

**ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ И ПРИНЯТИЕ РЕШЕНИЙ
ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND DECISION MAKING**

УДК 004.31

DOI: 10.18413/2518-1092-2024-9-3-0-6

**Басов О.О.
Демин О.Д.
Носков Д.А.**

**ПОДХОД К ВЕКТОРИЗАЦИИ ЧЕРТЕЖЕЙ
КОНСТРУКТОРСКОЙ ДОКУМЕНТАЦИИ
НА БУМАЖНОМ НОСИТЕЛЕ**

Акционерное общество «АСТ», пер. Капранова, 3, стр. 2, Москва, 123242, Россия

e-mail: o.basov@acti.ru

Аннотация

В работе предложено решение задачи векторизации и машинной интерпретации чертежей конструкторской документации на бумажном носителе, обеспечивающей возможность автоматизации переноса изображений изделий, элементов деталей и сборочных единиц в САД-системы. Предложен ряд нейросетевых архитектур для обнаружения и распознавания основных элементов чертежа (рамки, основной надписи, спецификации, видов, проекций и разрезов), надписей, размерных и выносных линий, а также примитивов, непосредственно описывающих изделие. Для иерархической и взаимосвязанной векторизации предложен механизм семантической сегментации чертежей на основе графовой нейронной сети. Приведены результаты реализации основных этапов решения задачи векторизации конструкторских чертежей.

Ключевые слова: конструкторская документация; чертёж; изделие; векторизация; графовая нейронная сеть; глубокое обучение с подкреплением

Для цитирования: Басов О.О., Демин О.Д., Носков Д.А. Подход к векторизации чертежей конструкторской документации на бумажном носителе // Научный результат. Информационные технологии. – Т.9, №3, 2024. – С. 55-62. DOI: 10.18413/2518-1092-2024-9-3-0-6

**Basov O.O.
Demin O.D.
Noskov D.A.**

**APPROACH TO VECTORIZATION OF DRAWINGS
OF DESIGN DOCUMENTATION ON PAPER**

Joint Stock Company «AST», trans. Kapranova, 3, building 2, Moscow, 123242, Russia

e-mail: o.basov@acti.ru

Abstract

The work proposes a solution to the problem of vectorization and machine interpretation of drawings of design documentation on paper, which provides the ability to automate the transfer of images of products, parts and assembly units into CAD systems. A number of neural network architectures have been proposed for detecting and recognizing the main elements of a drawing (frame, title block, specification, views, projections and sections), inscriptions, dimension and extension lines, as well as primitives that directly describe the product. For hierarchical and interconnected vectorization, a mechanism for semantic segmentation of drawings based on a graph neural network is proposed. The results of the implementation of the main stages of solving the problem of vectorization of design drawings are presented.

Keywords: design documentation; drawing; product; vectorization; graph neural network; deep reinforcement learning

For citation: Basov O.O., Demin O.D., Noskov D.A. Approach to vectorization of drawings of design documentation on paper // Research result. Information technologies. – Т.9, №3, 2024. – P. 55-62. DOI: 10.18413/2518-1092-2024-9-3-0-6

ВВЕДЕНИЕ

В условиях цифровизации промышленности особую актуальность приобретает процесс создания и развития цифровых моделей деталей и изделий. Требуется разработка цифровых двойников деталей и изделий для различных отраслей и областей применений.

Конструкторская документация (КД), поступающая к технологу, может иметь различные недостатки и ошибки, и если они выявляются только на стадии производства, то это приводит к тому, что затраты на ее исправления возрастают на порядок. Переход от двухмерного проектирования к моделированию цифровых двойников открывает для любого производства уникальные возможности для совершенствования конструкторской и технологической подготовки производства, прежде всего заключающиеся в многократном улучшении точности обработки поверхностей и сокращении времени создания управляющих программ для инструментов производства (например, станков ЧПУ), а также позволяет повысить технологичность производства, выявляя неэффективную обработку или целые операции с помощью визуализации.

В качестве исходной информации для генерации траекторий движения инструментов используется геометрическая модель изделия, которая может быть синтезирована в САД (САМ, САЕ) системе или импортирована из других систем геометрического моделирования. Все это применимо, если производство работает в едином продукте САД/САМ/САЕ, который обеспечивает взаимодействие с различными форматами и расширениями файлов, а изделия «с нуля» проектируются в нём.

Между тем, предприятия различных отраслей имеют значительные объёмы бумажных архивов конструкторской документации на выпускаемую номенклатуру продукции. Простое сканирование чертежей изделий, элементов деталей и сборочных единиц не даёт «цифровым копиям» всех преимуществ цифровых двойников.

Несмотря на значительное число решений, обеспечивающих возможность преобразования отсканированных изображений чертежей в векторные изображения в ручном или полуавтоматическом режиме с последующим построением геометрических (3D) моделей до сих пор остаётся открытым. Этот процесс осуществляется в ручном режиме собственными силами подразделений предприятия (с использованием высококвалифицированных инженеров-конструкторов) или специализированными компаниями (через аутсорсинг).

Сложность векторного преобразования конструкторской документации связано, как с общими проблемами векторизации (наличие артефактов на отсканированном изображении, множества слоёв, даже на черно-белых изображениях, точек пересечения) так и, непосредственно, с параметризацией конструкторских чертежей (учёт правил их построения, взаимосвязи элементов и их контекста).

Очевидно, что в описанных условиях своевременной и злободневной является задача векторизации конструкторских чертежей изделий, элементов деталей и сборочных единиц, представленных на бумажных носителях. Векторизация обеспечивает преобразование отсканированных растровых изображений чертежей к параметрическому виду (как правило, в формате dwg), которое, с одной стороны, обеспечивает компактное и структурированное хранение конструкторской документации, а с другой, является необходимым в работе систем автоматизированного проектирования (САД-систем).

СУЩЕСТВУЮЩИЕ ПОДХОДЫ К ВЕКТОРИЗАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Под векторизацией изображения понимается процесс преобразования из растрового вида информации в векторную модель представления. Векторное представление, в данном случае предполагается набор элементов (примитивов), которые однозначно описывают изображение.

Процесс векторизации, в основном, состоит из трёх этапов:

- 1) сегментация – разбиение исходного изображения на несколько фрагментов, каждый из которого включает объекты только одного класса, то есть линии, текст и т.д.;
- 2) непосредственно векторизация;
- 3) обработка результатов полученного изображения с целью повышения качества итогового векторного изображения.

Классические методы различаются подходами к векторизации, проявляющимися на втором этапе. К ним отнесены методы, основанные: на утоньшении линий, на сопоставлении контуров, на графах объектных штрихов, на разбиении изображения регулярной сеткой, на разреженном просмотре растра, на преобразованиях Хафа, на аппроксимации объектов растра площадными геометрическими фигурами.

Нейросетевые методы векторизации [1–8], как правило, реализуют несколько этапов совместно, предназначены для обработки больших объёмов данных и не требуют настройки, необходимой вышеуказанным методам.

В качестве отдельного направления, также основанного на технологиях искусственного интеллекта, является генеративная векторизация. Цель генеративных моделей – предсказать параметры вектора с помощью некоторых эвристических входных данных (например, эскизов, текстов, чисел, условных параметров), где не требуется точного сходства между входными данными и выходными данными. SketchRNN [5] кодирует входные эскизы в позиции и состояния пера, а рекуррентная нейронная сеть обучается предсказывать новый эскиз. Подобно SketchRNN Sketchformer [9] принимает набор для кодирования векторных форм эскизов с использованием трансформера. SVG-VAE [10] фиксирует веса предварительно обученного вариационного автокодировщика и обучает декодер предсказывать векторные параметры из скрытой переменной. В [11] показано, что иерархические сети полезны для реконструкции разнообразной векторной графики и хорошо справляются с задачами интерполяции и генерации. Для векторизации глифов шрифтов методы [12, 13] дают хорошие результаты для растровых изображений с низким разрешением. Ли и др. [14] представили дифференцируемый растеризатор для создания векторных представлений с помощью целевых функций на основе растра и машинного обучения.

Существующие методы нейросетевой векторизации сосредоточены конкретно на векторизации простого контента (например, шрифтов, чисел, эскизов, линейных рисунков), поскольку их нейронные модели векторизуют все изображение в один шаг, что ограничивает количество обрабатываемых векторных параметров.

ПОДХОД К ВЕКТОРИЗАЦИИ КОНСТРУКТОРСКИХ ЧЕРТЕЖЕЙ

Особенностью конструкторских чертежей, делающей существующие решения неприменимыми к задаче их векторизации, является семантическая и перцептивная взаимосвязь их элементов. Результатом параметризации чертежей изделий, элементов деталей и сборочных единиц должен стать не просто набор примитивов (прямых линий, кривых, окружностей) с соответствующими характеристиками, а взаимоувязанная иерархическая система элементов, включающих в себя не только примитивы, но и артефакты «более высокого порядка», часто повторяющихся на чертежах (отверстия, болты, зубья и т.д.) – базовых элементов. При это иерархия векторных параметров должна основываться на правилах построения чертежей, а взаимоувязанность подразумевает чёткую взаимосвязь отдельных элементов изделий (деталей) с выносными и размерными линиями и размерными числами, совокупно определяющими свойства данных элементов.

Кроме того, такая взаимосвязь ужесточает требования по минимизации количества примитивов (а рассматриваемом случае и базовых элементов) – каждому из них чётко должны соответствовать выносные линии и размерные линии и числа.

С учётом указанных особенностей обобщённый алгоритм векторизации конструкторских чертежей может быть представлен следующим образом (рис. 1).

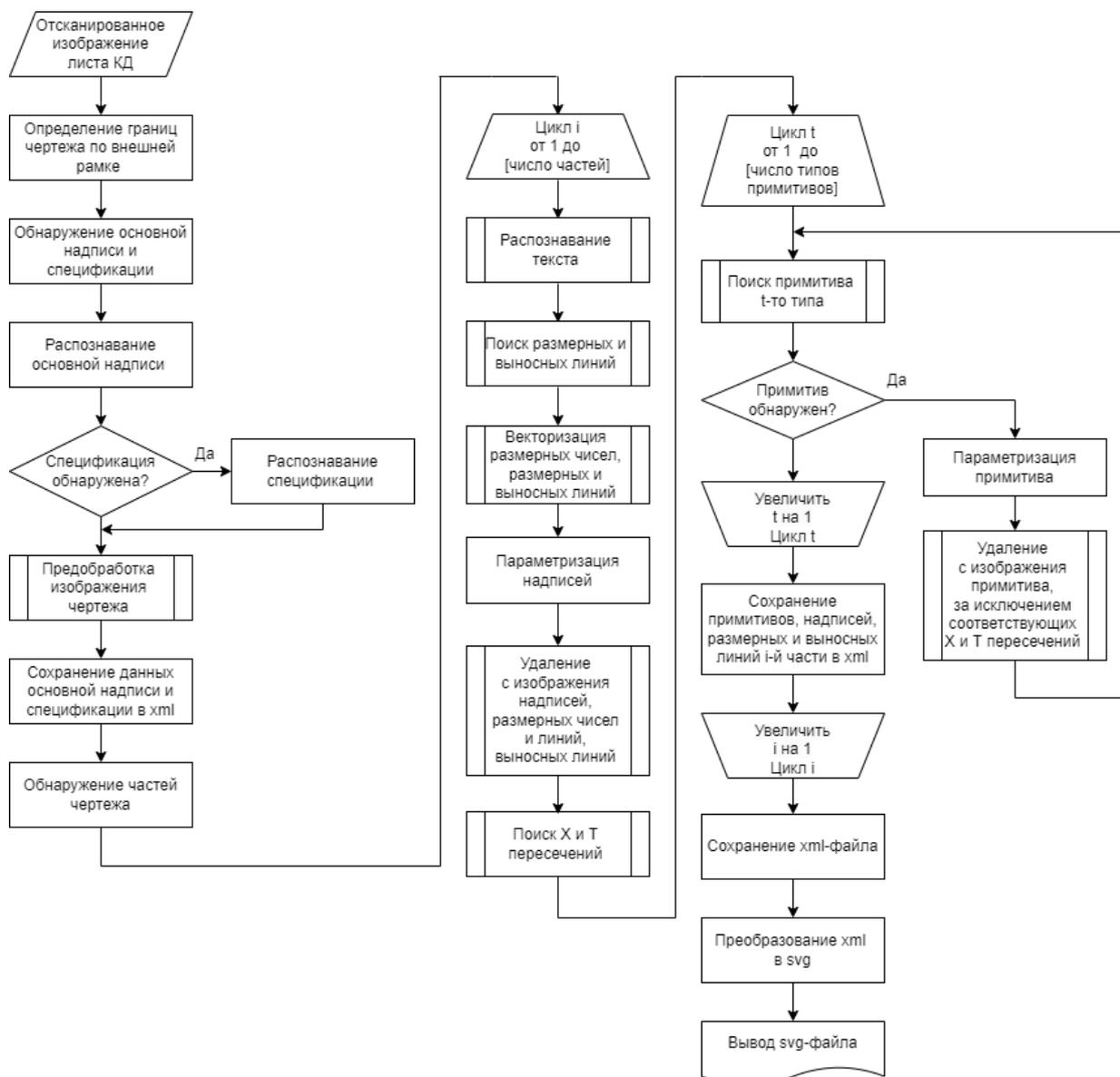


Рис. 1. Обобщённый алгоритм векторизации конструкторских чертежей
Fig. 1. Generalized algorithm for vectorization of design drawings

На отсканированном изображении листа конструкторской документации определяются его основные элементы: рамка, основная надпись, спецификация (при наличии) и элементы чертежа (его виды, срезy, проекции и т.д.). Для этих целей обучена SOTA-модель YOLOv8s, результаты её работы представлены на рисунке 2.

Работе с отдельными частями изображения предшествует процесс предварительной обработки, который в простом случае подразумевает очистку отсканированного растрового изображения от шума и его нормализацию, а в сложном – восстановление лакун – утраченных или искажённых частей изображения в результате старения, порчи бумажного носителя и возникновения дефектов его старения.

Для обнаружения надписей (в том числе размерных чисел) также использована модель YOLOv8s (рис. 3, а). Поскольку при распознавании чертежных шрифтов стандартные модели, например, EasyOCR, показали неудовлетворительные результаты при распознавании надписей и специальных символов (рис. 3, б), для их распознавания была обучена сверточная нейронная сеть (convolutional neural network, CNN) с использованием открытой библиотеки Keras.

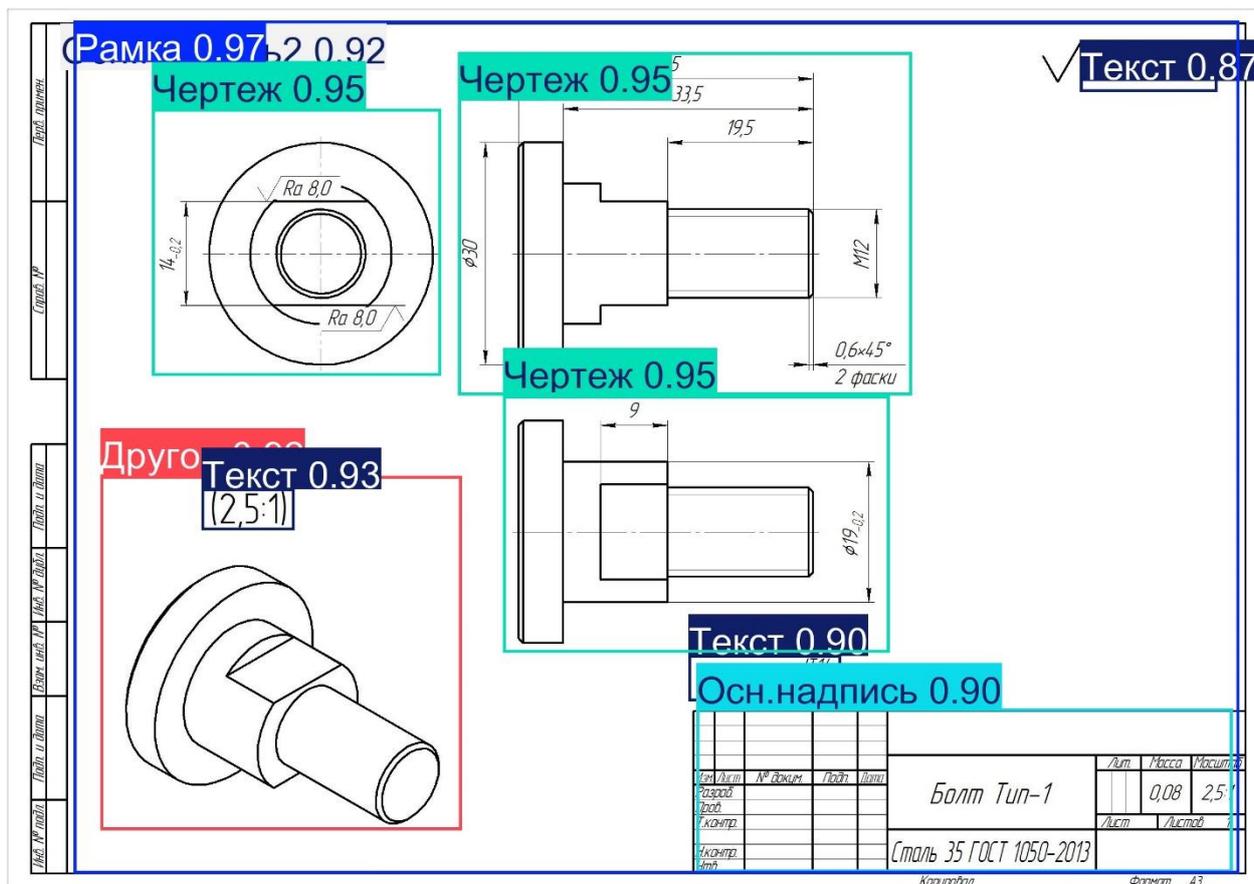


Рис. 2. Результаты обнаружения на изображении рамки, основной надписи и элементов чертежа с использованием YOLOv8s

Fig. 2. Results of detecting frames, title blocks and drawing elements in an image using YOLOv8s

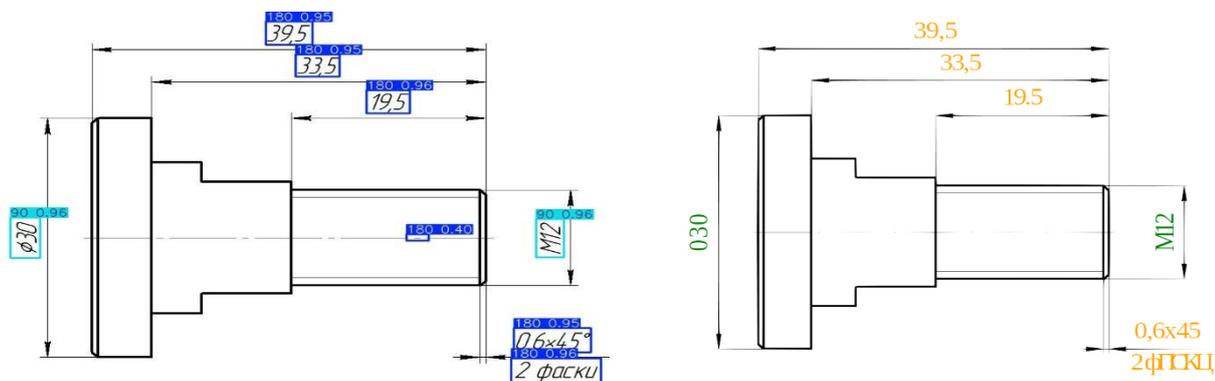


Рис. 3. Результаты обнаружения (а) и распознавания (б) на чертеже надписей с использованием YOLOv8s и EasyOCR соответственно

Fig. 3. Results of detection (a) and recognition (b) on a drawing of inscriptions using YOLOv8s and EasyOCR, respectively

Поиск размерных и выносных линий основан на определении их близости к соответствующим размерным числам и реализован с помощью инструмента для трассировки Potrace (рис. 4).

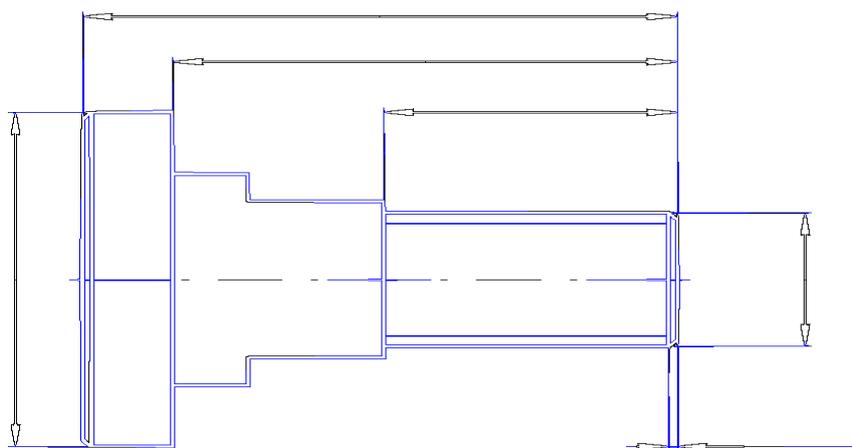


Рис. 4. Результаты размерных и выносных линий с использованием Potrace
Fig. 4. Dimension and extension line results using Potrace

Последующий процесс поиска и параметризации примитивов реализуется итерационно. На начальном этапе исследования было использовано глубокое обучение с подкреплением (Deep Reinforcement Learning, DRL) [15]. Однако, несмотря на очень точное повторение растрового изображения, указанное решение формирует достаточно большое число штрихов, определяющих базовые примитивы (рис. 5). Такой подход показывает хорошие результаты с точки зрения точности восстановления растра, но усложняет задачу взаимоувязывания элементов чертежа.

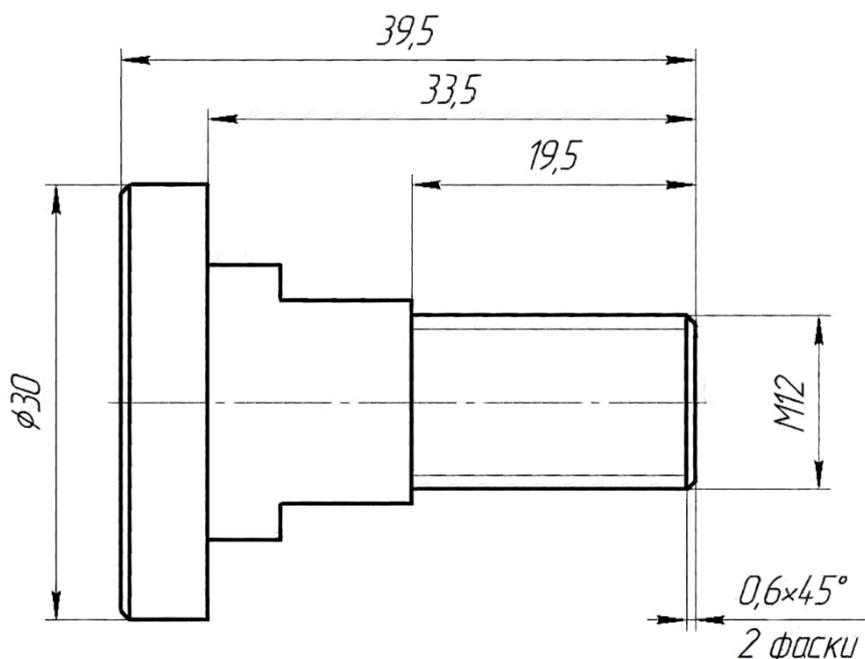


Рис. 5. Результаты поиска и параметризации примитивов с использованием глубокого обучения с подкреплением
Fig. 5. Results of search and parameterization of primitives using Deep Reinforcement Learning

Улучшить точность векторизации, уменьшив число примитивов, позволило введение вознаграждения для прогнозирования последовательности прямых штрихов. Дальнейшее улучшение точности было достигнуто за счёт исключения (вычитания) из исходного изображения соответствующих векторных представлений обнаруженных примитивов.

Для установления взаимосвязи примитивов чертежа и соответствующих выносных и размерных линий (с размерными числами) предложено использовать графовые нейронные сети. Граф указанных компонентов генерируется на связности между ними. Свёрточная нейронная сеть обучается на данных графа для определения типа каждого элемента чертежа. Предварительные результаты свидетельствуют о достижении точности прогнозирования около 90%.

ВЫВОДЫ

Полученные результаты свидетельствуют о перспективности выбранного подхода к автоматической векторизации и машинной интерпретации конструкторских чертежей. К направлениям дальнейшего исследования отнесены:

- 1) перенос механизма определения близости размерных чисел и линий в сущности, с которыми оперирует графовая нейронная сеть (например, в веса рёбер), с целью повышения точности семантической сегментации чертежа изделия;
- 2) переход от примитивов к базовым элементам (отверстиям, болтам, зубьям и т.д.);
- 3) формирование иерархической структуры выходного файла векторного представления изделий для повышения оперативности работы с ним и реализации удобного перехода к их геометрическим моделям.

Список литературы

1. Liu C., Wu J., Kohli P., Furukawa Y. Raster-to-vector: revisiting floorplan transformation. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. 2017: 2195–2203. DOI: 10.1109/ICCV.2017.241.
2. Ellis K., Ritchie D., Solar-Lezama A., Tenenbaum J. Learning to infer graphics programs from hand-drawn images. Advances in neural information processing systems. 2018: 6059–6068.
3. Guo Y., Zhang Z., Han C., Hu W.B., Li C., Wong T.T. Deep line drawing vectorization via line subdivision and topology reconstruction. Comput. Graph. Forum 38, 2019: 81–90. DOI: 10.1111/cgf.13818.
4. Gao J., Tang C., Ganapathi-Subramanian V., Huang J., Su H., Guibas L.J. Deepspline: Data-driven reconstruction of parametric curves and surfaces. 2019. arXiv preprint arXiv:1901.03781.
5. Ha D., Eck D. A neural representation of sketch drawings. 2018. URL: <https://openreview.net/pdf?id=Hy6GHpkCW>.
6. Zhou T., Fang C., Wang Z., Yang J., Kim B., Chen Z., Brandt J., Terzopoulos D. Learning to doodle with stroke demonstrations and deep q-networks. BMVC. 2018: 13.
7. Kaiyrbekov K., Sezgin M. Stroke-based sketched symbol reconstruction and segmentation. 2019. arXiv preprint arXiv:1901.03427.
8. Zheng N., Jiang Y., Huang D. Stroketnet: A neural painting environment. ICLR (Poster) 2019.
9. Ribeiro L.S.F., Bui T., Collomosse J., Ponti M., Sketchformer: Transformer-based representation for sketched structure. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2020: 14 153–14 162.
10. Lopes R.G., Ha D., Eck D., Shlens J. A learned representation for scalable vector graphics. Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (CVPR). 2019: 7930–7939.
11. Carlier A., Danelljan M., Alahi A., Timofte R. Deepsvg: A hierarchical generative network for vector graphics animation. Advances in Neural Information Processing Systems. 2020, vol. 33: 16 351–16 361.
12. Azadi S., Fisher M., Kim V.G., Wang Z., Shechtman E., Darrell T. Multi-content gan for few-shot font style transfer. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition (CVPR). 2018: 7564–7573.
13. Gao Y., Guo Y., Lian Z., Tang Y., Xiao J. Artistic glyph image synthesis via one-stage few-shot learning. ACM Transactions on Graphics (TOG). 2019, vol. 38, no. 6: 1–12.
14. Li T.-M., Lukáč M., Gharbi M., Ragan-Kelley J. Differentiable vector graphics rasterization for editing and learning. ACM Transactions on Graphics (TOG). 2020, vol. 39, no. 6: pp. 1–15.
15. Hao S., Xuefeng L., Jianwei N., Jiahe C., Ji W., Xinghao W., Nana W. MARVEL: Raster Gray-level Manga Vectorization via Primitive-wise Deep Reinforcement Learning. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology. 2023: 2677–2693. DOI: 10.1109/TCSVT.2023.3309786.

References

1. Liu C., Wu J., Kohli P., Furukawa Y. Raster-to-vector: revisiting floorplan transformation. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. 2017: 2195–2203. DOI: 10.1109/ICCV.2017.241.
2. Ellis K., Ritchie D., Solar-Lezama A., Tenenbaum J. Learning to infer graphics programs from hand-drawn images. Advances in neural information processing systems. 2018: 6059–6068.
3. Guo Y., Zhang Z., Han C., Hu W.B., Li C., Wong T.T. Deep line drawing vectorization via line subdivision and topology reconstruction. Comput. Graph. Forum 38, 2019: 81–90. DOI: 10.1111/cgf.13818.
4. Gao J., Tang C., Ganapathi-Subramanian V., Huang J., Su H., Guibas L.J. Deepspline: Data-driven reconstruction of parametric curves and surfaces. 2019. arXiv preprint arXiv:1901.03781.
5. Ha D., Eck D. A neural representation of sketch drawings. 2018. URL: <https://openreview.net/pdf?id=Hy6GHpkCW>.
6. Zhou T., Fang C., Wang Z., Yang J., Kim B., Chen Z., Brandt J., Terzopoulos D. Learning to doodle with stroke demonstrations and deep q-networks. BMVC. 2018: 13.
7. Kaiyrbekov K., Sezgin M. Stroke-based sketched symbol reconstruction and segmentation. 2019. arXiv preprint arXiv:1901.03427.
8. Zheng N., Jiang Y., Huang D. Stroketnet: A neural painting environment. ICLR (Poster) 2019.
9. Ribeiro L.S.F., Bui T., Collomosse J., Ponti M., Sketchformer: Transformer-based representation for sketched structure. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2020: 14 153–14 162.
10. Lopes R.G., Ha D., Eck D., Shlens J. A learned representation for scalable vector graphics. Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (CVPR). 2019: 7930–7939.
11. Carlier A., Danelljan M., Alahi A., Timofte R. Deepsvg: A hierarchical generative network for vector graphics animation. Advances in Neural Information Processing Systems. 2020, vol. 33: 16 351–16 361.
12. Azadi S., Fisher M., Kim V.G., Wang Z., Shechtman E., Darrell T. Multi-content gan for few-shot font style transfer. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition (CVPR). 2018: 7564–7573.
13. Gao Y., Guo Y., Lian Z., Tang Y., Xiao J. Artistic glyph image synthesis via one-stage few-shot learning. ACM Transactions on Graphics (TOG). 2019, vol. 38, no. 6: 1–12.
14. Li T.-M., Lukáč M., Gharbi M., Ragan-Kelley J. Differentiable vector graphics rasterization for editing and learning. ACM Transactions on Graphics (TOG). 2020, vol. 39, no. 6: pp. 1–15.
15. Hao S., Xuefeng L., Jianwei N., Jiahe C., Ji W., Xinghao W., Nana W. MARVEL: Raster Gray-level Manga Vectorization via Primitive-wise Deep Reinforcement Learning. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology. 2023: 2677–2693. DOI: 10.1109/TCSVT.2023.3309786.

Басов Олег Олегович, доктор технических наук, доцент, руководитель центра искусственного интеллекта
Демин Олег Дмитриевич, разработчик направления информационно-аналитических систем
Носков Дмитрий Александрович, разработчик направления информационно-аналитических систем

Basov Oleg Olegovich, Doctor of Technical Sciences, Associate Professor, Head of the Artificial Intelligence Center
Demin Oleg Dmitrievich, developer of information and analytical systems
Noskov Dmitry Aleksandrovich, developer of information and analytical systems