda(\arg \min S_{diversity}(m, n))) \quad (2)$$

ここで、D はレイアウトの生成フェーズで生成された N 個のレイアウト候補群で、m, n は D 内における個々のレイアウトである。Ds は D のサブセットで、レイアウトの評価と選択フェーズで選択される M 個のレイアウト候補群である。また、 λ は、雑誌らしさと多様性のトレードオフでどちらを重要視するかを調整するパラメータである。

上記、式(2)で最適解を見つける問題は、NP 困難な問題である。本仕組みでは、式(2)をグラフマッチング問題として近似する。式は以下のようになる。

$$\hat{D}_s \approx \arg \max_{D_s} \sum_{m,n \in D} (S_{design}(m) + \lambda S_{diversity}(m,n)) \quad (3)$$

本式の近似を行うことで、動的計画法を用いて近似解を求めることができるようになり、計算量のオーダーを $O(MN)$ に削減することができる。

4. 実験

本章では、レイアウト自動生成システムにおける現在の性能を評価するために実施した実験の内容について説明する。

4.1 実験設定

実験は、株式会社エー・アンド・ユーが発行している月刊誌「a + u」の15年分の雑誌レイアウトデータを使用した*1。

トータル 4674 ページの内、4000 ページを学習データ、残りをバリデーションデータ、及び、テストデータとして用いた。任意の連続した2 ページを結合し、入力解像度 368×256 にリサイズしてネットワークの入力とした。テスト時のレイアウトの生成フェーズにおけるレイアウト候補生成個数 N は 100 とした。

4.2 システムによるレイアウト生成結果

テストデータによるシステムによるレイアウト生成結果を図4、図5に示す。

上はバックナンバーの実際のレイアウト、下はテストデータの素材を入力とし、AIが生成したレイアウトで、最も高得点のものである。システムにより生成された高得点のレイアウトは、実際の作品のテイスト・スタイルが良く反映されていることが確認できる。

実際のレイアウト

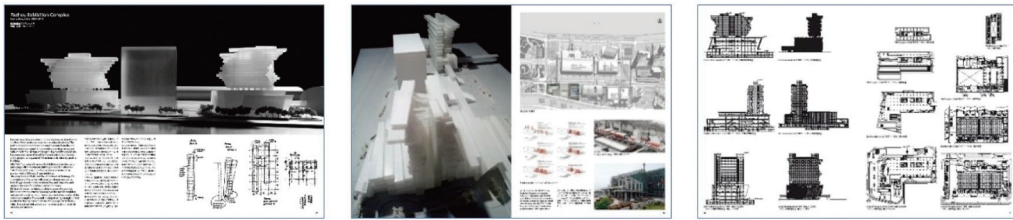


AIが作成



図4 システムによるレイアウト生成結果 (1)

実際のレイアウト



AIが作成

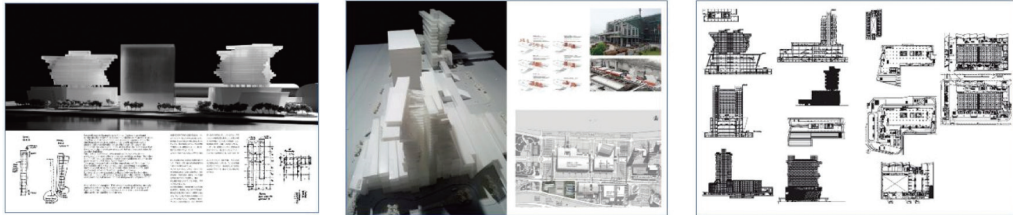


図5 システムによるレイアウト生成結果 (2)

4.3 雑誌らしさスコアの評価

次に雑誌らしさスコアの妥当性について評価する。

図6はシステムが出力したレイアウトで雑誌らしさのスコア値が高得点のもの（左：820点）と低得点のもの（右：320点）である。上列はシステムのレイアウト出力結果で、下列はGrad-CAM^[11]の可視化結果である。Grad-CAMは、システムがレイアウトを評価して点数を決定するにあたり、レイアウト上のどの部分に着目したかをヒートマップで出力することができるものである。

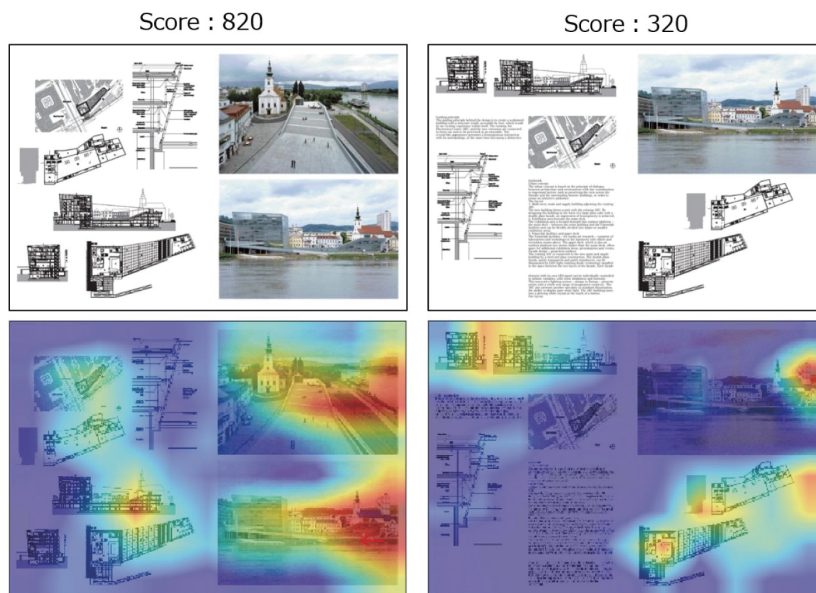


図6 高得点の結果（左）と低得点の結果（右）

Grad-CAM の結果を考察すると、高得点のもの（左）は、左ページの画像配置や間隔のバランス、右ページの2点の画像の選択と配置が高得点に寄与していることがわかる。一方、低得点のもの（右）は、左ページの画像が微妙にずれている点、右ページの画像が階段状に配置されて不自然な空白がある点が低得点に繋がっていることがわかる。

4.4 多様性の評価

次に多様性スコアの動作について評価する。

式(3)の評価パラメータ λ を調整して、評価指標に多様性スコアの有無を切り替えた場合のシステムの出力結果を図7に示す。上列は多様性スコアを有にした場合 ($\lambda=0.1$)、下列は多様性スコアを無にした場合 ($\lambda=0$) で、それぞれ、出力レイアウト候補数 $M=4$ として出力したものである。

多様性スコアを無にした場合（下）、「作品らしきスコア」のみで評価すると、スコアが上位のものは、似たようなテイストのレイアウトで固まってしまうことがある。一方、多様性スコアを導入すると、似たようなテイストのレイアウトで固まってしまうことがなくなり、より多くのバリエーションのレイアウトを出力することが可能となっていることがわかる。

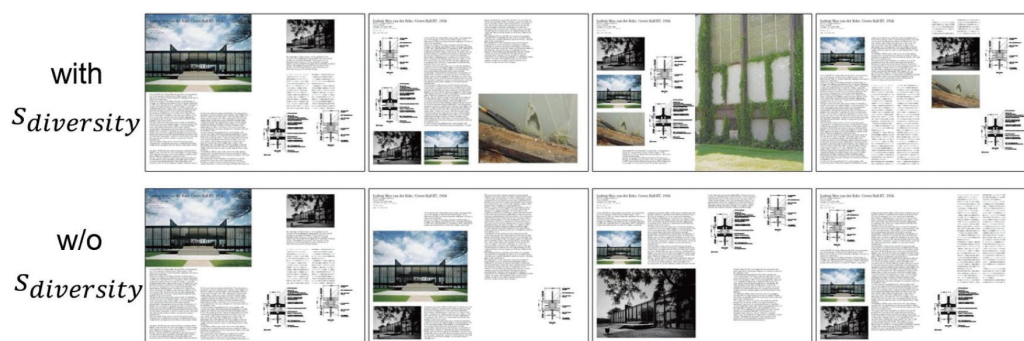


図7 多様性スコア有無によるレイアウト生成結果の変化

5. 今後の展望

本章では、レイアウト自動生成システムの現状の課題と今後の展望について述べる。

5.1 実用化に向けたシステム開発

現在、レイアウト自動生成システムの実用化に向けたシステム開発を進めている。実用版システムの概要構成を図8に示す。実用版システムは、サーバ側がWeb API サービス、クライアント側がAdobe InDesign^[1]の拡張機能（プラグイン）で構成される。Adobe InDesign^[1]は、現在、雑誌・書籍制作のデファクトスタンダードツールとなっており、現状の制作者の雑誌・書籍制作工程にスムーズかつシームレスで導入できる形を目指している。

サーバ側に主な基本機能（レイアウト生成、評価）が搭載され、HTTP 経由でクライアント GUI から操作できる。また、サーバ機能には、教師データ（バックナンバー）の登録・管理機能、及び評価モデルの学習・管理機能があり、必要に応じてモデルの追加学習を行う。

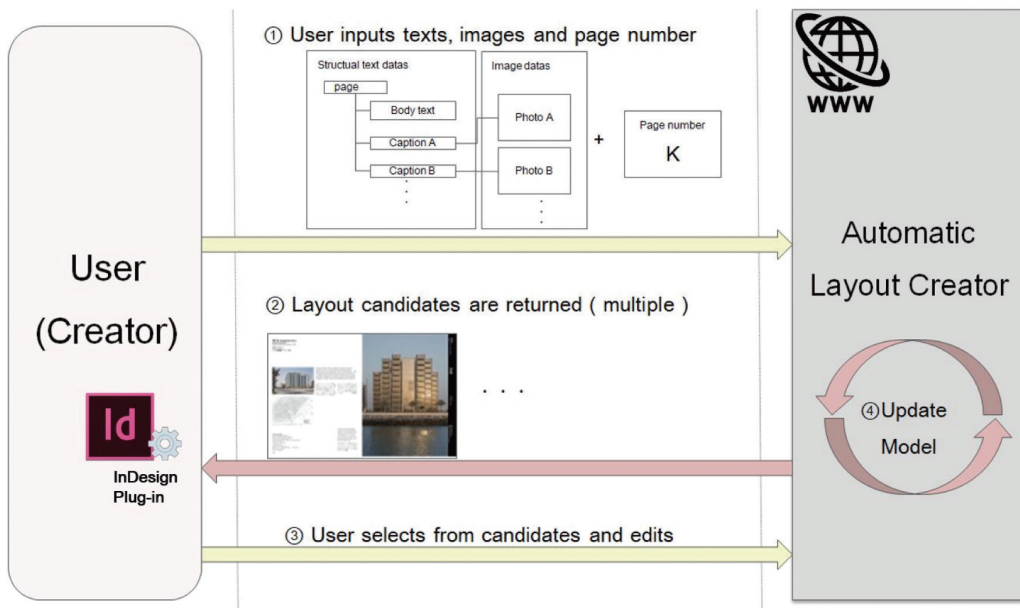


図8 実用版システムの概要構成

ユーザインタフェース画面仕様（開発中）を図9に示す。

レイアウト生成を実行すると、サーバでレイアウト生成処理が行われ、右側に結果のレイアウト候補が一覧で表示される。ユーザは好みのものを選択し、「このレイアウトを採用」を選択すると、そのレイアウト候補がInDesign データ（IDML 形式）に変換され、InDesign 画面

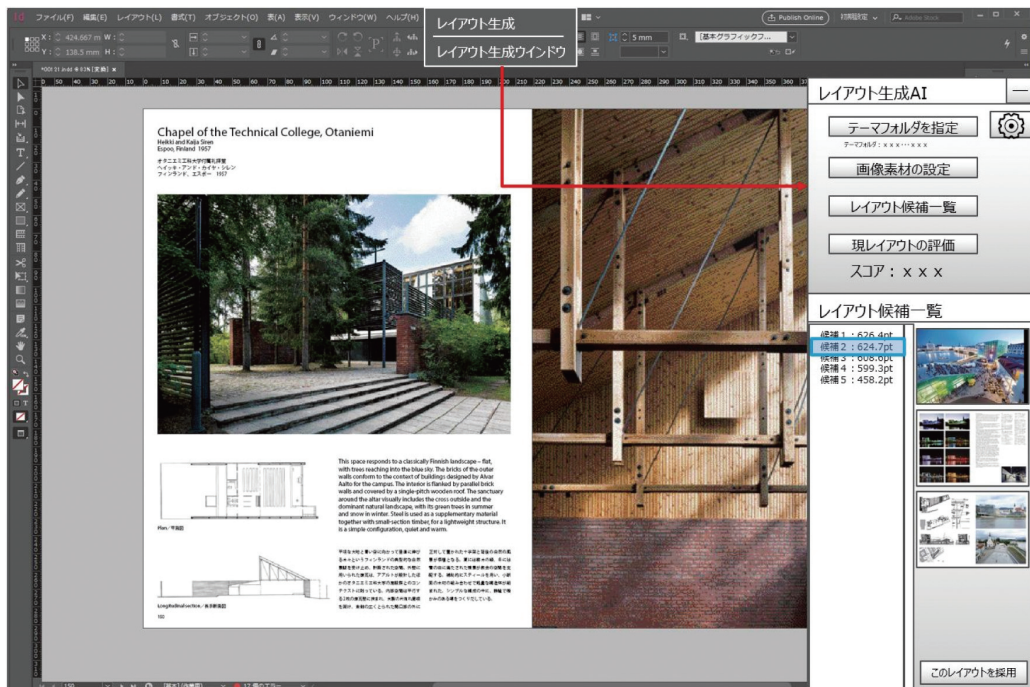


図9 実用版インタフェース（開発中）

に反映される。その後は、現状の制作フローと同様、レイアウトを確認し、必要に応じていくつかの手動修正を加えた後、InDesign の機能にて製版用データを出力する。

このように、一からレイアウトを制作するのではなく、AI があらかじめ自動で生成したものを人が確認、修正する形にすることで、大幅な業務効率化が可能と考えられる。

また、自動で複数案を生成できることも AI を活用する利点である。特にグラフィックデザインを強みにしている雑誌の場合、多数の案を作成してどのような方針にするか検討することが重要だが、人手で多数の案を作成するのは容易ではない。簡便に魅力的な複数案が得られることで、制作メンバーのコミュニケーションを活発にしたり、思いがけないアイデアを提案してもらえたりすることで、制作者自身の発想が豊かになり、雑誌クオリティの向上、及び、よりクリエイティブな業務へのシフトが実現できると考えている。

5.2 多様な雑誌に適用するためのアルゴリズムの改善

現在、また、レイアウト自動生成システムを多様な雑誌に適用していくためのアルゴリズム改善、レイアウト生成の新規手法の検討を進めている。

現状の生成アルゴリズムには、対象となる雑誌の制限として、文字と画像、画像同士の重なりがなく、比較的シンプルなレイアウトでなければいけないという制約がある。そのため、ファッション雑誌や旅行雑誌などの、文字や画像の重なりがある複雑なレイアウトには対応することができない。

現状のランダムベースの生成アルゴリズムの課題として、重なりを許してしまうと、生成される候補レイアウトの数が大きくなりすぎて、生成の段階でいくら生成個数 N を増やしても、実用的なレイアウトがなかなか生まれないという問題がある。

今後、現状のランダムベースのアルゴリズムと Jianan Li^[4]の手法や Xinru Zheng^[6]の手法のような GAN の技術や強化学習の技術を融合させることで、場合の数を狭めつつも新規性の高いレイアウトを生成できるように改善が可能と考えられ、現在、そのための研究開発を進めている。

6. お わ り に

本稿では、DNP で開発を進めている AI (Deep Learning) を活用したグラフィックデザイン雑誌のレイアウト自動生成システムについて紹介した。

Deep Learning が登場し、第三次 AI ブームは始まって以降、画像認識、音声認識、自動翻訳、Alpha Go 等、Deep Learning を用いた多くのソリューションが世の中を賑わせている。

Deep Learning により可能になった最も強力かつ重要な能力が表現学習である。表現学習とは、その問題をどのように表現すればよいかを機械自身に獲得させることである。これまで、その問題で注目すべき特徴や条件を人が明示的に機械にルールとして与えなければいけなかったが、Deep Learning により、ルールを与えなくても機械がデータから勝手にその問題に対する良い特徴を見つけて学習することができるようになった。

これにより、本レイアウト自動生成システムにおいて、暗黙知や「雑誌らしさ」といった、言語化やルール化が難しいものについても機械に自動で学習・認識させることを可能としている。この表現学習の能力は、様々な場面でブレイクスルーを起こす可能性を秘めている。

今後 DNP は、レイアウト自動生成システムの実用化を図り、出版事業において出版流通構

造改革を推進するとともに、その他様々な事業領域に対して AI (Deep Learning) の社会実装を進め、新たな価値を生み出していきたいと考える。

-
- * 1 大日本印刷, エー・アンド・ユー, 新建築社の3社が AI を活用して雑誌の誌面レイアウトを自動生成する技術を共同開発 https://www.dnp.co.jp/news/detail/1192593_1587.html

- 参考文献**
- [1] Adobe, “Adobe InDesign”, <https://www.adobe.com/jp/products/indesign.html>
 - [2] Ian Goodfellow, Jean Pouget-Abadie, Mehdi Mirza, Bing Xu, David Warde-Farley, Sherjil Ozair, Aaron Courville, and Yoshua Bengio. 2014. “Generative adversarial nets.” In Advances in neural information processing systems. 2672–2680.
 - [3] Tero Karras, Samuli Laine, and Timo Aila. “A style-based generator architecture for generative adversarial networks.” Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2019.
 - [4] Jianan Li, Jimei Yang, Aaron Hertzmann, Jianming Zhang, and Tingfa Xu. 2019. “LayoutGAN: Generating Graphic Layouts with Wireframe Discriminators.” arXiv preprint arXiv:1901.06767 (2019).
 - [5] Sou Tabata, Hiroki Yoshihara, Haruka Maeda, and Kei Yokoyama. 2019. “Automatic layout generation for graphical design magazines.” In ACM SIGGRAPH 2019. ACM, 9.
 - [6] Xinru Zheng, Xiaotian Qiao, Ying Cao, and Rynson WH Lau. 2019. “Content-aware generative modeling of graphic design layouts.” ACM Transactions on Graphics (TOG) 38, 4 (2019), 133.
 - [7] Sou Tabata, Haruka Maeda, Keigo Hirokawa, Kei Yokoyama. 2019. “Diverse Layout Generation for Graphical Design Magazines.” In ACM SIGGRAPH Asia 2019. 21:1-2
 - [8] Jeff Donahue, Philipp Krähenbühl, and Trevor Darrell. “Adversarial feature learning.” arXiv preprint arXiv:1605.09782 (2016).
 - [9] Xiao Yang, Ersin Yumer, Paul Asente, Mike Kraley, Daniel Kifer, and C Lee Giles. “Learning to extract semantic structure from documents using multimodal fully convolutional neural networks.” In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (pp.5315-5324).
 - [10] Yandong Wen, Kaipeng Zhang, Zhifeng Li, and Yu Qiao. 2016. “A discriminative feature learning approach for deep face recognition.” In European conference on computer vision. Springer, 499-515.
 - [11] Ramprasaath R. Selvaraju, Michael Cogswell, Abhishek Das, Ramakrishna Vedantam, Devi Parikh, and Dhruv Batra. 2017. “Grad-cam: Visual explanations from deep networks via gradient-based localization.” In Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. 618-626.

※上記注と参考文献に含まれる URL のリンク先は、2020 年 4 月 9 日時点での存在を確認。

執筆者紹介 田 端 聡 (Sou Tabata)

2005 年に大日本印刷(株)に入社。画像処理技術、機械学習技術の研究開発とそれらを応用したアプリケーション、システムの研究開発に携わる。画像管理システム、画像シミュレーションシステム、フォトプリント画像補正技術、デジタルサイネージ技術、デジタルアーカイブ技術等を開発した。現在は、AI を用いた新規ビジネス・サービスの研究開発に従事。レイアウト自動生成 AI の研究開発リーダーを務める。

