

слов. Тем не менее, согласно определению внешней оценки, приведенному выше, любая последующая задача может рассматриваться в качестве метода оценки.

Конечно, внешняя оценка имеет определенные преимущества, и в тех случаях, когда встраивание слов предполагается использовать только для решения конкретной задачи, оценка производительности контролируемой модели по этой задаче даст наиболее адекватную оценку производительности встраивания слов. Но внешняя оценка терпит неудачу, если вложения, которые вы хотите оценить, обучены служить в широком диапазоне различных задач, так как оценки производительности вложений word в различных задачах не коррелируют между собой.

Список использованных источников:

1. Mikolov et al., 2013a. Mikolov, T., Chen, K., Corrado, G., and Dean, J. (2013). Efficient estimation of word representations in vector space.
2. Schnabel et al., 2015. Schnabel, T., Labutov, I., Mimno, D. M., and Joachims, T. (2015). Evaluation methods for unsupervised word embeddings. // EMNLP, 2015, 298–307.
3. Bakarov A. A Survey of Word Embeddings Evaluation Methods // CoRR, vol. abs/1801.09536, 2018. Режим доступа: <http://arxiv.org/abs/1801.09536>.

ПРИМЕНЕНИЕ АЛГОРИТМА СЕГМЕНТАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ ГРАФОВ ДЛЯ АНАЛИЗА ФОТОСНИМКОВ ТОПОЛОГИЙ ИНТЕГРАЛЬНЫХ МИКРОСХЕМ

Канаш В.Н.

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
г. Минск, Республика Беларусь

Воронов А.А. – к.т.н., доцент

Описан алгоритм сегментации изображений на основе графов, а также рассмотрена возможность применения алгоритма для решения задач предварительной обработки изображений интегральных микросхем для последующего анализа с применением нейронных сетей.

Изображения топологий интегральных микросхем, полученные при увеличении отличаются большим разрешением, а также наличием множества мелких элементов, затрудняющих процесс анализа и контроля. Для обработки таких изображений в настоящее время используются различные методы интеллектуального анализа данных, в том числе нейронные сети. Однако для того, чтобы эффективно использовать нейронные сети для анализа изображений большого размера, необходимо выделять на них некоторые “точки интереса” - отдельные фрагменты, которые содержат в себе больше полезной информации, чем другие части изображения. Для поиска таких фрагментов в настоящее время обычно применяется метод скользящего окна. Он заключается в том, что в контексте решаемой задачи задается конфигурация «окна обработки» – двумерной области, охватывающей конечное множество пикселей входного изображения. В процессе обработки это окно смещается по изображению, последовательно занимая все возможные положения. Фрагменты изображения, покрываемые окном на текущем шаге используются в качестве входных данных для более сложных методов анализа. Недостатком данного подхода является то, что для прохождения окна по всему изображению и параллельного применения нейронной сети для каждого положения окна требуется дополнительное время. Также требуется решить задачу выбора оптимального масштаба окна.

В данном докладе рассматривается возможность применения алгоритма сегментации изображения на основе графов (*Graph-Based Segmentation*) для выделения отдельных фрагментов на изображениях топологий интегральных микросхем в целях подготовки изображения для последующего анализа с применением сверточных нейронных сетей.

Алгоритм сегментации изображения на основе графов (*Efficient Graph-Based Image Segmentation*) был впервые описан в 2004 году [1]. Он широко используется в задачах анализа изображений из-за простоты реализации и высокой производительности. Алгоритм использует представление изображения в виде взвешенного связного неориентированного графа, где каждый пиксель изображения является отдельной вершиной. Ребра графа связывают соседние пиксели между собой. Возможно 2 варианта построения такого графа: каждый пиксель связывается с 4 ближайшими соседями, либо с 8. В случае полутоновых изображений, вес (длина) ребра, соединяющего соседние вершины, выражается формулой (1)

$$w(v_i, v_j) = |I(p_i) - I(p_j)| \quad (1)$$

где $I(p_i)$ – интенсивность (яркость) пикселя p_i

К этому графу применяется алгоритм Краскала [2], который предназначен для нахождения минимального остовного дерева графа. Данный алгоритм предполагает сортировку всех ребер графа с последующим построением минимального дерева за один проход. В случае алгоритма сегментации изображений в алгоритм Краскала вносятся изменения. Так, если внутри существующего поддерева величина максимального перепада интенсивностей больше, чем перепад интенсивностей между двумя деревьями, то эти два сегмента подлежат объединению. В противном случае эти сегменты останутся разделенными.

Для повышения эффективности алгоритма, перед обработкой к изображению применяется фильтр Гаусса. Это необходимо для того, чтобы исключить возможный шум и артефакты. Для управления величиной размытия в алгоритм вводится параметр σ .

В начале работы алгоритма между соседними пикселями может наблюдаться существенный перепад интенсивностей, мешающий объединению их в один сегмент. Так как соседние пиксели с большой вероятностью являются составляющими частями одного сегмента, при вычислении перепада интенсивности внутри существующих сегментов, к полученному значению добавляют величину T , зависящую от размера построенного сегмента (2)

$$T(C) = \frac{k}{|C|} \quad (2)$$

где $|C|$ – мощность рассматриваемого сегмента а k – параметр сегментации, задаваемый вручную. Это позволяет объединять находящиеся рядом пиксели в сегменты на начальных этапах работы алгоритма.

Для тестирования модели использовались полутонные фотоснимки ИС, полученные при увеличении (см. рисунок 1). Результатом работы алгоритма с параметрами $k=500$, $\sigma=1$ является карта сегментов изображения (см. рисунок 2), в целях визуализации каждый сегмент выделен отдельным цветом.

После того как была проведена сегментация изображения, полученную информацию можно использовать для дальнейшего анализа – к примеру, выделить сегменты определенного размера (см. рисунок 3) и использовать сверточную нейронную сеть для классификации объектов на изображении.

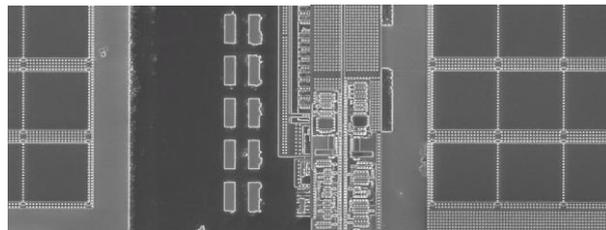


Рисунок 1 – Исходные изображения

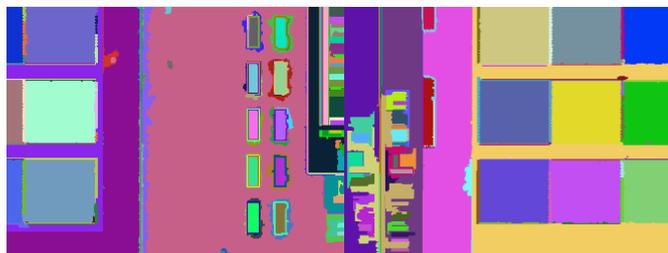


Рисунок 2 – Сегментированные изображения

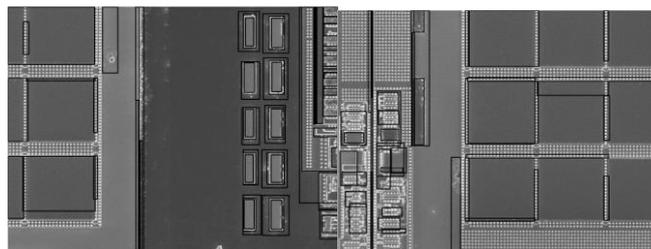


Рисунок 3 – Исходные изображения с выделенными границами части сегментов

Особенностями задачи анализа топологий микросхем является большой размер исходных изображений с множеством мелких деталей. При этом использование нейронных сетей при анализе изображений предполагает, что на вход сети будут подаваться участки изображения небольших размеров. Использование метода скользящего окна вынуждает пропускать через нейронную сеть большое количество фрагментов изображения, которые не содержат в себе полезных данных. Поэтому предварительная обработка изображения, позволяющая выделить на нем определенные точки интереса приведет к экономии времени и вычислительных мощностей. Алгоритм сегментации изображений на основе графов позволяет разделить изображение на множество сегментов относительно перепадов яркости соседних пикселей. Пользуясь полученной картой сегментов возможно построение более эффективных алгоритмов для поиска и идентификации объектов с применением нейронных сетей. К примеру, использование метода скользящего окна может быть ограничено областью изображения, содержащую сегменты определенного размера.

Список использованных источников:

1. Felzenszwalb P. F., Huttenlocher D. P. Efficient graph-based image segmentation // International journal of computer vision. – 2004. – Т. 59. – №. 2. – С. 167-181.
2. Joseph. B. Kruskal. On the Shortest Spanning Subtree of a Graph and the Traveling Salesman Problem. // Proc. AMS. 1956. Vol 7, No. 1. С. 48-50

ВИД РАСПРЕДЕЛЕНИЯ ВЕКТОРОВ ЗНАЧЕНИЙ НЕЙРОНОВ НА МНОГОСЛОЙНОМ ПЕРСЕПТРОНЕ

Караки Ю.Ш.

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
г. Минск, Республика Беларусь*

Иванов Н.Н. – к.ф.-м.н., доцент

Построение эффективных алгоритмов необходимо для минимизации затрат, требуемых для решения задач. В последние годы остро стоит вопрос о параметрах нейронных сетей, широко используемых в информационных технологиях. В сообщении рассматриваются методы оптимизации параметров сверточных нейронных сетей, применяемых для обработки изображений.

В последние годы в информационных технологиях широко применяются искусственные нейронные сети. Однако вычислительно трудные задачи требуют построения нейронных сетей, содержащих миллионы и миллиарды узлов и связывающих их дуг. В 1996 г. была поставлена задача оптимизации таких параметров нейронной сети как количество скрытых слоев, количества узлов в слоях, сокращения связей между слоями и пр. [1]. Существенных достижений за прошедшие 23 года достигнуто не было.

При анализе изображений подавляющее число современных публикаций посвящается применению Сверточных Глубоких Нейронных Сетей (СГНС). Для извлечения ребер объектов на изображении на этих сети применяют свертки с ядрами размерности от 2x2 до 5x5. Обычно на следующем после свертки шаге выполняется операция подвыборки, то есть ячейки сетка, накладываемой на анализируемое изображение с размером ячейки 2x2 заменяются одним из пикселей ячейки, что уменьшает размер изображения в 4 раза. Эта операция сокращает время обработки. Обычно при обработке изображения свертка с последующей подвыборкой применяется несколько раз. Нейроны каждого скрытого слоя СГНС активизируются с целью уменьшения разброса их числовых значений. Активизация выполняется некоторой нелинейной функцией, которая часто содержит экспоненту.

Применение сверток и других операций выделяет некоторые черты объектов на изображении, но пользователю эти особенности изображений не известны. СГНС определяет эти черты в процессе обучения, на котором нейронная сеть без участия пользователя задает конкретные веса дугам, связывающим нейроны. После окончания автоматического конструирования параметров СГНС пользователь подает на вход СГНС исследуемое множество изображений и получает его разбиение на классы (например, на женские и мужские лица), что и является целью исследования.

Две основные задачи оптимизации гиперпараметров СГНС – это вычисление оптимального числа скрытых слоев нейросети и нахождение оптимального количества нейронов с каждым слоем. Эти задачи поставил еще Кевин Свингер [1], он же без математического обоснования предложил оценки для этих параметров. Сложность этих задач кроме всего прочего обусловлена двумя факторами: 1) отсутствия понимания того, какие черты изображений принимает во внимание СГНС при классификации; 2) насколько репрезентативно обучающее множество. Главный подход к задаче оптимизации количества скрытых слоев сети состоит в апостериорном оценивании вероятности