



ОЦЕНКА ГИПЕРПАРАМЕТРОВ СВЕРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ ОБЪЕКТОВ

А.А. Толстых (МосУ МВД РФ), А.Н. Голубинский (АО «Концерн «Созвездие»)

Предложен алгоритм выбора гиперпараметров сверточных нейронных сетей на основе итеративного изменения архитектуры без наперед заданных матриц поиска. Проанализировано влияние параметров алгоритма поиска на скорость и точность работы алгоритма, приведены результаты численного эксперимента поиска гиперпараметров сверточной нейронной сети для классификации объектов на цифровых изображениях.

Ключевые слова: гиперпараметры, сверточные нейронные сети, цифровые изображения, системы промышленного машинного зрения.

В настоящее время системы классификации объектов на основе машинного зрения эффективно применяются в различных технологических процессах, таких как: контроль положения продукции на транспортировочной ленте, распознавание серийных номеров и т.д. Основным инструментарием для распознавания объектов являются сверточные нейронные сети (СНС), однако существует проблема эффективного построения подобных классификаторов.

Целью работы является разработка методики оценки гиперпараметров СНС для распознавания объектов на цифровых изображениях. Под гиперпараметрами понимаются параметры СНС, определяемые на этапе построения,

например, функции активации, размеры ядер свертки, размер окон слоев подвыборки [1].

Показателем эффективности правильного выбора является минимизация вероятности ошибки распознавания объектов, принадлежащих соответствующим классам [2], однако на практике определение гиперпараметров на основе указанного показателя является затруднительным. В связи с этим основной проблемой является отсутствие функциональной зависимости в явном виде между вычислительной сложностью и вероятностью ошибки классификации. В работе предлагается использовать в качестве целевой функции, характеризующей пространство гиперпараметров, число настраиваемых параметров СНС как показатель

вычислительной сложности при фиксированной вероятности ошибки распознавания на тестовых данных.

Для решения поставленной задачи приведем краткий анализ современных подходов к построению архитектуры СНС и выбору ее гиперпараметров. Под архитектурой СНС в рамках работы будем понимать число слоев, число нейронов в каждом из них и характер связей между слоями. На рис. 1 представлена классификация подходов к выбору архитектуры и гиперпараметров СНС. Под гиперпараметрами, в свою очередь, понимаются все параметры построения и обучения СНС (шаг обучения, размер батча и т. д.). Таким образом, понятие архитектуры СНС входит в понятие гиперпараметры СНС как составная часть.

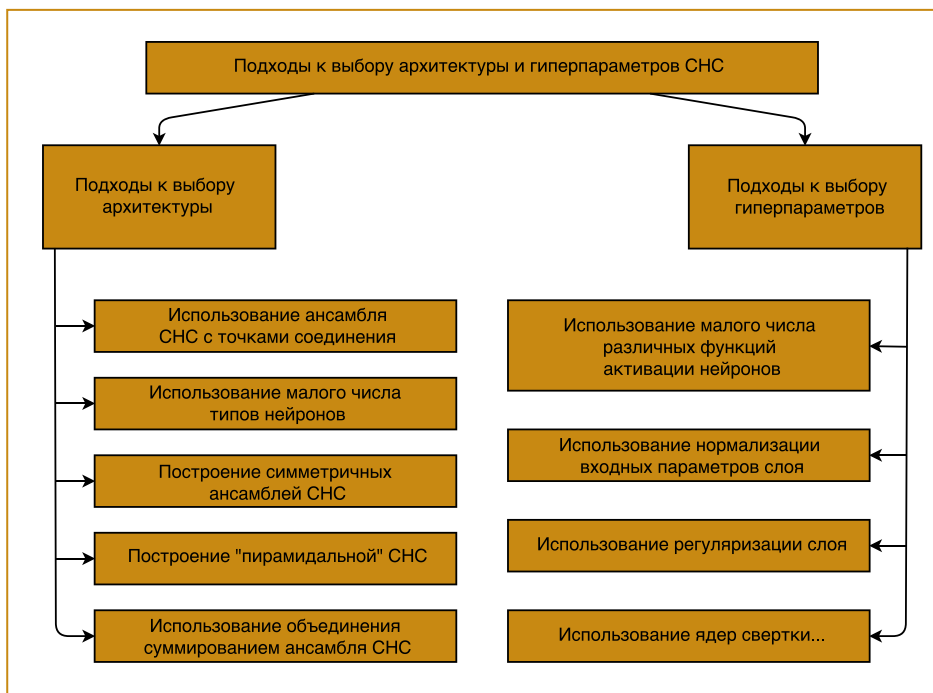


Рис. 1. Подходы к выбору архитектуры и гиперпараметров СНС

Таблица 1. Методы подбора гиперпараметров

Название метода	Описание	Возможность автоматизации	Вычислительная сложность
Поиск по матрице	Создается матрица из значений гиперпараметров, на каждой итерации происходит обучение СНС с данными гиперпараметрами и оценка ее эффективности по заданному критерию.	+	Высокая (приблизительно – время обучения одной СНС, умноженное на число значений матрицы)
Пошаговое изменение архитектуры	Выбирается начальная архитектура СНС и границы изменений в ней. На каждой итерации происходит переобучение СНС с данной архитектурой и ее эффективности по заданному критерию.	+	Высокая (приблизительно – время обучения одной СНС, умноженное на число изменений в архитектуре)
Выбор гиперпараметров с помощью нейронной сети	Специализированная сеть-учитель производит оценку данных и выбранной архитектуры, затем вносит соответствующие изменения.	В настоящее время ведутся исследования применимости данного метода [3]	Низкая (одна итерация работы сети-учителя)

Таблица 2. Параметры предлагаемого алгоритма поиска

Параметр	Описание
A	Порог точности. Предназначен для остановки алгоритма поиска. В случае, когда метрика качества ниже заданного порога, поиск прекращается. В эксперименте $A=0,999$
α	Порог отсеивания по косинусному расстоянию. Данный параметр задает минимальное расстояние, при котором фильтры считаются различимыми. В случае $f(CL_w^i, CL_r^i) < \alpha$ фильтры считаются неразличимыми, CL_w^i – веса w -го и r -го фильтров 1-го слоя. В эксперименте $\alpha = 0,1; 0,2$
p	Уровень значимости при проверке распределения значений весов фильтра (критерий χ^2). В эксперименте: $p=0,005$

Под ансамблями СНС понимается параллельное использование нескольких СНС с последующим объединением результатов. «Пирамидальная» СНС подразумевает постепенное снижение размера выходного массива каждого фильтра с пропорциональным увеличением числа фильтров в слое. Под фильтром понимается совокупность результатов операции свертки над изображением. Каждому фильтру соответствует одно ядро свертки. В табл. 1 приведены существующие методы подбора гиперпараметров.

Метод выбора гиперпараметров с помощью нейронной сети является перспективным, однако на данный момент недостаточно данных для ее обучения. Подобная нехватка объясняется относительно небольшим числом СНС, которые были проанализированы на предмет эффективности и устойчивости. Таким образом, целесообразно использовать методы с пошаговым перебором гиперпараметров и архитектур на основе приведенных выше подходов.

Для любого из приведенных методов необходимо сформулировать критерии, позволяющие оценить

Никогда не вкладывайтесь в идею. Идея часто изменяет. Если та идея, которую Вы вынашиваете, не работает, всегда, всегда есть другая.
Чип Кид

эффективность выбранной архитектуры СНС на каждом шаге. В работе использовался метод, разработанный авторами [4]. Сущность данного метода заключается в следующем. По некоторому набору изображений, не входящих в обучающую выборку, реконструируются градиенты, и оценивается их близость в n -мерном пространстве. Если реконструированные изображения (градиенты входного слоя) достаточно сильно разнесены для различных объектов, параметризатор считается эффективным [4].

В качестве функции стоимости использовалась кросс-категориальная энтропия [1], в качестве критерия останова обучения – число эпох. Выходной слой СНС представлял собой полносвязный слой с функцией активации softmax. Метод обучения СНС – Adam, подробнее вопросы обучения СНС рассмотрены в [5].

Описание методики

Для реализации методики необходимо зафиксировать такие гиперпараметры, как: функция активации, число слоев, конфигурация фильтров (размер ядра, смещение). На каждой итерации производится отсеивание фильтров по следующим признакам: распределение значения весов фильтра отличается от нормального (не удовлетворяют критерию χ^2 [6], $p=0,005$); наличие фильтров-двойников – минимальное отличие по косинусному расстоянию (пороговое значение для отсеивания составляет 0,1). Формально предлагаемая методика может быть реализована в виде следующего алгоритма.

1. Для каждого сверточного слоя F_a СНС вычисляются отклики фильтров f_a^i на каждый входной тензор из

обучающей выборки. Полученные данные сохраняются в отдельные массивы O_a^i , точность вычисления соответствует типу данных float64 (64 битному представлению числа с плавающей запятой).

2. Фильтры, не удовлетворяющие критерию χ^2 с p -значением, равным 0,005, записываются в отдельный массив.

3. Производится проверка, существуют ли такой набор фильтров, что

$$d_a = \sum_{i=0}^I p_a^i \in P_a \mid p_a^i = 0 \text{ для всех } t_i \in T'.$$

Если число таких фильтров в каком-либо слое a больше нуля, то на следующей итерации поиска гиперпараметров слой a будет содержать на d_a меньше нейронов.

4. Проводится вычисление всех пар косинусных расстояний внутри массивов O_a^i [1]. Если находятся расстояния меньше 0,1, то число фильтров на следующей итерации уменьшается на число таких расстояний.

5. Оценивается отклик выходного слоя сети, вычисляется ошибка распознавания и метрика ROC AUC – площадь под кривой ошибок [1].

6. Если на шаге 6 метрика ROC AUC $> 0,999$ (соответствует ROC AUC базовой модели) на тестовой выборке, то на следующей итерации поиска гиперпараметров, слой a будет содержать на $\sum_{j=0}^j c_a$ меньше нейронов. В противном случае эффективной считается архитектура СНС, полученная на предыдущей итерации.

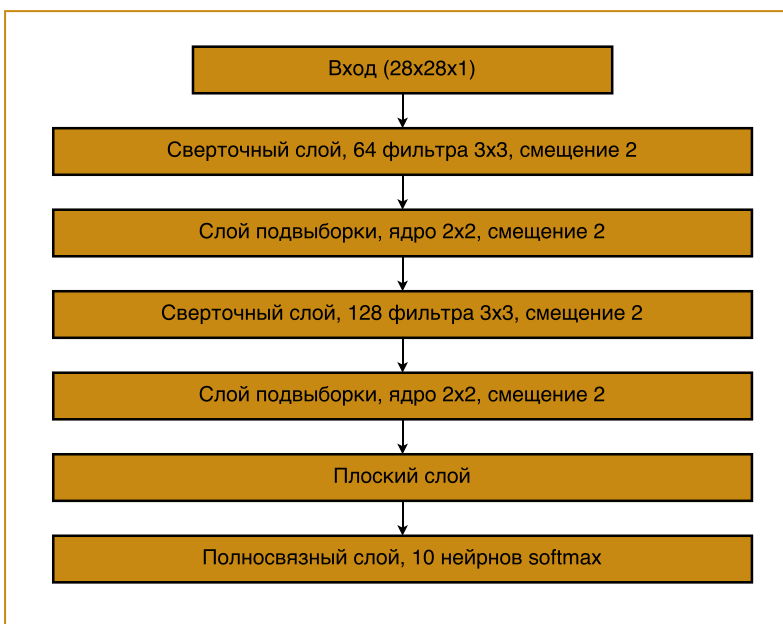


Рис. 2. Базовая архитектура СНС

Эксперимент

В качестве обучающих данных использовался набор рукописных цифр MNIST [7], содержащий 60 тыс. изображений арабских цифр и соответствующую разметку. При проведении экспериментов использовались графические ускорители Nvidia GeForce GTX 1080, каждая СНС обучалась только на одном графическом ускорителе. Базовая архитектура СНС представлена на рис. 2.

Базовая архитектура содержит 106506 настраиваемых параметров (весов). В качестве критерия эффективности поиска архитектуры выступает минимизация числа настраиваемых параметров при сохранении заданного качества классификации объектов на тестовой выборке. В рамках эксперимента базовая архитектура после 15 эпох обучения демонстрирует на тестовой выборке ROC AUC = 0,9998. При фиксации значения ROC AUC использовалась точность до одной тысячной. Задание порога точности также является гиперпараметром алгоритма поиска оптимальной архитектуры СНС. В табл. 2 приведены основные параметры предлагаемого алгоритма поиска архитектуры СНС.

Механизм проведения статистических тестов, в частности критерия χ^2 , подробно описан в [6]. Отметим, что данный критерий рекомендуется использовать при числе значений, превышающем 10 ед. Данный факт был учтен добавлением проверки, в случае, когда число весов в одном фильтре меньше 10, данный тест не проводится. Подобная ситуация возникает в

первом слое, так как совокупное число весов равняется 9 – поскольку входные данные имеют только один цветовой канал.

Вычисление косинусного расстояния между фильтрами необходимо для того, чтобы определить фильтры, реагирующие на одни и те же вторичные структурные элементы изображения или предыдущего слоя. На рис. 3 приведена визуализация попарных расстояний между фильтрами первого сверточного слоя базовой архитектуры.

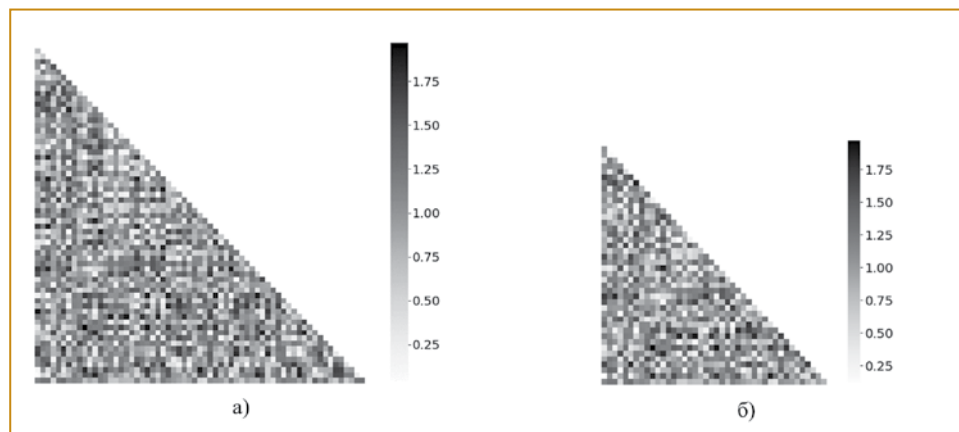


Рис. 3. Визуализация косинусных расстояний между фильтрами первого сверточного слоя базовой архитектуры: а) до отсеивания по критерию; б) после отсеивания

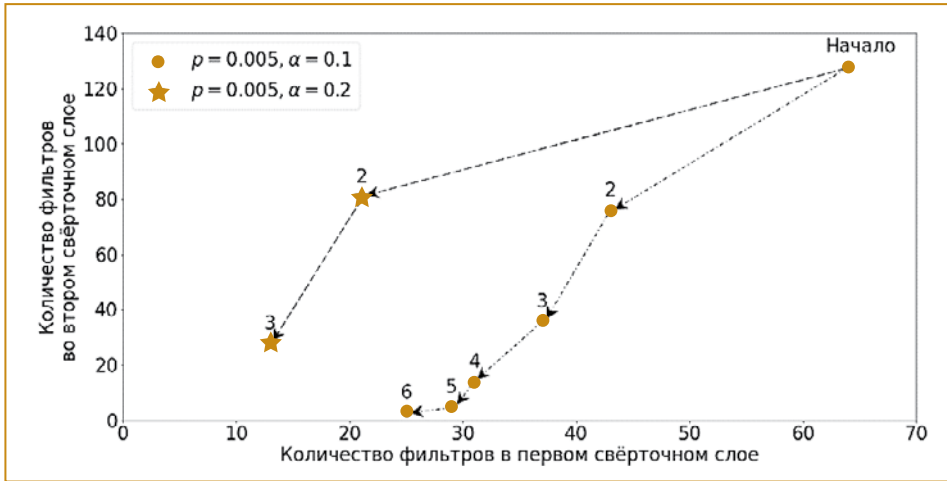


Рис. 4. Визуализация поиска архитектуры СНС

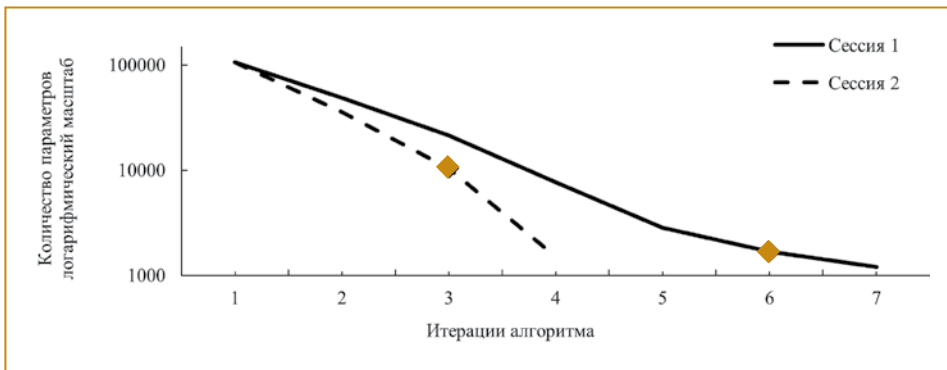


Рис. 5. Динамика изменения числа настраиваемых параметров СНС (ромбами отмечены найденные эффективные архитектуры СНС)

На рис. 3а по оси абсцисс и ординат расположены фильтры первого сверточного слоя базовой архитектуры (по 64 фильтра). Цветом закодировано попарное косинусное расстояние между соответствующими фильтрами и приведена числовая шкала. Рис. 3 содержит фильтры, которые не были отсеяны (38 фильтров). Изображены только нижние треугольные матрицы, так как исходные матрицы расстояний – симметричные.

В ходе эксперимента было проведено две сессии выбора архитектуры СНС: с параметром $\alpha = 0,1$ и $\alpha = 0,2$. В первом случае ($\alpha = 0,1$) оптимальная архитектура была найдена за семь шагов (включая обучения базовой архитектуры, седьмой шаг не удовлетворял критерию A), число параметров в оптимальной архитектуре: 1688 ед., что в 63 раза меньше, чем в базовой. При этом точность метрики ROC AUC на тестовом наборе данных соответствует критерию $A=0,9996$.

На рис. 4 изображены две сессии выбора гиперпараметров с различными значениями α . Данный параметр формирует порог коллинеарности двух фильтров (фильтры предварительно преобразуются в плоские вектора с помощью построчного разложения [5]). Чем ниже данный порог, тем более близкие векторы проходят проверку и не отсеиваются. При меньших значениях α алгоритму

необходимо совершить большее число шагов, однако будет найдена архитектура с меньшим числом настраиваемых параметров.

Во втором случае оптимальная архитектура была найдена за три шага, число параметров составило 10444 ед., что соответствует уменьшению в 10 раз, относительно базовой архитектуры. Таким образом была успешно проведена дистилляция сети (*network distillation*) [8].

В результате эксперимента показано, что параметр α пропорционален величине шага в пространстве архитектур. Данные параметры алгоритма можно менять динамически: в начале применять большой шаг (большое значение α), а затем уменьшать его для более точного поиска. На рис. 5 приведен график уменьшения числа настраиваемых параметров СНС. Сессия 1 соответствует $\alpha = 0,1$, сессия 2 – $\alpha = 0,2$.

Отметим, что крайние точки (для сессии 1 – седьмая, для сессии 2 – третья) не являются

оптимальными (не выполнен критерий A), однако обе сессии сходятся к близким значениям число настраиваемых параметров (в области 1500 ед.). Код для проведения экспериментов доступен на github: https://github.com/xaussrs/cl_seacher_paper.

Реализации поиска гиперпараметров СНС в keras [9] и scikit-learn [9] представляет собой классы, в рамках которых возможно написание произвольной логики поиска. В качестве стандартных подходов используются – поиск по матрице (полный перебор) и случайный поиск по матрице [9], которые имеют высокую вычислительную сложность (табл. 1). Таким образом, представленный метод может быть реализован в рамках единого процесса построения моделей СНС в библиотеках keras и scikit-learn для быстрой интеграции в существующие на производстве реализации.

Вывод

В работе предложен метод, позволяющий выполнять автоматизированный выбор гиперпараметров СНС и проводить эффективную дистилляцию СНС, уменьшая число настраиваемых параметров при заданной точности на тестовой выборке (в проведенном эксперименте – в 63 раза). Предложенный метод является параметрическим, что позволяет контролировать длину шага в пространстве поиска архитектур. Для работы метода

нужна только базовая архитектура, нет необходимости строить матрицы гиперпараметров. Полученные результаты могут быть применимы в системах промышленного машинного зрения на основе аппарата сверточных нейронных сетей для оптимизации работы указанных систем с точки зрения снижения вычислительных затрат на операцию распознавания.

Список литературы

1. Hagan M.T. Neural Network Design (2nd Edition). / M.T. Hagan, H.B. Demuth, M.H. Beale, O. De Jesús – М.:Сара комум, 2014. – 800 с.
2. Хайкин С. Нейронные сети. Полный курс. / С. Хайкин – М.: Издательский дом "Вильямс", 2006. – 1104 с.
3. Xu C. An actor-critic algorithm for learning rate learning / C. Xu, T. Qin, G. Wang, T.-Y. Liu // 5th International Conference on Learning Representations. – 2017.
4. Толстых А.А. Методика оценки эффективности параметризатора в виде сверточной нейронной сети // Вестник Воронежского института МВД России. – 2019. – № 2. – С. 123–132.
5. Голубинский А. Н. Гибридный метод обучения сверточных нейронных сетей / А. Н. Голубинский, А. А. Толстых // Информатика и автоматизация. – 2021. – Т. 20. – № 2. – С. 463–490. – DOI 10.15622/ia.2021.20.2.8.
6. Лемешко Б.Ю. Критерии проверки отклонения распределения от равномерного закона. Руководство по применению / Б.Ю. Лемешко, П.Ю. Блинов – М.: Инфра-М, 2015. – 184 с.
7. Yann LeCun's Home Page [Электронный ресурс] // MNIST handwritten digit database, Yann LeCun, Corinna Cortes and Chris Burges: [сайт]. [2012]. URL: <http://yann.lecun.com/exdb/mnist/> (дата обращения: 20.04.2021).
8. Hinton G. Distilling the Knowledge in a Neural Network / G. Hinton, O. Vinyals, J. Dean // NIPS Deep Learning and Representation Learning Workshop – 2015. – С. 1–9.
9. Орельен Ж. Прикладное машинное обучение с помощью Scikit-Learn, Keras и TensorFlow (2-е издание). / Ж. Орельен – М.: Диалектика-Вильямс, 2020. – 1040 с.

Толстых Андрей Андреевич – преподаватель Московского университета МВД России им. В.Я. Кикотя, Голубинский Андрей Николаевич – д-р техн. наук, доцент, руководитель Аппарата научного руководителя АО «Концерн «Созвездие». E-mail: tolstykh.aa@yandex.ru, annikgol@mail.ru

Лазерное сканирование и BIM для проекта компании Pekkaniska в Химках

Строящийся с помощью технологии BIM производственно-складской комплекс финского предприятия Pekkaniska в городе Химки Московской области прошел авторский надзор. Процедура, проведенная с применением цифровой модели и использованием лазерного сканирования, позволила повысить качество контроля за работами на площадке.

Комплекс Pekkaniska занимает площадь 11 тыс. м². Его проектирование проходило в цифровой модели Tekla Structures, что позволило еще на этапе котлована предупредить потенциальные ошибки и исключить коллизии. Для контроля геометрии уже построенного здания и анализа отклонений компания «Полиметрика», проектировщик объекта, проводила непосредственно на площадке авторский надзор методом лазерного сканирования.

Применение трехмерной модели дает возможность увидеть перерасход материала, однако при этом монтаж на самой стройплощадке может проходить с браком. Использование BIM-модели в сочетании с лазерным сканированием позволяет значительно повысить качество строительства, помогает заказчику экономить материалы и ресурсы.

Авторский надзор проводился с помощью лазерных 3D-сканеров Trimble на этапах возведения фундамента, каркаса и перекрытия. Для этого были применены высокоточный сканирующий тахеометр Trimble SX10 и компактный лазерный сканер Trimble X7. Полевые работы заняли около 5 часов, еще примерно столько же времени

потребовалось для обработки данных, что существенно эффективнее в сравнении с традиционными оптическими измерениями. При этом результатом является не набор отдельных измерений, а высокоточная цифровая 3D-модель всего объекта.

Полученные при лазерном сканировании «облака точек» были обработаны в программном обеспечении Trimble RealWorks и импортированы в Tekla Structures для определения отклонений объекта от проектной модели.

Наземное лазерное 3D-сканирование позволяет оперативно получить измерения объекта с высокой точностью. «Облако точек» фиксирует и формирует в трехмерном пространстве геометрическое положение элементов и частей объекта съемки с точной координатной привязкой. Механизм его импорта в модель Tekla Structures дает возможность проверить точки на предмет отклонений, используя цветовую карту для допусков.

Применение современного оборудования и программного обеспечения в области наземного лазерного сканирования обеспечивает быстрый и эффективный переход к работе с высокоточной цифровой 3D-моделью объекта на всех этапах строительства. Использование BIM-модели в сочетании с технологиями лазерного сканирования ускоряет процесс надзора за строительством, повышает качество работ на объекте, помогает заказчику экономить материалы и ресурсы, а также упрощает контакт проектного офиса со специалистами непосредственно на площадке.

[Http://www.tekla.com](http://www.tekla.com)