

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

правильной классификации исследуемого множества изображений. Его идея заключается в том, что для используемого количества скрытых слоев вычисляется частота правильно распознанных объектов и затем эта частота интерполируется на последующие один-два слоя. Эксперт оценивает, следует ли добавить скрытые слои. При этом для упрощения оценок без каких-либо обоснований предполагается, что векторы текущих значений нейронов на слоях имеют распределение Гаусса [2].

Для решения задачи об оптимальном количестве нейронов в слоях используется генетический алгоритм [3].

Интенсивное исследование гиперпараметров нейронных сетей началось с 2014 г. и до настоящего времени не принесло существенных результатов.

**Список использованных источников:**

1. Swingler, K. Applying Neural Networks. A practical Guide / K. Swingler. – Burlington, Massachusetts: Morgan Kaufmann, 1996. 303 p.
2. Hinz T. Speeding up the Hyperparameter Optimization of Deep Convolutional Neural Networks / T. Hinz, N.as Navarro-Guerrero, S. Magg, S. Wermteraman // International Journal of Computational Intelligence and Applications – 2018. – Vol. 17, No. 2. – P. 1-15.
3. S. Safarik, J. Genetic algorithm for automatic tuning of neural network hyperparameters / J. Safarik, J. Jalowiczor, E. Gresak, J. Rozhon // Proc SPIE-Intl Soc Optical Eng, Orlando, Florida. – May 2018. – Vol. 10643. – P. 1-7.

## РЕАЛИЗАЦИЯ MVC КОНЦЕПЦИИ НА ПРИМЕРЕ ВЕБ-ПРИЛОЖЕНИЯ С ТЕСТИРОВАНИЕМ

*Карнющенко В.В.*

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

*Золоторевич Л.А., – к.т.н., доцент*

Концепция MVC легла в создание фреймворка, с помощью которого было реализовано данное веб-приложение. Реализация в форме веб-приложения позволит обучаемому работать с материалом дистанционно, а обучающему не тратить времени на проверку тестов. Данное программное средство разработано с целью сделать процесс обучения интереснее и продуктивнее.

Для реализации фреймворка, и как следствие, веб-приложения была выбрана одна из наиболее популярных в среде веб-разработчиков концепция разработки программного обеспечения и это – MVC концепция. Суть данной идеи состоит в разделении данных программного средства: работы с базой данных(**Models**), пользовательского интерфейса(**Views**) и логики приложения(**Controllers**)[1]. Таким образом, модификация каждого компонента может осуществляться независимо. Принцип концепции MVC представлен на рисунке 1.

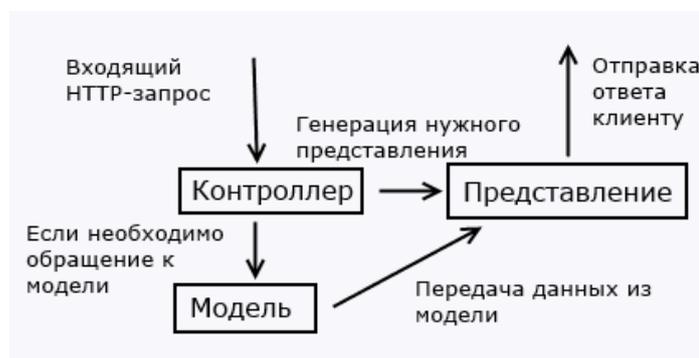


Рисунок 1 – Основная схема концепции MVC

Одним из основных плюсов данной концепции является то, что у разработчика нет привязки к какому-либо конкретному языку программирования. Вы можете писать основную логику приложения на любом языке приложения. Решения веб-приложений реализованных с помощью фреймворков зачастую работают значительно быстрее и выдерживают большую нагрузку. С этим связан большой процент в сети интернет-магазинов написанных с помощью фреймворков. Однако для успешной разработки на фреймворке требуется не только наличие хорошего опыта программирования, но и понимание предстоящих бизнес-процессов. К примеру, фреймворки в отличие от коробочных решений имеет только необходимый функционал для последующей разработки программистом.