

20. Gaiduk A.R., Kapustyayn S.G., Almashaal M.J. Methods Comparison of nonlinear control systems design, *Journal "Vestnik ISPU"*, 2021, No. 4, pp. 21-24.
21. Bela L., Lorink M. Nonlinear control of vehicles and robots, Springer, 2011, 356 pp.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор В.И. Лачин.

Алмашаал Мохаммад Джалаль – Южный федеральный университет; e-mail: almashaal.jalal@gmail.com; г. Таганрог, Россия; тел.: +79287505715; аспирант.

Almashaal Mohammad Jalal – Southern Federal University; e-mail: almashaal.jalal@gmail.com; Taganrog, Russia; phone: +79287505715; graduate student.

УДК 519.688

DOI 10.18522/2311-3103-2022-3-14-26

С.Л. Беляков, А.В. Боженюк, Н.А. Голова, И.Н. Розенберг, К.С. Яворчук

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ РЕКОМЕНДАТЕЛЬНАЯ СИСТЕМА ДЛЯ ПРОСТРАНСТВЕННОГО АНАЛИЗА

Работа посвящена анализу механизмов формирования рекомендаций и оценки реакции на них в интерактивном режиме работы пользователя с геоинформационной системой. Одной из важных областей применения рекомендательных систем является поиск и принятие решений в пространственных ситуациях. Особенностью данного класса задач является неопределенность постановки задач и неоднозначность оценивания решений. Пользователи зачастую сталкиваются с проблемами, которые не имеют четкой формулировки. Стремление их разрешить потребует не только выбора направления поиска решения, но и нахождения адекватной последовательности задач с четко оформленными входными и выходными данными. Рекомендации в таких случаях призваны в диалоге с пользователем-аналитиком планировать стратегию поиска решений. В настоящей работе исследуется интеллектуальная рекомендательная система, использующая опыт диалогового взаимодействия в процессе изучения проблемы. Предлагается модель адаптации к ментальному образу проблемы, который строит пользователь, с учетом уровней его ситуационной осведомленности и когнитивной нагрузки. Особенность модели в использовании визуальных картографических объектов, являющихся индикаторами состояния ментального образа. Рекомендация представляется набором объектов, которые внедряются в область картографического анализа. Тем самым неявно индуцируется определенное смысловое направление повышения ситуационной осведомленности. Предлагается критерий удовлетворенности рекомендациями. Приводится диаграмма состояний рекомендательной системы, описывающая подбор адекватного решаемой проблеме контекста. Под контекстом понимается информационный объект, способный предоставлять программные функции и данные для решения задач ограниченного класса. Последовательность контекстов в сеансе анализа рассматривается как прецедент опыта. Для возможных цепочек контекстов предложены показатели тренда, тенденции и ритма. Через данные показатели оценивается степень смысловой близости прецедентов текущему ходу поиска решения. Их использование позволит повысить скорость адаптации.

Рекомендательная система; интеллектуальная геоинформационная система; ситуационный анализ; представление знаний; принятие решений.

**S.L. Belyakov, A.V. Bozhenyuk, N.A. Golova, I.N. Rosenberg,
K.S. Yavorchuk**

INTELLIGENT RECOMMENDER SYSTEM FOR SPATIAL ANALYSIS

The work is devoted to the analysis of mechanisms of formation of recommendations and evaluation of the user's reaction to them in the interactive mode of work with the geoinformation system. One of the important areas of application of recommender systems is the search and decision-making in spatial situations. A peculiarity of this class of problems is the uncertainty of task

definition and ambiguity of decision evaluation. Users are often faced with problems that do not have a clear formulation. To try to solve them, it is necessary not only to designate the direction of solution search, but also to find an adequate sequence of tasks with clearly formulated input and output data. Recommendations in such cases are designed in a dialogue with the user-analyst to develop a strategy for finding solutions. In this paper we study a smart recommendation system using the experience of dialog interaction. We propose a model of adaptation to the mental image of the problem, which builds the user, taking into account the levels of situational awareness and cognitive load. The peculiarity of the model is the use of visual cartographic objects, which are indicators of the state of the mental image. A recommendation is represented by a set of objects that are introduced into the field of cartographic analysis. This implicitly induces a certain semantic direction of increasing situational awareness. A criterion of satisfaction with the recommendation is suggested. A diagram of recommender system states, which describes the selection of context, adequate to the problem being solved, is given. The context is understood as an information object, capable of providing program functions and data for solving problems of a limited class. A sequence of contexts in an analysis session is considered as a precedent of experience. Indicators of trend, tendency and rhythm are proposed for possible chains of contexts. The degree of semantic proximity of precedents to the current course of search for a solution is estimated by these indicators. Their use will increase the speed of adaptation.

Recommender system; intelligent geoinformation systems; situational analysis; knowledge mining; decision making.

Введение. Процесс решения разнообразных задач, в том числе с использованием геоинформационных сервисов (ГИС), может иметь принципиальное различие, известное из когнитивной психологии [1, 2]. Выделяют решение задач и решение проблем. В первом случае предполагается известной цель и стратегия ее достижения, но недостает информации и знаний для реализации отдельных шагов. Это заставляет аналитика, стремящегося достичь результата, восполнять дефицит привлечением внешних источников пространственных данных и знаний. Решение проблемы отличается отсутствием четкого представления о цели и стратегии ее достижения. Подобная неопределенность требует от аналитика применения эвристик и визуально изучать пространственные представления данных и знаний с целью создания ментального образа проблемы в своем сознании. Совместная работа ГИС и аналитика способна привести к результату, который наиболее ценен в применении интеллектуальных систем – получению нового знания и его применению в ранее не известных условиях.

В процессе поиска решения проблемы ГИС отводится роль интеллектуального партнера, рекомендующего визуально изучать картографические изображения с нужными свойствами. Известно, что одна и та же пространственная область может быть показана на экране различным числом вариантов. Комбинируя классы объектов и отношений, ГИС способна порождать у аналитика разнообразные ментальные образы. По этой причине практический интерес представляет реализация рекомендательного сервиса в мобильном устройстве. Отличительными особенностями такой реализации является работа в режиме клиент-сервер, ограничения на ресурсы визуализации клиента, доступность пространственного положения аналитика и возможность отслеживать его динамику, а также наблюдаемость параметров состояния среды.

Важно иметь в виду, что мобильное приложение реализует задачу поиска информации, полезность которой определяется состоянием пользователя-аналитика. Состояние – это данные о ментальном представлении аналитика о смысле поставленной задачи, стратегии поиска ее решения и текущей оценке достигнутого результата. По очевидным причинам получить эту информацию явно и напрямую идентифицировать состояние пользователя не удастся. Следовательно, мобильное приложение должно приближенно оценивать состояние аналитика и рекомендовать ему изучить соответствующие его состоянию картографические материалы. Успешность рекомендаций оценивается косвенно.

В настоящей работе исследуются вопросы: как адаптироваться к неопределенности, каковы формы представления знаний и опыта пространственного анализа, как устроен механизм смыслового наполнения потока картографических данных.

Постановка задачи. Рассматривается мобильная система, которая в диалоге с пользователем решает прикладную проблему пространственного характера, отличающуюся следующими особенностями:

- ◆ пользователь не имеет четкой формулировки задачи, позволяющей применить имеющиеся в мобильном приложении программные инструменты для получения решения;

- ◆ пользователь ищет решение путем изучения пространственной области для создания ментального образа задачи. Ментальный образ – целостное представление о цели и признаках ее достижения;

- ◆ в ходе пространственного анализа пользователем варьируются смысловые направления отбора пространственных данных и их визуального представления. Цель этих действий – достижение достаточного для принятия решения уровня ситуационной осведомленности;

- ◆ с течением времени растет когнитивная нагрузка пользователя, обусловленная необходимостью отбирать полезные данные из общего потока получаемой пространственной информации. Рост когнитивной нагрузки отрицательно сказывается на целостности ментального образа задачи.

Как возможный путь организации процесса поиска и принятия решения, далее рассматривается рекомендательный режим проведения пространственного анализа. Он заключается в том, что всякий ответ на запрос серверу пространственных данных является рекомендацией, включающей в себя полезную для принятия решения информацию. Полезность рекомендации обеспечивается использованием контекста, который подбирается соответственно ходу диалога.

Чтобы реализовать указанный подход, следует проанализировать задачи: что представляет собой механизм адаптации рекомендательной системы к ходу пространственного анализа и какова роль знаний в представлении и использовании контекста.

Обзор известных исследований. Пространственный анализ является универсальным инструментом, который применим в разнообразных ситуациях. Этим определяется популярность и широкое распространение геоинформационных технологий [3]. Целью пространственного анализа является выявление пространственных объектов и отношений, знание которых позволит аналитику принять более эффективное решение. Такая возможность особенно важна для мобильных систем, которые изначально предполагают изменение своего пространственного положения. Научные исследования в направлении создания универсальных инструментов пространственного анализа обширны [3, 4]. Их отличает разнообразие, порожденное не только различным смыслом решаемых проблем, но и степенью обобщения в разработке формальных методов. Однако, уместное применение того или иного инструмента остается субъективным выбором аналитика. Как следствие, возникает необходимость обращения к практическому опыту выполнения пространственного анализа. Этот аспект остается неисследованным.

Совместная работа аналитика с геоинформационным сервисом продолжает находиться в центре исследований [5]. Особенная роль визуального интерфейса состоит в том, что он является и инструментом, и результатом пространственного поиска. Визуальное изучение фрагментов пространства в разном масштабе, оформлении, тематике порождает в сознании аналитика целостный ментальный образ пространства. Для этого он реализует некоторую познавательную стратегию. Ее реализация должна поддерживаться геосервисом в двух направлениях – предоставления интуитивного интерфейса (UX) и интуитивно понимаемых ответов на запросы. Первая задача исследуется давно и поставлена в основополагающих ра-

ботах в области геоинформатики [6]. Автор упоминаемой работы указывает на основное свойство интерфейса – соответствовать и способствовать пространственному мышлению пользователя. В области мобильных устройств эта тема развивается достаточно независимо [7]. Предметом исследований являются сенсорные компоненты и психо-физические особенности восприятия. Что касается дизайна ответов на пространственные запросы, то пространственный анализ обладает спецификой. Из-за непрерывности пространства всякая совокупность объектов или отношений не может быть «вырвана» из контекста анализа. Эта совокупность должна быть дополнена объектами и отношениями, которые неявно соответствуют запросу. Эта задача изучена недостаточно.

Характер диалогового взаимодействия аналитика с мобильным приложением при пространственном анализе указывает на близость таких систем к рекомендательным [8]. Полученные пространственные данные можно рассматривать как рекомендации, полезные для принятия решений. Рассмотрим результаты исследований в области контекстно-зависимых рекомендательных систем.

Наиболее близкое направление исследований [9] связано с проектированием диалоговых систем, реализующих интеллектуальную поддержку некоторого аналитического процесса. Процесс может быть достаточно сложным и включать в себя поиск и анализ данных, моделирование прикладных процессов, выбор артефактов из репозитория аналитической системы, обмен сообщениями с профессиональной группой социальной сети, подготовку обобщающих отчетов, и т.д. Пользователь решает задачу 4W – who, what, when, where ? Перед системой информационной поддержки пространственного анализа ставится задача идентификации контекста. Если это не сделано, то с большой вероятностью информационный поток превратится в шум.

Первоочередной проблемой, которую ставят исследователи в этом случае, является определение состава контекста. В него могут быть включены очень разнородные информационные компоненты – от имени пользователя до географического положения предмета анализа. В работе [10] эта проблема решается введением набора конкретных факторов в количестве 13, объединенных в 4 группы (соответствующих 4W). Предложенная модель контекста далее подвергается статистической проверке с целью выявления корреляции каждого фактора в отдельности с применяемыми командами пользовательского интерфейса. Каждая ситуация, таким образом, представляет собой существенно важное изменение текущих значений параметров контекста. Соответственно ситуации вырабатывается решение о предоставлении аналитику некоторой дополнительной информации. Недостатком работ данного направления следует считать:

- ◆ использование единственного контекста, в котором интерпретируются ситуации. Исключена неоднозначность ситуаций в различных контекстах. Это ограничивает применение знаний о действиях, которые должны предприниматься в соответствующих ситуациях;
- ◆ для рекомендаций аналитику используются поверхностные знания, не отражающие логику применения опыта экспертов. Рекомендации аналитику формируются, исходя из фиксированных значений параметров контекста;
- ◆ достоверность принятых решений определяется экспериментальной подстройкой значений параметров контекста. Из-за этого возможна ситуация, когда изменение условий эксплуатации приведет к неконтролируемому ухудшению качества решений.

Исследования, связанные с синтезом контекстов, анализируют динамические и статические контексты [11], используют онтологии для их описания. Отличием данных исследований является описание метаонтологий и производных от них

онтологий, которые могут затем использоваться для повышения ситуационной осведомленности. Технической реализацией создания, хранения и использования онтологий являются онтологические сервисы. Первым шагом создания онтологии является приобретение знаний и структуризация контекста. Здесь определяется содержание онтологии. На следующем этапе моделирования создаются концепты, определяющие 5W(who, when, what, where and why). Предполагается, что именно на данном этапе создается статическая либо динамическая онтология. Используется понятие состояния онтологии: готова, используется, приостановлена, продолжена, завершена [11]. Логический вывод почти всегда применяется для того, чтобы преодолеть неопределенности и неоднозначности, неизбежные для контекстов. Наконец, на этапе распределения (распространения) онтологий предоставляется механизм доступа по запросу или подписки на использование.

Проблема достижения полноты контекста решается достаточно трудно. Это порождает исследования, использующие некоторые частные особенности контекстов. Например, привлекается аппарат скрытых марковских цепей [12] либо «внеконтекстных» правил, позволяющих распознать ситуацию в заданном контексте [13].

Необходимость использовать контексты при поиске информации давно известна как средство повышения качества поисковой выдачи [14]. Исследования в этой области ставят целью нахождение механизмов связывания контекстов с запросами пользователя и представлением (индексированием) документов в рамках определения контекста. В указанной выше работе предложено использовать онтологические профили для коллекций документов. Каждый профиль отражает содержание коллекции, специфицируя концепты и связи между ними. Каждому концепту сопоставляется вектор терминов и вектор весов терминов, обнаруженных в соответствующей коллекции документов. Авторы предлагают расширять запросы пользователя добавлением выражений, которые включают дополнительные термины рабочего профиля и исключают термины других профилей.

В работе [15] идея применения контекста, заданного онтологией, развита на более общий случай. Рассматриваются модели векторного и статистического ранжирования документов. Роль контекста в том, что при ранжировании предлагается учитывать весовые коэффициенты концептов уровня онтологии, сопоставленного текущему контексту.

Исследования применения контекстов для реализации рекомендательных систем специфичны тем, что решают проблемы компактности представления контекстов. Это обусловлено их применением в мобильных устройствах. Например, в работе [16] предложен подход для минимизации параметров контекста, использующий машинное обучение на данных сенсоров. По существу, речь идет о выделении существенных параметров контекста.

В работе [17] исследован другой аспект – комбинирование контекстов. В работе предложено некоторое частное решение по формированию рекомендации, основанное на использовании регистрационных данных пользователя социальной сети. Применение глубокого машинного обучения нейросети позволило ранжировать рекомендации за приемлемое время. Подобные исследования нуждаются в обобщении функций использования нескольких контекстов.

Экспериментально подтверждая практическую полезность использования контекстов при формировании рекомендаций [18], проведенные исследования ставят в качестве дальнейших направлений исследования адаптацию онтологий к контексту.

Контексты в системах принятия решений используются с целью снижения когнитивной нагрузки на оператора, предоставления знаний для принятия решений, повышения уровня ситуационной осведомленности. Как указано в работе [19], эволюция систем принятия решений в промышленности развивается по пути

распределенных вычислений. Это означает информационную поддержку чрезвычайно разнообразного смыслового наполнения. Как следствие, использование контекста принятия решений является принципиально необходимым. Характерно то, что ожидается рост охвата сетевых реализаций: как проводных, так и беспроводных сетей. Это важно с точки зрения общедоступности ресурсов, необходимых для принятия решений.

Как отмечается в работе [20], практическое применение систем поддержки принятия решений требует выявления соответствия ситуации известным, обобщения и детализации. Эти требования определяют основные направления исследований в рассматриваемой области. Авторы описывают макет мобильного приложения, которое частично реализует сформулированные принципы. Результаты подобных исследований могут использоваться главным образом для практической реализации систем принятия решений, так как не затрагивают вопросов представления и распространения знаний.

Применению моделей машинного обучения посвящен обзор [21]. В нем обстоятельно рассмотрены вопросы: направления и возможности применения ML для построения рекомендательных систем, особенность процесса обучения моделей, позволяющая добиваться положительного эффекта в решении задач, путей решения проблем неопределенности, неоднозначности и неточности опытных данных.

Из анализа публикаций можно сделать следующие выводы:

- ◆ мобильные приложения, реализующие пространственный анализ, наиболее близки к контекстно-зависимым рекомендательным системам. Использование их принципов организации в большей степени способствует достоверности рекомендаций. Построение и использование контекстов и рекомендаций для этого случая изучено недостаточно;

- ◆ выработка рекомендаций при пространственном анализе носит характер процесса. Конечное решение строится аналитиком как результат визуального изучения последовательности рекомендованных пространственных объектов и отношений. Такой режим работы контекстно-зависимых рекомендательных систем мало исследован;

- ◆ конечными показателями качества взаимодействия пользователя с рекомендательной системой являются ситуационная осведомленность и когнитивная нагрузка. Их следует использовать для оценки экспериментально реализованных вариантов системы;

- ◆ учитывая высокую роль адаптации рекомендательной системы к ментальному состоянию аналитика, малоперспективными представляются модели знаний из области ML. Необходим поиск модели представления знаний, которая отображает интуитивно понимаемый «смысл» пространственных ситуаций.

Принцип адаптации пространственного анализа. Рассмотрим, каким образом вырабатываются и представляются рекомендации. Будем считать, что картографическая база геосервиса является множеством объектов

$$O = \{o_1, o_1, \dots, o_{|O|}\}.$$

Пользователь, отправляя запросы на получение фрагментов местности, строит в мобильном приложении рабочую область

$$w_R \subset O, |w_R| \ll |O|.$$

В рабочую область включаются объекты, полученные по запросам

$$w_R = \cup_i q_i,$$

где q_0, q_1, \dots, q_Q – последовательность запросов, формируемых пользователем через интерфейс пространственного анализа. Следует обратить внимание, что пространственные запросы указывают условия отбора объектов, но не описывают важный

для картографического представления «фон», на котором они должны отображаться. Например, здания и сооружения в контексте оценки их расположения относительно водоемов не требуют отображения транспортной инфраструктуры. Если же речь идет об анализе транспортной доступности, это необходимо сделать обязательно. В противном случае целостность изображения нарушается. Поэтому, получая запрошенные данные, пользователь обычно вручную адаптирует нужным образом картографический «фон».

Представим рабочую область, созданную с применением рекомендаций, в виде

$$w_R = \cup_i (q_i \cup E_{c_k}(q_i)), \quad (1)$$

где $E_{c_k}(q_i)$ – функция конструирования рекомендации. Функция отображает множество картографических объектов ответа на запрос в установленном контексте c_k в дополнительный набор объектов. Этот дополнительный набор концентрирует восприятие и делает ответ на запрос в установленном контексте полезнее. Функция $E_{c_k}(q_i)$ программно реализуется как интерпретатор правил, задающих пространственную, временную и семантическую границы рабочей области. Правило связывает типы и экземпляры картографических объектов и отношений запроса с типами и экземплярами объектов рекомендации. Правила пространственного характера, кроме того, задают форму геометрической области, охватывающей ответ на запрос в целом.

Функция $E_{c_k}(q_i)$ является атрибутом контекста. Считается, что геосервис включает описание множества контекстов $C = \{c_k\}$. Представление (1) позволяет:

- ♦ включить рекомендации в диалог «прозрачным» для пользователя образом. Рекомендация не выделена как особый информационный объект, а встроена в изображение рабочей области;
- ♦ действия пользователя с объектами рекомендации (удаление, добавление или модификация) указывают неудовлетворенность аналитика и позволяют адаптироваться к его ментальному состоянию.

Последнее замечание представляет особый интерес. Поскольку ментальное состояние пользователя недоступно для прямого наблюдения, вывод об удовлетворенности диалогом можно оценить по его реакции на объекты рекомендации. Эти объекты не запрашивались напрямую и могут использоваться как индикатор.

Целью адаптации является выбор такого контекста $c_T \in C$ в котором рекомендации максимально полезны. С учетом (1) это означает, что воздействие пользователя на картографические объекты рекомендаций не превосходит заданного уровня:

$$n_T < | \cup_i E_{c_k}(q_i) |. \quad (2)$$

Здесь T есть временной интервал наблюдения за диалогом. Если ограничение (2) нарушено, рассогласование ментального образа и установленного контекста считается существенным. Далее следует процедура подбора контекста. На рис. 1 показана диаграмма состояний рекомендательной системы, отражающая процесс адаптации. Состояние «**Работа в установленном контексте**» соответствует непрерывному контролю величины расхождения n_T . Рекомендательная система находится в этом состоянии все время, в течение которого рекомендации согласуются с процессом анализа. При наступлении события «**Отклонение n_T значимо**» система переходит в состояние «**Поиск контекста**». В этом состоянии формируются рекомендации, соответствующие «нейтральному контексту». Рекомендации включают в себя объекты и отношения общегеографического содержания без какой-либо специализации. Поиск выполняется соответственно текущей локализации пользователя, области анализа на карте и истории использования контекстов в

текущем сеансе. В этом состоянии система может находиться сколь угодно долго, если при текущем состоянии диалога не удастся выработать решение, соответствующее (2). Если же в информационной базе удастся найти «перспективный контекст», выбор требуется подтвердить. Система переходит в состояние «Подтверждение контекста», в котором в течение заданного интервала времени t_{conf} выдаются частичные рекомендации. Частичной считается рекомендация

$$\tilde{E}_{c_k}(q_i) \subset E_{c_k}(q_i), |\tilde{E}_{c_k}(q_i)| = g(t)|E_{c_k}(q_i)|, 0 < g(t) < 1, 0 < t < t_{conf}.$$

Здесь $g(t)$ есть возрастающая функция времени. Пользователь в течение времени t_{conf} получает рекомендации с сокращенным числом объектов. Если за это время пользователь не предпринимает значимых усилий по удалению рекомендуемых объектов, контекст считается подтвержденным.

Если подобрать и подтвердить контекст не удастся, рекомендательная система работает в «нейтральном контексте» либо завершает сеанс.

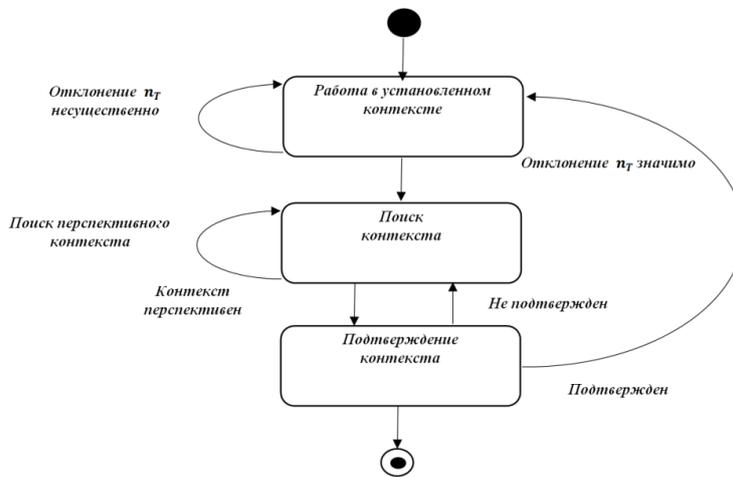


Рис. 1. Диаграмма состояний рекомендательной системы

Определение контекста. Контекст является информационным объектом, включающим в себя любую информацию для классификации наблюдаемой ситуации и принятия адекватных решений [22]. С контекстом связывается понятие смысла, важное для оценки полезности рекомендаций. Выбор контекста является проблемой, которую приходится решать в условиях неопределенности отображения смысла. Рациональным представляется строить выбор, используя следующий подход:

- ◆ выбор контекста осуществляется на основе опыта, представленного ранее выбиравшихся цепочек контекстов в сеансе пространственного анализа;
- ◆ логика выбора контекста использует оценку близости контекстов;
- ◆ мера близости моделирует смысловую близость контекстов;
- ◆ использование близких по смыслу контекстов гарантирует разумность рекомендаций.

Цепочка контекстов $\bar{c}_m = \langle \bar{c}_{m1}, \bar{c}_{m2}, \dots, \bar{c}_{mn} \rangle$, порожденная в сеансе пространственного анализа, является прецедентом опыта:

$$\bar{c}_m \in C^M, m = 1, 2 \dots M.$$

Цепочка контекстов имеет привязку к пространственной (L_S), временной (L_T) и семантической (L_C) области выполненного анализа. Используя эту область, можно задать одну из большого числа известных метрик близости $d(\bar{c}_a, \bar{c}_b)$ [23].

Используя идею, лежащую в основе case based reasoning (CBR) [24], близкие прецеденты следует считать перспективными для выработки рекомендаций. Учитывая многовариантность выбора подходящего контекста, представляется целесообразным использовать свойства цепочек контекстов, аналогичные свойствам временных рядов. Введем следующие свойства:

- ♦ тренд $\tilde{c}_m \subseteq \bar{c}_m$ как последовательность уникальных контекстов цепочки. Наличие тренда позволяет выбирать следующий контекст относительно текущего как наиболее перспективный. Разумность выбора следует из предположения, что близко расположенные пространственно-временные объекты близки по смыслу. Очевидно, что любая непустая цепочка контекстов имеет непустой тренд;

- ♦ тенденция $\tilde{c}_m \subseteq \tilde{c}_m$ как подпоследовательность тренда любой длины. Имея тенденцию, можно выбирать любой контекст, находящийся правее текущего. Разумность такой стратегии в том, что предполагаемое развитие процесса анализа через некоторое время приведет к выбранному контексту. Тенденция существует при $|\tilde{c}_m| > 1$;

- ♦ ритм $\bar{t}_m = \langle t_{m1}, t_{m2}, \dots, t_{mr} \rangle$ как последовательность временных интервалов между изменением контекста анализа. Ритм может быть определен для цепочки контекстов, ее тренда или тенденции. Выбор контекста на основе ритма разумен тем, что прогнозирует момент времени изменения смыслового направления анализа.

Чтобы выбрать контекст на текущем этапе пространственного анализа, необходимо следовать известному циклу CBR: для имеющейся цепочки контекстов выявить наиболее близкие, отобрать любой из них как перспективный соответственно описанным выше свойствам цепочек и применить данные контекста для формирования рекомендаций.

Экспериментальное исследование. Эффект применения предложенных в работе принципов работы recommender system может быть достоверно оценен в случае, когда система обладает адекватными знаниями. Эти знания представлены прецедентами анализа. Удовлетворенность рекомендациями можно оценить, по нашему мнению, только опросом пользователей. Такие методики известны [25]. Поэтому целью экспериментального исследования было поставлено получение оценки показателей ситуационной осведомленности (SA) и когнитивной нагрузки (CL) при заданном пространственном размещении цепочек контекстов, участвовавших в сеансе пространственного анализа.

С этой целью была создана тематическая карта пространственной области, которая изучалась без recommender system. На одном из слоев были картографированы экспертные оценки SA (рис. 2,a). На втором слое – оценки CL (рис. 2,b). Уровни SA и CL оценивались по 10-балльной шкале. Максимальная ситуационная осведомленность либо когнитивная нагрузка соответствовала значению 10. Оценки были усреднены, что позволило получить значения $m_{SA} = 4,2$ и $m_{CL} = 8,5$. Следовательно, пользователь мобильного приложения получит результат, субъективно соответствующий указанным уровням SA и CL

Для моделирования анализа с использованием рекомендаций было описано 5 прецедентов с 6 контекстами. Каждому прецеденту соответствовала область на карте с парой значений приращений уровней SA и CL (рис. 2,c). Слои SA и CL были обновлены с учетом приращений. Новые усредненные уровни SA и CL составили $m_{SA} = 7,1$ и $m_{CL} = 8,1$. Этот результат логичен, поскольку приобретение опыта потенциально способствует повышению полезности картографической информации.

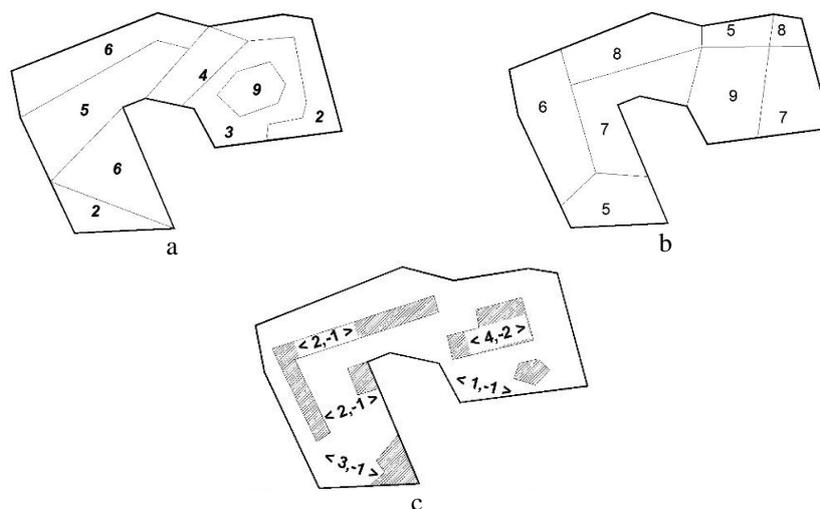


Рис. 2. Распределение уровней ситуационной осведомленности и когнитивной нагрузки

Далее моделировались 10 сеансов анализа, каждый из которых случайным образом располагался на карте. Каждая область анализа пересекалась с исходными областями и зонами прецедентов. Средние значения SA и CL для зон сеансов оказались равными $m_{SA} = 8,0$ и $m_{CL} = 6,5$. Таким образом, на модели SA возросла в 1.9 раза, уровень CL снизился в 1.3 раза. Полученные числовые данные для рассматриваемого случая дают конкретное представление о потенциальных возможностях повышения полезности пространственного анализа с использованием рекомендательной системы.

Заключение. Интеллектуальное управление процессом пространственного анализа при решении трудно формализуемых задач реализуется за счет специальных мер по выработке рекомендаций и смены контекстов. В данной работе предложены методы решения этих задач. Предложена концепция представления рекомендаций как составной части картографического изображения. Описана формальная модель конструирования рабочей области. Предложен принцип работы рекомендательной системы, который заключается в поиске контекста текущего диалога. Выбор контекста основан на знаниях о накопленном опыте пространственного анализа. Цепочки контекстов, представляющие опыт, предложено идентифицировать тремя параметрами – трендом, тенденцией и ритмом. Они используются при оценке близости прецедентов в ходе прецедентного анализа.

Экспериментальное исследование показало, что по мере накопления опыта проведения пространственного анализа рост ситуационной осведомленности способен опережать увеличение уровня когнитивной нагрузки пользователя-аналитика.

Дальнейшие исследования предполагается проводить в направлении поиска более эффективных моделей представления опыта и логики формирования рекомендаций.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Логинов Н.И., Спиридонов В.Ф., Курбанов К.А. [и др.]. Устойчивые индивидуальные различия в предпочтениях ментального vs воплощенного режимов решения мыслительных задач // Когнитивная наука в Москве: новые исследования: Матер. конференции, Москва, 23–24 июня 2021 года / под ред. Е.В. Печенковой, М.В. Фаликман, А.Я. Койфман. – М.: БукиВеди, Институт практической психологии и психоанализа, 2021. – С. 255-260.

2. *Спирidonov В.Ф.* Психология мышления. Решение задач и проблем: учеб. пособие. – 2-е изд., испр. и доп. – М.: Изд-во Юрайт, 2019.
3. *Dr Michael J de Smith, Prof Michael F Goodchild, Prof Paul A Longley & Associates.* Geospatial Analysis A Comprehensive Guide to Principles Techniques and Software Tools. – 6th ed., 2018, UK.
4. *Haifa Tamiminia, Bahram Salehi, Masoud Mahdianpari, Lindi Quackenbush, Sarina Adeli, Brian Brisco.* Google Earth Engine for geo-big data applications: A meta-analysis and systematic review // *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing.* – 2020. – Vol. 164. – P. 152-170. – <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.04.001>.
5. *Haoxuan Wang, Yuna Ni, Ling Sun, Yuanyuan Chen, Ting Xu, Xiaohui Chen, Weihua Su, Zhiguang Zhou.* Hierarchical visualization of geographical areal data with spatial attribute association // *Visual Informatics.* – 2021. – Vol. 5, Issue 3. – P. 82-91. – <https://doi.org/10.1016/j.visinf.2021.09.001>.
6. *Michael F. Goodchild.* Spatial Thinking and the GIS User Interface // *Procedia - Social and Behavioral Sciences.* – 2011. – Vol. 21. – P. 3-9. – <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2011.07.002>.
7. *Muhammad Nazrul Islam, Harry Bouwman.* Towards user-intuitive web interface sign design and evaluation: A semiotic framework // *International Journal of Human-Computer Studies.* – 2016. – Vol. 86. – P. 121-137. – <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2015.10.003>.
8. *Singh, Pradeep & Dutta Pramanik, Pijush & Dey, Avick & Choudhury, Prasenjit.* Recommender Systems: An Overview, Research Trends, and Future Directions // *International Journal of Business and Systems Research.* – 2021. – Vol. 15. – P. 14-52.
9. *Maria del Carmen Rodríguez-Hernández, Sergio Ilarri.* AI-based mobile context-aware recommender systems from an information management perspective: Progress and directions // *Knowledge-Based Systems.* – 2021. – Vol. 215. – 106740. – <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2021.106740>.
10. *Shaina Raza, Chen Ding.* Progress in context-aware recommender systems – An overview // *Computer Science Review.* – 2019. – Vol. 31. – P. 84-97. – <https://doi.org/10.1016/j.cosrev.2019.01.001>.
11. *Jose Aguilar, Marxfhony Jerez, Tania Rodríguez.* CAMEOnto: Context awareness meta ontology modeling // *Applied Computing and Informatics.* – 2018. – Vol. 14. – P. 202-213.
12. *Saurabh Sharma, Harish Kumar Shaky, Venkatarri Marriboyina.* A location based novel recommender framework of user interest through data categorization // *Materials Today: Proceedings.* – 2021. – Vol. 47, Part 19. – P. 7155-7161. – <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2021.06.325>.
13. *Myung Jin Choi, Antonio Torralba, Alan S. Willsky.* Context models and out-of-context objects // *Pattern Recognition Letters.* – 2012. – Vol. 33. – P. 853-862.
14. *Geir Solskinnsbakk, Jon Atle Gulla.* Combining ontological profiles with context in information retrieval // *Data & Knowledge Engineering.* – 2010. – Vol. 69. – P. 251-260.
15. *Xuan Lv, Nora M. El-Gohary.* Enhanced context-based document relevance assessment and ranking for improved information retrieval to support environmental decision making // *Advanced Engineering Informatics.* – 2016. – Vol. 30. – P. 737-750.
16. *Moshe Unger, Ariel Bar, Bracha Shapira, Lior Rokach.* Towards latent context-aware recommendation systems // *Knowledge-Based Systems.* – 2016. – Vol. 104. – P. 165-178.
17. *Bin Xia, Zhen Ni, Tao Li, Qianmu Li, Qifeng Zhou.* VRer: Context-Based Venue Recommendation using embedded space ranking SVM in location-based social network // *Expert Systems With Applications.* – 2017. – Vol. 83. – P. 18-29.
18. *Cioara T., Anghel I., Salomie I., Dinsoreanu M., Copil G., Moldovan D.* A self-adapting algorithm for context aware systems // in: *Roedunet International Conference (RoEduNet), 2010 9th.* – 2010. – P. 374-379.
19. *Kwon O., Yoo K., & Suh E.* UbiDSS: A proactive intelligent decision support system as an expert system deploying ubiquitous computing technologies // *Expert Systems with Applications.* – 2005. – Vol. 28 (1). – P. 149-161.
20. *Quintana-Amate S., Bermell-Garcia P., Tiwari A., & Turner C.J.* A new knowledge sourcing framework for knowledge-based engineering: An aerospace industry case study // *Computers & Industrial Engineering.* – 2017. – Vol. 104. – P. 35-50.
21. *Ivens Portugal, Paulo Alencar, Donald Cowan.* The use of machine learning algorithms in recommender systems: A systematic review // *Expert Systems with Applications.* – 2018. – Vol. 97. – P. 205-227. – <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.12.020>.
22. *Zofie Cimbuřova, Meta Berghauser Pont.* Location matters. A systematic review of spatial contextual factors mediating ecosystem services of urban trees // *Ecosystem Services.* – 2021. – Vol. 50. – P. 101296.

23. Feng Liang, Honglong Chen, Kai Lin, Junjian Li, Zhe Li, Huansheng Xue, Vladimir Shakhov, Hannan Bin Liaqat. Route recommendation based on temporal-spatial metric // *Computers & Electrical Engineering*. – 2022. – Vol. 97. – 107549. – <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2021.107549>.
24. Yuan Guo, Bing Zhang, Sun Y., Jiang K., Wu K. Machine learning based feature selection and knowledge reasoning for CBR system under big data // *Pattern Recognition*. – 2021. – Vol. 112. – 107805. – <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2020.107805>.
25. Hart S.G., Staveland L.E. Development of NASA-TLX (task load index): results of empirical and theoretical research / Hancock P.A., Meshkati N. (Eds.), *Advances in psychology. Human mental workload*. – Vol. 52. – North-Holland, 1988. – P. 139-183. – 10.1016/S0166-4115(08)62386-9.

REFERENCES

1. Loginov N.I., Spiridonov V.F., Kurbanov K.A. [i dr.]. Ustoychivye individual'nye razlichiya v predpochteniyakh mental'nogo vs voploshchennogo rezhimov resheniya myslitel'nykh zadach [Stable individual differences in preferences of mental vs embodied modes of solving mental tasks], *Kognitivnaya nauka v Moskve: novye issledovaniya: Mater. konferentsii, Moskva, 23–24 iyunya 2021 goda* [Cognitive Science in Moscow: New research: Conference Proceedings, Moscow, June 23-24, 2021], ed. by E.V. Pechenkoy, M.V. Falikman, A.Ya. Koymfan. Moscow: BukiVedi, Institut prakticheskoy psikhologii i psikhoanaliza, 2021, pp. 255-260.
2. Spiridonov V.F. Psikhologiya myshleniya. Reshenie zadach i problem: ucheb. posobie [Psychology of thinking. Solving problems and problems: a textbook]. 2nd ed. Moscow: Izd-vo Yurayt, 2019.
3. Dr Michael J de Smith, Prof Michael F Goodchild, Prof Paul A Longley & Associates. Geospatial Analysis A Comprehensive Guide to Principles Techniques and Software Tools. – 6th ed., 2018, UK.
4. Haifa Tamiminia, Bahram Salehi, Masoud Mahdianpari, Lindi Quackenbush, Sarina Adeli, Brian Brisco. Google Earth Engine for geo-big data applications: A meta-analysis and systematic review, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2020, Vol. 164, pp. 152-170. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.04.001>.
5. Haoxuan Wang, Yuna Ni, Ling Sun, Yuanyuan Chen, Ting Xu, Xiaohui Chen, Weihua Su, Zhiguang Zhou. Hierarchical visualization of geographical areal data with spatial attribute association, *Visual Informatics*, 2021, Vol. 5, Issue 3, pp. 82-91. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.visinf.2021.09.001>.
6. Michael F. Goodchild. Spatial Thinking and the GIS User Interface, *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 2011, Vol. 21, pp. 3-9. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2011.07.002>.
7. Muhammad Nazrul Islam, Harry Bouwman. Towards user-intuitive web interface sign design and evaluation: A semiotic framework, *International Journal of Human-Computer Studies*, 2016, Vol. 86, pp. 121-137. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2015.10.003>.
8. Singh, Pradeep & Dutta Pramanik, Pijush & Dey, Avick & Choudhury, Prasenjit. Recommender Systems: An Overview, Research Trends, and Future Directions, *International Journal of Business and Systems Research*, 2021, Vol. 15, pp 14-52.
9. María del Carmen Rodríguez-Hernández, Sergio Ilarri. AI-based mobile context-aware recommender systems from an information management perspective: Progress and directions, *Knowledge-Based Systems*, 2021, Vol. 215, 106740. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.knsys.2021.106740>.
10. Shaina Raza, Chen Ding. Progress in context-aware recommender systems – An overview, *Computer Science Review*, 2019, Vol. 31, pp. 84-97. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.cosrev.2019.01.001>.
11. Jose Aguilar, Marxjhony Jerez, Tania Rodriguez. CAMEnto: Context awareness meta ontology modeling, *Applied Computing and Informatics*, 2018, Vol. 14, pp. 202-213.
12. Saurabh Sharma, Harish Kumar Shakya, Venkatadri Marriboyina. A location based novel recommender framework of user interest through data categorization, *Materials Today: Proceedings*, 2021, Vol. 47, Part 19, pp. 7155-7161. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2021.06.325>.
13. Myung Jin Choi, Antonio Torralba, Alan S. Willsky. Context models and out-of-context objects, *Pattern Recognition Letters*, 2012, Vol. 33, pp. 853-862.
14. Geir Solskinnsbakk, Jon Atle Gulla. Combining ontological profiles with context in information retrieval, *Data & Knowledge Engineering*, 2010, Vol. 69, pp. 251-260.
15. Xuan Lv, Nora M. El-Gohary. Enhanced context-based document relevance assessment and ranking for improved information retrieval to support environmental decision making, *Advanced Engineering Informatics*, 2016, Vol. 30, pp. 737-750.

16. Moshe Unger, Ariel Bar, Bracha Shapira, Lior Rokach. Towards latent context-aware recommendation systems, *Knowledge-Based Systems*, 2016, Vol. 104, pp. 165-178.
17. Bin Xia, Zhen Ni, Tao Li, Qianmu Li, Qifeng Zhou. VRer: Context-Based Venue Recommendation using embedded space ranking SVM in location-based social network, *Expert Systems With Applications*, 2017, Vol. 83, pp. 18-29.
18. Cioara T., Anghel I., Salomie I., Dinsoreanu M., Copil G., Moldovan D. A self-adapting algorithm for context aware systems, in: *Roedunet International Conference (RoEduNet), 2010 9th*, 2010, pp. 374-379.
19. Kwon O., Yoo K., & Suh E. UbiDSS: A proactive intelligent decision support system as an expert system deploying ubiquitous computing technologies, *Expert Systems with Applications*, 2005, Vol. 28 (1), pp. 149-161.
20. Quintana-Amate S., Bermell-Garcia P., Tiwari A., & Turner C.J. A new knowledge sourcing framework for knowledge-based engineering: An aerospace industry case study, *Computers & Industrial Engineering*, 2017, Vol. 104, pp. 35-50.
21. Ivens Portugal, Paulo Alencar, Donald Cowan. The use of machine learning algorithms in recommender systems: A systematic review, *Expert Systems with Applications*, 2018, Vol. 97, pp. 205-227. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.12.020>.
22. Zofie Cimburova, Meta Berghauser Pont. Location matters. A systematic review of spatial contextual factors mediating ecosystem services of urban trees, *Ecosystem Services*, 2021, Vol. 50, pp. 101296.
23. Feng Liang, Honglong Chen, Kai Lin, Junjian Li, Zhe Li, Huansheng Xue, Vladimir Shakhov, Hannan Bin Liaqat. Route recommendation based on temporal-spatial metric, *Computers & Electrical Engineering*, 2022, Vol. 97, 107549. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2021.107549>.
24. Yuan Guo, Bing Zhang, Sun Y., Jiang K., Wu K. Machine learning based feature selection and knowledge reasoning for CBR system under big data, *Pattern Recognition*, 2021, Vol. 112, 107805. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2020.107805>.
25. Hart S.G., Staveland L.E. Development of NASA-TLX (task load index): results of empirical and theoretical research / Hancock P.A., Meshkati N. (Eds.), *Advances in psychology, Human mental workload*, Vol. 52. North-Holland, 1988, pp. 139-183. 10.1016/S0166-4115(08)62386-9.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор Л.К. Самойлов.

Беляков Станислав Леонидович – Южный федеральный университет; e-mail: beliacov@yandex.ru; г. Таганрог, Россия; тел.: 88634371695; кафедра информационно-аналитических систем безопасности; профессор.

Боженюк Александр Витальевич – e-mail: avb@yandex.ru; профессор.

Голова Никита Александрович – e-mail: ngolova@sfedu.ru; аспирант.

Яворчук Кирилл Сергеевич – e-mail: kyavorchuk@sfedu.ru; аспирант.

Розенберг Игорь Наумович – АО «НИИАС»; e-mail: i.yarosh@vniias.ru; г. Москва, Россия; научный руководитель АО «ВНИИАС»; профессор.

Belyakov Stanislav Leonidovich – Southern Federal University; e-mail: beliacov@yandex.ru; Taganrog, Russia; phone: +78634371695; the department of information and analytical security system; professor.

Bozhenyuk Alexander Vitalyevich – e-mail: avb@yandex.ru; professor.

Golova Nikita Alexandrovich – e-mail: ngolova@sfedu.ru; graduate student.

Yavorchuk Kirill Sergeevich – e-mail: kyavorchuk@sfedu.ru; graduate student.

Rosenberg Igor Naumovich – JSC "NIAS"; e-mail: i.yarosh@vniias.ru; Moscow, Russia; scientific supervisor of JSC "VNIAS"; professor.