

# АНАЛИЗ СТРЕССОВЫХ ВОЗДЕЙСТВИЙ НА УСЛОВИЯ АВТОНОМНОЙ НАВИГАЦИИ ПОИСКОВЫХ КОРРЕЛЯЦИОННО-ЭКСТРЕМАЛЬНЫХ НАВИГАЦИОННЫХ СИСТЕМ

А.И. Алчинов, И.Н. Гороховский

**Аннотация.** Развивается тема прикладной географической информационной системы моделирования поисковых корреляционно-экстремальных навигационных систем (ПГИС КЭНС), концепция которой была опубликована авторами ранее. Показано, что такая прикладная система может быть настроена на проведение вычислительных экспериментов с компьютерными моделями существующих и находящихся на различных этапах разработки КЭНС без программирования на универсальных языках. Жесткие требования к надежности КЭНС повышают роль тестирования их моделей при наличии стрессовых воздействий. При стрессовом тестировании оценивается негативное влияние неучтенных при проектировании КЭНС видов воздействий на условия автономной навигации (маскировка ориентиров, искажение границ объектов местности и т. п.) в районах применения. Описаны критические для КЭНС виды стрессовых воздействий, исключающие эффективное решение КЭНС своей задачи. Необходимость обеспечения устойчивости к таким воздействиям является мощным стимулом развития всех элементов КЭНС: датчиков геофизических полей, бортовых алгоритмов, процедур подготовки КЭНС к решению своей задачи в районах применения. Математическая модель приближения обобщенными ступенчатыми функциями, предложенная в предыдущей статье, применена для анализа критических стрессовых воздействий на функционирование КЭНС. Рассмотрены важнейшие источники исходных данных о приближаемой функции – компьютерные имитационные модели съемочных систем различных типов. Дальнейшее развитие получила математическая модель стрессовых воздействий на КЭНС, реализующих методы совмещения изображений по критерию взаимной корреляции.

**Ключевые слова:** поисковая корреляционно-экстремальная навигационная система, съемочная система, компьютерная имитационная модель, стрессовое воздействие, стрессовое тестирование, приближение функций, обобщенная ступенчатая функция, эталонное изображение, текущее изображение.

## ВВЕДЕНИЕ

Основным средством контроля пространственного положения наземных, воздушных, морских и космических объектов является инерциальная навигационная система (ИНС). Она контролирует координаты, скорость и угловое положение аппаратов относительно вертикали места. Одно из главных достоинств ИНС – это ее автономность. Однако с течением времени движения нарастают ошибки в определении навигационных параметров, поэтому показания ИНС необходимо

корректировать, например, с использованием спутниковых навигационных систем (СНС). При этом автономность – очень важное качество любого движущегося объекта – теряется [1, 2]. Более широкими возможностями в этом отношении обладают, например, поисковые корреляционно-экстремальные навигационные системы (КЭНС), использующие обзорно-сравнительные методы автономной навигации. Такие системы применяются для уточнения в автономном режиме сведений о местоположении, ориентации и других параметрах движущегося объекта, поступающих от



основной навигационной системы – ИНС. Эти сведения используются системой управления для компенсации отклонений параметров движения объекта с целью удержания его на заданном маршруте. Поисковые КЭНС решают свою задачу посредством проверки гипотез о значениях параметров движения с помощью методов совмещения текущего изображения участка местности (ТИ), полученного бортовой съемочной системой (СС), с фрагментами эталонного изображения (ЭИ) района применения системы. Эталонные изображения готовятся заблаговременно и заносятся в память бортового вычислителя. В процессе поиска фрагмента ЭИ, близкого по содержанию к ТИ в смысле используемой в бортовом алгоритме функции близости, используется регулярная сетка сдвигов рамки, выделяющей очередной фрагмент ЭИ. Проверяются гипотезы о равенстве значений искомым параметрам значениям в узлах сетки. Принимается гипотеза, для которой функция близости максимальна. Применяются глобальные схемы поиска, градиентные из арсенала методов поиска экстремума числовой функции и их сочетания [3].

Корреляционно-экстремальные навигационные системы обеспечивают:

- ориентацию относительно реальной поверхности Земли без привязки к общеземной системе координат, занимая мало места в эфире, воздушном, наземном, морском и космическом пространствах;

- высокоточную автономную навигацию, точность которой зависит в основном от точности используемых карт и способов их обработки;

- высокую или полную помехоустойчивость и скрытность функционирования без затрат на эксплуатацию и восстановление навигационных полей;

- отсутствие негативного влияния на экологическую обстановку.

Корреляционно-экстремальные навигационные системы относятся к классу наиболее устойчивых и надежных систем.

При работе КЭНС совмещение изображений должно выполняться на основе множества признаков, описывающих ЭИ и ТИ, независимых от маршрутов полета, высот и углов подхода к участку коррекции ИНС. Используемые признаки должны быть инвариантны к возможным взаимным преобразованиям: сдвигам, повороту и изменению масштаба изображений.

Анализ методов определения координат на основе корреляционного совмещения изображений

показал, что они используются в КЭНС в заранее известном множестве направлений движения к заданной точке и целью является конечная точка в виде некоторой зоны. Для надежной работы КЭНС должны использоваться корреляционные функции, чувствительные к взаимному повороту, сдвигу и изменению масштаба сравниваемых изображений. Для формирования ЭИ в КЭНС используются специальные технологии обработки предварительно полученных снимков и карт.

В настоящее время для формирования управляющих воздействий в современных системах технического зрения (СТЗ) получают необходимые данные для коррекции текущих координат местоположения летательных аппаратов (ЛА). Это позволяет разгрузить экипаж от ряда функций по обработке информации и управлению ЛА, что достигается с применением КЭНС путем использования информации от многих датчиков (съемочных систем СС): телевизионной камеры, тепловизора, лидара (для обнаружения малозаметных объектов в плохую погоду и в ночное время) и радиолокатора. Информация, поступающая от этих датчиков, подвергается фильтрации, сегментации, выделению контуров с последующей классификацией наиболее существенных объектов местности и обработкой совместно с картографической информацией. Совместная обработка всей информации позволяет получать наиболее подробную информацию о среде функционирования КЭНС, при этом благодаря объединению гетерогенной информации значительно повышается достоверность обнаружения и идентификации объектов [2].

Настоящая статья продолжает тему создания прикладной географической информационной системы моделирования поисковых корреляционно-экстремальных навигационных систем (ПГИС КЭНС), концепция которой изложена авторами в одноименной публикации [4]. Эта система должна быть в руках специалистов в области автономной навигации движущихся объектов с помощью обзорно-сравнительных методов информационную технологию, позволяющую им без использования универсальных языков программирования создавать компьютерные модели как существующих, так и находящихся на различных этапах разработки вариантов КЭНС и процедур их настройки на работу в районах применения, а также проводить необходимые вычислительные эксперименты с этими моделями. На реализованном в ПГИС КЭНС специальном языке, приближенном к профессиональному для данной предметной области и с ис-

пользованием дружественного прикладного интерфейса специалист сможет настроить систему на решение конкретной задачи моделирования, получив доступ к необходимым ему готовым программным компонентам и геопространственным данным.

В работе [4] было показано, что жесткие требования к надежности КЭНС повышают роль тестирования компьютерных моделей этих систем в условиях стрессовых воздействий. В процессе стрессового тестирования оценивается негативное влияние неучтенных при проектировании КЭНС видов воздействий на условия автономной навигации в районах применения системы. Выявление критических для КЭНС видов стрессовых воздействий, исключающих эффективное решение ее задачи, стимулирует усовершенствование с их учетом всех элементов КЭНС: датчиков геофизических полей, бортовых алгоритмов, процедур подготовки КЭНС к решению своей задачи в районах применения. В § 1 статьи показано, что задача выявления критических для КЭНС видов стрессовых воздействий на условия автономной навигации в районе ее применения и задача подготовки этой КЭНС к работе в районе применения могут быть сформулированы в общем виде в рамках единой математической модели приближения обобщенных функций, предложенной в работе [4]. Обоснованы требования к составу программных компонентов, необходимых для отработки методов решения указанных задач в их развитии.

В статье [4] было доказано, что источником исходных данных о приближаемой функции при решении этих задач являются компьютерные имитационные модели съемочных систем КЭНС. В § 2 настоящей статьи предложены подходы к построению таких компьютерных моделей. В работе [4] была предложена математическая модель стрессовых воздействий на условия автономной навигации для частного случая поисковых КЭНС, бортовые алгоритмы которых реализуют процедуру совмещения эталонного изображения, созданного при подготовке КЭНС к работе в районе применения, и текущего изображения, полученного датчиком КЭНС в момент применения. Мерой близости двух изображений является коэффициент корреляции между ними. В § 3 настоящей статьи построена математическая модель значительно более эффективных стрессовых воздействий на условия автономной навигации в районах применения таких КЭНС.

## 1. ПОДГОТОВКА ПОИСКОВЫХ КЭНС К РАБОТЕ В РАЙОНЕ ПРИМЕНЕНИЯ И КРИТИЧЕСКИЕ ДЛЯ НИХ СТРЕССОВЫЕ ВОЗДЕЙСТВИЯ НА УСЛОВИЯ АУТОНОМНОЙ НАВИГАЦИИ

В данной статье авторы продолжают формировать замысел ПГИС КЭНС, опираясь на математическую модель задачи настройки КЭНС на работу в заданном районе применения (РП), предложенной в работе [4]. Но предварительно расширим эту модель с учетом характера ее связей с критическими воздействиями.

Как и в статье [4], для наглядности иллюстрации и облегчения восприятия основных положений ограничимся поисковыми КЭНС, в которых СС фиксирует изображение  $S$  сцены на участке местности, а бортовой алгоритм уточняет плановые координаты  $d = (X, Y)$  летательного аппарата (ЛА) в момент съемки. Это не повлияет ни на множество охваченных моделью вариантов КЭНС и процедур их настройки на решение своей задачи в РП, ни на общность полученных, теперь уже с учетом критических воздействий, результатов анализа модели и их практическую значимость для формирования замысла ПГИС КЭНС.

В соответствии с традиционным подходом задача настройки состоит в подготовке и записи в бортовую память КЭНС такой априорной (эталонной) информации ЭИ, сравнение которой с текущей информацией, полученной от бортовой обзорной съемочной системы по прибытии в РП, позволит бортовому вычислителю определить значения навигационных параметров движущегося объекта с заданной точностью. «Задача» же критического воздействия – помешать достижению этой цели. Обозначим эти задачи символами  $Z^+$  и  $Z^-$  соответственно.

Математическая постановка задачи  $Z^+$  оперирует следующими основными сущностями обзорно-сравнительного метода автономной навигации:

- Условия автономной навигации ЛА в районе применения КЭНС определяются функцией  $f(S): M \rightarrow D$ , где  $M$  – множество изображений  $S$ , которые могут поступить от СС на вход бортового алгоритма КЭНС в заданном РП, а  $D$  – множество местоположений  $d \in D$ , в которых ЛА может оказаться в момент съемки. Эта функция описывает объективно существующую связь между содержанием изображения («значением» «пере-



менной»  $S \in M$ ) и местоположением летательного аппарата  $d = (X, Y) \in D$  в момент «фиксации значения»  $S$  съемочной системой. Свойства этой связи могут способствовать или препятствовать применению обзорно-сравнительного метода автономной навигации.

• Источником исходной информации  $I_0 \{f(S): M \rightarrow D\}$  об этой функции при решении задачи настройки КЭНС на работу в РП может служить компьютерная модель СС, которая после адаптации к РП имитирует работу СС в этом районе:  $I_0 \{f(S): M \rightarrow D\} = \hat{f}^{-1}(\theta)(d, p): D \times P \rightarrow M$ , где  $\theta \in \Theta$  – обобщенный параметр, значение которого постоянно для всех  $d \in D, p \in P$ . Адаптация состоит в задании этого конкретного «значения». Его «физический смысл» станет ясен из дальнейшего,  $p \in P$  – это учтенные при моделировании СС возмущающие параметры, сведенные в один обобщенный параметр  $p$  с областью допустимых значений  $P$ . Выбор множеств  $D$  и  $P$  возможных значений уточняемого и мешающего параметра и имеется в виду при употреблении краткого выражения «выбор РП». Отметим, что  $\hat{f}^{-1}$  реализует функцию, обратную к  $f(S): M \rightarrow D$ , что и отражено в ее обозначении, а компьютерная имитационная модель СС реализует параметрическое семейство таких функций  $\{\hat{f}^{-1}(\theta)\}_{\theta \in \Theta}$ .

• Бортовой вычислитель КЭНС можно рассматривать как техническую реализацию параметрического семейства однозначных функций  $\{\hat{f}(\alpha)(S)\}_{\alpha \in A}$ , где  $\hat{f}(\alpha)(S): M \rightarrow \hat{D}$  – конкретная функция из этого семейства, выбор которой в процессе настройки КЭНС однозначно определяется значением обобщенного параметра  $\alpha \in A$ .

В работе [4] было показано, что простейшие приближающие кусочно-постоянные (ступенчатые) функции одной переменной могут быть обобщены и применены для приближения функций вида  $f(S): M \rightarrow D$ . Разбиениям числовой оси на отрезки в этом случае соответствуют разбиения множества изображений  $M$  на классы. Было установлено, что некоторые актуальные проблемы КЭНС целесообразно решать, применяя иерархические разбиения множества на классы и подклассы. Для обобщенных ступенчатых функций при равном числе подклассов у всех классов одного

уровня иерархического разбиения в статье [4] было получено аналитическое выражение

$$\hat{f}(S) = \sum_{i_1=1}^{l_1} \chi_{i_1}(\pi(S)) \sum_{i_2=1}^{l_{i_2}} \chi_{i_2}(\pi_{i_1}(S)) \dots \sum_{i_r=1}^{l_{i_2 \dots i_r}} \chi_{i_2 \dots i_r}(\pi_{i_2 \dots i_{r-1}}(S)) \hat{d}_{i_2 \dots i_r}.$$

Обобщим его, сняв ограничение на число подклассов:

$$\hat{f}(S) = \sum_{i_1=1}^l \chi_{i_1}(\pi(S)) \sum_{i_2=1}^{l_{i_2}} \chi_{i_2}(\pi_{i_1}(S)) \dots \sum_{i_r=1}^{l_{i_2 \dots i_r}} \chi_{i_2 \dots i_r}(\pi_{i_2 \dots i_{r-1}}(S)) \hat{d}_{i_2 \dots i_r}. \quad (1)$$

Тогда задача  $Z^+$  может быть сформулирована как задача приближения функций.

**Постановка задачи  $Z^+$ .** Функция  $f(S): M \rightarrow D$  задана обратной к ней функцией  $\hat{f}^{-1}(\theta)(d, p): D \times P \rightarrow M$ , где  $\theta \in \Theta$  – параметр, значение которого постоянно для всех  $d \in D, p \in P$ , т. е. однозначно определяется выбором множеств  $D$  и  $P$  возможных значений уточняемого и мешающего параметра соответственно. Задано параметрическое семейство обобщенных ступенчатых функций  $\{\hat{f}(\alpha)(S)\}_{\alpha \in A}$  вида (2) и положительное число  $\varepsilon$  – допустимая ошибка КЭНС. Найти  $\alpha^* \in A$ , такое, чтобы  $\rho_M(\hat{f}(\alpha^*)(S), f(S)) \leq \varepsilon$ , где  $\rho_M$  – метрика в пространстве функций, заданных на множестве  $M$  и принимающих значения в множестве  $D$ .

Так как мы временно ограничились множеством  $D \subset R^2$ , то для фиксированного изображения  $S$  ответ  $\hat{d}$  можно считать правильным, если  $\rho(\hat{d}, d) \leq \varepsilon$ , где  $\rho$  – функция расстояния между двумя точками плоскости  $R^2$ .

Сущность планирования и реализации критических стрессовых воздействий состоит в следующем. Предположим, что задача  $Z^+$  решена. Это означает, что по прибытии в РП и получении изображения  $S$  система вычислит значение функции  $\hat{f}(\alpha^*)(S) = \hat{d}$  и выдаст его в качестве ответа. Пусть правильный ответ равен  $d$ . Тогда стрессовое воздействие будет критическим, если его реализация обеспечит выполнение условия  $\rho(\hat{d}, d) > \varepsilon$  для

всех возможных в РП входных изображений  $S$ . В соответствии с приведенным выше представлением сущностей обзорно-сравнительного метода автономной навигации воздействию подвергается функция  $f(S): M \rightarrow D$ . При этом источником данных для принятия решения о значениях параметров этого воздействия является  $\hat{f}^{-1}(\theta)(d, p): D \times P \rightarrow M$ . Эффект от воздействия определяется тем, что вместо данных об измененных условиях автономной навигации при решении задачи  $Z^+$  были использованы «устаревшие» данные об условиях, имевших место до воздействия. Следовало использовать не  $\hat{f}^{-1}(\theta)(d, p)$ , а  $(R \cdot \hat{f}^{-1}(\theta))(d, p)$ , где  $R$  – оператор преобразования устаревшей функции  $\hat{f}^{-1}(\theta)$  в актуальную, учитывающую воздействие.

Тогда задача  $Z^-$  в общем виде формулируется так:

**Постановка задачи  $Z^-$ .** Функция  $f(S): M \rightarrow D$  задана обратной к ней функцией  $\hat{f}^{-1}(\theta)(d, p): D \times P \rightarrow M$ , где  $\theta \in \Theta$  – параметр, значение которого известно. Известно также решение  $\hat{f}(\alpha^*)(S): M \rightarrow \hat{D}$  соответствующей задачи  $Z^+$ . Найти такой оператор  $R$ , что  $\rho(\hat{f}(\alpha^*)(\hat{f}^{-1}(\theta)(d, p)), \hat{f}(\alpha^*)(R \cdot \hat{f}^{-1}(\theta)(d, p))) > \varepsilon$   
 $\forall (d, p) \in D \times P$ .

Рассмотрим частный случай этой задачи, позволяющий уточнить смысл общих выражений и продвинуться при этом в развитии концепции ПГИС КЭНС. В выражении (1) ограничим число  $r$  уровней иерархического разбиения на классы и подклассы двумя, а предварительные преобразования изображений временно исключим из анализа, т. е.  $\pi(S) = S$ ,  $\pi_{i_1, i_2, \dots, i_{r-1}}(S) = S$ . Тогда имеем:

$$M = \bigcup_{i=1}^l K_i, \text{ где } K_m \cap K_n = \emptyset \quad \forall m, n \in [1, l], m \neq n,$$

$$K_i = \bigcup_{j=1}^{l_i} K_{ij}, \text{ где } K_{im} \cap K_{in} = \emptyset$$

$$\forall i = 1, \dots, l \text{ и } m, n \in [1, l_i], m \neq n,$$

$$\hat{f}(S) = \sum_{i=1}^l \chi_i(S) \sum_{j=1}^{l_i} \chi_{ij}(S) \hat{d}_{ij}. \quad (2)$$

Представим выражение (2) в векторной форме, используя угловые скобки для обозначения скалярного произведения обобщенных векторов:

$$\hat{f}(S) = \langle \chi(S), \hat{f}(S) \rangle, \quad (3)$$

где

$$\chi(S) = (\chi_1(S), \chi_2(S), \dots, \chi_l(S)),$$

$$\hat{f}(S) = (\hat{f}_1(S), \hat{f}_2(S), \dots, \hat{f}_l(S)),$$

$$\hat{f}_i(S) = \sum_{j=1}^{l_i} \chi_{ij}(S) \hat{d}_{ij} = \langle \chi_i(S), \hat{\mathbf{d}}_i \rangle,$$

$$\chi_i(S) = (\chi_{i1}(S), \chi_{i2}(S), \dots, \chi_{il_i}(S)),$$

$$\hat{\mathbf{d}}_i = (\hat{d}_{i1}, \hat{d}_{i2}, \dots, \hat{d}_{il_i}),$$

$$i = 1, \dots, l.$$

Заметим, что  $\hat{f}_i(S)$  есть приближающие функции для сужений функции  $f(S): M \rightarrow D$  на подмножества  $K_i \in M$ .

Векторную функцию  $\hat{\mathbf{f}}(S)$  можно записать «покоординатно»

$$\hat{\mathbf{f}}(S) = (\langle \chi_1(S), \hat{\mathbf{d}}_1 \rangle, \langle \chi_2(S), \hat{\mathbf{d}}_2 \rangle, \dots, \langle \chi_l(S), \hat{\mathbf{d}}_l \rangle)$$

и представить выражение (3) в следующем виде:

$$\hat{f}(S) = \langle \chi(S), (\langle \chi_1(S), \hat{\mathbf{d}}_1 \rangle, \langle \chi_2(S), \hat{\mathbf{d}}_2 \rangle, \dots, \langle \chi_l(S), \hat{\mathbf{d}}_l \rangle) \rangle. \quad (4)$$

Из формулы (4) видно, что от входного изображения зависят только векторные функции  $\chi(S)$  и  $\chi_i(S)$ . Но любой алгоритм вычисления таких функций по определению есть алгоритм распознавания [5]. Для алгоритмов распознавания доказано, что любой из них может быть представлен как применение к изображению  $S$  распознающего оператора  $\mathbf{B}(S)$ , а к результату – решающего правила  $\mathbf{C}(\mathbf{B}(S))$  – [5]. Отметим, что алгоритмы распознавания используют наборы признаков распознаваемого объекта, извлекая их из поступивших от СС изображений  $S$  посредством их предварительных преобразований. Откажемся от их временного исключения из анализа. Тогда в выражении (4) имеем:

$$\chi(S) = \mathbf{C}(\mathbf{B}(\pi(S))),$$

где  $\mathbf{B}(\pi(S)) = (b_1(\pi(S)), b_2(\pi(S)), \dots, b_l(\pi(S)))$ ,  $b_i(\pi(S))$  – числовая мера близости изображения к классу  $K_i \in M$ ;  $\mathbf{C}(b_1(\pi(S)), b_2(\pi(S)), \dots, b_l(\pi(S))) = (c_1, c_2, \dots, c_l)$ , где  $c_i \in \{0, 1\}$ ,  $i = 1, \dots, l$ ;  $\chi_i(S) = \mathbf{C}_i(\mathbf{B}_i(\pi(S)))$ ,  $\mathbf{B}_i$  и  $\mathbf{C}_i$ , где  $i = 1, \dots, l$ , описываются аналогично.



Следовательно, в состав ПГИС КЭНС должны быть включены библиотеки программных компонентов, реализующих указанные операторы и предварительные преобразования изображений различного уровня: от улучшения и фильтрации до описания сцены на отснятом участке местности [6].

Воспользуемся установленными сведениями о структуре векторных характеристических функций для выявления структуры параметров  $\alpha \in A$  в параметрических семействах обобщенных ступенчатых функций  $\{\hat{f}(\alpha)(S)\}_{\alpha \in A}$ . Ограничимся решающими правилами  $C, C_i$  без параметров, что, как показано в работе [5], является наиболее распространенным случаем. Тогда параметрическими являются только семейства распознающих операторов. Для  $\left\{ \left( \mathbf{B}(\alpha^B) \left( \pi(\alpha^\pi)(S) \right) \right) \right\}_{\alpha^B \in A^B}$  имеем:

$$\chi(S) = C \left( \mathbf{B}(\alpha^B) \left( \pi(\alpha^\pi)(S) \right) \right),$$

где:

$$\mathbf{B}(\alpha^B) \left( \pi(\alpha^\pi)(S) \right) = \left( b(\alpha_1^B) \left( \pi(\alpha^\pi)(S) \right), \right.$$

$$\left. b(\alpha_2^B) \left( \pi(\alpha^\pi)(S) \right), \dots, b(\alpha_l^B) \left( \pi(\alpha^\pi)(S) \right) \right),$$

$b(\alpha_i^B) \left( \pi(\alpha^\pi)(S) \right)$  – числовая параметрическая мера близости изображения к классу  $K_i \in M$ ;

$$C \left( b(\alpha_1^B) \left( \pi(\alpha^\pi)(S) \right), b(\alpha_2^B) \left( \pi(\alpha^\pi)(S) \right), \dots, \right.$$

$$\left. b(\alpha_l^B) \left( \pi(\alpha^\pi)(S) \right) \right) = (c_1, c_2, \dots, c_l),$$

где  $c_i \in \{0, 1\}, i = 1, \dots, l$ .

Параметрические семейства  $\left\{ \mathbf{B}_i(\alpha_i^{B_i}) \left( \pi(\alpha^\pi)(S) \right) \right\}_{\alpha_i^{B_i} \in A_i^{B_i}}$  описываются аналогично.

Тогда параметр  $\alpha$  может быть представлен набором

$$\alpha = (\alpha^\pi; \alpha_1^B, \dots, \alpha_l^B; \alpha_1^{B_1}, \dots, \alpha_l^{B_1}; \alpha_1^{B_2}, \dots, \alpha_l^{B_2}; \dots; \alpha_1^{B_l}, \dots, \alpha_l^{B_l}; \hat{\mathbf{d}}_1, \dots, \hat{\mathbf{d}}_l). \quad (5)$$

Определение конкретных значений параметров предварительного преобразования  $\alpha^\pi$  и распознающих операторов  $\alpha^B$  и  $\alpha_i^{B_i}$ , а также набора векторов  $\hat{\mathbf{d}}_i$ , компоненту  $\hat{d}_{ij} = (\hat{X}_{ij}, \hat{Y}_{ij})$  одного из которых системе предстоит выдать в качестве ответа при  $S \in K_{ij}$ , составляет содержание настройки КЭНС на работу в РП.

Анализу специфики моделирования изображений для различных съемочных систем КЭНС и применяемых предварительных преобразований  $\pi(\alpha^\pi)(S)$  с параметрами  $\alpha^\pi$ , а также учету специфики соответствующих параметрических семейств функций  $\hat{f}^{-1}(\theta)(d, p): D \times P \rightarrow M$ , где  $D$  и  $P$  – множества возможных значений уточняемого КЭНС навигационного параметра и мешающего параметра соответственно, посвящен § 2.

А этот раздел завершим анализом содержания остальных параметров набора (5), а также параметров  $\theta \in \Theta$  настройки модели СС на район применения в постановках задач  $Z^+$  и  $Z^-$ . Анализ проведем на примере одноуровневых разбиений на классы и КЭНС, применяющих для решения своей задачи методы совмещения изображений в предположении об отсутствии мешающих параметров  $p$ . Необходимые иллюстрации приведены на рис. 1.

В этом случае множество возможных ответов КЭНС представлено узлами прямоугольной сетки сдвигов и описывается матрицей  $\|\hat{d}_{ij}\| = \|\langle \hat{X}_{ij}, \hat{Y}_{ij} \rangle\|$ , где  $i = 1, 2, \dots, m$ ;  $j = 1, 2, \dots, n$ . Одноуровневое разбиение множества  $M$  изображений и выражение для ступенчатой функции приобретают вид:

$$M = \bigcup_{i=1}^m \bigcup_{j=1}^n K_{ij}, \text{ где } K_{ij} \cap K_{iq} = \emptyset \quad \forall i \neq t \text{ и } j \neq q,$$

$$\hat{f}(S) = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \chi_{ij} \left( \pi(\alpha^\pi)(S) \right) \hat{d}_{ij} = \sum_{i=1}^m \langle \chi_i(S), \hat{\mathbf{d}}_i \rangle,$$

где  $\chi_i(S) = (\chi_{i1}(S), \chi_{i2}(S), \dots, \chi_{in}(S))$ ,

$$\hat{\mathbf{d}}_i = (\hat{d}_{i1}, \hat{d}_{i2}, \dots, \hat{d}_{in}), \quad i = 1, \dots, m.$$

С учетом представления  $\chi_i$  суперпозицией распознающего оператора и решающего правила получим:

$$\chi_i(S) = C_i \left( \mathbf{B}_i(\alpha_i^{B_i}) \left( \pi(\alpha^\pi)(S) \right) \right),$$

где

$$\mathbf{B}_i(\alpha_i^{B_i}) \left( \pi(\alpha^\pi)(S) \right) = \left( b_1(\alpha_1^{B_i}) \left( \pi(\alpha^\pi)(S) \right), \right.$$

$$\left. b_2(\alpha_2^{B_i}) \left( \pi(\alpha^\pi)(S) \right), \dots, b_n(\alpha_n^{B_i}) \left( \pi(\alpha^\pi)(S) \right) \right),$$

$b(\alpha_j^{B_i}) \left( \pi(\alpha^\pi)(S) \right)$  – числовая параметрическая мера близости изображения к классу  $K_{ij} \in M$ ,

$$C_i \left( b(\alpha_1^{B_i}) \left( \pi(\alpha^\pi)(S) \right), \dots, b(\alpha_m^{B_i}) \left( \pi(\alpha^\pi)(S) \right) \right) = (c_1^i, c_2^i, \dots, c_m^i), \text{ где } c_j^i \in \{0, 1\}, j = 1, \dots, m.$$

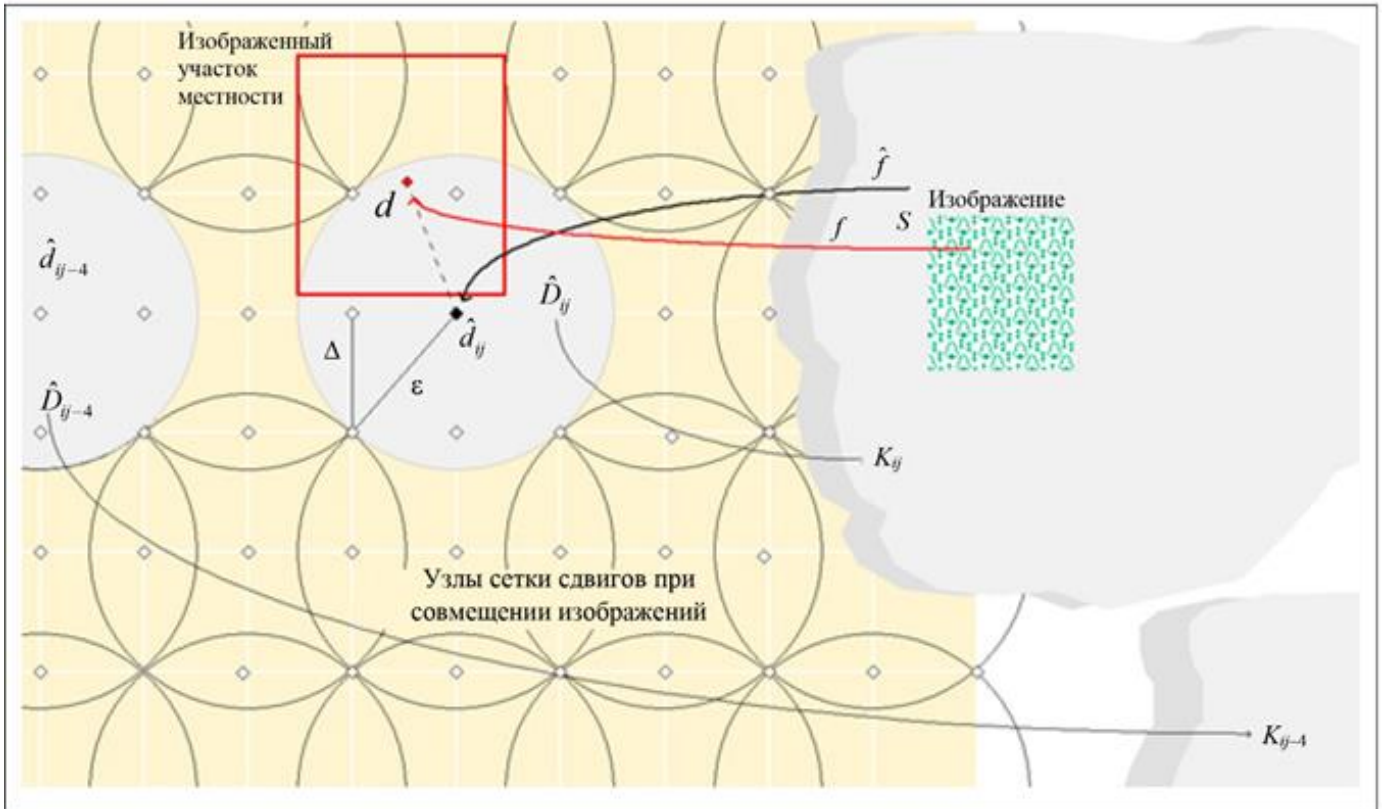


Рис. 1. Иллюстрация понятий предложенной математической модели

Тогда параметр  $\alpha$  может быть представлен набором

$$\alpha = (\alpha^\pi; \alpha_1^{B_1}, \dots, \alpha_m^{B_1}; \alpha_1^{B_2}, \dots, \alpha_m^{B_2}; \dots; \alpha_1^{B_m}, \dots, \alpha_m^{B_m}; \hat{\mathbf{d}}_1, \dots, \hat{\mathbf{d}}_m). \quad (6)$$

Назовем территорией съемки область, объединяющую все участки местности, которые могут попасть в кадр СС в районе применения КЭНС. При фиксированной СС в рассматриваемом случае границы таких участков зависят только от плановых координат точек съемки.

При решении задач  $\mathbf{Z}^+$  и  $\mathbf{Z}^-$  полагают, что для разбиения множества возможных входных изображений  $M$  на классы  $K_{ij}$  выполняется условие: если  $S$  принадлежит классу  $K_{ij}$ , то оно получено в малой окрестности  $\hat{D}_{ij}$  узла  $\hat{d}_{ij}$  сетки сдвигов  $\|\hat{d}_{ij}\| = \|(\hat{X}_{ij}, \hat{Y}_{ij})\|$ ,  $i=1, 2, \dots, m$ ;  $j=1, 2, \dots, n$ . В этом случае ошибка КЭНС не превысит  $\varepsilon$ :  $\rho(\hat{d}_{ij}, d) \leq \varepsilon = \Delta\sqrt{2}$ , где  $\Delta$  – расстояние между узлами сетки. Кроме того предполагается возможным получение такого эталонного изображения

территории съемки (ЭИ), что при использовании его в качестве параметра  $\theta = \text{ЭИ}$  имитационной модели съемочной системы  $\hat{f}^{-1}(\text{ЭИ})(d): D \rightarrow M$  можно найти решение (6) задачи  $\mathbf{Z}^+$  и на его основе решить и задачу  $\mathbf{Z}^-$ . Первая задача состоит в поиске с применением  $\hat{f}^{-1}(\text{ЭИ})(d)$  значений параметров, перечисленных в формуле (6). Предполагается, что при некотором предварительном преобразовании  $(\pi(\alpha^\pi)(S))$  решением являются  $\alpha_j^{B_i} = \hat{f}^{-1}(\text{ЭИ})(\hat{d}_{ij})$  и  $\hat{\mathbf{d}}_i = (\hat{d}_{i1}, \dots, \hat{d}_{in})$ . Решающее правило ищет максимальное по всем  $i, j$  значение  $b(\alpha_j^{B_i})(\pi(\alpha^\pi)(S))$  и присваивает  $c_j^i$  значение 1 [6, 7].

Формированию ЭИ, удовлетворяющих этим предположениям, посвящен § 2. А для случая, когда  $b(\alpha_j^{B_i})(\pi(\alpha^\pi)(S)) = \mathbf{r}(\hat{f}^{-1}(\text{ЭИ})(\hat{d}_{ij}), S)$ , где  $\mathbf{r}$  – взаимная корреляция изображения и фрагмента ЭИ, соответствующего сдвигу рамки изображения в узел  $\hat{d}_{ij}$ , в § 3 найден эффективный оператор  $R$ , решающий задачу  $\mathbf{Z}^-$ .

## 2. КОМПЬЮТЕРНОЕ ИМИТАЦИОННОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ СЪЕМОЧНЫХ СИСТЕМ РАЗЛИЧНОГО ТИПА, ПРИМЕНЯЕМЫХ В КЭНС

Алгоритм корреляционной обработки изображений в КЭНС основан на вычислении максимума функции взаимной корреляции  $S$  текущего и эталонного изображений для формирования решения о том, что в момент определения ЛА находится в точке с координатами центра ЭИ.

Рассмотрим случай управления значением  $C_1^s$  при  $S$  циклах последовательного введения стрессового воздействия в пикселях ЭИ  $i, j$ :

$$C_1^s = \frac{\sum_{i=1}^{Mx} \sum_{j=1}^{My} a_{ij} \left( a_{ij} + \sum_{k=1}^N b_k (i - x_k, j - y_k) \right)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{Mx} \sum_{j=1}^{My} a_{ij}^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^{Mx} \sum_{j=1}^{My} \left( a_{ij} + \sum_{k=1}^N b_k (i - x_k, j - y_k) \right)^2}}, \quad (7)$$

где  $a_{ij}$  – яркости эталонного изображения;

$a_{ij} \left( a_{ij} + \sum_{k=1}^N b_k (i - x_k, j - y_k) \right)$  – яркости текущего

изображения, измененные средствами стрессового воздействия на величину  $b_k$  в соответствующем пикселе ЭИ  $i, j$ ;  $N$  – количество средств стрессового воздействия;  $Mx, My$  – размерности ЭИ и ТИ.

В формуле (7) представлены ЭИ и ТИ, особенности формирования которых и подготовки информации для работы некоторых типов датчиков КЭНС изложены далее.

Наибольшее развитие и применение получили следующие типы бортовых датчиков.

- Оптические, видимого диапазона длин волн электромагнитного излучения (ЭМИ). Диапазон длин волн оптического излучения составляет от 100 нм до 1 мм, он подразделяется на ультрафиолетовый (100–400 нм), видимый (400–700 нм) и инфракрасный (700 нм – 1 мм) и приведен на рис. 2.

- Тепловые, в спектральных диапазонах в окнах прозрачности 0,7–0,9 мкм, 0,9–2,5 мкм, 3–5 мкм, 8–14 мкм (см. рис. 2). Тепловые датчики устойчиво функционируют в диапазонах 3–5 мкм и 7–14 мкм, КЭНС с такими датчиками работают на дальностях от сотни метров до единиц километров.

- Радиолокационные – в дециметровом, сантиметровом и миллиметровом диапазонах радиоволн. Используются в основном для обнаружения наземных объектов. Радиолокационные активные датчики способны работать на дальностях, составляющих несколько десятков километров, но для получения изображений в КЭНС практически не используются. Однако существует много различ-

ных средств, использующих активные радиолокационные навигационные системы, против которых возможно применение средств стрессового воздействия [8–11].

- Гиперспектрометры. Разработка КЭНС с использованием гиперспектрометров является приоритетом, поскольку множество каналов получения информации обеспечивает реальные возможности, связанные с проникаемостью в любой среде, надежностью классификации объектов и селекции помех естественного и искусственного происхождения. Практически КЭНС может реализовать свойства интеллектуального определения местоположения ЛА с помощью современных методов обработки сигналов [12, 13].

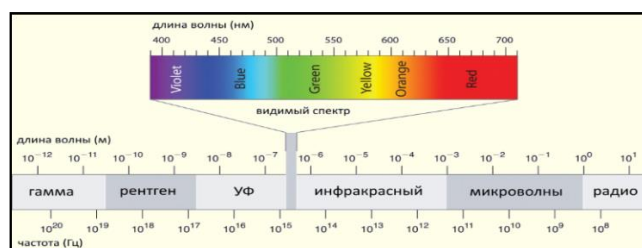


Рис. 2. Диапазоны спектров излучения

При создании унифицированных средств разведки и КЭНС адаптация к решению той или иной задачи может быть осуществлена путем смены математического аппарата обработки сигналов. Гиперспектральные изображения позволяют обнаруживать заглубленные и обвалованные объекты, минные поля и подземные коммуникации в связи с существенным различием спектров отражения этих объектов. На гиперспектральных изображениях отображаются непрерывные спектральные полосы, в отличие от многополосных изображений, на которых спектральные полосы разнесены.

Датчики КЭНС видимого и теплового диапазонов длин волн ЭМИ обладают высоким пространственным и температурным разрешением. Радиотепловые датчики КЭНС обеспечивают необходимое разрешение для распознавания многих площадных объектов местности [13].

Важным является вопрос определения количества средств стрессового воздействия в районе коррекции ИНС. Для этого оценим точность навигации летательного аппарата (ЛА) с использованием КЭНС [5, 8, 9, 14–16]:

$$P_0 = 1 - \exp\left(-\frac{R_0^2}{2\sigma_H^2}\right),$$

где  $P_0$  – вероятность определения координат объекта;  $R_0$  – радиус объекта на местности, м;  $\sigma_H$  – точность навигации инерциальной системы, м.



Здесь подразумевается, что объект считается обнаруженным, если зона обзора датчика КЭНС как минимум соприкасается с радиусом объекта местности. Разброс точки попадания подчиняется нормальному закону распределения, при этом величины бокового отклонения и отклонения по дальности совпадают (рис. 3).

При условии, когда зона обзора КЭНС ( $R_{30}$ ) соприкасается с районом размещения объекта, в частности с кругом радиуса  $R_0$ , вероятность возможной работы КЭНС может быть принята равной единице.

При максимально возможных ошибках инерциальной навигационной системы размеры эталонного изображения должны быть больше размеров ТИ местности. Обоснования этого условия в открытой печати не встречается. Есть утверждение о том, что размеры текущего изображения, получаемого датчиком КЭНС во время навигации, могут быть в два раза меньше размера эталонного изображения, хранящегося в бортовой навигационной системе [8, 9, 17].

Необходимо остановиться еще на одном важном обстоятельстве. Выход движущегося объекта в район начала работы КЭНС под управлением ИНС определяется ее точностью. Радиус зоны обзора местности датчиком КЭНС с высоты ее включения должен быть в три раза больше среднеквадратической ошибки ИНС –  $\sigma_{\text{ИНС}}$ . Этим обеспечивается возможность коррекции положения с помощью КЭНС с вероятностью, близкой к единице, в соответствии с нормальным законом распределения ошибок выхода в район объекта при безотказной работе КЭНС.

Учитывая, что в случае, если работа КЭНС будет нарушена, точность навигации ЛА определится точностью инерциальной навигационной системы  $\sigma_{\text{И}}$ . Для этого нужно провести целенаправленные изменения формируемого ТИ в момент коррекции местоположения с помощью средств стрессового воздействия путем их установки на местности. Или в конусе пространства между датчиком КЭНС и объектом в виде круга с радиусом  $R_0$ .

Из анализа выражения (7) установлено, что оно чувствительно к искажениям изображений и величина  $C$  является управляемой. Это обстоятельство позволяет определить оптимальный метод нахождения количества и мощности каждого средства стрессового воздействия на датчик КЭНС, основанный на последовательном выделении в ЭИ наиболее ярких или тусклых пикселей, в зависимости от наличия типов средств стрессового воздействия.

Методы целенаправленного воздействия на работу датчиков КЭНС могут снизить эффектив-

ность ее применения в современных системах навигации.

Рассмотрим вопросы подготовки изображений для использования их при реализации методов стрессового воздействия на работу КЭНС.

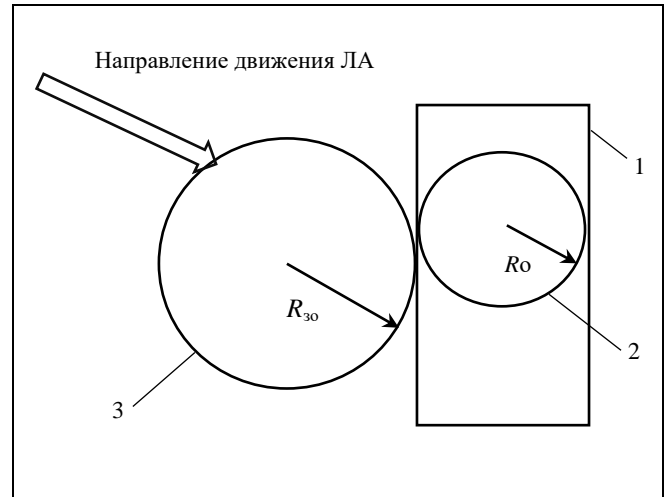


Рис. 3. Схема визирования ЛА, оснащенного КЭНС на заданную точку: 1 – район размещения объекта, 2 – наибольший радиус окружности, полностью вписанной во внешние контуры объекта, 3 – зона обзора КЭНС

Для районов проведения мероприятий стрессового воздействия на работу КЭНС нужно подготовить специальные изображения путем обработки снимков. Для использования цифрового снимка необходимо произвести разбивку на более крупные пиксели [18]. Исходный цветной снимок местности (рис. 4) разбит на пиксели размером  $587 \times 441$ , Длина стороны каждого пикселя черно-белого снимка равна 7 м на местности (рис. 5). В пиксельном виде представлены: дорожная сеть (рис. 6), растительность (рис. 7), гидрография (рис. 8), населенный пункт (рис. 9). Эти объекты являются наиболее информативными в видимом диапазоне длин волн ЭМИ.

Представленные на рис. 4–9 пиксельные изображения имеют размерность  $587 \times 441$  элементов, каждому пикселю присвоено усредненное значение яркости нескольких пикселей исходного изображения. Для предварительной обработки был использован фотоснимок местности, состоящий из  $4241 \times 3769$  элементов. Размер стороны одного пикселя исходного цветного изображения на местности составляет 0,85 м, преобразованного черно-белого изображения – около 7 м, что важно для дальнейших вычислений, особенно при обработке изображений большой размерности.

Рис. 5 представляет собой черно-белое изображение, в каждом пикселе которого записана величина оптической плотности.



Рис. 4. Исходный снимок

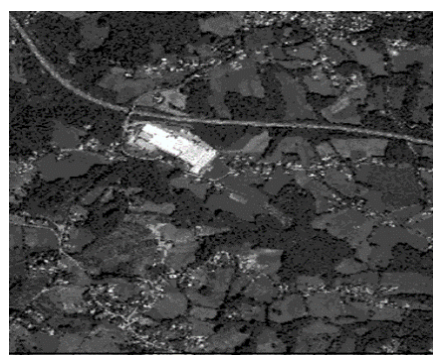


Рис. 5. Черно-белый снимок

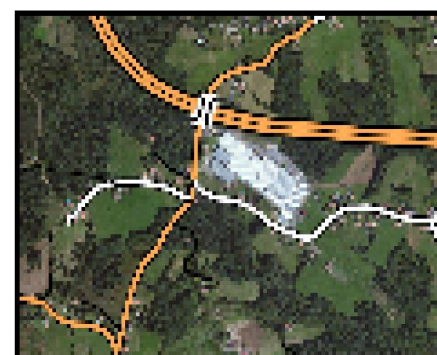


Рис. 6. Дорожная сеть



Рис. 7. Растительность

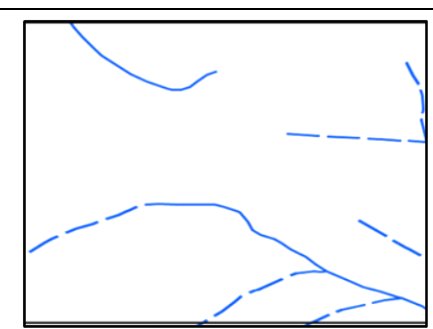


Рис. 8. Гидрография

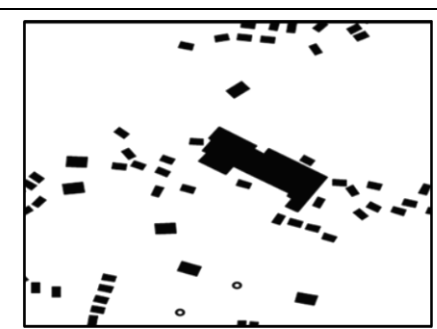


Рис. 9. Населенный пункт

Этот снимок в качестве яркостей эталонного изображения (см. формулу (7)) содержит значения оптических плотностей. Минимальный диапазон оптической плотности, как правило, всегда не равен нулю, обычно его значение составляет 0,1 усл. ед. и более, а максимальный – никогда не равен 4,0 обычно он меньше 3,8, с которыми может работать, например, сканер при вводе цифрового изображения. На изображениях местности возможно отображение объектов с оптическими плотностями 0,1–2,2 и более. Шкала этих значений представлена в таблице по результатам практической деятельности.

На рис. 10 представлен монохромный снимок; оттенки серого более вероятны, но возможны и другие комбинации, содержащие только тона одного цвета, таких как зелено-белый или зелено-красный, а также тона от светло-коричневого до темно-коричневого.

При цифровой обработке монохром имеет только два значения:

- только один цвет, который либо включен, либо выключен (двоичное изображение);
- оттенки этого цвета.

На рис. 11 приведен постеризованный снимок, который позволяет указать число тональных уровней (значений яркости) изображения. Это необходимо, например, для создания больших однотон-

ных областей при формировании эталонных изображений для последующего моделирования условий создания эффективного стрессового воздействия на работу КЭНС. Во всех цифровых изображениях уровни цвета дискретны, а эффект плавного непрерывного перехода между ними достигается количеством этих самых уровней. На рис. 12 черно-белый снимок приведен для сравнения с постеризованным снимком.

#### Шкала тонов на черно-белом изображении местности

Фототон изображения	Принцип выделения	Значение оптической плотности $D$
Белый	Визуально различимый тон на снимке	0,1 и менее
Почти белый	Оптическая плотность вуали	0,2–0,3
Светло-серый	Минимальная оптическая плотность	0,4–0,6
Серый	Средняя оптическая плотность	0,7–1,1
Темно-серый	Максимальная плотность	1,2–1,6
Почти черный	Тон, превышающий максимальную плотность	1,7–2,2
Черный	Визуально различимый тон шкалы	2,2 и более



Рис. 10. Монохромный снимок

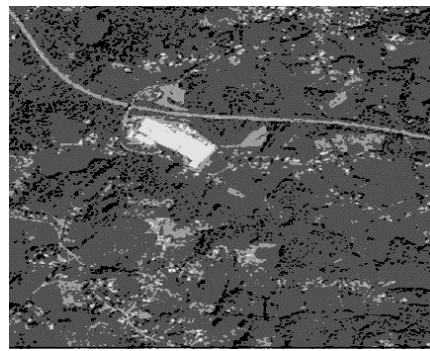


Рис. 11. Постеризованный снимок

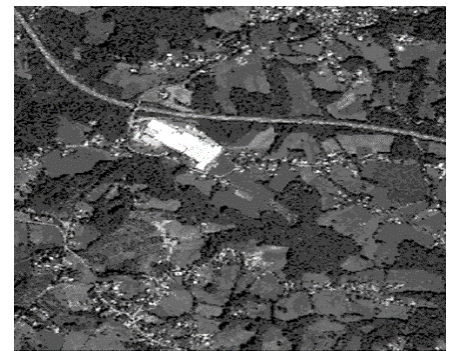


Рис. 12. Черно-белый снимок

Рассмотрим некоторые особенности использования радиолокационных изображений.

Получить детализацию на уровне менее 50 см на пиксель для современных спутниковых радаров уже не проблема. Однако это будет разрешение только по одной из осей, значит, пиксель получается не квадратный. По второй оси разрешение может составить около 100 см, например, 100×25 см – один из лучших результатов в настоящее время, с использованием которого возможно создание ЭИ [10]. Радиолокационный снимок получается монохромным, с различными особенностями отражения радиоволн от разных объектов, включая отображение некоторых скрытых деталей, которые на обычных оптических снимках не отображаются.

Для обзорно-сравнительных систем навигации рассматриваются только методы и технологии получения и обработки спутниковых материалов, поскольку получение необходимых материалов другими способами маловероятно [3, 11].

При моделировании навигационного датчика монохромное изображение нагляднее всего отображает ситуацию с имеющимися опорными объектами в виде оттенков черного или белого фрагментов изображений, а цветное изображение используется для представления только воспринимаемой яркости путем объединения нескольких каналов (обычно красного, синего и зеленого). Взвешивание отдельных каналов может быть выбрано для достижения желаемого результата. Например, можно объединить зеленый и синий каналы, а красный отключить.

В условиях обработки гиперкуба информации возможны различные варианты представления конечных выразительных результатов в изображении, связанных с выделением необходимых опор-

ных объектов для реализации задачи КЭНС. При выборе опорных точек необходимо воспользоваться методом SURF, поскольку он является одним из самых эффективных современных алгоритмов распознавания образов [12, 19].

Алгоритм работы SURF предусматривает выполнение следующих этапов:

- масштабно-пространственное представление,
- расчет значений гессиана,
- поиск точек локальных максимумов,
- определение точки истинного максимума,
- определение ориентации опорной точки,
- формирование дескриптора опорной точки.

Метод SURF осуществляет поиск ключевых точек изображения с помощью матрицы Гессе и создает их дескрипторы, инвариантные к масштабу и вращению. Гессиан достигает экстремума в точках максимального изменения градиента яркости. Он хорошо детектирует пятна, углы и края линий. Гессиан инвариантен к сдвигу яркости изображения, но не инвариантен к масштабу. Решением данной проблемы является перебор разных масштабов и фильтров, поочередное их применение к одному пикселю. Метод разбивает все множество масштабов на октавы.

Разные виды снимков обеспечивают возможный выбор объектов для однозначного использования при управлении моделированием условий повышения эффективности работы КЭНС, а также для моделирования условий невыполнения КЭНС своих задач при применении средств стрессового воздействия на бортовые программы управления движением.

При формировании бинарного (черно-белого) изображения используются всего два уровня квантования, и в нем представлены только белый и



черный цвета. В полутоновом изображении используется 256 уровней квантования, для представления которых в описании элемента изображения резервируется 8 бит (1 байт). Черному цвету всегда соответствует уровень 0, а белому – уровень 1 бинарного изображения и уровень 255 полутонового.

Цветное изображение формируется с использованием той или иной палитры (RGB, CMYK и др.), в которых цвета и их оттенки создаются путем смешивания трех основных цветов в пропорциях, соответствующих уровням их квантования.

Палитра RGB предполагает использование трех основных цветов: красного (Red), зеленого (Green) и синего (Blue).

Для представления одного элемента необходимо:

- 1 бит для бинарного изображения,
- 8 бит (1 байт) для полутонового изображения с 256 уровнями квантования,
- 24 бита (3 байта) для цветного изображения с тем же числом уровней квантования.

При формировании изображения всегда учитываются возможности бортовых вычислителей КЭНС при их информационном обеспечении.

### 3. ОПТИМИЗАЦИЯ СТРЕССОВЫХ ВОЗДЕЙСТВИЙ НА УСЛОВИЯ АУТОНОМНОЙ НАВИГАЦИИ КЭНС, РЕАЛИЗУЮЩИХ МЕТОДЫ СОВМЕЩЕНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ ПО КРИТЕРИЮ ВЗАИМНОЙ КОРРЕЛЯЦИИ

В работе [4] обоснованы и получены математические выражения для автоматического вычисления оптимальных мощностей средств стрессового воздействия, расположенных в расчетных координатах. Было также установлено, что размещенные

на местности (объекте) средства стрессового воздействия оказывают различное влияние на формируемое датчиком КЭНС текущее изображение, что влияет на меру сходства эталонного и текущего изображений. Перемещая средства стрессового воздействия в некоторой области их установки, можно добиться минимизации корреляционной функции эталонного и текущих изображений.

**Постановка задачи.** Задано распределение яркостей физического поля  $a_{ij}$ . Имеется  $N$  средств стрессового воздействия на датчик навигационной системы, причем  $k$ -е средство при размещении в начале координат создает известную добавочную яркость поля  $b_k(i, j)$ . Пусть известен вариант, состоящий в том, чтобы поместить  $k$ -е средство в точку с координатами  $(x_k, y_k)$ ,  $k = 1, \dots, N$ . После автоматического вычисления оптимальных мощностей  $A_k$  каждого из средств стрессового воздействия необходимо определить направления смещения  $(\Delta x_k, \Delta y_k)$ ,  $k = 1, \dots, N$ , обеспечивающие уменьшение корреляции между текущим и эталонными изображениями [10].

**Решение задачи.** В простейшем случае считается, что корреляция вычисляется по окну  $1 \leq i \leq M_x$ ,  $1 \leq j \leq M_y$ . В случае заданной расстановки средств стрессового воздействия яркость физического поля в точке с координатами  $(i, j)$  будет изменена  $k$ -м средством с мощностью  $A_k$  и она равна

$$a_{ij} + \sum_{k=1}^N A_k b_k(i - x_k - \Delta x_k, j - y_k - \Delta y_k),$$

где  $i, j$  – координаты пикселя на эталонном изображении;  $x_k, y_k$  – координаты средства стрессового воздействия;  $\Delta x_k, \Delta y_k$  – смещения средств стрессового воздействия.

Корреляция между текущим и эталонным изображениями определяется выражением

$$C = \frac{\sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} a_{ij} \left( a_{ij} + \sum_{k=1}^N A_k b_k(i - x_k - \Delta x_k, j - y_k - \Delta y_k) \right)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} a_{ij}^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} \left( a_{ij} + \sum_{k=1}^N A_k b_k(i - x_k - \Delta x_k, j - y_k - \Delta y_k) \right)^2}}. \quad (8)$$

Для решения задачи необходимо найти компоненты вектора смещений  $(\Delta x_1, \dots, \Delta x_N, \Delta y_1, \dots, \Delta y_N)$ , обеспечивающее уменьшение значения корреляции  $C$ . Для этого вектор смещения должен быть направлен против вектора градиента функции  $C$ , компоненты которого равны частным производным  $C$  по направлению  $(\Delta x_1, \dots, \Delta x_N, \Delta y_1, \dots, \Delta y_N)$ . Вычислим эти частные производные.

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial C}{\partial \Delta x_s} &= \frac{1}{\sqrt{\sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} a_{ij}^2}} \times \left\{ \frac{-\sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} a_{ij} A_s \frac{\partial b_s}{\partial x}(i-x_s-\Delta x_s, j-y_s-\Delta y_s)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} \left( a_{ij} + \sum_{k=1}^N A_k b_k(i-x_s-\Delta x_s, j-y_s-\Delta y_s) \right)^2}} + \right. \\
 &+ \left. \frac{\left[ \sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} a_{ij} \left( a_{ij} + \sum_{k=1}^N A_k b_k(i-x_k-\Delta x_k, j-y_k-\Delta y_k) \right) \times \right. \right. \\
 &\times \left. \left. \sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} \left( A_s \frac{\partial b_s}{\partial x}(i-x_s-\Delta x_s, j-y_s-\Delta y_s) \times \left( a_{ij} + \sum_{k=1}^N A_k b_k(i-x_k-\Delta x_k, j-y_k-\Delta y_k) \right) \right) \right]}{\sqrt{\left( \sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} \left( a_{ij} + \sum_{k=1}^N A_k b_k(i-x_k-\Delta x_k, j-y_k-\Delta y_k) \right)^2 \right)^3}} \right\} = \\
 &= \frac{1}{\sqrt{\sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} a_{ij}^2} \times \sqrt{\left( \sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} \left( a_{ij} + \sum_{k=1}^N A_k b_k(i-x_k-\Delta x_k, j-y_k-\Delta y_k) \right)^2 \right)^3}} \times \\
 &\times \left\{ -\sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} a_{ij} A_s \frac{\partial b_s}{\partial x}(i-x_s-\Delta x_s, j-y_s-\Delta y_s) \times \sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} \left( a_{ij} + \sum_{k=1}^N A_k b_k(i-x_k-\Delta x_k, j-y_k-\Delta y_k) \right)^2 + \right. \\
 &\quad \left. + \sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} a_{ij} \left( a_{ij} + \sum_{k=1}^N A_k b_k(i-x_k-\Delta x_k, j-y_k-\Delta y_k) \right) \times \right. \\
 &\quad \left. \times \sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} \left( A_s \frac{\partial b_s}{\partial x}(i-x_s-\Delta x_s, j-y_s-\Delta y_s) \times \left( a_{ij} + \sum_{k=1}^N A_k b_k(i-x_k-\Delta x_k, j-y_k-\Delta y_k) \right) \right) \right\} = \\
 &= \frac{1}{\sqrt{\sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} a_{ij}^2} \times \sqrt{\left( \sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} \left( a_{ij} + \sum_{k=1}^N A_k b_k(i-x_k-\Delta x_k, j-y_k-\Delta y_k) \right)^2 \right)^3}} \times \\
 &\quad \times \left\{ -\sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} a_{ij} A_s \frac{\partial b_s}{\partial x}(i-x_s-\Delta x_s, j-y_s-\Delta y_s) \times \sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} a_{ij}^2 - \right. \\
 &\quad - 2 \sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} a_{ij} A_s \frac{\partial b_s}{\partial x}(i-x_s-\Delta x_s, j-y_s-\Delta y_s) \times \sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} a_{ij} \sum_{k=1}^N A_k b_k(i-x_k-\Delta x_k, j-y_k-\Delta y_k) - \\
 &\quad - \sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} a_{ij} A_s \frac{\partial b_s}{\partial x}(i-x_s-\Delta x_s, j-y_s-\Delta y_s) \times \sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} \left( \sum_{k=1}^N A_k b_k(i-x_k-\Delta x_k, j-y_k-\Delta y_k) \right)^2 + \\
 &\quad \left. + \sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} a_{ij}^2 \times \sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} a_{ij} A_s \frac{\partial b_s}{\partial x}(i-x_s-\Delta x_s, j-y_s-\Delta y_s) + \right.
 \end{aligned}$$



$$\begin{aligned}
 & + \sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} a_{ij}^2 \times \sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} \left( A_s \frac{\partial b_s}{\partial x} (i - x_s - \Delta x_s, j - y_s - \Delta y_s) \times \sum_{k=1}^N A_k b_k (i - x_k - \Delta x_k, j - y_k - \Delta y_k) \right) + \\
 & \times \sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} \left( a_{ij} \sum_{k=1}^N A_k b_k (i - x_k - \Delta x_k, j - y_k - \Delta y_k) \right) \times \sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} a_{ij} A_s \frac{\partial b_s}{\partial x} (i - x_s - \Delta x_s, j - y_s - \Delta y_s) + \\
 & + \sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} \left( a_{ij} \sum_{k=1}^N A_k b_k (i - x_k - \Delta x_k, j - y_k - \Delta y_k) \right) \times \\
 & \times \sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} \left( A_s \frac{\partial b_s}{\partial x} (i - x_s - \Delta x_s, j - y_s - \Delta y_s) \times \sum_{k=1}^N A_k b_k (i - x_k - \Delta x_k, j - y_k - \Delta y_k) \right) \Bigg\} =
 \end{aligned}$$

(прим. авт. по аналогии с работой [4] подчеркнутые члены взаимно сокращаются)

$$\begin{aligned}
 & = \frac{1}{\sqrt{\sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} a_{ij}^2} \times \sqrt{\left( \sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} \left( a_{ij} + \sum_{k=1}^N A_k b_k (i - x_k - \Delta x_k, j - y_k - \Delta y_k) \right)^2 \right)^3}} \times \\
 & \times \left\{ -2 \sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} a_{ij} A_s \frac{\partial b_s}{\partial x} (i - x_s - \Delta x_s, j - y_s - \Delta y_s) \times \sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} a_{ij} \sum_{k=1}^N A_k b_k (i - x_k - \Delta x_k, j - y_k - \Delta y_k) - \right. \\
 & - \sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} a_{ij} A_s \frac{\partial b_s}{\partial x} (i - x_s - \Delta x_s, j - y_s - \Delta y_s) \times \sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} \left( \sum_{k=1}^N A_k b_k (i - x_k - \Delta x_k, j - y_k - \Delta y_k) \right)^2 + \\
 & + \sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} a_{ij}^2 \times \sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} \left( A_s \frac{\partial b_s}{\partial x} (i - x_s - \Delta x_s, j - y_s - \Delta y_s) \times \sum_{k=1}^N A_k b_k (i - x_k - \Delta x_k, j - y_k - \Delta y_k) \right) + \\
 & + \sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} \left( a_{ij} \sum_{k=1}^N A_k b_k (i - x_k - \Delta x_k, j - y_k - \Delta y_k) \right) \times \sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} a_{ij} A_s \frac{\partial b_s}{\partial x} (i - x_s - \Delta x_s, j - y_s - \Delta y_s) + \\
 & + \sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} \left( a_{ij} \sum_{k=1}^N A_k b_k (i - x_k - \Delta x_k, j - y_k - \Delta y_k) \right) \times \\
 & \times \sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} \left( A_s \frac{\partial b_s}{\partial x} (i - x_s - \Delta x_s, j - y_s - \Delta y_s) \times \sum_{k=1}^N A_k b_k (i - x_k - \Delta x_k, j - y_k - \Delta y_k) \right) \Bigg\}.
 \end{aligned}$$

Аналогичное выражение для  $\frac{\partial C}{\partial \Delta y_s}$  получается заменой в полученном выражении  $\frac{\partial b_s}{\partial x}$  на  $\frac{\partial b_s}{\partial y}$ .

Значение вектора градиента по  $(\Delta x_1, \dots, \Delta x_N, \Delta y_1, \dots, \Delta y_N)$  дает направление вектора смещения средства стрессового воздействия, обеспечивающего уменьшение корреляции. Величина смещения может быть вычислена с помощью стандартного алгоритма минимизации функции одной переменной методом деления отрезка пополам. Итерационное применение такого смещения позволяет на каждом шаге уменьшать корреляцию. Предложенный метод деления отрезка пополам является последовательным методом минимизации функции (8). При этом возможно построение вложенных отрезков, каждый из которых содержит хотя бы одну из точек оптимума, для рассмотренного случая – минимума корреляционной функции. Подобных примеров применения метода дихотомии, а также других методов и алгоритмов оптимизации корреляционных функций в литературе не встречается. Этот процесс выполняется до достижения заданной сходимости, величина которой устанавливается опытным путем для каждого типа датчика КЭНС при имитационном моделировании.

Описанный метод может быть применен для оптимизации размещения средств стрессового воздействия в оптическом, тепловом, радиотепловом диапазонах длин волн ЭМИ, а также при использовании гиперкуба информации, получаемого гиперспектрометрами в окнах прозрачности. В радиолокационном же диапазоне длин волн возникает дополнительная задача, связанная с ориентацией установленного средства в пространстве относительно зоны обзора датчиком навигационной системы таким образом, чтобы отраженный сигнал вернулся в датчик системы. Средства стрессового воздействия в радиолокационном диапазоне направлены на уменьшение или увеличение эффективных поверхностей рассеяния, искажение диаграммы обратного вторичного излучения на основе отражающих и поглощающих композиционных материалов.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Статья продолжает исследование по обоснованию проекта прикладной географической информационной системы моделирования поисковых корреляционно-экстремальных навигационных систем (ПГИС КЭНС), концепция которой была опубликована авторами в работе [4].

В результате исследования:

- Получила развитие математическая модель приближения функций, описывающих условия автономной навигации в районах применения поисковых КЭНС, обобщенными ступенчатыми функциями. Модель применена для анализа критических стрессовых воздействий на функционирование КЭНС. По результатам анализа уточнены требования к прикладной геоинформационной системе для разработчиков КЭНС (ПГИС КЭНС).

- Определены возможные размеры территории создания эталонных изображений для реализации метода стрессового воздействия с оценкой его влияния на определение местоположения носителя обзорно-сравнительной автономной навигационной системы.

- Сформулированы новые процедуры в технологии подготовки специальных изображений, имеющих определенную структуру, позволяющие формировать зоны для создания помех работе бортовых датчиков, в том числе и целенаправленных, которые могут привести ее работу к фатальному результату.

- Решена задача улучшения размещения средств стрессового воздействия на работу обзорно-сравнительных систем автономной навигации, реализующих методы совмещения изображений по критерию взаимной корреляции.

- Уделено внимание использованию в навигационных системах различных физических полей Земли, существенно меняющих подходы в решении вопросов применения средств стрессового воздействия на работу навигационных систем.

- Полученные результаты могут быть использованы в технологиях создания современных навигационных систем и их тестирования в сложных условиях функционирования датчиков информации в среде ПГИС КЭНС.

## ЛИТЕРАТУРА

1. Августов Л.И. Ориентация по геофизическим полям обеспечивает автономность навигации боевого летательного аппарата // Коммерсант-наука. – 2015. – № 2. – С. 34–35. [Avgustov, L.I. Orientatsiya po geofizicheskim polyam obespechivaet avtonomnost' navigatsii boevogo letatel'nogo apparata // Kommersant-nauka. – 2015. – No. 2. – S. 34–35 (In Russian)].
2. Каршаков Е.В., Павлов Б.В., Тхоренко М.Ю., Папуша И.А. Перспективные системы навигации летательных аппаратов с использованием измерений потенциальных физических полей // Гироскопия и навигация. – 2021. – Т. 29. – № 1 (112). – С. 32–51. [Karshakov, E.V., Pavlov, B.V., Thorenko, M.Yu., Papusha, I.A. Perspektivnyye sistemy navigatsii letatel'nyh apparatov s ispol'zovaniem izmerenij potencial'nyh fizicheskikh polej // Giroskopiya i navigatsiya. – 2021. – Vol. 29, no. 1 (112). – S. 32–51. (In Russian)]



3. Красовский А.А., Белоглазов И.Н., Чигин Г.П. Теория корреляционно-экстремальных навигационных систем. – М.: Наука, 1979. – 449 с. [Krasovskij, A.A., Beloglazov, I.N., Chigin, G.P. Teoriya korrelyacionno-ekstremal'nyh navigacionnyh sistem. – М.: Nauka, 1979, 449 s. (In Russian)]
4. Алчинов А.И., Гороховский И.Н. Концепция создания прикладной географической информационной системы моделирования поисковых корреляционно-экстремальных систем автономной навигации // Проблемы управления. – 2022. – № 1. – С. 54–66. [Alchinov, A.I., Gorohovskij I.N. A conceptual Applied Geographic Information System for Modeling Search Autonomous Correlation-Extreme Navigation Systems // Control Sciences. – 2022. – No. 1. – P. 43–54. (In Russian)]
5. Журавлев Ю.И., Зенкин А.А., Зенкин И.А., и др. Задачи распознавания и классификации со стандартной обучающей информацией // Журнал вычислительной математики и математической физики. – 1980. – Т. 20. – № 5. – С. 1294–1309. [Zhuravlev, Yu.I., Zenkin, A.A., A. I. Zenkin, A.I., et al. Recognition and Classification Problems with Standard Training Information // Zhurnal Vychislitel'noi Matematiki i Matematicheskoi Fiziki. – 1980. – Vol. 20, no. 5. – P. 195–211. (In Russian)]
6. Дуда Р., Харт П. Распознавание образов и анализ сцен. – М.: Мир, 1978. – 511 с. [Duda, R., Khart, P. Raspoznavanie obrazov i analiz stsen. – М.: Mir, 1978. – 511 s. (In Russian)].
7. Волковицкий А.К., Гладышев А.И., Гольдин Д.А. и др. Применение средств компьютерного моделирования для анализа функционирования магнитоградиентных систем // Проблемы управления. – 2021. – № 3. – С. 65–74. [Volkovickij, A.K., Gladyshev, A.I., Gol'din, D.A., et al. A Computer Simulation Complex for Analysis of Magnetic Gradiometry Systems // Control Sciences. – 2021. – No. 3. – P. 57–65]
8. Болкунов А.А., Рязанцев Л.Б., Сидоренко С.В. Оценка радиолокационной заметности вооружения, военной и специальной техники с применением беспилотных летательных аппаратов // Военная мысль. – 2017. – № 9. – С. 70–73. [Bolkunov, A.A., Ryazantsev, L.B., Sidorenko, S.V. Assessment of the Radar Visibility of armaments, Military and Special Equipment with Using Unmanned Aerial Vehicles // Voennaya mysl'. – 2017. – No. 9. – P. 70–73. (In Russian)]
9. Лихачев В.П., Пантюхин М.А., Сидоренко С.В. Алгоритм морфологической обработки радиолокационных изображений и автоматического обнаружения объектов по радиолокационной тени // Вестник ВГУ, серия: системный анализ и информационные технологии. – 2018. – № 2. – С. 150–161. [Lihachev, V.P., Pantyuhin, M.A., Sidorenko, S.V. Algoritm morfologicheskoy obrabotki radiolokacionnyh izobrazhenij i avtomaticheskogo obnaruzheniya ob"ektov po radiolokacionnoj teni // Vestnik VGU, seriya: sistemnyj analiz i informacionnye tekhnologii. – 2018. – No. 2. – S. 150–161. (In Russian)]
10. Купряшкин И.Ф., Лихачев В.П., Селезнев Д.А., Усов Н.А. Способ искажения радиолокационного изображения в космической радиолокационной станции с синтезированной апертурой антенны. Патент № 2622904 РФ. Зарег. 21.06.2017. [Kupryashkin, I.F., Lihachev, V.P., Seleznev, D.A., Usov, N.A. Sposob iskazheniya radiolokacionnogo izobrazheniya v kosmicheskoy radiolokacionnoj stancii s sintezirovannoj aperturoj anteny. Patent no. 2622904 RU. Reg. 21.06.2017. (In Russian)]
11. Технические средства разведслужб капиталистических государств / Информационный бюллетень ВИНТИ РАН. – 2009–2015 гг. [Tekhnicheskie sredstva razvedsluzhb kapitalisticheskikh gosudarstv / Informacionnyj byulleten' VINITI RAN. – 2009–2015 gg. (In Russian)]
12. Umale, P., Patil, A., Sahani, C., et al. Planer Object Detection Using SURF and SIFT Method // International Journal of Engineering Applied Sciences and Technology. – 2022. – Vol. 6, iss. 11. – P. 36–39.
13. Świeżewski, J. YOLO Algorithm and YOLO Object Detection. – 2020. – URL: <https://appsilon.com/object-detection-yolo-algorithm/> (Дата обращения 11.11.2022). [Accessed November 11, 2022].
14. Абезгауз Г.Г., Тронь А.П., Копенкин Ю.Р., Коровина И.А. Справочник по вероятностным расчетам. – М.: Воениздат, 1970. – 536 с. [Abezgauz, G.G., Tron', A.P., Kopenkin, Yu.R., Korovina, I.A. Spravochnik po veroyatnostnym raschetam. – М.: Voenizdat, 1970. – 536 s. (In Russian)]
15. Кутахов В.П., Мецераков Р.В. Управление групповым поведением беспилотных летательных аппаратов: постановка задачи применения технологий искусственного интеллекта // Проблемы управления. – 2022. – № 1. – С. 67–74. [Kutakhov, V.P., Meshcheryakov, R.V. Group Control of Unmanned Aerial Vehicles: A Generalized Problem Statement of Applying Artificial Intelligence Technologies // Control Sciences. – 2022. – No. 1. – P. 55–60.]
16. Ююкин И.В. Корреляционно-экстремальная навигация по геофизическим полям на основе использования сплайновой технологии // Вестник Государственного университета морского и речного флота имени адмирала С.О. Макарова. – 2021. – Т. 13. – № 4. – С. 505–517. – DOI: 10.21821/2309-5180-2021-13-4-505-517. [Yuyukin, I.V. Korrelyacionno-ekstremal'naya navigaciya po geofizicheskim polyam na osnove ispol'zovaniya splajnovoj tekhnologii // Vestnik Gosudarstvennogo universiteta morskogo i rechnogo flota imeni admirala S.O. Makarova. – 2021. – Vol. 13, no. 4. – S. 505–517. – DOI: 10.21821/2309-5180-2021-13-4-505-517. (In Russian)]
17. Антюфеев В.И., Быков В.Н., Гричанюк А.М. и др. Матричные радиометрические корреляционно-экстремальные системы навигации летательных аппаратов. – Харьков: Щедрая усадьба плюс, 2014. – 372 с. [Antyufeev, V.I., Bykov, V.N., Grichanyuk, A.M., et al. Matrichnye radiometricheskie korrelyacionno-ekstremal'nye sistemy navigacii letatel'nyh apparatov. – Har'kov: Shchedraya usad'ba plyus, 2014. – 372 s. (In Ukraine)]
18. Бирюков В.С. Цифровые снимки в фотограмметрии // Геодезия и картография. – М. – 2000. – № 10. – С. 33–36. [Biryukov, V.S. Cifrovye snimki v fotogrammetrii // Geodeziya i kartografiya. – М., 2000. – No. 10. – S. 33–36. (In Russian)]
19. Дышлюк В.О. Исследование показателей качества и быстрого действия поиска опорных точек на изображениях методом SURF // Молодой ученый. – 2018. – № 27 (213). – С. 23–26. [Dyshlyuk, V.O. Issledovanie pokazatelej kachestva i bystrodejstviya poiska opornyh toчек na izobrazheniyah metodom SURF // Molodoi uchenyi. – 2018. – 27 (213). – S. 23–26. (In Russian)]

Статья представлена к публикации членом редколлегии  
В.В. Павловым.

Поступила в редакцию 12.07.2022,  
после доработки 14.11.2022.  
Принята к публикации 29.11.2022.

Алчинов Александр Иванович – д-р техн. наук, Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, г. Москва, ✉ alchinov46@mail.ru,

Гороховский Игорь Николаевич – канд. техн. наук, НИЦ ТГНО 27 ЦНИИ, г. Москва, ✉ gin\_box@mail.ru.



## ANALYSIS OF STRESS EXPOSURES ON AUTONOMOUS NAVIGATION CONDITIONS IN SEARCH CORRELATION-EXTREME NAVIGATION SYSTEMS

A.I. Alchinov<sup>1</sup> and I.N. Gorokhovskiy<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Trapeznikov Institute of Control Sciences, Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia

<sup>2</sup>Research Center of Topographic and Navigational Support, Central Research Institute No. 27, Moscow, Russia

✉ alchinov46@mail.ru, ✉ gin\_box@mail.ru

**Abstract.** This paper further develops the concept of an applied geographic information system (AGIS) for modeling search correlation-extreme navigation systems (CENSs), which was presented in [4]. As shown below, the AGIS can be configured to perform computational experiments with computer models of the existing CENSs and those undergoing various development stages without programming in universal languages. Strict reliability requirements for CENSs increase the role of testing their computer models under stress exposures. During stress testing, the negative effects of different exposures on autonomous navigation conditions are assessed in application areas. Such exposures are not considered at the CENS design stage (reference point masking, distortion of terrain objects borders, etc.). The exposures that prevent CENSs from performing their tasks effectively (critical exposures) are described. Stability to critical exposures is a strong motivation for improving all CENS elements: sensors of geophysical fields, onboard algorithms, and CENS preparation procedures for performing particular tasks in application areas. The mathematical model of approximation by generalized step functions [4] is used to analyze critical exposures on CENS operation. Computer simulation models of different shooting systems are considered as the most important sources of initial data on the approximated function. The mathematical model of stress exposures on CENSs that match images by the mutual correlation criterion is developed further.

**Keywords:** search correlation-extreme navigation system, shooting system, computer simulation model, stress exposure, stress testing, approximation of functions, generalized step function, reference image, current image.