

## **Повышение точности оперативных оценок возможностей телевизионной разведки за счет применения сверточных нейронных сетей**

А.В. Леншин<sup>1</sup>, Е.В. Кравцов<sup>1</sup>, И.А. Сидоренко<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Военный учебно-научный центр Военно-воздушных сил «Военно-воздушная академия имени профессора Н.Е. Жуковского и Ю.А. Гагарина» (г. Воронеж)  
394064, г. Воронеж, ул. Старых Большевиков, 54а  
E-mail: andrey-lenshin@yandex.ru

*Авторы предлагают комбинированную методику оценки возможностей телевизионной разведки, которая объединяет алгоритмический метод, разработанный на предшествующем этапе (в его основе анализ коэффициентов яркости объектов, фоновых характеристик и критических размеров целей) и современные компьютерные технологии. Ключевой аспект исследования – внедрение сверточных нейронных сетей, использование которых позволяет автоматизировать процесс обработки изображений, повысить точность распознавания объектов, свести к минимуму влияние субъективного фактора на результаты оценки.*

*Ключевые слова:* телевизионная разведка, сверточные нейронные сети, распознавание объектов, противодействие разведке, маскировка, оперативная оценка.

## **Improving the accuracy of operational assessments of television intelligence capabilities through the use of convolutional neural networks**

A.V. Lenshin<sup>1</sup>, E.V. Kravtsov<sup>1</sup>, I.A. Sidorenko<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Military Training and Research Center of the Air Force «Air Force Academy named after Professor N.E. Zhukovsky and Yu.A. Gagarin» (Voronezh)

*The authors propose a combined methodology for evaluating the capabilities of television intelligence, which combines an algorithmic method developed at the previous stage (based on the analysis of brightness coefficients of objects, background characteristics and critical dimensions of targets) and modern computer technologies. A key aspect of the research is the introduction of convolutional neural networks, the use of which allows automating the image processing process, improving the accuracy of object recognition, and minimizing the influence of a subjective factor on the evaluation results.*

*Keywords:* television intelligence, convolutional neural networks, object recognition, counteraction to intelligence, masking, operational assessment.

### **Введение**

Современные тенденции в сфере радиоэлектронной борьбы (РЭБ) отличаются широким внедрением перспективных систем, базирующихся на передовых технологических решениях; существенным ростом числа объектов, подлежащих воздействию; ужесточением требований к мероприятиям противодействия (ПД) техническим средствам разведки (ТСР). В контексте современных вооруженных конфликтов техническая разведка выступает важнейшим элементом информационного обеспечения боевых операций. Среди различных видов оптико-электронной разведки (ОЭР) особое место занимает телевизионная разведка (ТВР), ключевые преимущества которой: оперативная передача разведывательных данных о войсках противника; наглядность представляемой информации; минимальные временные затраты на доставку сведений [1, 2].

Ускорение динамики оперативной обстановки, обусловленное частыми перемещениями объектов и стремительной сменой тактики применения разведывательно-ударных комплексов, ставит перед специалистами следующие задачи: а) оценка текущей разведывательной обстановки; 2) прогнозирование мер противодействия (ПД) в предполагаемых районах дислокации объектов с целью повышения их живучести. В сложившихся условиях первостепенное значение приобретает быстрая оценка возможностей средств ТВР, которые может задействовать потенциальный противник – как авиационные, так и наземные разведывательные подразделения. Подобный анализ критически важен на стадии планирования мероприятий по маскировке и защите объектов.

### **Постановка задачи**

Традиционно методологической базой для оценки разведывательных возможностей ТСР выступают утвержденные нормативные методики. Они обеспечивают высокую достоверность результатов при условии наличия полного комплекта исходных данных. Однако на практике их применение в условиях динамично изменяющейся радиоэлектронной и тактической обстановки сталкивается с рядом ограничений: 1) значительная трудоемкость процедур [3]; 2) жесткие требования к формату и составу исходных данных; 3) недостаточная гибкость при учете многообразия реальных условий. Частичное решение этих проблем предлагают методики оперативной оценки, представленные в работах [4–6], в основе которых лежит функциональный метод обобщенных параметров [7]. Ключевой элемент подхода – использование интегрального показателя, которым выступает либо вероятность обнаружения объекта  $W_{\text{обн}}$ , либо вероятность его распознавания  $W_p$ . Эти показатели задаются как функциональная зависимость от дальности  $D_p$  ведения ТВР

$$W_p = f(D_p). \quad (1)$$

Преимуществами методического подхода являются:

- 1) за счет анализа множества графических зависимостей вида (1) охватывается широкий спектр сценариев разведдоступности;
- 2) группировка средств ТВР по типовым категориям существенно ускоряет процедуру оценки.

Ограничения базовой версии методического подхода: 1) опора на ряд допущений; 2) использование усредненных параметров (например, среднего коэффициента яркости фона и объекта); 3) снижение точности в сложных условиях, при наличии помех, на неоднородном фоне; 4) при частичной маскировке объектов.

Следовательно, актуальной задачей остается дальнейшее развитие оперативных методик. Приоритетными направлениями совершенствования методик являются: повышение достоверности оценок; рост адаптивности к реальным условиям; сохранение высокой скорости проведения расчетов.

Настоящее исследование направлено на совершенствование оперативных методик оценки разведдоступности объектов для средств ТВР. Предлагается гибридный подход, который объединяет скоростные преимущества параметрических моделей и высокую точность нейросетевого анализа визуальных данных [8, 9].

Для реализации поставленной цели сформулирован комплекс задач:

1. Модернизировать графоаналитический метод оценки, включающий модификацию критерия Джонсона и введение понятия эквивалентного размера объекта защиты (ОЗ) [5, 10].
2. Создать алгоритмическую реализацию метода, специализированное программное обеспечение для построения зон разведдоступности ОЗ.

3. Разработать и интегрировать модуль сверточной нейронной сети (CNN), который позволит уточнять оценку вероятности распознавания и работать как с синтезированными, так и с реальными входными данными [9, 11].

4. Провести апробацию гибридной методики и выполнить сравнительный анализ ее эффективности относительно традиционного параметрического подхода.

Основная задача работы заключается в создании такой архитектуры оценки, где традиционная методика, опирающаяся на критерий Джонсона и параметрические зависимости, используется для быстрой оперативной оценки и формирования исходного набора данных (дальность, контраст, размер объекта и др.), а CNN – для уточнения вероятности распознавания  $W_p$  с учетом более сложных и неформализуемых факторов, таких как: 1) частичная маскировка объекта (например, под кронами деревьев, сетками); 2) нестандартные ракурсы наблюдения; 3) сложный неоднородный фон; 4) влияние различных атмосферных помех (дымка, туман, осадки), не полностью учитываемое в методе оперативной оценки.

### Результаты исследований

Сложность разработки обусловлена необходимостью совместить два критически важных свойства методики: 1) оперативность – для применения в условиях ограниченного времени; 2) достоверность – для учета сложных визуальных контекстов, влияющих на распознавание. Гибридный подход разрешает это кажущееся противоречие за счет поэтапной обработки данных:

1. Параметрическая модель выполняет функцию высокоскоростного фильтра – быстро генерирует первичные оценки и подготавливает входные данные.

2. Нейросетевая модель проводит финальное уточнение результатов, анализируя детализированные визуальные признаки.

Реализация предложенной концепции представлена в архитектурной схеме (рисунок 1).

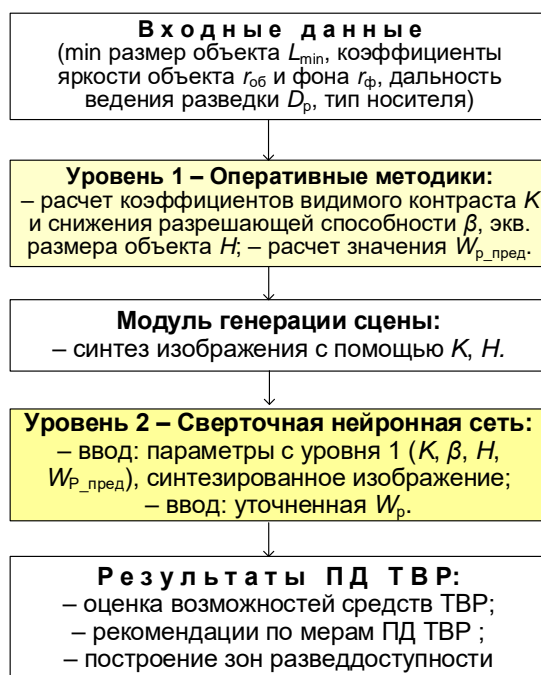


Рис. 1. Схема гибридной двухуровневой модели оценки возможностей ТВР

Уровень 1 (оперативно-параметрический). Данный уровень реализует графоаналитическую и алгоритмическую методику оценки разведдоступности, а также обеспечивает высокую скорость работы и используется для первичного анализа большого количества сценариев [7, 11]. На основе введенных данных (минимальный (критическом для опознания) размере объекта  $L_{\min}$ , коэффициенты яркости объекта  $r_{об}$  и фона  $r_{\phi}$ , дальности ведения разведки  $D_p$ , тип носителя) производится расчет коэффициента видимого контраста  $K$ , коэффициента снижения разрешающей способности  $\beta$ , эквивалентного размера  $H$  и предварительной вероятности  $W_{p\_пред}$

$$W_{p\_пред}(x) \approx 0,5 \cdot \left[ 1 + k_x \cdot \sqrt{1 - \exp(-0,625x^2)} \right], \quad (2)$$

где  $x$  – обобщенный параметр;  $k_x = -1$  при  $x < 0$  и  $k_x = 1$  при  $x \geq 0$  [4].

Ключевыми преимуществами оперативно-параметрического уровня являются:

- высокая скорость обработки входных данных;
- возможность оперативного анализа большого количества сценариев;
- формирование базового набора параметров для последующего уточнения на нейросетевом уровне.

Основной функцией модуля генерации сцены (рис. 1) является преобразование параметрического описания объекта в синтетическое изображение, пригодное для обработки нейросетевой моделью.

2 уровень (параметрический) предназначен для первичного экспресс-анализа вероятности распознавания объектов средствами ТВР. Используются ключевые функции: 1) фильтрация тривиальных случаев (с заведомо высокой или низкой вероятностью обнаружения); 2) предварительная классификация условий ведения ТВР; 3) формирование входного набора данных для нейросетевого анализа; 4) обеспечение интерпретируемости результатов на основе физически обоснованных параметров.

Для предварительной оценки определяются коэффициент видимого контраста

$$K = |r_{об} - r_{\phi}| / \max(r_{об}, r_{\phi}). \quad (3)$$

Далее рассчитывается коэффициент снижения разрешающей способности

$$\beta = \sqrt{K/(2-K)}. \quad (4)$$

На основе найденного коэффициента снижения разрешающей способности  $\beta$ , становится возможным определение эквивалентного размера объекта (при попадании в поле зрения средства ТВР)

$$H = \beta \cdot L_{\min}. \quad (5)$$

где  $L_{\min}$  – минимальный (критическом для опознания) размере объекта [5].

Заключительным шагом является определение предварительной вероятности (2), где  $x$  будет напрямую зависеть от найденных ранее параметров

$$x = (H/R - N_{\phi}) / Qw, \quad (6)$$

где  $H/R$  характеризует реальные возможности системы разведки:  $H$  – эквивалентный размер объекта с учетом маскировки;  $R$  – коэффициент вида разведки (характеристика средства разведки);  $N_{\phi}$  – требуемое число элементов разрешения по критерию Джонсона [5] (минимальное количество элементов разрешения, которое должно уложиться на объекте для его уверенного опознания);  $Q$  – коэффициент квалификации оператора (учитывает человеческий фактор – опыт, уровень подготовки, степень усталости), типовое значение  $Q = 0,97$ ;  $w$  – качество приема изображения аппаратурой системы разведки (коэффициент отношения сигнал/шум).

Таким образом, числитель отражает превышение реальных возможностей аппаратуры над минимально необходимыми требованиями, а знаменатель учитывает факторы, снижающие эффективность: неидеальность работы оператора и наличие технических шумов в аппаратуре. Параметрический уровень обеспечивает быстрый и физически обоснованный предварительный расчет, который служит основой для дальнейшего уточнения с помощью нейросетевых методов.

Подготовка данных и архитектура программного обеспечения (ПО). Для обеспечения функционирования разрабатываемого ПО на первом этапе формируется база данных, включающая следующие ключевые компоненты: 1) типовые значения коэффициентов яркости объекта  $r_{об}$  и фона  $r_{ф}$ , сгруппированные по классам объектов; 2) технические параметры средств ТВР, классифицированные по типам носителей; 3) геометрические характеристики стандартных объектов ТВР.

Модуль генерации сцены (рис. 1) выполняет ключевую функцию преобразования – конвертирует параметрическое описание сцены в синтетическое изображение, которое может быть обработано нейросетевой моделью. Это обеспечивает преемственность между параметрическим и нейросетевым уровнями анализа.

Уровень 2 – сверточная нейронная сеть (нейросетевой модуль). В качестве базовой архитектуры для обработки визуальных данных выбраны сверточные нейронные сети (CNN) – один из наиболее эффективных инструментов анализа изображений. Важнейшие особенности CNN: 1) применение сверточных слоев с фильтрами для выделения локальных признаков [8]; 2) высокая эффективность (результативность) – например, в задаче классификации изображений MNIST CNN демонстрируют точность выше 99 %.

Функционирование модуля CNN («Вход изображения») включает прием параметрического описания сцены и генерацию синтетического изображения, оптимизированного для нейросетевого анализа. Предлагаемая архитектура уровня 2 (рисунок 2) базируется на модели EfficientNet-B3, дополнена специализированными блоками для обработки параметрических данных и обеспечивает интеграцию количественных параметров с визуальной информацией, что повышает точность оценки вероятности распознавания.



Рис. 2. Схема 2 уровня – сверточной нейронной сети

Выходные данные уровня 1 и функционал нейросетевого модуля. На выходе уровня 1 формируются рассчитанные параметрические характеристики сцены, а также синтезированное либо реальное изображение объекта на фоне, соответствующее определенным на первом этапе значениям параметров (в том числе контраста и эквивалентного размера объекта). Основной задачей CNN выступает регрессионный анализ – уточнение значения вероятности распознавания объекта на основе комплексного анализа визуального материала.

Ключевыми преимуществами предложенной архитектуры являются:

1. Интерпретируемость (сохранение физической смысловой нагрузки параметров на всех этапах обработки, что позволяет отслеживать вклад каждого фактора в итоговый результат и обосновывать выводы с опорой на физически измеримые величины).

2. Адаптивность (возможность дообучения нейросетевого компонента на новых данных, что обеспечивает актуализацию модели при изменении условий наблюдения (фон, помехи, типы объектов) и повышение точности за счет накопления опыта на реальных сценариях).

3. Масштабируемость (модульная структура архитектуры позволяет заменять отдельные компоненты (например, обновлять CNN-модель без внесения изменений в параметрический блок) и интегрировать дополнительные модули анализа (например, для учета новых типов помех).

4. Эффективность (рациональное распределение вычислительной нагрузки между уровнями: уровень 1 выполняет быструю первичную фильтрацию и подготовку данных; уровень 2 проводит детализированный анализ только для сценариев, требующих уточнения, что сокращает время обработки без потери точности).

Таким образом, гибридная архитектура сочетает строгость параметрического подхода с гибкостью нейросетевого анализа, обеспечивая рациональный баланс между скоростью, точностью и адаптивностью оценки разведдоступности.

Обучение и валидация нейросетевого модуля. Разработка нейросетевого компонента потребовала выработки комплексной методологии обучения и валидации, гарантирующей устойчивую работу архитектуры в реальных условиях эксплуатации. Необходимо решить основную проблему при этом – формирование обучающей выборки. Ключевое затруднение связано с созданием универсального датасета. Сбор натуральных данных в необходимом объеме оказался сопряжен с существенными сложностями: а) с высокими организационными издержками; б) значительными временными затратами. Решением данных проблем может быть комбинированный подход к формированию датасета.

Для преодоления указанных трудностей и ограничений был реализован гибридный метод подготовки данных, включающий:

1. Синтез данных с помощью компьютерной графики (платформа Unreal Engine 5): моделируемые условия – различные типы местности; сезонные изменения; погодные факторы (туман, дождь, снег и т. п.); варианты маскировки объектов (маскировочные сети, растительность, камуфляж).

2. Интеграция реальных данных подразумевает включение натуральных снимков для повышения реалистичности датасета, а также калибровку синтетических данных по реальным измерениям (контраст, освещенность, шумы).

Преимуществами предложенного подхода являются:

1. Масштабируемость (возможность генерации практически неограниченного количества сцен с заданными параметрами; вариативность условий наблюдения без полевых экспериментов).

2. Контроль параметров (точная настройка характеристик сцены (освещенность, ракурс, активные помехи) и воспроизводимость экспериментов.

3. Экономическая эффективность (сокращение затрат на сбор натурных данных и ускорение процесса подготовки датасета).

4. Универсальность, заключающаяся в охвате широкого спектра сценариев, включая экстремальные условия, и в адаптации под специфические задачи разведки.

Таким образом, комбинированный метод формирования датасета позволил обеспечить репрезентативность обучающих данных, повысить обобщающую способность нейросетевой модели и гарантировать надежность работы системы в реальных условиях.

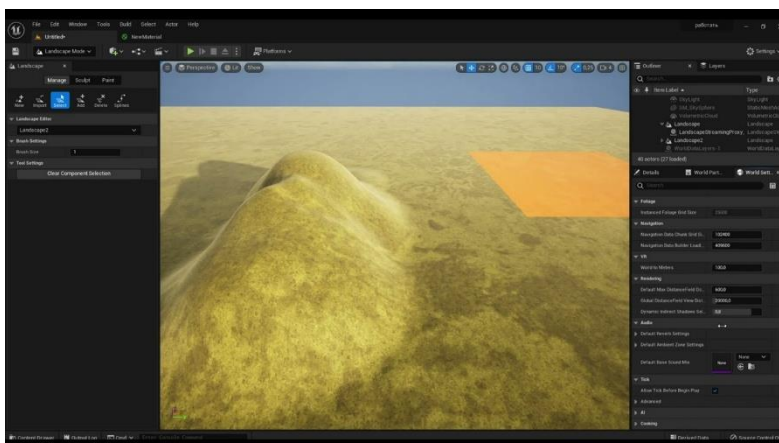


Рис. 3. Пример ландшафта в Unreal Engine 5

Формирование и структура специализированного датасета. В процессе разработки параллельно осуществлялся расчетный контроль реальных объектов защиты (ОЗ) с охраняемыми параметрами с целью верификации синтезированных изображений и расширения обучающей выборки для нейросетевой модели.

Для обеспечения объективности проводилась экспертная оценка данных, к анализу привлекались специалисты разного уровня подготовки, которые оценивали вероятность обнаружения и распознавания объектов. В результате был сформирован сбалансированный датасет, включающий более 1 000 различных сценариев. Датасет структурирован по трем категориям данных:

1. Синтезированные данные (метод получения – генерация фотореалистичных изображений с помощью компьютерной графики; инструменты – игровой движок Unreal Engine 5, плагин Synthetic Data Generator).

Объем – 1 000 сцен с вариативными параметрами:

- 8 типов ОЗ (танки, радиолокационные станции, командные пункты и др.);
- 6 типов фоновой местности (лес, городская зона, степь, горная местность и пр.);
- 5 временных условий (утро, день, вечер, ночь, сумерки);
- 4 сезонные вариации (лето, зима, осень, весна);
- 4 уровня атмосферных помех (туман, дымка, осадки, снег).

2. Натурные (экспериментальные) данные (метод получения – съемки контролируемых реальных объектов (рисунок 4). Проведено более 10 полевых экспериментальных исследований с использованием:

- 3 типов средств ТВР (телевизионной видовой разведки);
- 4 реальных средств КТК (комплексного технического контроля);
- 3 различных диапазонов дальностей (от 500 м до 10 км).



**Рис. 4. Различные виды объектов контроля и диапазонов дальности**

Учет внешних факторов: каждый эксперимент проводился в различных условиях:

- варьировались метеоусловия (видимость, освещенность, температура);
- точность координат и ориентации объектов;
- основные параметры аппаратуры ТВР (разрешающая способность, чувствительность и др.).

3. Экспертная разметка данных (методика – привлечение независимых экспертов для оценки изображений; участники – 7 специалистов различной квалификации; каждое изображение анализировалось 5 экспертами). Параметры разметки:

- а) вероятность обнаружения объекта (оценка от 0 до 1);
- б) вероятность распознавания (идентификации класса объекта);
- в) уровень уверенности эксперта (по шкале от 1 до 5);
- г) временные метки (фиксация времени принятия решения).

В основу алгоритмов определения необходимого количества экспертов закладываются принципы анализа разброса и согласованности оценок с применением статистических характеристик – меры разброса или статистической вариации [12].

Среди способов определения мер разброса оценок экспертов выделяют: использование среднего линейного отклонения, среднеквадратического отклонения, дисперсии, коэффициента корреляции Спирмэна, коэффициент конкордации Кенделла и другие [13]. При увеличении количества экспертов, с учетом корреляции их мнений, меры разброса оценок, в основном, убывают пропорционально  $1/n$ . Задаваясь определенным порогом меры разброса, можно установить требуемое значение  $n$  необходимого количества экспертов [12].

Созданный датасет обеспечивает:

- 1) репрезентативность (охват широкого спектра сценариев);
- 2) достоверность (сочетание синтетических и натуральных данных);
- 3) объективность (многоуровневая экспертная оценка);
- 4) масштабируемость (возможность дополнения новыми сценами).

Это, в свою очередь, позволяет повысить точность обучения нейросетевой модели, улучшить обобщающую способность системы; гарантировать надежность работы в реальных условиях эксплуатации.

Обучение нейросетевой модели реализовано по принципу прогрессивного усложнения задач, что позволило поэтапно наращивать ее способности к анализу визуальных данных.

Этап 1. Инициализация модели. В качестве стартовой точки использованы предварительно обученные веса EfficientNet-B3 (на датасете ImageNet). Это обеспечило: а) устойчивость к шумам и вариациям освещения; б) базовую способность к выделению визуальных признаков; в) ускоренную сходимость на последующих этапах.



Этап 2. Дообучение на целевом датасете. Проведено поэтапное дообучение с последовательным размораживанием слоев (от верхних к нижним) и адаптивным снижением скорости обучения (для предотвращения переобучения).

Для оптимизации процесса обучения была разработана комбинированная функция потерь, учитывающая не только расхождение между предсказанной и экспертной оценками, но и согласованность предсказаний с параметрической моделью, а также уровень уверенности экспертов при разметке

$$L_{\text{КФП}} = \alpha_1 L_{\text{РЕГ}} + \alpha_2 L_{\text{УВ\_ЭК}} + \alpha_3 L_{\text{СОГЛ}}, \quad (7)$$

где  $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$  – весовые коэффициенты, балансирующие вклад каждой компоненты.

Компоненты комбинированной функции потерь:

1) основная регрессионная составляющая  $L_{\text{РЕГ}}$  обеспечивает основное обучение модели точному прогнозированию вероятности распознавания и определяется как

$$L_{\text{РЕГ}} = 1/N \cdot \sum_{i=1}^N (W_{\text{ПРЕД}} - W_{\text{ЭКСП}})^2, \quad (8)$$

где  $W_{\text{ПРЕД}}$  – предсказание модели;  $W_{\text{ЭКСП}}$  – предсказание экспертов;  $N$  – размер батча;

2) учет уверенности экспертов  $L_{\text{УВ\_ЭК}}$

$$L_{\text{УВ\_ЭК}} = \text{CrossEntropy}(\text{уверенность\_модели}, \text{уверенность\_экспертов}), \quad (9)$$

отвечает за распределение оценок уверенности от группы экспертов для конкретного изображения, представляя собой вектор вероятностей длиной  $M$  ( $M$  – количество уровней уверенности, в нашем случае  $M=5$ ); CrossEntropy – метрика из теории информации, количественно определяющая различие между двумя вероятностными распределениями; в машинном обучении CrossEntropy служит мостом между прогнозами модели и фактическими значениями, особенно в задачах классификации;

3)  $L_{\text{СОГЛ}}$  – согласованность с физической моделью

$$L_{\text{СОГЛ}} = |W_{\text{CNN}} - W_{\text{ПАР}}|, \quad (10)$$

данная компонента отвечает за обеспечение согласованности расчетов нейросети с результатами оценки по оперативным методикам.

Преимуществами предложенного подхода являются:

1. Многокритериальная оптимизация (сочетание экспертных оценок, нейросетевых предсказаний и физических моделей; учет субъективного фактора (уверенность экспертов)).

2. Контролируемая адаптация (постепенное дообучение предотвращает разрушение базовых признаков; балансировка компонентов функции потерь снижает риск переобучения).

3. Интерпретируемость результатов (согласованность с параметрической моделью сохраняет физическую обоснованность выводов; анализ уверенности экспертов позволяет выявлять неоднозначные сценарии).

Таким образом, предложенный подход обеспечивает высокую точность распознавания, устойчивость к вариациям условий наблюдения и прозрачность принимаемых решений.

Валидация модели проводилась с использованием стратифицированной кросс-валидации, обеспечивающей репрезентативность всех подвыборок.

Анализ проводился по двум группам метрик:

1) традиционные показатели регрессии (средняя абсолютная ошибка (MAE); коэффициент детерминации ( $R^2$ ); среднеквадратичная ошибка (RMSE));

2) специализированные метрики (доля предсказаний с ошибкой менее 0,1 (Accuracy@0,1); калибровка предсказанных вероятностей (оценка соответствия прогнозируемых и фактических вероятностей)) [12].

На тестовой выборке достигнуты следующие показатели:  $MAE = 0.072 \pm 0.015$ ;  $RMSE = 0.089 \pm 0.012$ ;  $R^2 = 0.891 \pm 0.024$ ;  $Accuracy@0.1 = 78.3 \%$ ;  $Correlation = 0.924 \pm 0.018$ .

Сопоставление с альтернативными архитектурами подтвердило преимущество гибридной схемы в следующих аспектах: а) повышенная точность в условиях частичной маскировки объектов; б) устойчивость к неоднородному фону; в) более качественная калибровка вероятностных прогнозов.

Детальное исследование ошибок выявило ключевые проблемные зоны:

- 1) экстремальные погодные условия (сильный туман, ливень, метель);
- 2) целенаправленная камуфляжная маскировка объектов, имитирующая фоновые текстуры.

Сценарии требуют дальнейшего совершенствования модели. Для преодоления выявленных ограничений разработан протокол адаптивного дообучения, включающий регулярное пополнение датасета новыми примерами из реальных условий эксплуатации; мониторинг качества предсказаний в оперативном режиме; поэтапное дообучение модели на актуальных данных.

Предложенная методология позволила создать надежный нейросетевой модуль, который демонстрирует высокую точность в широком диапазоне условий наблюдения, интегрируется в комплексную систему оценки возможностей средств ТВР (рисунок 5); обладает потенциалом к эволюционному развитию за счет механизма непрерывного обучения.

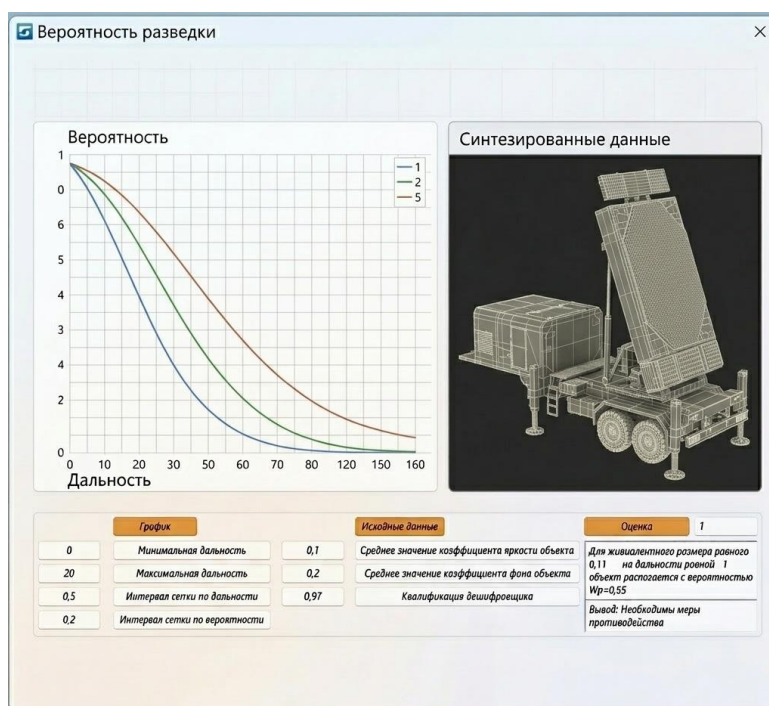


Рис. 5. Пример программы с загруженной моделью РЛС

Практическая реализация и результаты испытаний. Экспериментальные испытания системы проводились на специализированном полигоне в три этапа, каждый из которых имитировал отдельные сценарии практического применения.

Ресурсное обеспечение испытаний:

1) три типа современных средств ТВР, включая беспилотные авиационные комплексы и наземные системы наблюдения;

2) специалисты по маскировке, обеспечивавшие вариативность условий за счет применения традиционных маскировочных сетей, современных методов тепловой маскировки и технологий геометрического скрытия объектов.

Сравнительный анализ подтвердил существенное преимущество гибридного подхода по следующим показателям:

1. Точность прогнозирования (средняя абсолютная ошибка (MAE) составила 0,069, что на 23,4 % превосходит показатели базовой оперативной методики).

2. Устойчивость в сложных условиях (эффективное распознавание при частичной маскировке объектов, стабильная работа на неоднородном фоне и корректная интерпретация сцен с атмосферными помехами).

3. Оперативность оценки (сохранение высокой скорости расчетов за счет двухуровневой архитектуры, а также оптимальное распределение нагрузки между параметрическим и нейросетевым модулями).

Проведенные полигонные испытания подтвердили работоспособность ПО в реальных условиях эксплуатации, преимущество гибридной модели над традиционными методами по точности и адаптивности и практическую применимость предложенного подхода для противодействия телевизионной разведке. Полученные результаты свидетельствуют о целесообразности внедрения разработанной системы в оперативную практику для оценки разведдоступности объектов, планирования мероприятий маскировки и прогнозирования эффективности противодействия средствам ТВР.

В ходе практических испытаний установлено, что применение стандартных маскировочных сетей снижает вероятность распознавания в среднем на 0,23, в то время как комплексное использование тепловой маскировки и дымовых завес позволяет уменьшить этот показатель на 0,51. На основе полученных данных были разработаны дифференцированные рекомендации для стационарных и мобильных объектов, учитывающие их специфические особенности и типовые условия развертывания.

Операторы, принимавшие участие в испытаниях, отмечают удобства интерфейса и достоверность результатов. Отмечалась интуитивная понятность визуализации данных и скорость реакции системы на изменение входных параметров. Полученные замечания и предложения учтены в планах дальнейшего развития предлагаемого подхода, включая расширение базы данных типовых объектов и оцениваемых типов ТВР. Дальнейшее развитие системы предполагает расширение функциональности за счет модуля прогнозирования разведывательной обстановки и интеграции с перспективными системами радиоэлектронного подавления.

### **Вывод.**

Новизна исследования обусловлена интеграцией классических методов оценки эффективности ТВР и современных технологий обучения. Предложенный синтез дает возможность учитывать слабоформализуемые визуальные факторы, оказывающие влияние на процесс распознавания объектов. Результаты работы имеют прикладное значение:

1) создано ПО для оперативной оценки угроз от средств ТВР;

2) разработан инструментарий для формирования научно обоснованных рекомендаций по противодействию ТВР с учетом конкретных особенностей местности и прогнозируемых действий противника.

## Литература

1. Меньшаков Ю.К. Основы защиты от технических разведок. – М.: ИПЦ «Маска», 2017. – 572 с.
2. Татеня О.С., Данилин А.А., Абросимов В.К. Перспективное вооружение с искусственным интеллектом: задать требования, сформировать облик, изготовить, испытать и применить в бою // Военная мысль. – 2025. – № 3. – С. 78–88.
3. Леньшин А.В., Кравцов Е.В., Волков А.В., Сидоренко И.А. Использование методов вычислительного интеллекта для инструментального контроля демаскирующих признаков объектов комплексного технического контроля // Телекоммуникации. – 2024. – № 12. – С. 2–8.
4. Леньшин А.В., Кравцов Е.В., Рюмшин Р.И., Сидоренко И.А. Повышение оперативности оценки возможностей средств телевизионной разведки // Фотоника. – 2022. – 16 (8). – С. 624–633.
5. Леньшин А.В., Кравцов Е.В., Ситников С.А. Оперативная оценка возможностей средств оптико-электронной разведки инфракрасного диапазона // Фотоника. – 2023. – № 17 (4) – С. 474–487.
6. Леньшин А.В., Кравцов Е.В., Сидоренко И.А. Особенности оперативной оценки радиолокационной видовой заметности объектов комплексного технического контроля // Радиотехнические и телекоммуникационные системы. – 2025. – № 1. – С. 5–12.
7. Леньшин А.В., Кравцов Е.В. Функциональный метод обобщенных параметров для оперативной оценки возможностей технических средств разведки // Радиотехнические и телекоммуникационные системы. – 2021. – № 3. – С. 23–32.
8. Галушкин А.И. Нейронные сети: основы теории. – М.: Горячая линия-Телеком, 2014. – 496 с.
9. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. 2-е изд. / Пер. с англ. – М.: ИД «Вильямс», 2016. – 1104 с.
10. Леньшин А.В. Бортовые комплексы радиоэлектронной борьбы: учебник. – Воронеж: ИПЦ «Научная книга», 2023. – 636 с.
11. Жерон О. Прикладное машинное обучение с помощью Scikit-Learn, Keras и TensorFlow: концепции, инструменты и техники для создания интеллектуальных систем / Пер. с англ. А.А. Кириянова. – М.: Вильямс, 2022. – 688 с.
12. Леньшин А.В., Лебедев В.В. К вопросу экспертной оценки качества системы идентификации воздушных объектов // Телекоммуникации. – 2020. – № 2. – С. 2–6.
13. Гайдышев И.П. Анализ и обработка данных: специальный справочник. – СПб: Питер, 2001. – 750 с.
14. Васильев А.Н. Программирование на C# для начинающих. Особенности языка. – М.: Эксмо, 2019. 528 с.