

# КОНЦЕПЦИЯ СОЗДАНИЯ ПРИКЛАДНОЙ ГЕОГРАФИЧЕСКОЙ ИНФОРМАЦИОННОЙ СИСТЕМЫ МОДЕЛИРОВАНИЯ ПОИСКОВЫХ КОРРЕЛЯЦИОННО-ЭКСТРЕМАЛЬНЫХ СИСТЕМ АВТОНОМНОЙ НАВИГАЦИИ

А.И. Алчинов, И.Н. Гороховский

**Аннотация.** Изложена концепция создания прикладной географической информационной системы моделирования поисковых корреляционно-экстремальных навигационных систем (ПГИС КЭНС) для управления движущимися объектами. Показано, что развитие и массовое внедрение систем автономной навигации данного типа как единственной альтернативы спутниковым навигационным системам в настоящее время может базироваться на предметно-ориентированных информационных технологиях. С помощью ПГИС КЭНС могут быть собраны модели широкого спектра КЭНС и макеты технологий их настройки на работу в заданных районах с проведением необходимых вычислительных экспериментов. Для определения состава требуемых программных компонентов, структуры хранилища и особенностей интерфейса построена общая математическая модель, которая при сохранении всей специфики поисковых алгоритмов КЭНС охватывает не только известные алгоритмы совмещения изображений, но и включает в себя схему синтеза поисковых алгоритмов КЭНС нового типа, использующих методы распознавания образов и анализа сцен, кластеризации, обучения нейросетей, облачных технологий обработки данных. Важнейшим видом вычислительного эксперимента с моделями КЭНС является стрессовое тестирование. Построена математическая модель стрессовых воздействий для частного случая, обеспечивающая различные условия функционирования КЭНС, включая ее фатальные отклонения от нормального функционирования.

**Ключевые слова:** прикладная географическая информационная система, корреляционно-экстремальная навигационная система, съемочная система, распознавание образов, анализ сцен, обучающиеся машины, нейронная сеть, параллельные вычисления, облачные вычисления, математическое моделирование, стрессовое тестирование системы.

## ВВЕДЕНИЕ

Корреляционно-экстремальные навигационные системы применяются для уточнения в автономном режиме сведений о местоположении, ориентации и других параметрах движущегося объекта, поступающих от основной навигационной системы (ОНС). 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 при помощи методов совмещения текущего изображения участка местности (ТИ), полученного бортовой съемочной системой (СС), с фрагментами эталонного изображе-

ния (ЭИ) района применения системы. Эталонные изображения готовят заблаговременно и заносят 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 искомого параметра значениям в узлах сетки. Принимается гипотеза, для которой функция близости максимальна. Применяются глобальные схемы поиска, градиентные методы из арсенала методов поиска экстремума числовой функции, а также их сочетания [1].

До конца 1990-х гг. исследования и разработки по различным аспектам развития КЭНС велись



интенсивно. На разных этапах решение проблем управления движением и навигации было связано с поиском общих принципов синтеза, которые бы при конкретных обстоятельствах позволяли автоматически синтезировать параметры управления движущимися объектами. Были определены направления дальнейшего развития КЭНС:

- новые принципы построения бортовых алгоритмов, их интеллектуализация и самоорганизация;
- применение новых типов съемочных систем и их комплексирование;
- развитие параллельных процессоров, включая и специализированные процессоры для реализации алгоритмов с единой параллельной структурой.

Уровень развития информационных технологий и достижимые характеристики бортовых вычислителей тогда сдерживали практическую реализацию указанных выше направлений. Получили развитие спутниковые навигационные системы, и тематика КЭНС переместилась на второй план.

К настоящему времени ситуация кардинально изменилась. Актуальность ускоренного развития КЭНС по указанным выше направлениям значительно возросла в связи с интенсивным развитием беспилотных аппаратов различного назначения, включением в их системы управления современных съемочных систем и вычислителей с большой памятью, а также процессоров, ориентированных на параллельные схемы вычислений; массовым распространением и развитием средств программирования систем искусственного интеллекта; доступностью услуг по обучению нейросетей на больших данных в средах «облачных вычислений». Это обусловило необходимость более полного, чем в существующих решениях, раскрытия потенциала развития КЭНС как единственной альтернативы спутниковым навигационным системам [2].

Спутниковые системы управления движущимися объектами, как оказалось, в современных условиях стали уязвимыми. Мы все больше осознаем, что спутниковые системы управления надо защищать, укреплять и расширять. Орбитальные станции могут быть выведены из строя или просто уничтожены.

В этих условиях ускоренное развитие данной предметной области может быть обеспечено путем расширения исследований и разработок с использованием предметно-ориентированного вычислительного комплекса. Такой комплекс может предоставить специалисту все необходимые средства для сборки моделей широкого спектра КЭНС и макетов технологий их настройки на работу в заданных районах из готовых программных компо-

нентов посредством специального интерфейса к хранилищу компонентов и проводить с ними необходимые вычислительные эксперименты.

Заметим, что кроме специфического функционала, ориентированного на моделирование поисковых КЭНС и макетов технологий их настройки на работу в заданных районах, такой предметно-ориентированный комплекс должен предоставлять пользователю доступ (в том числе в форме API (*application programming interface*, программный интерфейс приложения) для внешних программ) ко всем универсальным средствам работы с геопространственной информацией, т. е. к функционалу общего назначения современных географических информационных систем (ГИС). Таким образом, он должен создаваться в форме прикладной географической информационной системы на базе средств расширения функционала ГИС общего назначения [3].

Следовательно, разработка предметно-ориентированного комплекса моделирования поисковых КЭНС в форме прикладной географической информационной системы (ПГИС КЭНС) является актуальной задачей. И в первую очередь необходимо на основе прогноза влияния на развитие КЭНС новых принципов построения бортовых алгоритмов, их интеллектуализации и самоорганизации, применения специализированных процессоров, ориентированных на специфику параллельной структуры алгоритмов КЭНС, использования новых типов съемочных систем и их комплексирования, а также влияния других достижений информационных технологий, обосновать состав указанных программных компонентов ПГИС КЭНС, выделить те из них, функционал которых уже реализован в смежных областях, определить специфическую именно для КЭНС схему сборки из этих компонентов различных вариантов бортовых алгоритмов и макетов технологий подготовки данных для них. Новые варианты поисковых КЭНС позволят улучшить динамику систем автономного управления, используя принципы перенастраиваемых структур.

В данной статье рассмотрены только КЭНС с двумерным зондированием, в которых сравниваются текущие и эталонные изображения местности применительно к активным и пассивным бортовым съемочным системам в диапазонах длин волн электромагнитного излучения, для которых средства стрессового воздействия имеются или могут быть разработаны.

Для достижения этих целей в § 1 статьи описана максимально общая, но вместе с тем сохраняющая всю специфику поисковых алгоритмов КЭНС математическая модель поисковых алго-

ритмов и процедур их настройки на решение своей задачи в заданном районе, которая включает в себя модель совмещения изображений в качестве частного случая и описывает схему сборки существенно более широкого спектра вариантов КЭНС из программных компонентов, относящихся к перечисленным выше перспективным информационным технологиям и направлениям.

Учитывая повышенные требования к надежности КЭНС, важнейшим видом вычислительного эксперимента с моделями КЭНС является их стрессовое тестирование. В § 2 статьи построена общая математическая модель стрессовых воздействий, обеспечивающих фатальные отклонения от условий нормального функционирования КЭНС, и обоснованы требования к средствам их моделирования в составе ПГИС КЭНС.

## 1. МАТЕМАТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ ПОИСКОВЫХ АЛГОРИТМОВ КЭНС

Рассмотрим КЭНС, в которых съемочная система фиксирует изображение  $S$  сцены на участке местности, а бортовой алгоритм уточняет плановые координаты носителя в момент съемки, т. е. уточняемый параметр  $d = (X, Y)$ . Эти ограничения приняты исключительно для обеспечения возможности наглядной иллюстрации основных положений математической модели и облегчения их восприятия. Они, в конечном счете, не повлияют ни на множество охваченных моделью вариантов КЭНС и процедур их настройки на решение своей задачи в заданном районе, ни на общность результатов анализа модели и их практическую значимость для формирования замысла ПГИС КЭНС.

Будем считать, что район задан, если задано множество  $D$  всех возможных значений уточняемого параметра движения носителя в момент съемки, т. е.  $d \in D$ . Обозначим  $M$  множество всех изображений  $S$ , которые могут поступить от СС на вход бортового алгоритма КЭНС в заданном районе, т. е. при выполнении условия  $d \in D$ .

Тогда можно считать, что КЭНС подготовлена к решению своей задачи в заданном районе, если для любого  $S \in M$  бортовой алгоритм готов выдать в качестве ответа правильное приближение  $\hat{d} = (\hat{X}, \hat{Y}) \in \hat{D}$  к истинному значению  $d \in D$  в момент получения изображения  $S$ , где  $\hat{D}$  – множество все возможных ответов бортового алгоритма. Для известных поисковых алгоритмов множество  $\hat{D}$  конечно и равно набору координат узлов сетки сдвигов рамки, выделяющей очередной фрагмент ЭИ в процессе совмещения текущего и эталонного

изображений в районе применения КЭНС:  $\hat{D} = \{\hat{d}_{j_1 j_2}\}$ ,  $j_1 = 1, 2, \dots, N_1$ ;  $j_2 = 1, 2, \dots, N_2$ . Так как

мы временно ограничились  $D \subset R^2$ , то приближение можно считать правильным, если  $\rho(\hat{d}, d) \leq \varepsilon$ ,

где  $\rho$  – функция расстояния между двумя точками плоскости  $R^2$ , а  $\varepsilon$  – допустимая ошибка, выраженная, например, в метрах. Заметим, что такую интерпретацию подготовки КЭНС к выполнению своей задачи в заданном районе можно рассматривать как первую итерацию на пути к общей математической постановке этой задачи. В традиционных понятиях данная задача состояла в подготовке актуального ЭИ на заданный район.

Очевидно, что возможность решения КЭНС своей задачи в заданном районе определяется наличием связи между полученными от СС изображениями и значениями уточняемого параметра движущегося объекта в момент съемки. Опишем эту связь функцией  $f(S): M \rightarrow D$ . Заметим, что в общем случае это многозначная функция: нельзя гарантировать, что изображения, попавшие в кадр при различных значениях уточняемого параметра движущегося объекта, обязательно различны. Кроме того, не только значения уточняемого параметра определяют содержание изображения. Например, при уточнении плановых координат следует учитывать влияние на изображение высоты движущегося объекта. Будем называть такие факторы и параметры возмущающими. Следовательно, функция  $f^{-1}(d)$ , обратная к  $f(S)$ , в общем случае также многозначна.

К возмущающим факторам можно отнести время года, метеоусловия в районе применения КЭНС и т. п. Отдельно нужно рассматривать стрессовые воздействия на СС КЭНС, которые могут быть целенаправленными. При этом стрессовые воздействия могут обеспечить фатальные отклонения от условий нормального функционирования КЭНС, когда она не сможет выполнить поставленную задачу. Моделирование стрессовых ситуаций в составе ПГИС КЭНС изложено в § 2.

Таким образом, навигационные свойства района применения КЭНС и условия ориентирования в нем можно изучать, анализируя функцию  $f(S): M \rightarrow D$ .

Выберем форму задания исходной информации о приближаемой функции  $I_0\{f(S): M \rightarrow D\}$  при решении задачи настройки КЭНС на работу в заданном районе. Положим, что эта информация задана в виде имитационной компьютерной модели СС:



$$I_0 \{f(S): M \rightarrow D\} = \hat{f}^{-1}(d, p), \quad d \in D, \quad p \in P,$$

где  $p \in P$  – учтенные при моделировании СС возмущающие параметры, сведенные в один обобщенный параметр  $p$  с областью допустимых значений  $P$ . Имитационная модель СС должна приближать функцию  $f^{-1}(d), d \in D$ , обратную к  $f(S): M \rightarrow D$ , что и отражено в ее обозначении.

Перейдем к бортовым алгоритмам КЭНС.

Если КЭНС уже подготовлена к решению своей задачи в заданном районе, то для любого  $S \in M$  бортовой алгоритм выдаст некоторое значение  $\hat{d} \in \hat{D}$ , т. е. он готов вычислить значение некой однозначной функции  $\hat{f}: M \rightarrow \hat{D}$  для любого  $S \in M$ . Но тогда можно считать, что в процессе подготовки было выбрано значение некоторого обобщенного параметра  $\alpha^* \in A$ , ввод которого в бортовую память КЭНС настроил ее на вычисление значений именно этой функции, выделив ее из параметрического семейства, т. е. 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 однозначно определяется значением обобщенного параметра  $\alpha \in A$ . В традиционном понимании этот параметр есть ЭИ района применения. По всем признакам при самых общих предположениях задача подготовки КЭНС к работе в заданном районе оказалась задачей приближения функций, так как в результате подготовки выбирается функция  $\hat{f}(\alpha^*; S)$ , приближающая функцию  $f(S)$  в некотором точном смысле, вытекающем из практических требований к КЭНС. Будем считать, что задан критерий близости двух функций:  $\rho_M(\hat{f}, f) \leq \varepsilon$ , где  $\rho_M$  – метрика в пространстве таких функций, а  $\varepsilon$  – положительное число.

Из арсенала параметрических семейств, применяемых для приближения классических числовых функций, выберем простейшее, и обобщим на функции, аргументы которых представлены матрицами изображений  $S$ , а значения (в простейшем случае) лежат в плоскости  $R^2$ . Простейшим можно считать семейство ступенчатых функции одной числовой переменной. Область задания их аргумента на числовой оси разбита на непересекающиеся отрезки, в пределах которых значение функции постоянно.

Представим область задания функции  $\hat{f}$  в виде объединения  $l$  непересекающихся множеств, которые будем называть классами:

$$M = \bigcup_{j=1}^l K_j, \quad \text{где } K_j \cap K_t = \emptyset \text{ при } j \neq t. \quad (1)$$

Назовем функцию  $\hat{f}(S)$  обобщенной ступенчатой функцией, если она при условии (1) описывается выражением

$$\hat{f}(S) = \sum_{j=1}^l \chi_j(S) \hat{d}_j, \quad (2)$$

где  $\chi_j(S) = 1$ , если  $S \in K_j$ , иначе  $\chi_j(S) = 0$  т. е.  $\chi_j(S)$  представляют собой характеристические функции классов  $K_j$ , а  $\hat{D} = \{\hat{d}_1, \hat{d}_2, \dots, \hat{d}_l\}$ . Обозначим  $\mathbf{d} = (\hat{d}_1, \hat{d}_2, \dots, \hat{d}_l)$ ,  $\mathbf{X}(S) = (\chi_1(S), \chi_2(S), \dots, \chi_l(S))$ .

Тогда в векторной форме выражение (2) примет вид:

$$\hat{f}(S) = \langle \mathbf{X}(S), \mathbf{d} \rangle. \quad (3)$$

Из выражения (3) следует, что задача вычисления значения функции  $\mathbf{X}(S)$  есть известная задача отнесения объекта к одному из  $l$  непересекающихся классов  $K_1, K_2, \dots, K_l$ , и любой алгоритм ее решения по определению является алгоритмом распознавания образов [4]. Очевидно, что известные поисковые алгоритмы решают частный случай задачи распознавания образов в предположении, что множество изображений  $M$  представлено в виде объединения  $l = N_1 \times N_2$  непересекающихся классов  $K_{j_1 j_2}$ . Изображение  $S$  принадлежит классу  $K_{j_1 j_2}$ , если оно получено в малой окрестности  $\hat{D}_{j_1 j_2}$  узла  $\hat{d}_{j_1 j_2}$  сетки сдвигов  $\hat{D} = \{\hat{d}_{j_1 j_2}\}$ ,  $j_1 = 1, 2, \dots, N_1$ ;  $j_2 = 1, 2, \dots, N_2$ . При этом любое изображение  $S \in K_{j_1 j_2}$  совпадает с соответствующим узлу  $\hat{d}_{j_1 j_2}$  фрагментом ЭИ с «точностью» до случайного «слагаемого» с известным законом распределения, как правило нормальным. Подобные предположения могут относиться как к исходным пространствам изображений, полученным от СС, так и к пространствам, полученным в результате применения к ним предварительных преобразований из арсенала методов повышения качества изображений или составления описаний сцен на участках местности, попавших в кадр [5, 6]. Имеем частный случай метода сравнения с эталонами, когда каждый класс описывается единственным эталоном.

Предварительные преобразования изображений в контексте распознавания образов реализуют функцию выделения рабочих признаков распознавания и должны быть обязательно учтены в модели бортовых алгоритмов. С учетом предварительного преобразования  $\pi(S)$  изображения выражения (1), (2) и (3) примут вид (4), (5) и (6) соответственно:

$$\pi M = \bigcup_{j=1}^l \pi K_j, \quad (4)$$

где  $\pi K_j \cap \pi K_t = \emptyset$  при  $j \neq t$ ;

$$\hat{f}(S) = \sum_{j=1}^l \chi_j(\pi(S)) \hat{d}_j, \quad (5)$$

где  $\chi_j(\pi(S)) = 1$ , если  $\pi(S) \in \pi K_j$ , иначе  $\chi_j(\pi(S)) = 0$ , т. е. являются характеристическими функциями классов  $\pi K_j$ .

Обозначим

$$\mathbf{X}(\pi(S)) = (\chi_1(\pi(S)), \chi_2(\pi(S)), \dots, \chi_l(\pi(S))).$$

Тогда в векторной форме выражение (5) примет вид:

$$\hat{f}(S) = \langle \mathbf{X}(\pi(S)), \mathbf{d} \rangle. \quad (6)$$

В определенных условиях известные поисковые алгоритмы сталкиваются с проблемой больших зон поиска, когда применение глобальных схем приводит к необозримому перебору, а локальные градиентные методы не гарантируют достижения глобального экстремума функции сравнения. В то же время при наличии мощных возмущающих факторов перебор приходится осуществлять и в пространстве возмущающих параметров, т. е. фактически затрачивать вычислительные ресурсы на решение посторонних задач. В этих условиях одним из вариантов решения могут стать иерархические разбиения множества  $M$  на классы. Пусть число уровней такого разбиения  $r = 2$ .

Выражение (5) для обобщенной ступенчатой функции, заданной на двухуровневом иерархическом разбиении, приобретает вид:

$$\hat{f}(S) = \sum_{j_1=1}^l \chi_{j_1}(\pi(S)) \sum_{j_2=1}^{h_{j_1}} \chi_{j_1 j_2}(\pi_{j_1}(S)) \hat{d}_{j_1 j_2}. \quad (7)$$

В общем случае для произвольного числа уровней  $r$  получим:

$$\begin{aligned} \hat{f}(S) = & \sum_{j_1=1}^l \chi_{j_1}(\pi(S)) \sum_{j_2=1}^{h_{j_1}} \chi_{j_1 j_2}(\pi_{j_1}(S)) \dots \\ & \dots \sum_{j_r=1}^{h_{j_1 j_2 \dots j_{r-1}}} \chi_{j_1 j_2 \dots j_r}(\pi_{j_1 j_2 \dots j_{r-1}}(S)) \hat{d}_{j_1 j_2 \dots j_r}. \end{aligned} \quad (8)$$

Таким образом, настройка КЭНС на работу в заданном районе может быть поставлена как задача приближения функций:

– функция  $f(S): M \rightarrow D$  задана алгоритмом вычисления значений функции  $\hat{f}^{-1}(d, p)$ ,  $d \in D$ ,  $p \in P$ , аппроксимирующей обратную к  $f$  функцию  $f^{-1}(d): D \rightarrow M$ ;

– в параметрическом семействе обобщенных ступенчатых функций  $\{\hat{f}(\alpha; S): M \rightarrow \hat{D}\}_{\alpha \in A}$  вида

(8) требуется найти такое значение  $\alpha^* \in A$ , чтобы функция  $\hat{f}(\alpha^*; S)$  приближала функцию  $f(S)$ ;

– пример критерия приближения:  $\rho_M(\hat{f}, f) \leq \varepsilon$ , где  $\rho_M$  – метрика в пространстве таких функций, а  $\varepsilon$  – положительное число.

На данном этапе исследования уточнение критериев аппроксимации обратной функции и критерия приближения не требуется. Достаточно принять, что имитационная модель съёмочной системы, реализованная в форме алгоритма вычисления обратной функции  $\hat{f}^{-1}(d, p)$ , обеспечивает возможность получения представительных (в смысле описания поведения приближаемой функции на множестве  $M$ ) наборов «отсчетов» вида  $((d, p); S)$ .

Рассмотрим иллюстративный пример реализации в бортовом вычислителе семейства обобщенных ступенчатых функций вида (7). В литературе, посвященной проблематике КЭНС, распространен термин «эталонная карта местности». В рассмотренном примере использована картографическая интерпретация понятий предложенной математической модели, что оправдано историей: составление и применение карт человеком для ориентации на местности лежит в основе деятельности по развитию КЭНС [5, 7–9].

На рис. 1 представлен принцип работы традиционной КЭНС, дополненной модулем приближенной предварительной оценки координат управляемого объекта. Дополнительный модуль приблизительно в три раза сужает зону поиска для точного модуля. Заметим, что назначение модулей приближенной оценки заключается не только и не столько в сужении зоны поиска для точных алгоритмов в пространстве координат. Такие модули являются универсальными агрегаторами, приводящими неопределенность к виду, для которого агрегируемые точные модули эффективны. Пусть, например, местность в районе коррекции такова, что используемая в модуле точного определения

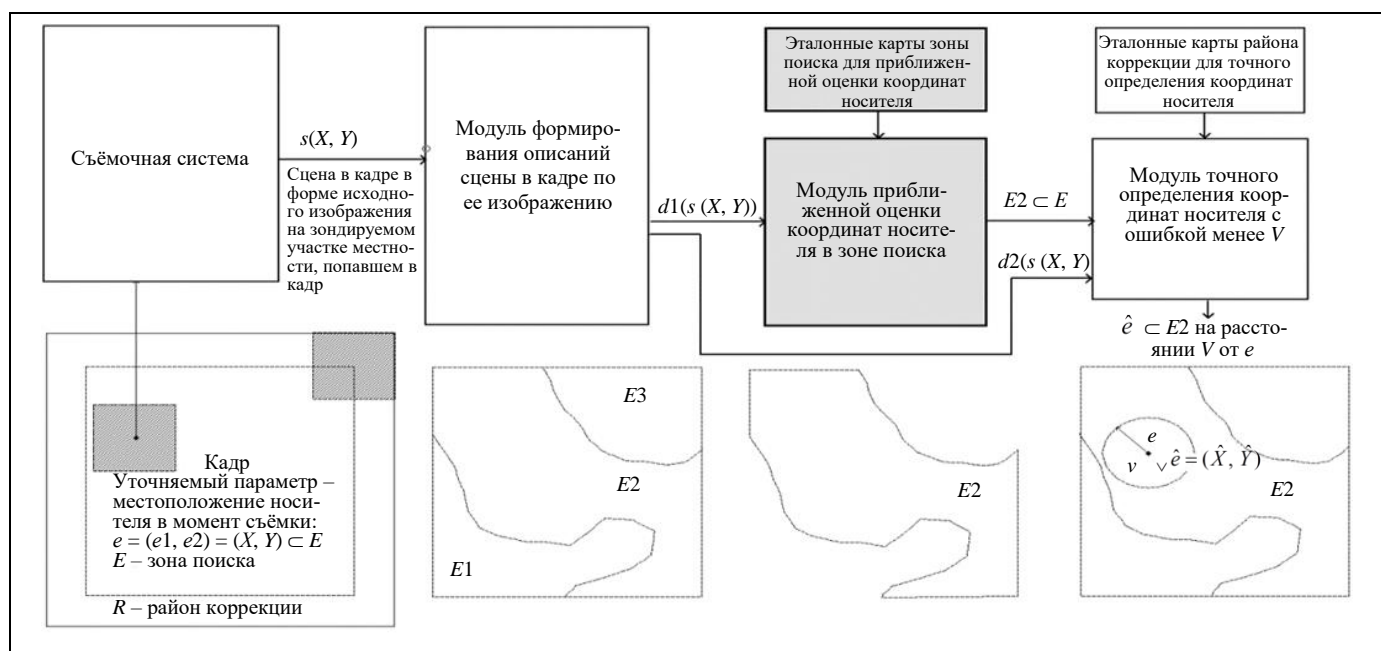


Рис. 1. Двухуровневый бортовой алгоритм КЭНС ( $r = 2$ )

координат функция сравнения текущего изображения с фрагментами эталонной карты имеет несколько близких по значению экстремумов. Тогда модуль не решит свою задачу в районе  $E$ . Если же районирование проведено так, что экстремум в пределах каждого из подрайонов  $E1, E2, E3$  единственный, а агрегатор правильно определит, в котором из них получен кадр, то задача будет решена.

Указанные изменения в бортовых алгоритмах КЭНС порождают новые требования к ЭИ для КЭНС: если традиционные ЭИ являются аналитическими картами геофизических полей и составляются на районы, в границах которых лежат «рамки» всех изображений ландшафта, которые могут быть получены СС в период срабатывания в очередном сеансе уточнения и коррекции параметров движения ЛА с учетом отклонения значений этих параметров от запланированных, то ЭИ для дополнительных модулей иерархического поиска перспективных КЭНС должны состояться на зоны вероятных местоположений ЛА (зоны поиска), а не «рамки» изображений, а по своему содержанию они должны быть синтетическими специальными картами, описывающими типологию ландшафтов на участках местности, которые могут «попасть в кадр» в зоне поиска в период срабатывания датчика. Такие карты представляют собой карты районирования зон поиска, на которых в границах одного района лежат местоположения ЛА, которым соответствуют все кадры – участки зондирования, имеющие ландшафт одного типа, выявляемого по характеристикам ландшафта, ав-

томатически извлекаемым из данных, содержащихся в изображениях, полученных датчиками КЭНС во время сеанса коррекции. Состав информации определяется типом датчиков и бортовыми алгоритмами предварительного преобразования изображений и распознавания образов.

Изменения в содержании ЭИ показаны на рис. 2 и 3 на примере двухуровневой КЭНС (см. формулу (7)), в которой в процессе предварительного преобразования и выделения признаков формируется простейшее описание сцены на текущем изображении с помощью двух двоичных признаков  $P1$  и  $P2$ : значение  $P1$  равно единице, если на изображении обнаружен морфологический элемент местности «объект гидрографии», и нулю в противном случае; значение  $P2$  равно единице, если на изображении обнаружен «объект суши», и нулю в противном случае.

Подобные описания сцен назовем морфологическими ориентирами [4]. Синтетические эталонные карты с границами областей  $D1, D2, D3$  и тремя эталонами  $(0,1), (1,0), (1,1)$  должны быть подготовлены заблаговременно [4]. Подчеркнем, что описан простейший пример, иллюстрирующий принцип, на котором работают модули предварительного оценивания: заблаговременная управляемая кластеризация множества возможных изображений, согласованная с районированием множества возможных значений местоположений, применение алгоритмов распознавания в смысле отнесения входного изображения к одному из заранее фиксированных классов по описанию этих классов на языке признаков.

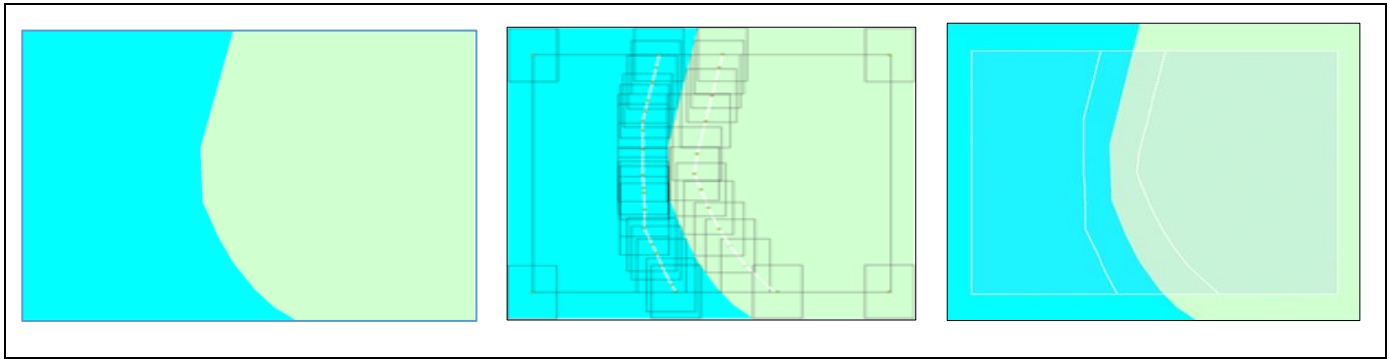


Рис. 2. Район коррекции, участки съемки (кадры), зона поиска

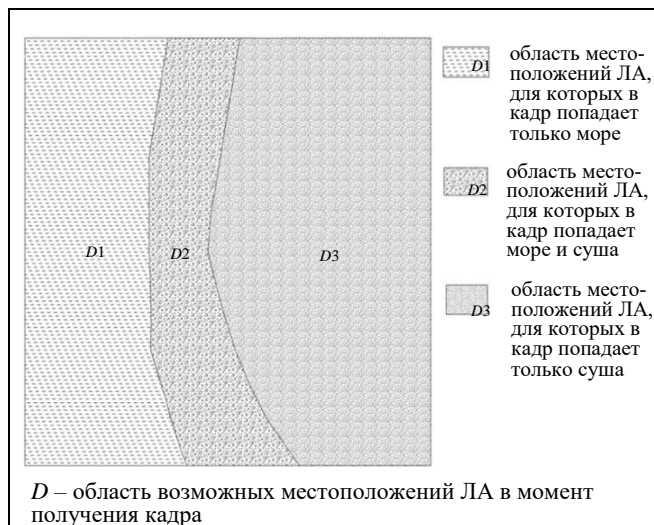


Рис 3. Синтетическая эталонная карта районирования зоны поиска

Признаковое пространство – любое из апробированных в большой практике распознавания. Частный случай – структурные (морфологические, синтаксические) пространства признаков, например, рассмотренное выше, или смешанные – вектор долей площади, занимаемой каждым морфологическим элементом местности в кадре [4, 5, 9].

В общем случае морфологические описания могут быть построены с учетом множества объектов местности. Состав объектов морфологического ориентира ограничивается, с одной стороны, возможностью получения актуальных сведений о границах их распространения, а с другой – возможностью автоматического обнаружения этих объектов за допустимое время модулем предварительной обработки бортового алгоритма в период активизации.

Еще одно направление детализации морфологических описаний – учет отношений и связей между объектами сцены. В этом случае появляется возможность более полного учета специфики

местности при решении КЭНС своей задачи. Но кроме сведений о границах распространения объектов, потребуются сведения и об учитываемых отношениях между ними, а блок формирования описания сцен должен быть настроен на автоматическое распознавание этих отношений и связей во время сеанса активизации КЭНС. Например, отношение вложения (один объект расположен внутри другого) или отношение порядка, учитывающее порядок следования объектов при просмотре сцены по заданным правилам [10–12].

При существенном влиянии возмущающих параметров на сцены и их изображения могут потребоваться серии эталонных карт районирования по областям распространения морфологических ориентиров для определенных рядов значений этих параметров. Пусть, например, возмущающим параметром является высота съемки. Тогда серия соответствует специально выбранному набору высот, т. е. необходима мультимасштабная карта районирования по областям распространения морфологических ориентиров.

## 2. МАТЕМАТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ СТРЕССОВЫХ ВОЗДЕЙСТВИЙ

**Постановка задачи.** Известно распределение яркостей физического поля  $a_{ij}$  в районе тестирования КЭНС. Имеется  $N$  средств стрессового воздействия. Пусть предложен вариант размещения указанных средств стрессового воздействия, состоящий в том, что  $k$ -е средство размещено в точке с пиксельными координатами  $(x_k, y_k)$ ,  $k = 1, \dots, N$ . Требуется автоматически вычислить оптимальные мощности  $A_k$  каждого из  $N$  средств стрессового воздействия, обеспечивающие минимум корреляции между текущим изображением и изображением, полученным в результате стрессового воздействия. В простейшем случае считается, что корреляция вычисляется по окну  $1 \leq i \leq Mx$ ,  $1 \leq j \leq My$ .



**Решение задачи.** В случае описанной расстановки средств стрессового воздействия яркость поля в точке  $(i, j)$  равна (9)

$$a_{ij} + \sum_{k=1}^N A_k \delta_k(i - x_k, j - y_k). \quad (9)$$

Корреляция между этими изображениями равна

$$C = \frac{\sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} a_{ij} \left( a_{ij} + \sum_{k=1}^N A_k \delta_k(i - x_k, j - y_k) \right)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} a_{ij}^2} \sqrt{\sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} \left( a_{ij} + \sum_{k=1}^N A_k \delta_k(i - x_k, j - y_k) \right)^2}}. \quad (10)$$

Для решения задачи необходимо найти вектор амплитуд  $(A_1, \dots, A_N)$ , при котором значение корреляции  $C$  минимально. Условием минимальности является равенство нулю всех частных производных  $C$  по  $A_k$ . Вычислим частные производные (9):

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



$$\begin{aligned}
 & - \sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} \left( a_{ij} \sum_{k=1}^N A_k \delta_k(i-x_k, j-y_k) \right) \sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} a_{ij} \delta_s(i-x_s, j-y_s) - \\
 & \left. - \sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} \left( a_{ij} \sum_{k=1}^N A_k \delta_k(i-x_k, j-y_k) \right) \sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} \left( \delta_s(i-x_s, j-y_s) \sum_{k=1}^N A_k \delta_k(i-x_k, j-y_k) \right) \right\} =
 \end{aligned}$$

(прим. авт. *подчеркнутые члены взаимно сокращаются, при равенстве всех  $A_k$  нулю все производные обращаются в нуль, что соответствует максимуму корреляции*)

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

Таким образом, для нахождения оптимальных амплитуд получается система  $N$  квадратных уравнений с  $N$  неизвестными. Коэффициент при  $A_k^2$  равен

$$\begin{aligned}
 & \sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} a_{ij} \delta_s(i-x_s, j-y_s) \sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} \delta_k(i-x_k, j-y_k)^2 - \\
 & - \sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} a_{ij} \delta_k(i-x_k, j-y_k) \sum_{i=1}^{M_x} \sum_{j=1}^{M_y} (\delta_s(i-x_s, j-y_s) \delta_k(i-x_k, j-y_k)). \tag{11}
 \end{aligned}$$



При  $s = k$ ,  $A_s$  равен нулю. Таким образом, производная  $\frac{\partial C}{\partial A_s}$  зависит от  $A_s$  линейно, и при фиксированных значениях  $A_k$ ,  $k \neq s$ , оптимальное значение  $A_s$  получается однозначно (11).

Указанная линейная зависимость позволяет управлять корреляцией  $C$ , минимально допустимое значение которой может быть заранее установлено в соответствии с частотно-метрическими свойствами поля тестирования. Установка в конкретных точках поля средств стрессового воздействия с амплитудой  $A_k$  обеспечивает построение вектора оптимальных амплитуд установленных средств, при котором значение корреляции  $C$  минимально. Достаточное условие минимизации корреляции текущего изображения и изображения, полученного до стрессового воздействия, определяется вектором  $A_k$  и его размерностью, соответствующей количеству  $N$  средств стрессового воздействия, зависящего от свойств поля района тестирования.

Алгоритм нахождения оптимальных параметров средств стрессового искажения таков:

1. Вычисление квадратичных функций, являющихся числителями полученных выражений для частных производных.

2. Цикл до сходимости. В каждом цикле:

- 2.1. Цикл по  $s$  от 1 до  $N$ . В каждом цикле:

- 2.1.1. Вычисление при фиксированных значениях  $A_k$ ,  $k \neq s$ , однозначно получаемых значений  $A_s$ .

Каждая итерация при этом обеспечивает минимизацию корреляции путем выбора одной амплитуды, т. е. в результате каждой итерации значение корреляции уменьшается. Таким образом, монотонность изменения целевой функции обеспечивает сходимость описанного алгоритма.

Производится последовательный отбор точек  $(i, j)$ , в которых величина яркости поля в заданном диапазоне длин волн  $\lambda$  значительно больше среднего значения яркости района тестирования. В каждом цикле итерации значение  $A_k$  изменяется до получения минимума корреляции между текущим изображением и изображением, полученным до стрессового воздействия на район тестирования в окне с размерами  $1 \leq i \leq Mx$ ,  $1 \leq j \leq My$ . Для выбранного типа изображения устанавливается свой диапазон изменения значений  $A_k$  для управления циклом.

Решение этой задачи получается путем применения итерационного процесса обобщенного поординатного спуска. Каждая итерация включает в себя:

- Минимизацию корреляции путем выбора оптимальных амплитуд при текущем положении средств стрессового воздействия. Сейчас эта задача решена.

- Минимизацию корреляции путем выбора оптимальных положений размещения средств стрессового воздействия при их текущих значениях амплитуд. Эта задача также решена. Решение этой задачи в данной статье не приводится.

Значения  $A_k$  для конкретных средств стрессового воздействия для заданных диапазонов длин волн электромагнитного излучения представлены в специальных источниках. Перед тестированием КЭНС, как правило, средства стрессового воздействия калибруются СС КЭНС.

При реализации данного алгоритма каждое средство стрессового искажения должно быть установлено в соответствии с вычисленными координатами. В зависимости от значения амплитуды в точке с заданными координатами выбирается необходимое средство для стрессового искажения среды функционирования КЭНС. В связи со значительными объемами результатов этих исследований в данной статье они не помещены. Однако вопросы управления средствами стрессового воздействия на КЭНС являются проблемными задачами, требующими своего решения [13, 14].

Средства стрессового воздействия на СС КЭНС должны обеспечивать изменение параметров физических полей Земли в разных диапазонах длин волн электромагнитного излучения. Как правило, это оптические, тепловые, радиотепловые, радиолокационные, геомагнитные и другие геопропространственные поля Земли. Математическая модель стрессового воздействия на КЭНС должна учитываться при синтезе новых навигационных систем, что обеспечит создание современных высокоэффективных КЭНС.

---

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

---

Получена математическая модель поисковых алгоритмов в виде параметрического семейства алгоритмов вычисления обобщенных ступенчатых функций, которая включает в себя модель совмещения изображений в качестве частного случая и описывает схему сборки из алгоритмов выделения признаков на изображениях, описания сцен и классификации существенно более широкого спектра вариантов бортовых алгоритмов КЭНС.

Задача настройки бортового алгоритма КЭНС на решение своей задачи в заданном районе, КЭНС

сведена к задаче приближения заданной функции от изображений со значениями в пространстве уточняемых параметров движущегося объекта обобщенными ступенчатыми функциями. Решение этой задачи сводится к решению задач обучения и самообучения иерархической классификации изображений.

Прикладная ГИС для разработчиков КЭНС и технологий их настройки на решение своей задачи в заданных районах – ПГИС КЭНС – является средством ускорения развития систем управления движущимися объектами, оснащенными КЭНС. Анализ полученной математической модели показал, что существующие модули совмещения изображений, решающие задачу поиска значений оцениваемых параметров движения с требуемой точностью корреляционными методами, должны быть дополнены модулями предварительной приближенной оценки параметров движения методами иерархического распознавания образов. Такие модули при каждой итерации относят изображения к одному из конечного числа классов с помощью методов решения невырожденных задач распознавания образов. Модули совмещения изображений подключаются на последнем шаге. Задача дополнительных модулей заключается в уменьшении неопределенности до уровня, на котором модули совмещения изображений способны эффективно решить свою задачу с требуемой точностью, не будучи в состоянии сделать это при начальном уровне неопределенности. Из этого следует, что в состав программных компонент ПГИС КЭНС необходимо включить компоненты, реализующие известные алгоритмы распознавания, выделения признаков на изображениях и описания сцен.

Настройка КЭНС на решение своей задачи в заданном районе невозможна без наличия имитационных компьютерных моделей используемых ею съемочных систем, способных синтезировать изображения подобно СС для всех возможных районов и условий их применения. В состав ПГИС КЭНС необходимо включить реализующие эти модели программные компоненты, геопространственные данные и модели местности.

Решение задачи настройки сводится к решению невырожденных задач распознавания образов и предполагает построение иерархических разбиений на классы и настройку алгоритмов распознавания, согласованную с районированием территории применения КЭНС с использованием всего арсенала современных средств обучения и самообучения распознающих систем, включая обучение нейросетей. Следовательно, в состав программных компонент ПГИС КЭНС должны

быть включены библиотеки компонентов, относящихся ко всем перечисленным смежным областям исследований и разработок.

Комплекс взглядов на синтез условий применения КЭНС в условиях изменяющейся среды с учетом стрессовых воздействий образуют взаимосвязанную систему. Без должного учета этой системы которой невозможно достичь необходимого эффекта применения КЭНС.

Направлениями дальнейших исследований являются:

- Детализация полученной постановки задачи приближения функций в части критериев приближения, требований к имитационным моделям съемочных систем и их комплексов и дальнейшее математическое исследование этой задачи.

- Построение общей схемы сборки бортовых алгоритмов КЭНС и процедур их настройки на решение своей задачи в заданных районах на основе полученных выше выражений и схем обучения и самообучения распознаванию образов и классификации.

- Разработка методов построения иерархических разбиений множеств изображений на классы, согласованных с районированием территории применения КЭНС.

- Развитие построенной математической модели, описывающей обобщенные ступенчатые функции, с целью выяснения специфики параллельной структуры бортовых алгоритмов КЭНС в интересах проектирования специальных процессоров для бортовых вычислителей.

- Развитие решения задачи стрессового воздействия на КЭНС применительно к различным типам КЭНС, использующим физические поля Земли в разных спектрах длин волн электромагнитного излучения.

## ЛИТЕРАТУРА

1. Белоглазов И. Н., Джанжгава Г.И., Чигин Г.П. Основы навигации по геофизическим полям. – М: Наука, 1985. – 328 с. [Beloglazov, I.N., Dzhanjgava, G.I., Chigin, G.P. Osnovy navigatsii po geofizicheskim polyam. – М: Nauka, 1985. – 328 s. (In Russian)]
2. 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)]
3. Zhangcai, Y. A Multi-Scale GIS Database Model Based in Petri Net // Proceedings of ISPRS Workshop on Service and Application of Spatial Data Infrastructure, XXXVI(4/W6). – Hangzhou, China, 2005. – P. 271–275.



4. Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A. Deep Learning. – Cambridge: MIT Press, 2016. – <http://www.deeplearningbook.org/>.
  5. Ali, R.A., Hardie, R.C. Recursive Non-local Means Filter for Video Denoising // EURASIP Journal on Image and Video Processing. – 2017. – Art. – No. 29 (2017).
  6. Almahdi, R.A., Hardie, R.C. Recursive Non-local Means Filter for Video Denoising with Poisson-Gaussian Noise // 2016 IEEE National Aerospace and Electronics Conference (NAECON) and Ohio Innovation Summit (OIS). – Dayton, OH, USA, 2016. – P. 318–322.
  7. Дуда Р., Харт П. Распознавание образов и анализ сцен. – М.: Мир, 1978. – 511 с. [Duda, R.O., Hart, P.E. Pattern Classification and Scene Analysis. – N.-Y.: John Wiley & Sons, 1973. – 482 p.]
  8. Алчинов А.И., Беклемисhev Н. Д., Кекелидзе В.В. Методы цифровой фотограмметрии. – М.: Технология «Талка», 2007. – 260 с. [Alchinov, A.I., Beklemishev, N.D., Kekelidze, V.V. Metody tsifrovoy fotogrammetrii. – M.: Tekhnologiya «Talka», 2007. – 260 s. (In Russian)]
  9. Майоров А. А., Матерухин А.В., Кондауров И. Н. Структура системы обработки потоковых данных в геосенсорных сетях // Изв. вузов «Геодезия и аэрофотосъемка». – 2018. – Т. 62, № 6. – С. 712–719. [Maurov, A.A., Materukhin, A.V., Kondaurov, I.N. Struktura sistemy obrabotki potokovykh dannykh v geosensornykh setyakh // Izv. vuzov «Geodeziya i aehrofotos"emka». – 2018. – Vol. 62, no 6. – S. 712–719. (In Russian)]
  10. Гороховский И. Н., Балин В.М. К вопросу об автоматизированном проектировании и исследовании одного семейства корреляционно-экстремальных систем навигации // Автоматизация проектирования и исследований корреляционно-экстремальных систем / под ред. В. П. Тарасенко. – Томск: Изд. ТГУ, 1987. [Gorokhovskii, I.N., Balin, V.M. K voprosu ob avtomatizirovannom proektirovani i issledovani odnogo semeistva korrelyatsionno-ehkstreml'nykh sistem navigatsii // Avtomatizatsiya proektirovaniya i issledovani korrelyatsionno-ehkstreml'nykh system / pod red. V.P. Tarasenko. – Tomsk: Izd. TGU, 1987. (In Russian)]
  11. Справочник по теории автоматического управления / под редакцией А. А. Красовского. – М: Наука, 1987. – 712 с. [Spravochnik po teorii avtomaticheskogo upravleniya / pod redaktsiei A.A. Krasovskogo. – M: Nauka, 1987. – 712 s. (In Russian)]
  12. Syryamkin, V.I., Shidlovsky, V.S. Correlation-Extremal Direction-Finding Systems. – Tomsk: Tomsk State University publishing house, 2010. – 317 p.
  13. Gaspar, J., Ferreira, R., Sebastião, P. and Souto, N. Capture of UAVs Through GPS Spoofing // Proceedings of 2018 Global Wireless Summit (GWS). – Chiang Rai, Thailand, 2018. – P. 21–26. – DOI: 10.1109/GWS.2018.8686727.
  14. Zhang, D., Zhou, X., Chang, E., Wa, H., Chen, Y. Investigation on Effects of HP Pulse on UAV's Datalink // IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility. – 2020. – Vol. 62. – P. 829–839.
- Статья представлена к публикации членом редколлегии Б.В. Павловым.*
- Поступила в редакцию 5.10.2021,  
после доработки 11.11.2021.  
Принята к публикации 23.12.2021.*
- Алчинов Александр Иванович** – д-р техн. наук, Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова РАН, г. Москва, ✉ [alchinov46@mail.ru](mailto:alchinov46@mail.ru),
- Гороховский Игорь Николаевич** – канд. техн. наук, НИЦ ТГНО 27 ЦНИИ, Москва, ✉ [gin\\_box@mail.ru](mailto:gin_box@mail.ru).

# A CONCEPTUAL APPLIED GEOGRAPHIC INFORMATION SYSTEM FOR MODELING SEARCH AUTONOMOUS 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 presents a conceptual applied geographic information system (AGIS) for modeling search correlation-extreme navigation systems (CENSs) to control moving objects. As demonstrated below, the development and mass implementation of autonomous navigation systems of this type as the only alternative to satellite navigation systems can currently be based on subject-oriented information technology. The AGIS can be used to assemble models of a wide range of CENSs and models of technologies for adjusting their operation in specified areas with necessary computational experiments. The required software components, storage structure, and interface features are determined by constructing a general mathematical model. While preserving all specifics of the search algorithms of CENSs, this model covers the well-known image combining algorithms and, moreover, includes a synthesis scheme for search algorithms of new-type CENSs using pattern recognition and scene analysis, clustering, neural network training, and cloud data processing. Stress testing is the most important type of computational experiments with CENS models. A mathematical model of stress effects is constructed for a particular case. It describes various operating conditions for CENSs, including fatal deviations from normal operation.

**Keywords:** applied geographic information system, correlation-extreme navigation system, shooting system, pattern recognition, scene analysis, learning machines, neural network, parallel computing, cloud computing, mathematical modeling, stress testing of the system.