

РАЗРАБОТКА ПРОГРАММНОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ СИНТЕЗА РАЗНОРАКУРСНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ ДЛЯ ОБСЛЕДОВАНИЯ СТРОИТЕЛЬНЫХ КОНСТРУКЦИЙ НА НАЛИЧИЕ КРИТИЧЕСКИХ ДЕФЕКТОВ

DEVELOPMENT OF SOFTWARE
FOR THE SYNTHESIS OF MULTI-ANGLE
IMAGES FOR THE INSPECTION
OF BUILDING STRUCTURES
FOR THE PRESENCE
OF CRITICAL DEFECTS

D. Akimov
V. Arbuzov
G. Sardaryan
E. Guryanova

Summary. The developed software package is designed to process a stream of video data from a robotic drone and detect defects in building structures. Methods of cluster analysis, deep neural networks, mathematical description of the construction of photogrammetric models were used in the development. As a result of using the software, a three-dimensional model of the construction object under study was obtained and a quantitative assessment of critical defects of reinforced concrete and steel structures on the suitability of the building for further operation was made. According to experimental data, the residual resource of the building to an emergency state, which is equal to 2 years, is determined.

Keywords: photogrammetry, UAVs, neural networks, critical defects, dynamics, robotics, metric estimation, three-dimensional model, video analytics.

Акимов Дмитрий Александрович

К.т.н, РТУ МИРЭА, Москва

akimov_d@mirea.ru

Арбузов Владимир Николаевич

К.т.н, РТУ МИРЭА, Москва

Сардарян Георгий Сейранович

Магистрант РТУ МИРЭА, Москва

Гурьянова Екатерина Олеговна

Старший преподаватель, РТУ МИРЭА, Москва

Аннотация. Разработанный программный комплекс предназначен для обработки потока видео данных с роботизированного дрона и распознавания дефектов строительных конструкций. При разработке использовались методы кластерного анализа, глубокие нейронные сети, математическое описание построения фотограмметрических моделей. В результате использования программного обеспечения получена трехмерная модель исследуемого строительного объекта и произведена количественная оценка критических дефектов железобетонных и стальных конструкций на пригодность здания к дальнейшей эксплуатации. По экспериментальным данным определен остаточный ресурс здания до аварийного состояния, который равен 2 годам.

Ключевые слова: фотограмметрия, БПЛА, нейронные сети, критические дефекты, динамика, робототехника, оценка метрик, трехмерная модель, видеоаналитика.

Введение

Одним из важнейших направлений в области повышения безопасности в строительной сфере — является создание автоматизированных интеллектуальных систем, способных повысить качество мониторинга технического состояния строительных объектов и оценки текущего процесса за счет создания трехмерной модели и многопараметрической съемки с помощью БПЛА.

Актуальность данной темы заключается в возможности уменьшения временных затрат на обследование строительного объекта и исключение ошибки расчёта элементов объекта, возникающих за счет человеческого фактора.

Внедрение более дешёвого, по сравнению с лазерным сканированием, метода трёхмерного моделирования с помощью технологии фотограмметрии должно значительно облегчить процесс проведения техниче-

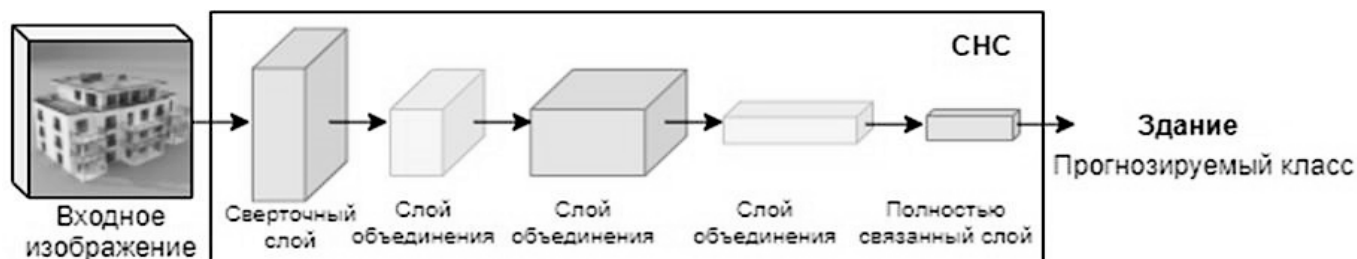


Рис. 1. Архитектура применяемой СНС.

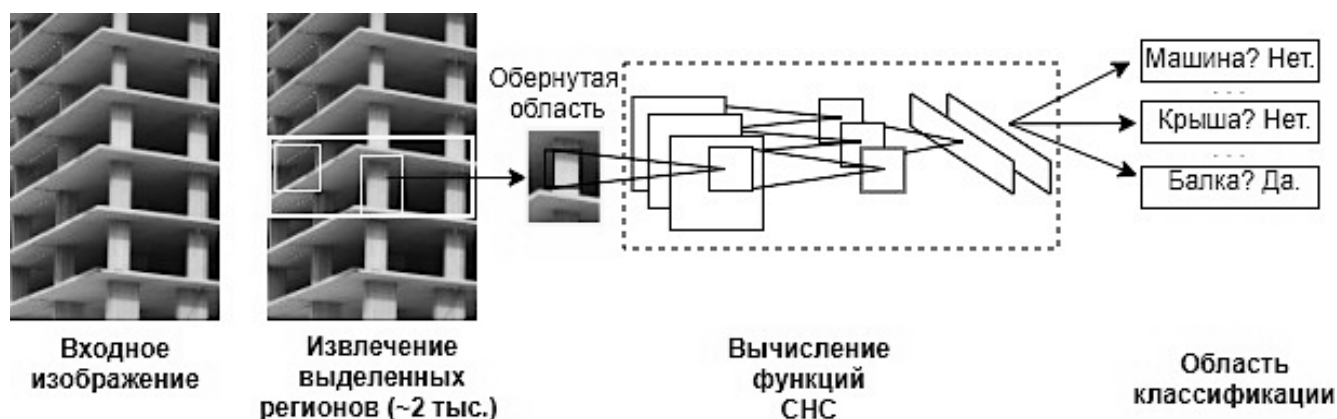


Рис. 2. Концепция сверточных сетей на основе РСНС

ского мониторинга, а применения БПЛА должно позволить проводить работы по мониторингу даже в самых труднодоступных местах.

Методы видеоаналитики и нейронные сети

Обнаружение объектов стало свидетелем быстрых революционных изменений в области компьютерного зрения. Его участие в сочетании классификации объектов и их локализации делает эту тему одной из самых сложных тем в области компьютерного зрения. Проще говоря, цель этого метода обнаружения состоит в том, чтобы определить, где находятся объекты на данном изображении, что называется локализацией объекта, и к какой категории принадлежит каждый объект, что называется классификацией объектов.

Сверточная нейронная сеть (СНС). Данный тип искусственной нейронной сети, используемой для распознавания и обработки изображений, которая оптимизирована для обработки данных пикселей. Следовательно, сверточные нейронные сети являются фундаментальными и базовыми строительными блоками для задачи компьютерного зрения сегментации изображений на основе сверточной нейронной сети (СНС).

На рисунке 1 представлена переменная структура СНС при распознавании дефектов конструкций [1].

Архитектура сверточной нейронной сети состоит из трех основных уровней:

1. Сверточный слой: этот слой помогает абстрагировать входное изображение как карту функций с помощью фильтров и ядер.
2. Слой объединения: этот слой помогает уменьшить выборку карт объектов, суммируя наличие объектов на участках карты объектов.
3. Полностью связанный слой: полностью связанные слои соединяют каждый нейрон в одном слое с каждым нейроном в другом слое.

Объединение слоев СНС позволяет спроектированной нейронной сети научиться идентифицировать и распознавать интересующий объект на изображении. Простые сверточные нейронные сети созданы для классификации изображений и обнаружения объектов с помощью одного объекта на изображении [2].

Распознавание с помощью РСНС

РСНС расшифровывается как региональная сверточная нейронная сеть, это тип модели машинного обу-

чения, который используется для задач компьютерного зрения, в частности, для обнаружения объектов. Концепция РСНС для распознавания дефектов конструкций представлена на рисунке 2.

Разработанная система обнаружения объектов состоит из трех основных модулей.

Первый генерирует предложения по регионам, не зависящим от категории.

Эти предложения определяют набор возможных обнаружений, доступных нашему детектору. Второй модуль представляет собой большую сверточную нейронную сеть, которая извлекает вектор признаков фиксированной длины из каждой области. Третий модуль представляет собой набор линейных SVM, относящихся к определенному классу. В этом разделе мы представляем наши проектные решения для каждого модуля, описываем их использование во время тестирования, подробно описываем, как изучаются их параметры, и показываем результаты.

На следующем изображении изображена концепция СНС на основе регионов РСНС. В этом подходе используются ограничивающие прямоугольники по областям объекта, которые затем оценивают сверточные сети независимо от всех областей интереса для классификации нескольких областей изображения в предложенный класс.

Разработка программного модуля фотограмметрии

Чтобы получить трехмерную модель объекта из двумерного пространства модели, аэроснимки воспроизводятся с разных ракурсов с высоким разрешением. С этих снимков начинается процесс реконструкции объемной модели объекта [3].

Основные математические уравнения, лежащие в основе фотограмметрии, называемые уравнениями коллинеарности, отвечают за объединение системы координат изображения в камере с фотографируемым объектом (1-3).

$$\begin{matrix} x_n - x_0 & X_n - X_0 \\ (y_n - y_0) = \lambda M (Y_n - Y_0), & \\ -c & Z_n - Z_0 \end{matrix} \quad (1)$$

где λ — коэффициент масштабирования; M — матрица поворота; X_0, Y_0 и Z_0 — положение центра перспективы в пространстве объекта; и $p_n = (x_n, y_n)^T$

и $P_n = (X_n, Y_n, Z_n)^T$ — целевые координаты n в плоскости изображения и пространстве объекта соответственно.

Приведенное выше уравнение, образует уравнения коллинеарности, которые связывают местоположение пункта назначения n -го в пространстве объектов с соответствующей точкой в плоскости изображения:

$$\begin{aligned} x_n - x_0 &= \\ &= -c \frac{m_{11}(X_n - X_0) + m_{12}(Y_n - Y_0) + m_{13}(Z_n - Z_0)}{m_{31}(X_n - X_0) + m_{32}(Y_n - Y_0) + m_{33}(Z_n - Z_0)}; \end{aligned} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} y_n - y_0 &= \\ &= -c \frac{m_{21}(X_n - X_0) + m_{22}(Y_n - Y_0) + m_{23}(Z_n - Z_0)}{m_{31}(X_n - X_0) + m_{32}(Y_n - Y_0) + m_{33}(Z_n - Z_0)}; \end{aligned} \quad (3)$$

где m_{ij} ($i, j = 1, 2, 3$) — элементы матрицы поворота M , которые являются функциями углов ориентации Эйлера (θ, φ, ψ), которые по существу являются углами наклона, поворота и поворота камеры в пространстве объекта (4).

$$\begin{aligned} m_{11} &= \cos \varphi \cos \psi; \\ m_{12} &= \sin \theta \sin \varphi \cos \psi + \cos \theta \sin \varphi; \\ m_{13} &= -\cos \theta \sin \varphi \cos \psi + \sin \theta \sin \varphi; \\ m_{21} &= -\cos \varphi \sin \psi; \\ m_{22} &= -\sin \theta \sin \varphi \sin \psi + \cos \theta \cos \varphi; \\ m_{23} &= \cos \theta \sin \varphi \sin \psi + \sin \theta \cos \varphi; \\ m_{31} &= \sin \varphi; \\ m_{32} &= -\sin \theta \cos \varphi; \\ m_{33} &= \cos \theta \cos \varphi. \end{aligned} \quad (4)$$

Плоскость изображения может быть аналитически преобразована в его координаты X, Y и Z в глобальном пространстве. Фотограмметрия эффективна и проста в вычислительном отношении.

Следует отметить, что алгоритм основан на определениях как внутренней, так и внешней ориентации. В фотографической системе, если внутренние параметры камеры известны, любая пространственная точка может быть зафиксирована пересечением двух лучей света, которые проецируются.

Существует два основных фактора, которые вызывают ошибки фотограмметрических измерений:

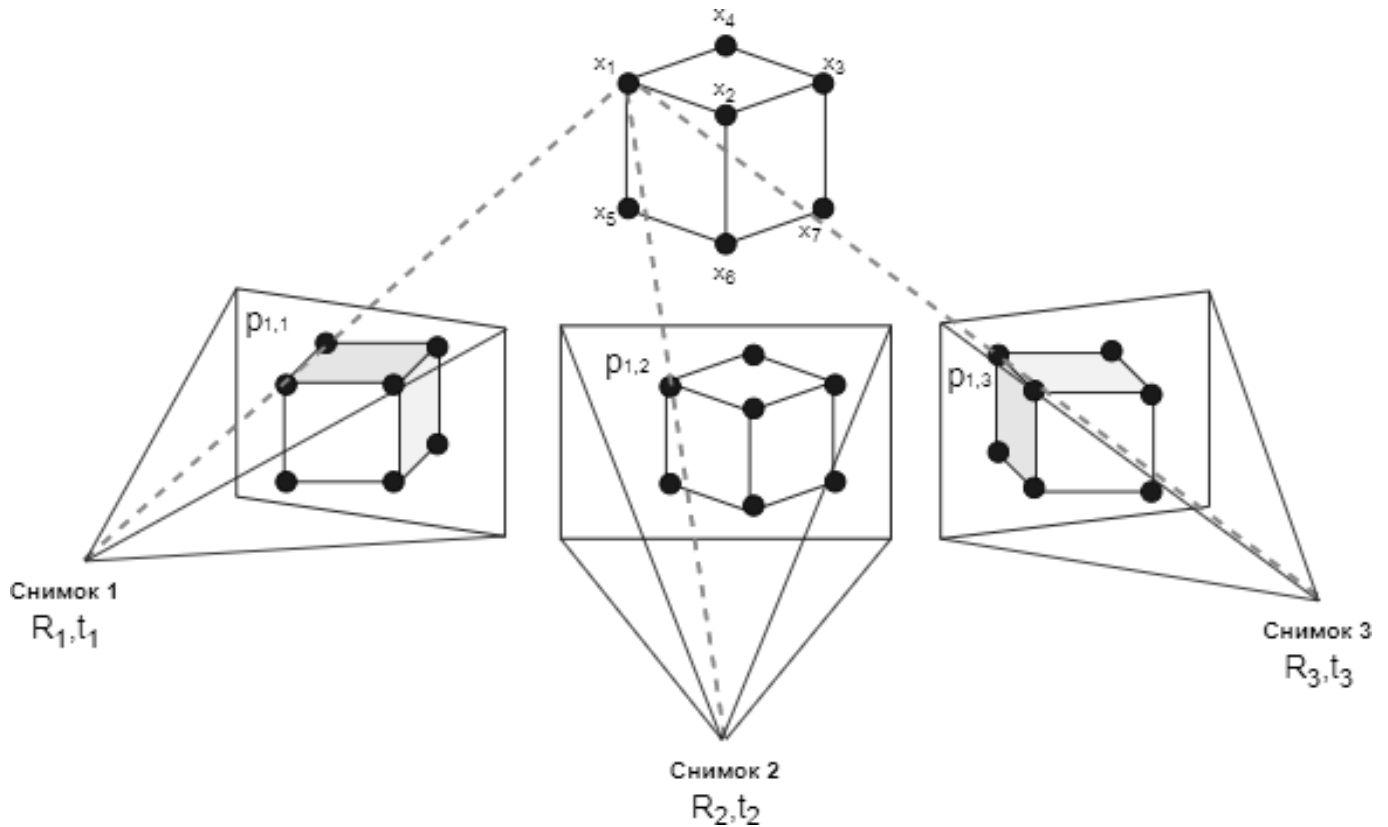


Рис. 3. Схема определения набора точек с помощью алгоритма реконструкции.

Системная ошибка из-за искажения объектива и случайная ошибка из-за человеческого фактора

Системная ошибка из-за искажения объектива

Это приводит к тому, что точка на изображении в плоскости перемещается из своего истинного положения (x, y) в нарушенное положение. Координаты любой точки на изображении могут быть скомпенсированы с помощью уравнений (5):

$$\begin{aligned} x'_n &= x_n + dx_n \\ y'_n &= y_n + dy_n \end{aligned} \quad (5)$$

В объективе наибольшая ошибка возникает в точке проецируемого изображения. Следовательно, dx, dy могут быть разбиты на уравнения (6):

$$\begin{aligned} dx &= dx_r + dx_d \\ dy &= dy_r + dy_d \end{aligned} \quad (6)$$

Случайная ошибка, вызванная человеческим фактором

Теоретически точки, запечатленной на двух разных фотографиях, достаточно, чтобы установить ее 3D-координаты. Для завершения этого шага требуется идентификация и маркировка точки на двух изображениях. У любого человека могут быть сбои в разметке точек, приводящие к случайной ошибке. В настоящее время существует несколько методов реконструкции и методов построения трехмерной сетки, с помощью алгоритма, способного связать множество репрезентативных точек объекта в виде элементов поверхности.

Система анализа стереоскопических сцен, использует методы сопоставления изображений, сегментации объектов, интерполяции и триангуляции для получения трехмерной карты плотности точек. Система построения объемной модели разделена на три модуля: сенсорная обработка, обработка изображений для создания облака точек. Точность реконструкции зависит от качества изображений и текстур [4,5].

Алгоритмы фотограмметрии обычно указывают на проблему минимизация суммы квадратов набора ошибок, известной как «подгонка пакета». Структурные

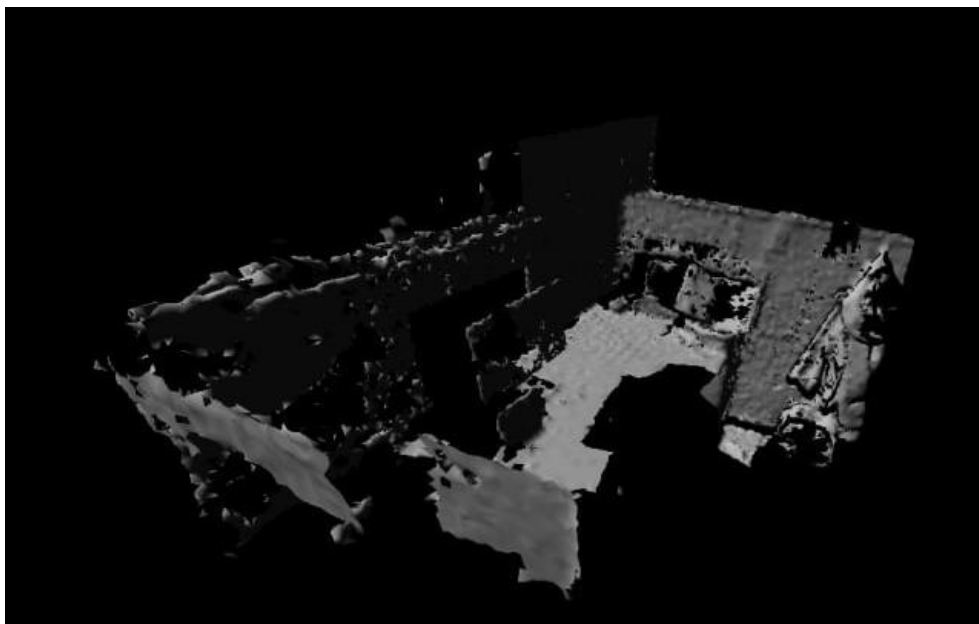


Рис. 4. Трехмерная модель здания сушильного цеха.

Поиск скрытых связей				
№	Контролируемый па...	Тип датчика	Кoeffициент корре...	Скрытая связь
1	Влажность	Датчики влажности	0.17	Слабая
2	Температура	Датчики температуры	0.28	Слабая
3	Деформация	Датчики деформации	0.79	Сильная
4	Крены, наклон	Датчики угла наклона	0.81	Сильная
5	Просадка фундамен...	Гидроуровни	0.09	Слабая
6	Раскрытие трещин, ...	Трещиномеры	0.35	Умеренная
7	Трещиноподобные ...	Акустическая эмиссия	0.29	Слабая
8	Контроль собственн...	Акселерометры	0.04	Слабая
9	Нагрузки и давлени...	Датчики месдозы	0.16	Слабая
10	Влажность воздуха	Датчики влажности	0.52	Умеренная
11	Температура воздуха	Датчики температуры	0.12	Слабая
12	Давление атмосфер...	Датчики давления	0.4	Умеренная
13	Скорость и направл...	Анемометры	0.22	Слабая
14	Количество осадков	Датчики осадков	0.67	Умеренная
15	Уровень грунтовых в...	Пьезометры	0.4	Умеренная
16	Продольные смеще...	Скважинные инкли...	0.0	Слабая
17	Горизонтальные см...	Скважинные инкли...	0.37	Умеренная

Рис. 5. Таблица абдукции поиска гипотез

алгоритмы из SFM позволяют определять наборы следующих точек: трехмерных (P), поворота (R) и положения камеры (t), учитывая набор изображений статической сцены с соответствующими двумерными точками, как приведено на рисунке 3.

Таким образом, процесс построения трехмерной модели можно разделить на два этапа:

I. Алгоритм реконструкции генерирует реконструкцию, в которой размеры определены неправильно.

Алгоритм самокалибровки выполняет реконструкцию, эквивалентную исходной, сформированной набором 3D-точек (рисунок 3).

II. Все пиксели изображения должны совпадать с пикселями соседних изображения, чтобы ПО могло восстановить эти точки, выбираются два изображения для создания начального кадра реконструкции, а затем восстанавливаются соответствующие характерные точки с помощью использования метода триангуляции.

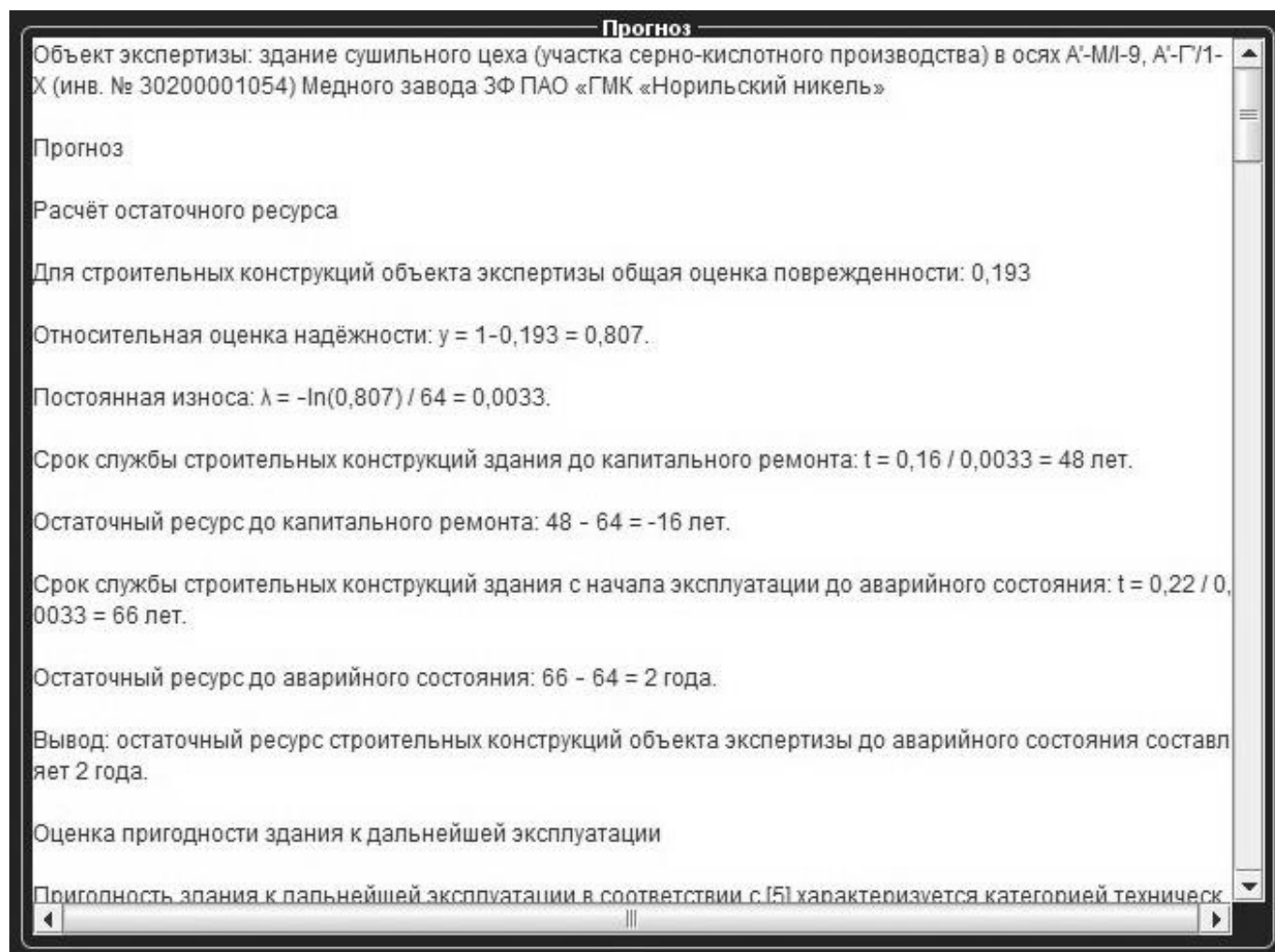


Рис. 6. Результаты количественной оценки метрик здания

После данных этапов производится оценка плотности поверхности. Для получения высоко полигональной модели наблюдаемой поверхности используется метод плотного сопоставления.

Результат использования ПО построения трехмерного объекта строящегося здания представлен на рисунке 4.

Чтобы реконструировать более сложные формы объекта, ПО должно объединить несколько карт глубины с последующим добавлением текстурной карты.

Результаты испытания программного обеспечения

Поскольку рассматриваемая система способна анализировать большое количество конструкций, объектов, относящихся к строительной специфике, рассмотрим результат прогнозирования износа на примере

здания сушильного цеха. В зависимости от величины коэффициента коррекции, данные которых получены с датчиков БПЛА и контролируемого параметра, определяются гипотезы и их связь.

На рисунке 5 приведен процесс поиска скрытых связей и определение гипотез вероятной неисправности. Возможно применять нейронные сети для выявления скрытых связей [6].

Далее для выдвинутых гипотез, ПО определяет количественные показатели контролируемых параметров повреждений исследуемого объекта, приведенных на рисунке 6.

Заключение

По рассмотренному примеру можно сделать вывод, что по трехмерной модели объекта были определены основные повреждения объекта и дана количествен-

ная оценка основных контролируемых показателей, которые были выдвинуты при абдукции, здания и аварийности его состояния.

Инновационность разработки заключается в создании трехмерной модели строящегося объекта, по сред-

ствам интеграции всесторонней съемки и визуального охвата любой точки объекта.

Дальнейшим этапом развития данной технологии является продолжение обучения нейронной сети, моделирование более сложных объектов.

ЛИТЕРАТУРА

1. Шестая научно-техническая конференция студентов и аспирантов «МИРЭА- Российского технологического университета» (24–29 мая 2021 г.) [Электронный ресурс]: сборник трудов испр. и доп. — М.: РТУ МИРЭА, 2021, с. 226–229
2. Ana Pilar Valerga Puerta, Rocio Aletheia Jimenez-Rodriguez, Sergio Fernandez-Vidal and Severo Raul Fernandez-Vidal Product Design. — Department of Mechanical Engineering and Industrial Design, School of Engineering, University of Cadiz, Cadiz, Spain: April 27th, 2020. — 405 с.
3. Richard Kramer Rhodes UAS as an Inventory Tool: A Photogrammetric Approach to Volume Estimation: дис. photogrammetry наук: University of Arkansas, Fayetteville, 2017. — 115 с.
4. Jūrate Sužiedelyte-Visockiene & Domantas Bručas Digital photogrammetry for building measurements and reverse-engineering // Geodezija ir Kartografija. — 03 Aug 2012. — № 35 (2): p. 61–65
5. M. Bugler, G. Ogunmakin, P.A. Vela, A. Borrmann, J. Teizer Fusion of Photogrammetry and Video Analysis for Productivity Assessment of Earthwork Processes // 2017
6. Ямашкина Е.О., Ямашкин С.А., Платонова О.В., Коваленко С.М. Разработка нейросетевой модели для анализа пространственных данных. Russian Technological Journal. 2022;10 (5):28–37. <https://doi.org/10.32362/2500–316X-2022–10–5–28–37>

© Акимов Дмитрий Александрович (akimov_d@mirea.ru), Арбузов Владимир Николаевич,

Сардарян Георгий Сейранович, Гурьянова Екатерина Олеговна, .

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»

