



drilling process using fuzzy logic / I. Fadyeyeva, M. Wagenknecht // Proceedings [«9th Zittau Fuzzy Colloquium-2001»]:, Germany, 17-19 September, 2001. – Zittau, 2001. – P. 127-140.

14. Ладанюк А.П. Системна задача управління технологічними комплексами; міжнар. наук-техн. конф. «Сучасні методи, інформаційне, програмне та технічне забезпечення систем управління організаційно-технічними комплексами», 26-27 листопада 2009 р., м. Київ, НУХТ / А.П.Ладанюк. – 2009. – С.12-13.

15. Дубовой В.М. Задачі управління складними об'єктами в умовах невизначеності; міжнар. наук-техн. конф. «Сучасні методи, інформаційне, програмне та технічне забезпечення систем управління організаційно-технічними комплексами», 26-27 листопада 2009 р., м. Київ, НУХТ / В.М.Дубовой. – 2009. – С.15-16.

16. Дорф Р.К. Современные системы управления / Р.К.Дорф. – М.: Лаборатория Базовых Знаний. – 2004. – 832.

17. Сабитов Э.Х. Применение ЭВМ при проектировании строительства скважин / Э.Х.Сабитов, А.Б.Шильман // ТНТО. Сер. Автоматизация и телемеханизация нефтяной промышленности. – М.:ВНИИОЭНГ, 1981. – 45 с.

18. Стеглянов Б.Л. Энергетические законы функционирования систем в процессе бурения / Б.Л.Стеглянов, П.И.Ибрагимова // Строительство нефтяных и газовых скважин на суше и на море, № 9. – 2005. С. 13-19.

Стаття відправлена: 03.06.2017

© Кропивницька В.Б.

ЦИТ: ua217-023

DOI: 10.21893/2415-7538.2017-06-1-023

УДК 004.2

Никонов В.В., Микляев Е.М.

ОЦЕНКА НЕОБХОДИМОСТИ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ МЕТОДОВ БОЛЬШИХ ДАННЫХ В СИСТЕМАХ УПРАВЛЕНИЯ ГОРОДОМ

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Московский технологический университет» (МИРЭА, МГУПИ, МИТХТ),

Москва, Проспект Вернадского, д. 78, 119454

Nikonov V.V., Miklyaev E.M.

EVALUATION OF NECESSITY OF USING THE METHODS OF LARGE DATA IN THE SYSTEMS OF THE CITY MANAGEMENT

Moscow Technological University (MIREA),

78 Vernadsky Avenue, Moscow 119454

Аннотация. В работе предлагается классификация данных, генерируемых современным городом, его жителями и объектами с целью выделения таких потоков информации, которые можно обрабатывать, используя инструментарий «Больших данных».

Ключевые слова: Big Data, классификация данных, поток информации.



Abstract. In this paper proposes a classification of data generated by a modern city, its inhabitants and objects in order to identify such information flows that can be processed using the "Big Data" toolkit.

Key words: Big Data, classification of data, information flow.

Современный город – это не только дома, офисы, жители и улицы. Современный город – это еще и огромное количество информации и информационных объектов. Офисы и промышленные зоны создают точки притяжения у которых собираются жители и автомобили: транспорт генерируют информационные потоки о ежедневных перемещениях населения. Жители смотрят телевизор, стирают или моют посуду: жилищно-коммунальное хозяйство учитывает расход ресурсов, воды и электроэнергии.

Обработка и сбор данных в различных сферах жилищно-коммунального хозяйства, например, данных миллионов счётчиков, с которых регулярно собираются показания [6], или данных о погоде с метео установок, собираемых в автоматическом режиме. Сбор и обработка данных об автомобильном трафике и загруженности магистралей позволяют гражданам оптимизировать маршруты перемещения, экономя время и автомобильное топливо [7]. Эти процессы уже сейчас стали реальностью и на серверах городов копятся терабайты данных и все эти данные необходимо анализировать и на основании этого анализа уже принимать решения по управлению городом.

Самым современным трендом в развитии мегаполисов стоят парадигмы Smart City. Неотъемлемой частью информационного сопровождения Smart City стал набор подходов, известный как «Большие данные», или, в англоязычном варианте: BigData.

Однако, использовать методы Big Data имеет смысл только в том случае, если это действительно оправдано.

Очень распространён подход трактовки больших данных как данных, производимых автоматически, обычно с различных датчиков [1]. В этом случае источниками возникновения Big Data являются данные с измерительных устройств, потоки сообщений из социальных сообществ, метеоданные, данные зондирования Земли, GPS сигналы сотовых операторов о местоположении своих абонентов, устройств аудио- и видео-регистрации [2]. Несомненна правильность подобного подхода, особенно если рассматривать Big Data как данные, которые не вменяются в таблицу, однако с точки зрения получения практического результата подобный метод не всегда рационален, так как зачастую, данные информационного потока, полностью соответствующие общепринятым характеристикам «больших данных», никак качественно не влияют на результат. Подобные случаи часто возникают, когда при достаточном большом потоке дисперсия его настолько невелика относительно конечного результата, что ей можно пренебречь.

Существующая система классификации объектов городского имущества основана на учете объектов, выявлении связей между ними и количественным воздействием объектов друг на друга. Причем объект представляет из себя систему более мелких объектов, постепенно укрупняемых для проведения анализа.



Приведем пример подобной классификации, в применении учета износа n -объектов, состоящих из m -элементов предлагая, что их износ зависит от l -факторов.

Обозначим составные объекты – O_1, O_2, \dots, O_n . Каждый объект состоит из отдельных элементов, например: стены, коммуникации, полы – $e_{11}, e_{12}, \dots, e_{1m}, e_{21}, e_{22}, \dots, e_{2m}, e_{n1}, e_{n2}, \dots, e_{nm}$.

Для определения износа каждого отдельного элемента используется обобщенная характеристика – доля исчерпания ресурса или доля остаточного ресурса β , определяющая, какая часть индивидуального ресурса элемента израсходована на момент обследования [2] – $\beta(e_{11}), \beta(e_{12}), \dots, \beta(e_{1m})$ и эта характеристика равна сумме всех повреждающих факторов l_1, l_2, \dots, l_k , действующих на элемент в течении времени:

$$\beta(e) = \sum_{k=1}^l f(l_k). \quad (1)$$

Общий износ, значение которого и является определяющим при принятии решений о ремонте, по объекту в этом случае, выглядит как максимальное или усредненное значение износов:

$$\beta(O_1) = \max(\beta(e_{11}), \beta(e_{12}), \dots, \beta(e_{1m})) \text{ или}$$

$$\beta(O_1) = \frac{\sum_{i=1}^m \beta(e_{1i})}{m}.$$

Причем при дальнейших расчетах используется укрупнение: общий износ в квартале считается по максимальным или усредненным значениям износа каждого здания, износ района – совокупность износа кварталов, износ города зависит от износа каждого квартала. В виде формулы имеем следующие значения износа совокупности объектов:

$$\beta = \frac{\sum_{i=1}^n \beta(O_{1i})}{n} = \sum_{i=1}^n \frac{\sum_{j=1}^m \beta(e_{1j})}{m}. \quad (2)$$

То есть на имеющуюся древовидную структуру связей объектов накладывается аналогичная древовидная структура расчетов. Важно понимать, что при использовании подобной схемы:

1. Использование методов параллельных вычислений не нужно – результаты рассчитываются путем традиционного анализа, используя, например, методы Data Mining. В большинстве случаев, достаточно аккуратное использование электронных таблиц, что можно рассматривать как достоинство: расчеты прозрачны и понятны на каждом этапе, и также их легко продемонстрировать.

2. В случае ложных или неточных предпосылок, допущенных на начальном этапе, эта ошибка, возможно даже небольшая, имеет тенденцию к накапливанию и конечный результат не обеспечит достаточную достоверность.

3. В случае, если на результатах агрегации базируются общие расчеты, подлежащие последующему распределению, как правило корректность данных



очень низка.

Для решения вышеперечисленных проблем предлагается отказаться от агрегации данных до этапа представления данных и хранить информацию о состоянии объекта в виде матрицы.

В этом случае математическая интерпретация формулы расчета износа имеет более простой вид:

$$\beta = \frac{\sum_1^{nm} \beta(e_{nm})}{nm}. \quad (3)$$

Из формулы (3) можно сделать следующие выводы:

1. Объем обрабатываемых данных зависит не столько от количества объектов, сколько от количества элементов (e_{nm}), т.е. от совокупной мощности множества элементов.

2. Скорость вычислений будет зависеть от сложности расчета износа $\beta(e_{nm})$.

Основными признаками больших данных являются Volume, Velocity и Variety [4] – объем, скорость и многообразие. Зависимость данных признаков в ранее принятых обозначения, описывая износ объектов:

1. Объем данных прямо пропорционален количеству изменяющихся объектов и элементов (n и m) и зависит от количества повреждающих факторов (k);

2. Скорость изменения конечных данных зависит от функции $f(l)$, описывающей и количества k повреждающих факторов. Очень важно отметить, что большую важность имеет период, за который изменяется все элементы и количество элементов, изменяющихся за короткий отрезок времени;

3. Многообразие данных обеспечивается исключительно количеством повреждающих факторов (k).

Для определения необходимости использования методов анализа больших данных предлагается проводить предварительный расчет ресурсов, необходимых для вычислений.

Например, рассмотрим вычислительные ресурсы, необходимые для расчета износа какого-либо объекта. Известным подходом является описание изменения технического состояния объекта полиномиальными зависимостями [5] и наиболее часто встречаются функции описывающие равномерно возрастающую прямую, либо экспоненту. В первом случае описывается равномерный износ, во-втором, износ, скорость которого увеличивается со временем. На каждую операцию требуется 3-4 вычисления. В этом случае общее количество вычислений в момент времени будет представлять из себя произведение количества объектов и элементов на общее количество повреждающих факторов и функций повреждающего воздействия.

Таким образом необходимость в сложных расчетах методами обработки Big Data зависит в первую очередь от количества повреждающих факторов, времени, за которое изменяться все элементы или количества элементов, изменённых в течении фиксированного временного интервала.



Литература:

1. Michael Batty. Big data, smart cities and city planning.: Dialogues in Human Geography № 3(3) 2013, с. 274-279, URL: <http://dhg.sagepub.com/content/3/3.toc> (дата обращения: 14.12.2016).
2. Романенко Е.В. Место Big Data в современной социально-экономической жизни сообщества.: Инновационная наука № 4 2016, с.143-145. URL: <http://cyberleninka.ru/article/n/mesto-big-data-v-sovremennoy-sotsialno-ekonomicheskoy-zhizni-obschestva> (дата обращения: 11.04.2017)
3. Митюшов А.А. Моделирование износа элементов теплоэнергетического оборудования // Вестник ИГЭУ. – 2010 № 3. – С. 77-81.
4. Doug Laney. 3D Data Management: Controlling Data Volume, Velocity, and Variety.: Meta Group, 06 February 2001. С.1-4. URL: <http://blogs.gartner.com/doug-laney/files/2012/01/ad949-3D-Data-Management-Controlling-Data-Volume-Velocity-and-Variety.pdf>
5. Сулейманов С.Л., Ошовская Е.В., Исаенко В.В. Подбор функции для описания технического состояния оборудования.: «Прогрессивные технологии и системы машиностроения» . – 2002 № 23, с. 147-151.
6. Сухобоков А. А. Лахвич Д. С. Влияние инструментария Big Data на развитие научных дисциплин, связанных с моделированием.: Наука и образование: научное издание МГТУ им. Н.Э. Баумана – 2015 № 3, с. 207-240. URL: <http://cyberleninka.ru/article/n/vliyanie-instrumentariya-big-data-na-razvitie-nauchnyh-distsiplin-svyazannyh-s-modelirovaniem>(дата обращения 18.05.2017)
7. Sustainability in the Age of Big Data. Special Report // IGEL (Initiative for Global Environmental Leadership) бизнес-школы Wharton School в университете штата Pennsylvania: сайт, сентябрь 2014. URL: <http://d1c25a6gwz7q5e.cloudfront.net/reports/2014-09-12-Sustainability-in-the-Age-of-BigData.pdf> (дата обращения 03.02.2017).
8. Никонов В.В. Логический формализм в автоматизированных системах управления качеством данных. (часть 1) // Промышленные АСУ и контроллеры. 2012. № 9. С. 18-25.
9. Магомедов Ш.Г. Математическое моделирование охранных действий на объекте защиты // Вестник Астраханского государственного технического университета. Серия: Управление, вычислительная техника и информатика. 2016. № 1. С. 70-80.

Статья отправлена: 29.05.2017 г.

© Никонов В.В., Микляев Е.М.

ЦИТ: ua217-043

DOI: 10.21893/2415-7538.2017-06-1-043

УДК: 628.971

Амелькина С. А., Халиков М. М.

АНАЛИЗ ВОЗМОЖНОСТЕЙ ПРОГРАММ DIALUX 4.12 И DIALUX EVO 7 ПРИ СОЗДАНИИ ПРОЕКТОВ НАРУЖНОГО ОСВЕЩЕНИЯ

ФГБОУ ВО «Национальный исследовательский МГУ им. Н. П. Огарева»,

г. Саранск, ул. Б. Хмельницкого, 39