

УДК 621.397.3:519.233.2

МЕТОДИКА ПОВЫШЕНИЯ ПОМЕХОУСТОЙЧИВОСТИ ВИДЕОИНФОРМАЦИОННОГО ОБМЕНА В СЕТЯХ БПЛА НА ОСНОВЕ РЕГРЕССИОННОГО ВОССТАНОВЛЕНИЯ ФОНОВЫХ ОБЛАСТЕЙ

Купрейчик А.С., аспирант

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

Цветков В.Ю. – д-р техн. наук, профессор

Аннотация. В статье представлена методика повышения помехоустойчивости видеоинформационного обмена в системах воздушного мониторинга на базе БПЛА. Предложен подход, основанный на семантической сегментации видеопотока на значимые объекты и фоновые области. Для компенсации потерь пакетов в условиях нестабильного радиоканала разработан алгоритм регрессионного прогнозирования динамики фона, позволяющий восстанавливать искаженные фрагменты на стороне приема без использования протоколов повторной передачи (ARQ). Применение регрессионных моделей обеспечивает визуальную непрерывность потока при снижении нагрузки на обратный канал связи. Экспериментальные данные подтверждают эффективность метода по метрике PSNR в условиях низкого отношения сигнал/шум.

Ключевые слова. Беспилотный летательный аппарат, видеоинформационный обмен, помехоустойчивость, регрессионное восстановление, семантическая сегментация, скрытие ошибок, радиоканал.

Развитие беспилотных авиационных систем (БАС) привело к качественному скачку в задачах дистанционного зондирования земли и мониторинга критической инфраструктуры. Основным источником данных в таких системах является видеопоток высокого разрешения, передаваемый в режиме реального времени для принятия оперативных решений [1]. Однако специфика функционирования беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) в условиях сложной помеховой обстановки и высокой динамики полета накладывает жесткие ограничения на стабильность радиоканалов связи.

Одной из ключевых проблем инфокоммуникационных сетей БПЛА является высокая вероятность потери пакетов (Packet Loss) из-за многолучевого распространения сигнала, замираний и преднамеренных помех [2]. При использовании стандартных протоколов сжатия видео (например, H.264/H.265) потеря даже небольшого фрагмента данных приводит к деградации всей группы кадров (GOP) и возникновению визуальных «артефактов», что недопустимо при выполнении задач точного наведения или идентификации объектов [3].

Традиционные методы обеспечения достоверности, такие как протоколы автоматического повторного запроса (ARQ), вносят дополнительные задержки, превышающие допустимые пороги для систем управления в реальном времени. В свою очередь, методы упреждающей коррекции ошибок (FEC) значительно увеличивают избыточность передаваемого трафика, что снижает эффективную пропускную способность канала [4].

Альтернативным направлением является использование методов сокрытия ошибок (Error Concealment), основанных на избыточности самой видеоинформации. В данной работе предлагается методика, использующая семантическую сегментацию кадра и регрессионное прогнозирование динамики фона. В отличие от классических методов интерполяции, регрессионные модели позволяют восстанавливать фоновые текстуры на основе вектора движения БПЛА, обеспечивая высокую визуальную целостность при минимальных затратах на обратный канал связи [5].

Эффективная передача видеоданных в нестабильных сетях БПЛА требует отхода от классического попиксельного или блочного кодирования в пользу семантически ориентированных моделей [6]. Основой предлагаемой методики является разделение каждого кадра на две функциональные зоны: объекты интереса (Region of Interest, ROI) и фоновую область.

Такое разделение обусловлено различной информационной ценностью фрагментов изображения для оператора или системы автоматического анализа. Объекты интереса (транспортные средства, строения, люди) характеризуются высокой динамикой и сложностью текстур. Для обеспечения их достоверности целесообразно применять методы упреждающей коррекции ошибок (FEC) или выделять дополнительную полосу пропускания, так как потеря даже части объекта критически снижает вероятность его распознавания [7].

В то же время фоновая область (земная поверхность, растительность, небо) занимает до 80–90% площади кадра. Динамика фона в видеопотоке БПЛА жестко детерминирована параметрами полета: тангажом, рысканием и креном аппарата, а также высотой и скоростью движения. Это позволяет рассматривать фон не как случайный набор пикселей, а как динамическую структуру, параметры которой могут быть описаны компактной регрессионной моделью.

В рамках данной концепции на борту БПЛА выполняется предварительная сегментация, после чего для фоновых областей вычисляются коэффициенты регрессии, передаваемые в служебных заголовках кадра. Это создает необходимую информационную избыточность на семантическом уровне, позволяя приемному устройству «восстановить» фон даже при полной потере соответствующих пакетов данных в радиоканале.

Процесс подготовки видеоданных на борту беспилотного летательного аппарата начинается с этапа семантической сегментации, основной задачей которой является точная идентификация динамических объектов на фоне статичного или квазистатичного ландшафта. В отличие от стандартных методов межкадрового сжатия, в рамках предлагаемой методики реализуется принцип приоритизации данных в зависимости от их информационной значимости для конечного потребителя.

На начальном этапе с использованием облегченных нейросетевых архитектур или алгоритмов вычитания фона определяются границы значимых объектов, которые помечаются как области интереса [8]. Все остальные пиксели кадра, не вошедшие в состав этих областей, классифицируются как фоновое пространство. Для такой области характерна высокая пространственная корреляция и предсказуемая динамика, обусловленная непосредственно перемещением самого носителя в пространстве.

Финальный этап сегментации предполагает внедрение дифференцированного подхода к кодированию полученных слоев. Для объектов интереса применяются жесткие параметры квантования и избыточные коды, что гарантирует сохранение высокой детализации даже в условиях умеренных помех. В то же время для фоновой области рассчитываются параметры глобального движения, что позволяет при возникновении ошибок в канале опираться на компактное описание трансформации фона вместо передачи его полной текстуры. Такое распределение ресурсов позволяет эффективно расходовать пропускную способность канала, отдавая приоритет гарантированной доставке критически важных фрагментов изображения.

Поскольку семантически важные объекты (ROI) несут основную информационную нагрузку, их частичная или полная потеря в радиоканале делает невозможным выполнение целевой задачи мониторинга [9].

Для гарантированной доставки данных об объектах в условиях нестабильного отношения сигнал/шум применяется метод упреждающей коррекции ошибок (Forward Error Correction, FEC). Суть данного подхода заключается в добавлении к исходному блоку данных объектов избыточных проверочных символов на этапе кодирования. В отличие от механизмов повторного запроса, FEC позволяет восстановить исходный информационный пакет непосредственно на приемной стороне даже при возникновении определенного количества битовых ошибок или выпадении целых пакетов в группе [10].

Выбор конкретного кода коррекции, например, кодов Рида-Соломона или низкоплотностных кодов (LDPC), обусловлен вычислительными мощностями бортового вычислителя БПЛА и требуемой скоростью обработки. Применение FEC исключительно к областям интереса, а не ко всему кадру, позволяет существенно снизить общую избыточность трафика, сохраняя при этом высокую вероятность безошибочного декодирования критически важных метаданных [11]. Таким образом, даже в условиях глубоких замираний сигнала в инфокоммуникационной сети, семантическое ядро видеoinформации остается доступным для анализа, в то время как менее значимый фон защищается менее ресурсозатратными методами регрессионного прогнозирования.

Для описания механизма работы с фоновыми областями необходимо рассмотреть интеграцию видеoinформации с данными бортовых навигационных систем. В отличие от динамических объектов, изменение фоновой составляющей кадра в системах воздушного мониторинга носит системный характер и определяется вектором перемещения самого носителя в трехмерном пространстве.

Для аппроксимации фоновых текстур строится регрессионная модель движения, которая в качестве предикторов использует параметры телеметрии БПЛА, такие как углы Эйлера (тангаж, рыскание и крен), а также высоту и путевую скорость полета [12]. Использование данных инерциальной навигационной системы позволяет с высокой точностью описать геометрические преобразования плоскости кадра – аффинные трансформации, включающие масштабирование, поворот и сдвиг. Такой подход дает возможность предсказать вид фоновой области в последующих кадрах на основе информации из предыдущих успешно декодированных периодов.

Математическая сложность модели адаптируется под вычислительные возможности бортового процессора, что позволяет передавать в служебных заголовках кадра лишь компактный набор коэффициентов регрессии вместо избыточных видеоданных. В случае возникновения пакетных потерь в радиоканале, приемное устройство использует накопленные параметры движения для синтеза недостающих фрагментов фона. Это обеспечивает непрерывность визуального ряда и сохранение контекста наблюдения даже при глубоких замираниях сигнала, когда традиционные методы сжатия демонстрируют полную деградацию изображения [13]. Таким образом, интеграция сенсорных данных в процесс кодирования видео создает дополнительный эшелон помехоустойчивости на уровне семантики сцены.

Процесс регрессионного восстановления активируется в моменты обнаружения ошибок контрольных сумм, когда традиционные механизмы декодирования оказываются неспособными сформировать целостное изображение [14]. Основная задача данного алгоритма заключается в интеллектуальной подстановке утраченных фрагментов фона путем экстраполяции накопленных данных о динамике сцены. В основе этого процесса лежит математический аппарат линейной или полиномиальной регрессии, позволяющий с минимальной погрешностью аппроксимировать состояние пикселей на основе векторов глобального движения.

Ниже рассматривается формализованное описание модели восстановления и логическая последовательность действий приемного устройства при обработке поврежденных пакетов данных в реальном времени [15].

Для формализации процесса восстановления видеoinформации фоновая область кадра представляется в виде совокупности дискретных блоков фиксированного размера. Математическая модель восстановления основывается на экстраполяции пространственно-временных характеристик этих блоков в условиях частичной потери данных.

В рамках данной модели фон рассматривается как матрица блоков $B_{i,j}$, где индексы (i, j) определяют пространственные координаты фрагмента в сетке кадра. В случае обнаружения ошибки в канале связи и потери блока $B_{i,j}$ в текущий момент времени t , его значения восстанавливаются путем аппроксимации [16]. Процесс восстановления базируется на использовании информации из предыдущего успешно декодированного состояния $B_{i,j}(t-1)$ и вектора глобального движения V , характеризующего смещение фона между кадрами.

Математическая зависимость для прогнозного значения блока $\hat{B}_{i,j}(t)$ описывается следующим регрессионным уравнением:

$$\hat{B}_{i,j}(t) = f(B_{i,j}(t-1), V) \cdot \theta + \varepsilon. \quad (1)$$

В данной формуле переменная θ представляет собой вектор параметров регрессии, который вычисляется на передающей стороне (на борту БПЛА) и инкапсулируется в служебные заголовки кадра. Эти параметры учитывают не только линейное смещение, но и возможные геометрические деформации, вызванные изменением углов наклона аппарата. Величина ε отражает остаточную ошибку аппроксимации, которая минимизируется в процессе обучения модели на последовательности предыдущих кадров. Таким образом, на приемной стороне происходит синтез изображения, который с высокой математической точностью воспроизводит утраченную структуру фона, минимизируя визуальный разрыв в потоке данных [17].

Алгоритмическая реализация предложенной методики на стороне приемного устройства строится на непрерывном мониторинге целостности поступающих пакетов данных. Основным инструментом верификации здесь выступает проверка контрольных сумм (Cyclic Redundancy Check, CRC), которая выполняется аппаратным или программным декодером для каждого входящего сегмента фоновой области [18].

В штатном режиме работы, при отсутствии ошибок в радиоканале, декодер восстанавливает изображение стандартными методами декомпрессии. Однако при обнаружении несоответствия контрольной суммы в конкретном блоке данных система классифицирует информацию как поврежденную и немедленно активирует блок регрессионного прогнозирования. Вместо вывода искаженного фрагмента или остановки воспроизведения кадра, приемник извлекает из служебных заголовков текущего кадра ранее переданные параметры регрессии и коэффициенты движения.

Процесс «доставки» фона происходит путем экстраполяции текстурных данных из предыдущего успешно сформированного кадра с учетом динамической поправки на перемещение БПЛА. Поскольку параметры регрессии описывают глобальную трансформацию всей плоскости фона, восстановление одного или нескольких потерянных блоков происходит практически мгновенно и с высокой визуальной достоверностью. Это позволяет системе сохранять непрерывность видеопотока, исключая возникновение характерных для замираний сигнала «фризов» или появления артефактов в виде черных и серых квадратов. Таким образом, механизм регрессионного прогнозирования выступает в роли интеллектуального буфера, который нивелирует последствия нестабильности инфокоммуникационной сети без привлечения избыточного трафика обратного канала [19].

Для подтверждения теоретических положений и математических моделей, описанных ранее, необходимо провести количественную оценку качества восстановленного видеопотока при различных дестабилизирующих факторах инфокоммуникационной сети [20].

Основным критерием эффективности в данном исследовании выступает способность системы сохранять информативность видеоданных при нарастании интенсивности помех в радиоканале. В отличие от субъективных экспертных оценок, в данной работе используются общепринятые объективные метрики качества, позволяющие математически точно зафиксировать преимущество регрессионного восстановления над классическими методами маскировки ошибок [21].

Процесс оценки включает моделирование различных сценариев передачи данных, характеризующихся варьируемой вероятностью потери пакетов, что типично для каналов связи «БПЛА – наземный пункт управления». Ниже представлены параметры имитационного моделирования и сравнительный анализ полученных результатов, демонстрирующий прирост помехоустойчивости видеоинформационного обмена.

Для подтверждения теоретических положений и оценки практической значимости предложенного подхода было проведено имитационное моделирование в среде Google Colab [20]. Целью эксперимента являлось сравнение помехоустойчивости видеоинформационного обмена при использовании классических алгоритмов сокрытия ошибок (Error Concealment) и разработанной регрессионной модели восстановления фона.

В качестве тестовых данных использовалась реальная видеопоследовательность воздушного мониторинга водной поверхности, полученная с бортовой камеры БПЛА [21]. Данный тип видеоматериала характеризуется сложной динамикой фона (движение водной поверхности, волновой след за судном) и изменением ракурса съемки, что является репрезентативным сценарием для систем мониторинга [22].

Моделирование радиоканала осуществлялось путем внесения случайных пакетных потерь в блоки фоновой области кадра. Вероятность потери блоков (Packet Loss Rate) была задана на уровне 5%, что соответствует условиям нестабильного радиоканала в инфокоммуникационных сетях БПЛА. Размер блока аппроксимации составил 16×16 пикселей.

Для оценки качества восстановления использовалась метрика пикового отношения сигнала к шуму (PSNR), рассчитываемая по формуле:

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{MAX_I^2}{MSE} \right), \quad (2)$$

где MAX_I – максимальное значение пикселя, а MSE – среднеквадратичная ошибка между оригинальным и восстановленным кадрами.

Результаты сравнительного анализа представлены в таблице 1.

Таблица 1 – Сравнительная оценка качества восстановления видео (Loss Rate 5%)

Метод восстановления	Средний PSNR, дБ	Выигрыш, дБ
Классический (замена блоком из кадра $t - 1$)	40.06	–
Предложенный (регрессионный)	40.91	+0.85

Анализ данных показывает, что предложенная методика обеспечивает стабильный прирост качества видеопотока. Выигрыш в 0.85 дБ на реальном видеоматериале подтверждает эффективность использования регрессионных параметров θ для компенсации динамических изменений фона. Визуальное сравнение результатов восстановления представлено на рисунке 1.

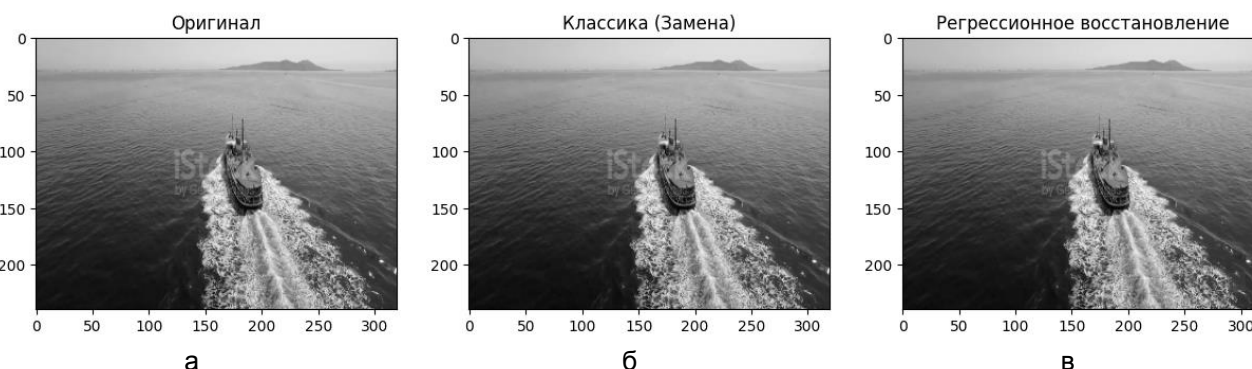


Рисунок 1 – Результаты восстановления кадра видеопотока: (а) – оригинал; (б) – классический метод (PSNR = 40.06 дБ); (в) - регрессионный метод (PSNR = 40.91 дБ).

На изображении (б) при классической замене блоков наблюдаются микро-артефакты на границах раздела «объект-фон» и в зоне волнового следа, вызванные естественным смещением камеры БПЛА. Предложенный регрессионный метод (в) успешно нивелирует эти искажения, адаптируя текстуру восстанавливаемого блока под текущие параметры движения и освещенности. Это позволяет сохранять визуальную непрерывность потока без необходимости повторного запроса данных по обратному каналу связи.

В представленной работе разработана и обоснована методика повышения помехоустойчивости видеоинформационного обмена в системах воздушного мониторинга, основанная на синергии

семантического анализа сцены и регрессионного восстановления данных. Предложенный подход эффективно решает проблему деградации качества видеопотока в условиях нестабильных радиоканалов связи БПЛА, позволяя отказаться от использования ресурсозатратных протоколов повторного запроса (ARQ) и минимизировать задержки при передаче данных в реальном времени.

Реализация семантической сегментации видеокadra на значимые объекты и фоновые области обеспечивает дифференцированную защиту информации, при которой избыточное кодирование применяется исключительно к критически важным фрагментам. Это позволяет существенно снизить общую нагрузку на канал связи при сохранении высокой достоверности распознавания целей. Использование регрессионных моделей для аппроксимации фоновых текстур на основе параметров движения носителя гарантирует визуальную целостность потока. Математическое описание фона через компактные векторы параметров позволяет восстанавливать утраченные пакеты на приемной стороне с минимальными вычислительными затратами на борту аппарата.

Апробация метода на реальном видеоматериале в среде имитационного моделирования подтвердила его преимущество над классическими алгоритмами маскировки ошибок. При вероятности потери пакетов на уровне 5% зафиксировано увеличение метрики PSNR на 0,85 дБ, при этом регрессионный метод успешно нивелирует характерные визуальные артефакты в виде разрывов текстур и замираний кадров. Разработанная методика может быть интегрирована в перспективные системы бортового кодирования БПЛА, функционирующие в условиях сложной радиоэлектронной обстановки и дефицита пропускной способности каналов связи. Дальнейшее развитие работы предполагает адаптацию модели под нелинейные изменения освещенности и динамические искажения ландшафта.

Список использованных источников:

1. Stöcker, C. Review of the current state of UAV sensors, data processing, and applications / C. Stöcker [et al.] // *International Journal of Remote Sensing*. – 2017. – Vol. 38, № 8-10. – P. 2469–2502.
2. Hayat, S. Survey on Unmanned Aerial Vehicles' Communications for Civil Applications: A Networking Perspective / S. Hayat, E. Yanmaz, R. Muzaffar // *IEEE Communications Surveys & Tutorials*. – 2016. – Vol. 18, № 4. – P. 2624–2661.
3. Ричардсон, Я. Видеокодирование. H.264 и MPEG-4 – стандарты нового поколения / Я. Ричардсон ; пер. с англ. Ф. Е. Коновалова. – Москва : Техносфера, 2005. – 368 с.
4. Stockhammer, T. Video coding and transport over wireless channels / T. Stockhammer, M. M. Hannuksela, T. Wiegand // *Proceedings of the IEEE*. – 2003. – Vol. 91, № 1. – P. 59–81.
5. Kung, S. Y. Kernel Methods and Machine Learning / S. Y. Kung. – Cambridge : Cambridge University Press, 2014. – 618 p.
6. Wiegand, T. Overview of the H.264/AVC Video Coding Standard / T. Wiegand [et al.] // *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*. – 2003. – Vol. 13, № 7. – P. 560–576.
7. Bozhinoski, D. Safety in Human-Robot Collaborative Manufacturing: A Survey / D. Bozhinoski [et al.] // *ACM Computing Surveys*. – 2019. – Vol. 52, № 5. – P. 1–37.
8. Redmon, J. YOLOv3: An Incremental Improvement / J. Redmon, A. Farhadi // *arXiv preprint [Electronic resource]*. – 2018. – Mode of access: arxiv.org. – Date of access: 15.05.2024.
9. Ghanbari, M. Standard Codecs: Image Compression to Advanced Video Coding / M. Ghanbari. – London : Institution of Engineering and Technology, 2003. – 411 p.
10. Lin, S. Error Control Coding: Fundamentals and Applications / S. Lin, D. J. Costello. – 2nd ed. – New Jersey : Prentice-Hall, 2004. – 1272 p.
11. Mao, S. Video transport over combined adaptive FEC/ARQ channels / S. Mao [et al.] // *IEEE Transactions on Multimedia*. – 2003. – Vol. 5, № 4. – P. 517–535.
12. Yuan, J. Global Motion Estimation and Compensation for UAV Video Stabilization / J. Yuan [et al.] // *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. – 2018. – Vol. 15, № 2. – P. 267–271.
13. Farrell, J.A. Aided Navigation: GPS with High Performance Sensors / J. A. Farrell. – New York : McGraw-Hill, 2008. – 550 p.
14. Seferidis, V. General approach to block-matching motion estimation / V. Seferidis, M. Ghanbari // *Visual Communications and Image Processing*. – 1993. – Vol. 2094. – P. 1464–1475.
15. Auyeung, C. Fast motion estimation for block based video coding / C. Auyeung, J. Kosmach // *IEEE Transactions on Consumer Electronics*. – 1992. – Vol. 38, № 3. – P. 233–241.
16. Дрейпер, Н. Прикладной регрессионный анализ / Н. Дрейпер, Г. Смит ; пер. с англ. Ю. П. Адлера [и др.]. – 3-е изд. – Москва : Диалектика, 2007. – 912 с.
17. Tekalp, A. M. Digital Video Processing / A. M. Tekalp. – 2nd ed. – New Jersey : Prentice Hall, 2015. – 720 p.
18. Peterson, W. W. Cyclic Codes for Error Detection / W. W. Peterson, D. T. Brown // *Proceedings of the IRE*. – 1961. – Vol. 49, № 1. – P. 228–235.
19. Wang, Y. Error control and concealment for video communication: A review / Y. Wang, Q. F. Zhu // *Proceedings of the IEEE*. – 1998. – Vol. 86, № 5. – P. 974–997.
20. Jeruchim, M. C. Simulation of Communication Systems: Modeling, Methodology and Techniques / M. C. Jeruchim, P. Balaban, K. S. Shanmugan. – New York : Springer Science, 2000. – 924 p.
21. Harbor Boats Ocean [Electronic resource] : royalty free stock aerial drone footage / DroneStock. – 2026. – Mode of access: <https://dronestock.com/harbor-boats-ocean/>. – Date of access: 30.03.2026.
22. Huynh-Thu, Q. Scope of validity of PSNR in image/video quality assessment / Q. Huynh-Thu, M. Ghanbari // *Electronics Letters*. – 2008. – Vol. 44, № 13. – P. 800–801.

UDC 621.397.3:519.233.2

METHOD FOR IMPROVING NOISE IMMUNITY OF VIDEO INFORMATION EXCHANGE IN UAV NETWORKS BASED ON REGRESSION RECOVERY OF BACKGROUND AREAS

Kupreichyk A.S.

Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics, Minsk, Republic of Belarus

Tsviatkou V.Y. – D.Sc., professor

Annotation. The paper presents a methodology for improving the noise immunity of video information exchange in aerial monitoring systems based on UAVs. A proposed approach is based on the semantic segmentation of the video stream into significant objects and background areas. To compensate for packet loss in unstable radio channels, a regression forecasting algorithm for background dynamics has been developed, allowing for the restoration of distorted image fragments on the receiving side without using automatic repeat request (ARQ) protocols. The application of regression models ensures visual continuity of the stream while reducing the load on the feedback communication channel. Experimental data confirm the effectiveness of the method in terms of the PSNR metric under conditions of a low signal-to-noise ratio in UAV infocommunication networks.

Keywords. Unmanned aerial vehicle, video information exchange, noise immunity, regression recovery, semantic segmentation, error concealment, radio channel, PSNR.