

Визуальная аналитика и модели абстракции данных

Д.В. Манаков
manakov@imm.uran.ru

Институт математики и механики им. Н.Н. Красовского Уральского отделения РАН, Екатеринбург, Россия

Поскольку визуализация становится средой автоматизированного аналитического процесса, для визуальной аналитики представляют интерес направления, связанные с самоорганизацией, например, диссипативные систем. С этих позиций можно уточнить понятие структурной единицы визуального анализа, включая модели абстракции данных.

Ключевые слова: логическое пространство, диссипативные системы, предельная неопределенность.

Visual analytics and data abstraction models

D.V. Manakov
manakov@imm.uran.ru

Institute of Mathematics and Mechanics im. N.N. Krasovskogo Ural Branch of the Russian Academy of Sciences, Ekaterinburg, Russia

Since visualization becomes the environment of an automated analytical process, the directions related to self-organization, for example, dissipative systems, are of interest for visual analytics. From these positions, it is possible to clarify the notion of a structural unit of visual analysis, including data abstraction models.

Keywords: logical space, dissipative systems, limited uncertainty.

1. Введение

При рассмотрении компьютерной визуализации как самостоятельной дисциплины, необходимо построение ее ментального пространства со своей семантикой, прагматикой и базисом. Тогда любые два специалиста по визуализации смогут говорить на одном языке. Этот базис выбирается из достаточно широкой междисциплинарной области знаний. Верификацию визуализации в духе нечетких множеств определим через отношение двух базисных функций точности и полноты визуализации. Она должна гарантировать, что конечному пользователю предложена формально правильная модель визуализации, или, другими словами, что разработчики систем визуализации решили поставленную задачу. На современном этапе развития компьютерной визуализации критерий полноты является более важным. Сначала необходимо сформировать ментальное пространство, а затем, уточняя семантику, прагматику и базис, заменяя ментальное пространство логическим пространством, перейти к верификации визуализации. Построение монотонно возрастающих базисных функций, например, точность визуализации: постановка задачи, прототип, приложение, сервис, позволяет рассматривать классификацию как непрерывный процесс. Возможные постановки задач рассматриваются как вызовы и определяют не только перспективные направления развития визуализации, но и их множество продуцирует функцию полноты.

2. К теории компьютерной визуализации и визуальной аналитики

Визуальная аналитика должна предоставить технологии, которые сочетают сильные стороны человеческой и электронной обработки данных. Визуализация становится средой полуавтоматического (автоматизированного) аналитического процесса, где люди и машины сотрудничают для достижения наиболее эффективных результатов [15]. Цель визуальной аналитики - сделать способы обработки данных и информации прозрачными для аналитического дискурса. И так, визуальная аналитика наука об аналитических

рассуждениях, упрощаемых интерактивными визуальными интерфейсами. Частный случай визуальной аналитики - бизнес аналитика.

Модели абстракции данных - обобщения, позволяющие абстрагироваться от источника и происхождения (онтологии) данных во время визуального анализа. Стандартный цикл компьютерного моделирования [7], включающий физическую, математическую, алгоритмическую, программную, визуальную модели и модели визуальной аналитики, можно рассматривать как последовательность отображения данных. Очевидно, что любая формализация повышает уровень абстракции данных, в то время как интерпретация (связанная с визуальной аналитикой) нацелена на снижение этого уровня. В тоже время интерпретация невозможна без учета контекста, то есть некоторого ментального представления о формальной модели. Модели абстракции данных ограничены диапазоном от математической модели до визуальной модели данных. Их основные структурные единицы, в том числе и по частоте встречаемости - фильтрация, кластеризация, выборка (выбор) не имеют естественной образности.

Датацентрическая теория [17] ориентирована на шаблоны (типы, структуры) данных, используемые в программировании. Такие структуры данных, как k -деревья, R -деревья, ассоциативные массивы, стеки (итераторы) не только могут быть связаны с оптимизацией вычислительного алгоритма, но и отвечать за способ распараллеливания. Например, k -деревья (в частности, окта-деревья) применяются для решения задач с различной математической постановкой: параллельные вычисления (алгоритмы с внешней памятью), визуализация (объемный рендеринг с уровнем детализации), дискретная оптимизация (геометрическая аппроксимация транспортной задачи). Таким образом, k -деревья являются структурной единицей моделей алгоритмического уровня абстракции данных.

Для того, чтобы компьютерная визуализация и тем более визуальная аналитика считались самостоятельными дисциплинами, необходимо сформировать (например, с точки зрения когнитивной психологии) их ментальное пространство со своей семантикой, прагматикой и базисом. Тогда любые два специалиста по визуализации смогут

говорить на одном языке. Этот базис выбирается из достаточно широкой области знаний [3] и должен определять размерность пространства (визуализации). Термин когнитивная размерность, используемый, например, в “usability”, можно считать удачным в качестве дополнительной размерности, например, к декартовым координатам. Когнитивная размерность определяется количеством эвристик или термов, которые изначально считаются ортогональными или независимыми [13]. В тоже время подобные определения базиса очевидно некорректны в математическом смысле.

Альтернативным решением является понятие структурной (семантической) единицы или просто юнита, подходящие для моделей абстракции данных. С точки зрения теории множеств, структурную единицу можно рассматривать как непрерывное отображение класса подмножеств данных на логическое пространство. В рамках датацентрической теории подобное отображение можно реализовать с помощью ассоциативных массивов с множественным ключом и с множественным значением. Обычное логическое пространство [8] определяется как пара $LS = (V, 2^V)$, где фиксированное непустое множество значений истинности - V рассматривается вместе с множеством своих подмножеств - 2^V . Иными словами, множество истинностных значений называется логическим пространством, если на нем выделены определенные подмножества. Поскольку визуализация по своей природе многозначная и нечеткая, для визуальной аналитики представляют интерес истинностные значения k -логики и нечеткой логики.

Построение логического пространства для системы визуализации обеспечивает автоматическую верификацию деятельности пользователя или агента программирования. Распространенными построениями логического пространства являются: отображение симметрической группы, n -линейное и ограниченное отображение, к которому относятся тестирование и алгоритм MapReduce. В случае криволинейных координат (трилинейное ограниченное отображение) значение определителя (Якобиана) формирует логическое пространство (если определитель больше нуля, то отображение является взаимно-однозначным, следовательно, решение существует и единственное, если определитель равен нулю, то решение неединственное, если определитель меньше нуля образуются восемь видов вырожденных ячеек).

Семантические (различимые по смыслу) единицы - непересекающиеся (частично пересекающиеся) визуальные тексты [4] с истинностным значением близким к единице участвуют в формировании базиса. В случае n -линейного и ограниченного отображения размерность пространства равна n . Для n -линейного ограниченного отображения существует взаимно-однозначное отображение на числовую прямую (сюръекция, действие). В этом случае применение теории вероятности или нечетких множеств оправданно (логическое пространство как вероятностное пространство).

Возможные структурные единицы визуализации: визуальные переменные, знаки, образы, тексты, виды отображения, метафоры визуализации и взаимодействия. Например, визуальные переменные используются в визуальной семиотике. Аналогично лингвистическому направлению визуализацию можно рассматривать как представление и как процесс. Выше перечислены структурные единицы представления. Понятие визуальной парадигмы определяется как цель визуализации (целенаправленность, интенциональность). Достижение цели можно рассматривать, как процесс

Цикличность процедуры визуального анализа приводит к появлению понятия об элементарном

структурном объекте, повторение которого формирует ход решения. Структурной единицей визуального анализа (визуального процесса) предлагается считать [2] состояние визуальной модели, интерпретация которого предоставляет наблюдателю объем информации, необходимый для последующего получения общего результата проводимого анализа. Структурная единица может быть самостоятельной визуальной моделью, либо входит в состав более сложного объединения, являющегося средством визуального анализа применительно к поставленной задаче.

Структурная единица визуального анализа является визуально воспринимаемым образом (или другой структурной единицей визуального представления), интерпретируемым как истинностный ответ (в первоисточнике [2] однозначный ответ) на один из промежуточных вопросов. Сложность и структура вопроса определяется уровнем абстракции модели с ограничениями по времени, вычислительным ресурсам и на модель конечного пользователя.

В терминах системного анализа, структурная единица визуального анализа представляет собой управляемую систему S с обратной связью $R(t)$. Объем исследуемых данных поступает на неуправляемый вход $V(t)$ структурной единицы рис. 1. Результатом является информация, изменяющая состояние выхода $Y(t)$. Особенностью такой системы является возможность изменения состояния управляемого входа системы $U(t)$ в зависимости от полученных результатов и благодаря наличию обратной связи $R(t)$. Пользователь P является, с точки зрения комплексного подхода к визуальному анализу, обязательным участником структурной единицы. Влияние пользователя проявляется в изменении состояний управляемых входов и выходов, а также в регулировании работы системы S и принятии решения о завершении ее функционирования.

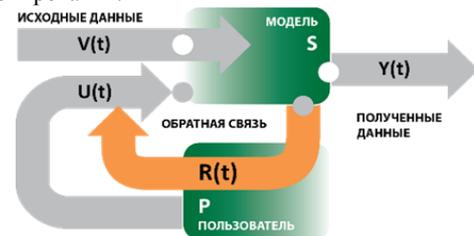


Рис. 1. Структурная единица визуального анализа [2].

Поскольку визуализация становится средой **автоматизированного** аналитического процесса, для визуальной аналитики представляют интерес направления, связанные с **самоорганизацией**: диссипативные системы, автономные вычисления и синергетика. Например, можно уточнить понятие структурной единицы визуального анализа рис. 1 с позиции диссипативных систем

Диссипативная система - квазистационарная открытая система, характерной особенностью которой является процесс самоорганизации, происходящий в результате действия отрицательного вектора, например, силы трения. Поясним отличие диссипативной системы от задачи оптимального управления в случае линейных систем:

$$\dot{y} = Ay - Bu,$$

где u – оптимальное управление, которое надо найти.

Поскольку диссипативная система является открытой системой управление $V(t)$ приходит извне, оно изначально задано. Введение в рассмотрение отрицательного вектора или отрицательной обратной связи $R(t)$ сужает круг задач до моделей с насыщением. Возникновение обратной связи стоит рассматривать не только как результат целенаправленных, но и хаотических, случайных действий пользователя (например, аналогично броуновскому

движению), поскольку процесс самоорганизации происходит гораздо быстрее при наличии в системе внешних и внутренних шумов. Управление пользователя $U(t)$ желательно, чтобы было оптимальным $u=u(U(t), V(t))$, по крайней мере, оно должно существовать. Например, можно предложить пользователю y_i - монотонно сходящуюся последовательность рашений [3].

В принципе, рассмотрение восприятия-понимания человека [5] может базироваться на частном случае диссипативных систем теории функциональных систем П. К. Анохина. Человек находится в состоянии гомеостаза (почти статического равновесия). Выделяют два типа функциональных систем. Системы первого типа обеспечивают гомеостаз за счёт внутренних (уже имеющихся) ресурсов организма, не выходя за его пределы – замкнутые системы. Системы второго типа поддерживают гомеостаз за счёт изменения поведения, которое формируется в результате отрицательной обратной связи – открытые (диссипативные) системы. Возможно слияние компьютерных моделей и моделей восприятия-понимания через ввод понятия интеллектуального агента. Под агентом понимают открытую, активную, целенаправленную систему, которая способна сама формировать собственное поведение в не полностью определенной среде [9]. Интеллектуальный агент – агент способный к самопознанию.

Ключевым понятием диссипативных систем является энтропия. Например, термодинамическая энтропия - мера необратимой диссипации энергии. Поскольку понятия термодинамической энтропии и информационной энтропии (информативности) эквивалентны, применение теории диссипативных систем в области информационных технологий и визуализации обоснованно. Так как данная работа ориентирована на модели абстракции данных, рассмотрим иллюстративный пример динамики диссипативных систем в области информационных технологий (задача кластеризации). Рис. 2 представляет визуальный анализ деятельности кредитных организаций. Он позволяет строить суждения об образовании кластеров (диссипативных структур) и находить объекты (выделено красным цветом), стремящиеся оказаться в кластере [6] (аналогично, модели с насыщением - движения амеб в сторону вещества с наибольшей концентрацией). С точки зрения диссипативных систем, на следующем шаге кластер должен разрушиться (обычно по превышению некоторого порогового значения), и на его периферии должен сформироваться новый кластер.

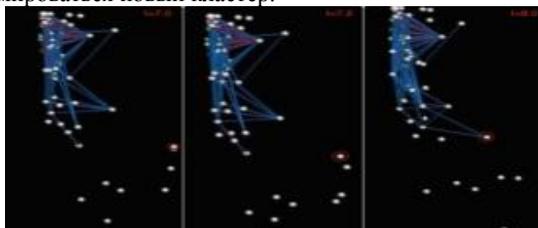


Рис. 2. Кластер и объект, стремящийся оказаться в кластере [6].

Негосударственные интернет-деньги, включая криптовалюту, формируют новый кластер. Перспективным направлением в области параллельных и распределенных вычислений является модель потока данных. Если в области финансов примером модели потока данных является Blockchain (способ последовательно записать такой поток), то в области визуализации Vistrail [10]. Vistrail – классический конструктор модели потока данных, например, параметры модели можно не только менять, но и связывать (графы, таблицы). Он использует графическую библиотеку VTK. При переносе объектно-

ориентированных библиотек в область параллельных вычислений существуют определенные ограничения на реализацию непосредственного взаимодействия, в частности, параллельный VTK ориентирован на параллельный рендеринг, поэтому ввод вида отображения multiple-view (рис. 3 - множеству фиксированных параметров ставится в соответствие множество изображений) является вынужденным.

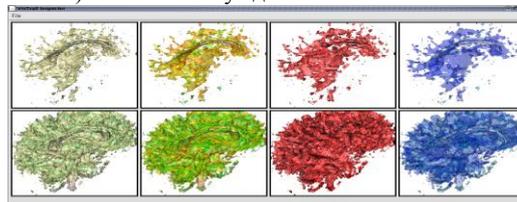


Рис. 3. multiple-view [10]

Формализация модели потока данных может основываться на денотационной семантике Скотта для λ -исчисления. Для построения непрерывного отображения топологический подход, основанный на построении замыкания с такими определяющими свойствами, как частичный порядок и существование супремума, является конструктивным. В качестве примера в области визуализации можно привести семиотическое определение метафоры визуализации, рассматриваемой как непрерывное отображение исходного множества на целевое множество [3] (или любой другой структурной единицы визуализации). В стандартное определение метафоры по Лакоффу добавлено только свойство непрерывности. Хотя, монотонность является следствием частичного порядка и ограниченности, в [3] предлагается рассматривать монотонное отображение с целью расширения класса решаемых задач. Визуализация по своей природе многозначная и нечеткая, можно вести понятие k -монотонности и α -монотонности соответственно для k -логики и нечеткой логики так, чтобы отображение по-прежнему оставалось непрерывным. Для непрерывной модели разделение визуализации на представление и процесс не существенно. Наравне с топологическим подходом (денотационная семантика) непрерывную модель можно определить через малое изменение параметров модели (операционная семантика). Например, модель процесса исследования визуализации (A Model for the Visualization Exploration Process) [14] основана на исчислении параметров. Если существует визуальная парадигма, то процесс визуализации можно рассматривать, как направленное действие. Для любого направленного действия существует конечный предел.

Непрерывность модели – непрерывность цикла прохождения задания и непрерывность познания, включая визуальный анализ результатов вычислений. Таким образом, для систем визуализации возможна постановка таких стандартных в математическом плане задач:

1. Определение информативных признаков, то есть какими свойствами должна обладать система визуализации, чтобы работа с ней была эффективной, и построение по ним логического пространства.
2. Задача визуального анализа чувствительности решения в зависимости не только от параметров прикладной задачи (модели), но и от параметров параллельной программы, и от параметров визуализации [4].

Анализируя визуальные модели, скорее стоит говорить о ментальной модели, чем о математической модели. Хотя формальное понимание может помочь в разработке новых систем визуализации и в уточнении текущих [14]. В результате сформировалось направление по верификации визуализации, которое должно предложить пользователям формально правильные системы визуализации. Начиная с

2012 года, проходят Европейские семинары по проблеме воспроизводимости, верификации и валидации в визуализации (EuroRV3).

Можно ввести две базисные функции или меры верификации: полнота и точность верификации. В работе [16] вводится понятие верифицируемой визуализации, которая отслеживает, как распространяется погрешность (неопределенность) на всем этапе вычислительного конвейера, включая визуализацию. Математические направления, используемые для формализации визуализации, можно рассматривать как возможный способ структурирования.

При исследовании данных большого объема и сложной структуры возможностей одной модели недостаточно для принятия решения. Комбинированная (нелинейная) модель - построение из набора моделей, каждая из которых соответствует некоторому фрагменту исходного объема данных, либо отвечает на вопрос анализа лишь частично [2] (ответ как истинностное значение), имеет когнитивное значение, превосходящее сумму значений частных моделей.

После постановки проблемы “больших данных” и задач их визуализации по этим вопросам опубликовано большое количество работ. Есть понимание того, что формируется новая предметная область. Сформировалась структура новой дисциплины, хотя и требующая дальнейшей детализации. Сравнивая структуру обработки “больших данных” (рис. 4) и структурную единицу визуального анализа (рис. 1) стоит подчеркнуть наличие дополнительного элемента – моделирования, и еще одной обратной связи – рефакторинг модели. Визуальный анализ больших данных не только невозможен без некоторого ментального представления о формальной модели, но и должен уточнять эту модель или создавать новую. Рефакторинг модели (программы, базы данных, визуализации) – уточнение параметров модели, в результате обратной связи и постановки задачи минимуму или верификации и валидации модели [3]. Переопределение понятия рефакторинга связано с необходимостью рассмотрения программ визуализации, не только как замкнутых, но и как открытых детерминированных систем, например, визуальный агент может иметь адаптивное поведение. Частный случай рефакторинга – калибровка параметров модели. Рефакторинг как метод визуальной аналитики сочетает сильные стороны человеческой (обратная связь) и электронной (критерий оптимальности) обработки данных

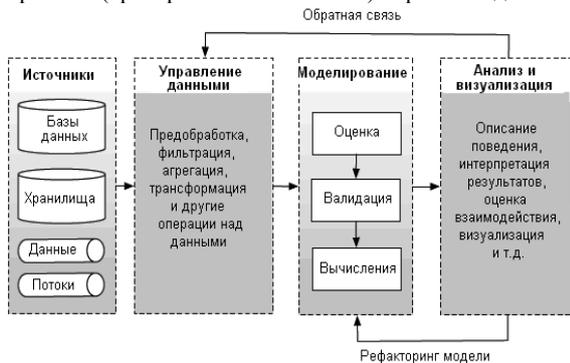


Рис. 4. Структура обработки “больших данных”.

Большие данные - предельный (на данный момент) случай обработки данных, при котором универсальные подходы к анализу и визуализации не работают или неэффективны. Тогда в качестве больших данных могут рассматриваться многомерные и многокатегориальные данные, данные большого объема, данные с неполной информацией (модель с неопределенностью). Предельный случай формирует вызовы, на которые необходимо

ответить, чтобы двигаться дальше. Решение возникающих проблем приводит к тому, что сегодняшние “большие данные” завтра становятся нормой [1]. При анализе и визуализации больших данных рассмотрение предельной неопределенности - неопределенности, которая имеет конечный предел в конкретной метризуемой топологии, является вынужденным.

Модели абстракции данных: фильтрация, кластеризация, выборка должны быть ориентированы на обработку больших данных. В данной работе они верифицируются в рамках экономической модели, которая допускает стандартную оценку эффективности. Используемое в экономике определение эффективности (продуктивности) через отношение продукта к источнику продукта (ресурсам) достаточно адекватно (логическое значение близко к единице). Формально, это скорость или полный дифференциал:

$$V = \frac{df}{dt}, df = \sum_{i=1}^n \frac{\partial f}{\partial x_i} dx_i,$$

где f - продукт, x_i - i источник продукта.

Также возможно рассмотрение данного отношения и с позиций нечетких множеств (нечеткая экономическая модель), так как экономическая эффективность всегда меньше или равна единице, например, вследствие закона сохранения массы. Поскольку значение эффективности должно быть оптимальным ищется решение оптимизационной задачи, например, на нахождение минимума функционала:

$$\sum_{i=1}^n \frac{f_i}{x_i} \rightarrow \min$$

С целью валидации моделей стандартно используют измерение потерь – L . Очевидно, что мера потерь является двойственной мерой эффективности $|V|=1/L$, а задачи $V \rightarrow \max$ и $L \rightarrow \min$ эквивалентными. В качестве потерь рассматривают относительную эффективность в области параллельных вычислений, например, закон Амдала, а в области визуализации, например, через отношение расстояний, площадей, объемов. В работе [11] рассматривается мера разницы гистограмм (агрегированная дисперсия), частным случаем которой является мера ближайший соседний, используемой для поиска похожих изображений. А также приведены другие примеры отношений и соответствующие ссылки. Стандартно относительную эффективность определяют через отношение двух базисных функций, таких как точность и полнота визуализации, что соотносится с определением верификации визуализации. Аналогично мера разницы гистограмм определяется через “уровень абстракции - соотношение между размерами абстрагированного и исходного набора данных (точность визуализации), и качество абстракции данных (полнота визуализации) - степень, в которой абстрагированный набор данных представляет собой исходный набор данных”.

Относительную эффективность можно рассматривать и как условную вероятность. Если в критерий оптимальности добавить коэффициенты, то возможна калибровка параметров модели. Например, в случае трilinearного вероятностного пространства: $k_1 p_{1,2} + k_2 p_{1,3} + k_3 p_{2,3} = 1$, где $p_{i,j}$ - условные вероятности. Стратегия визуальной калибровки достаточно проста: $k_1 = 1$, k_2 непрерывно изменяется, например, используя слайдер, k_3 вычисляется, например, через дисперсию. Исследователь, выбирая наилучшее визуальное представление, калибрует модель.

Нечеткие модели достаточно распространены (логическое значение близко к единице), в том числе, и в области компьютерной визуализации [12] и семинар EuroRV3 имеет подзаголовок на 2018 год визуализация с неопределенностью, частный случай которых частота встречаемости слов, информативных признаков.

В работе [12] для верификации визуализации предлагается комбинированная модель с неопределенностью, включающая теорию монотонной меры и расширение понятия треугольного нечеткого числа в рамках аффинной арифметики (первой степенью многочлена, заданной через отношение, что соответствует нечеткой экономической модели нашей классификации). Число диапазон (интервальное число (range number)) - гибридное число, которое явно фиксирует все соответствующие типы неопределенности в одной величине и сопоставляет с каждой величиной степень достоверности.

Мы предлагаем [3] другое расширение и аннотацию нечеткого числа – параметрическое (темпоральное) или локально компактное нечеткое число. Продемонстрируем это понятие на примере параллельных вычислений. Сложность алгоритма задается иногда, как дробь, такая как, например, $2/3$, где 3 - сложность последовательного алгоритма, а 2 - сложность передачи данных. Вообще говоря, это могут быть не числа, а функции, зависящие от количества процессоров: $[2,2]/[3,3](p)=L(p)$.

Темпоральное нечеткое число допускает рассмотрение предельной неопределенности (нечетко-темпоральная модель), например, критерий оптимальности в данном случае будет иметь вид: $\lim_{p \rightarrow \infty} L(p) \rightarrow \min$.

Для диссипативных систем в качестве параметра предпочтительнее рассматривать информационную энтропию, в данном случае, p/N , где N – количество данных. В рамках визуальной аналитики вышеприведенный критерий оптимальности эквивалентен нахождению минимума таких абстрактных метрик, как когнитивное расстояние, информационный разрыв, инсайт. Как уже отмечалось, относительную эффективность определяют через отношение двух базисных функций, таких как точность и полнота визуализации. Если в качестве параметра определить количество данных, то с помощью нечетко-темпоральной модели можно описать визуализацию с уровнем детализации.

3. Заключение

В секторе компьютерной визуализации ИММ УрО РАН рассматривается возможность разработки он-лайн сервисов параллельных вычислений. На базе конструктора веб-визуализации можно реализовать автономную поддержку стандартных моделей абстракции данных. С целью выделения общих подходов мы разрабатываем нечеткую верифицированную классификацию, которая учитывает как частоту встречаемости моделей, структурных единиц, информативных признаков, так и математический уровень абстракции данных, к структурным единицам визуального процесса относятся визуальная парадигма, анализ чувствительности, рефакторинг, калибровка, предельная неопределенность, веб-визуализация. Построение логического пространства обеспечивает автоматическую верификацию. Мы предлагаем рассматривать структурную единицу как **непрерывное** отображение класса подмножеств данных на **логическое пространство**.

4. Литература

- [1] Авербух В.Л., Манаков Д.В. Анализ и визуализация “больших данных” // Труды международной научной конференции “Параллельные Вычислительные Технологии” (ПаВТ2015). Екатеринбург, 31 марта - 2 апреля 2015. Челябинск, Издательский центр ЮУрГУ. 2015. Стр.332-340.
- [2] Захарова А.А., Вехтер Е.В., Шкляр А.В. Методика решения задач анализа данных при использовании

аналитических визуальных моделей // Научная визуализация 2017. Кв.4. Том 9. N: 4. Стр. 78 - 88.

- [3] Манаков Д., Авербух В. Верификация визуализации // Научная визуализация 2016. Кв.1. Том 8. N: 1. Стр. 58 -94.
- [4] Манаков Д. В., Авербух В. Л., Васёв П. А. Визуальный текст как истинностное подмножество универсального пространства // Научная визуализация 2016. Кв.4. Том 8. N: 4. Стр. 38 - 49.
- [5] Манаков Д.В. Модели восприятия визуальной информации // GraphiCon 2017. 27-я Международная конференция по компьютерной графике и машинному зрению. Труды конференции. ПГНИУ. Пермь. 2017. Стр. 129-132.
- [6] Попов Д.Д., Мильман И.Е., Пилогин В.В., Пасько А.А. Решение задачи анализа многомерных динамических данных методом визуализации // Научная визуализация 2016. Кв.1. Том 8. N: 1. Стр. 55 – 57.
- [7] Самарский А.А. Математическое моделирование и вычислительный эксперимент // Вестник АН СССР 1979, N 5. Стр. 38–49.
- [8] Тарасов В.Б. Универсальная логика, грануляция информации и искусственный интеллект. <http://www.raai.org/news/pii/ppt/2015/tarasov2015.ppt>
- [9] Тарасов В.Б., Калущая А.П., Святкина М.Н. Гранулярные, нечеткие и лингвистические онтологии для Обеспечения взаимопонимания между когнитивными агентами // Материалы II Междунар. науч.-техн. конф. «Открытые семантические технологии проектирования интеллектуальных систем» (OSTIS–2012). Минск: БГУИР. 2012
- [10] Bavoil L., Callahan S. P., Crossno P. I., Freire I., Scheidegger C. E., Silva C. T., Vo H. T. VisTrails: Enabling interactive multiple-view visualizations. IEEE Visualization, 2005.
- [11] Cui Q., Ward M., Rundensteiner E., Yang J. Measuring data abstraction quality in multiresolution visualizations. IEEE TVCG, 12(5):709–716, 2006.
- [12] Fout N., Ma K.-I. Reliable Visualization: Verification of Visualization based on Uncertainty Analysis/ Tech. rep., University of California, Davis, 2012.
- [13] Green T.R.G., Petre M. Usability analysis of visual programming environments: a “cognitive dimensions” framework // J. Visual Languages and Computing, 7, 1996. Pp. 131-174.
- [14] Jankun-Kelly T., Ma K., Gertz M.. A model for the visualization exploration process. In IEEE Visualization, 2002.
- [15] Keim D., Andrienko G., Fekete J-D., Görg C., Kohlhammer J., Melançon G. Visual Analytics: Definition, Process, and Challenges. In: Kerren A., Stasko J.T., Fekete J-D., North C., (Eds). Information Visualization - Human-Centered Issues and Perspectives, Vol. 4950, LNCS State-of-the-Art Survey. Springer: Berlin, 2008. Pp. 154-175.
- [16] Kirby R., Silva C. The need for verifiable visualization // IEEE Computer Graphics and Applications, 28(5) Sep 2008. Pp. 78–83.
- [17] Purchase H. C., Andrienko N., Jankun-Kelly T.J., Ward M. Theoretical foundations of information visualization. In: Kerren A., Stasko J.T., Fekete J-D., North C., (Eds). Information Visualization - Human-Centered Issues and Perspectives, Vol. 4950, LNCS State-of-the-Art Survey. Springer: Berlin, 2008. Pp. 49–64.

Об авторах

Манаков Дмитрий Валерьянович ведущий программист ИММ УрО РАН. Его e-mail manakov@imm.uran.ru.