

COMPUTER-AIDED ENGINEERING

СИСТЕМЫ АВТОМАТИЗАЦИИ ПРОЕКТИРОВАНИЯ

УДК 004.67

Т.В. Афанасьева, И.В. Сибирев, Д.В. Заварзин

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЧЕТКИХ МОДЕЛЕЙ В АНАЛИЗЕ ПРОЦЕССОВ В ОРГАНИЗАЦИОННО-ТЕХНИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ¹

Афанасьева Татьяна Васильевна, доктор технических наук, доцент, заместитель заведующего кафедрой «Информационные системы» Ульяновского государственного технического университета. Окончила радиотехнический факультет УлГТУ. Имеет статьи и монографии в области нечеткого моделирования и анализа временных рядов. [e-mail: tv.afanasjeva@gmail.com].

Сибирев Иван Валерьевич, аспирант кафедры «Информационные системы» УлГТУ, окончил экономико-математический факультет УлГТУ. Имеет статьи в области нечетких методов многомерного статистического анализа. [e-mail: ivan.sibirev@yandex.ru].

Заварзин Денис Валерьевич, аспирант кафедры «Информационные системы» УлГТУ, окончил факультет информационных систем и технологий УлГТУ. Имеет работы в области нечеткого моделирования и анализа аномалий временных рядов. [e-mail: dzavarzin@gmail.com].

Аннотация

В статье рассматривается применение нечетких моделей к анализу процессов организационно-технических систем. При этом основной целью анализа является формирование групп схожих процессов. Для группировки процессов они рассматриваются в виде дискретных временных рядов. Традиционные методы кластеризации временных рядов на основе поточечной кластеризации, на основе признаков или моделей не учитывают характер поведения временных рядов, что снижает информативность и качество кластеризации. Для устранения этого недостатка предложен алгоритм кластеризации, основанный на нечётком подходе, названный Fuzzy Behavior Clustering (FBC-подход). В предлагаемом подходе кластеризации временных рядов используется представление поведения временных рядов на трех уровнях иерархии (на уровне общей тенденции, уровне параметров ряда и на уровне значений). Поведение временных рядов на уровне основной тенденции описывается с помощью лингвистических термов. В основе FBC-подхода лежат нечеткое представление временных рядов и алгоритм формирования лингвистической оценки основной тенденции.

В статье описано применение FBC-подхода для анализа и кластеризации временных рядов динамики KPI разработчиков ИТ-проектов на основе данных из репозитория.

Ключевые слова: Fuzzy Behavior Clustering, комбинированная кластеризация временных рядов, лингвистические термы, извлечение нечётких тенденций временных рядов.

APPLICATION OF FUZZY MODELS IN THE ANALYSIS OF PROCESSES IN ORGANIZATIONAL-TECHNICAL SYSTEMS

Tatiana Vasilevna Afanaseva, Doctor of Engineering, Associate Professor, Deputy Head of the Department of Information Systems of Ulyanovsk State Technical University; graduated from the Faculty of Radioengineering of UISTU; an author of articles and monographs in the field of fuzzy modeling and time series analysis. e-mail: tv.afanasjeva@gmail.com.

Ivan Valerevich Sibirev, Postgraduate Student at the Department of Information Systems of UISTU; graduated from the Faculty of Economics and Mathematics of UISTU; an author of articles in the field of fuzzy techniques in multivariate statistical analysis. e-mail: ivan.sibirev@yandex.ru.

Denis Valerevich Zavarzin, Postgraduate Student at the Department of Information Systems of UISTU; graduated from the Faculty of Information Systems and Technologies of UISTU; an author of articles in the field of fuzzy modeling and time series anomaly analysis. e-mail: dzavarzin@gmail.com.

Abstract

The article discusses the application of the Fuzzy models for time series analysis. The main aspect of the analysis is the formation of groups of similar processes. For the grouping of processes, they are considered in the form of discrete time series. Traditional methods for clustering time series based on point-by-point clustering, on attributes or models, do not take into account the nature of the behavior of the time series, which ensures the information content and quality of clustering. To solve this problem, a clustering algorithm based on a fuzzy approach, called Fuzzy Behavior Clustering (FBC approach), was proposed. The proposed time series clustering approach considers the behavior of time series at three levels of the hierarchy (at the level of the general tendency, the level of the parameters and at the level of values). The behavior of time series at the level of the main tendency is described by means of linguistic terms. At the heart of the FBC-approach lie a fuzzy representation of time series and an algorithm for a linguistic assessment of the main tendency.

The application of the FBC-approach for analyzing and clustering time series of KPI dynamics of IT project developers based on data from the repository is provided.

Key words: Fuzzy Clustering Behavior, combined clustering of time series, the linguistic terms, extraction of fuzzy tendencies of time series.

ВВЕДЕНИЕ

Под организационно-технической системой (ОТС) в настоящем исследовании понимается человеко-машинная система, в которой можно выделить три составляющих: гуманитарную (персонал, пользователи), техническую (оборудование, программное обеспечение) и информационную (базы данных, базы знаний). Исследование поведения ОТС на примере организаций, предоставляющих услуги (финансовые, ЖКХ, проектные), в рамках системного подхода позволило рассмотреть ОТС в виде сложной системы с множеством элементов и связей между ними.

В задачах поддержки принятия решений в ОТС актуален вопрос оценки и группировки процессов, выражающих сходную динамику ключевых показателей, выраженных в виде числовых временных рядов (ВР). ВР часто используют для представления и изучения динамики процессов в сложных системах, поэтому кластеризация ВР актуальна и востребована. Кластеризация ВР считается важным шагом анализа процессов, позволяющим формировать однородные группы данных, что широко используется в экономике, электроэнергетике, экологии, науке, технике, медицине, промышленности.

В работе [1] рассматривается большое количество

методов кластеризации ВР, тем не менее, отмечается, что эта проблема недостаточно изучена.

Кластеризация часто используется в качестве предварительного этапа классификации для придания классам возможных меток.

В статье [2] приводится обзор современных методов классификации ВР, которые различаются способами представления ВР и мерами сходства.

На основе обзора, представленного в работе [3], мы выделяем три основных подхода к кластеризации ВР: (a) поточечная (point-based) кластеризация (кластеризация необработанных данных); (b) кластеризация на основе признаков (feature-based) объектов; (c) кластеризация на основе модели (model-based).

Первый подход направлен на кластеризацию наборов исходных ВР, имеющих одинаковую длину, путем вычисления мер сходства значений ВР в одни и те же моменты времени. При поточечной кластеризации ВР возникает проблема, описанная в работе [3], заключающаяся в трудности применения численной метрики для ВР различной длины. Для устранения этого ограничения предложены методы, основанные на извлечении признаков объектов ВР с целью приведения их к одной размерности. При этом подходе используются методы преобразования ВР различной длины в новые ВР оди-

наковой длины, которые иногда называют шаблонами или векторами свойств [4]. В работе [5] рассматриваются два основных типа свойств ВР: количественные и качественные. Качественные свойства ВР представимы в виде лингвистических оценок, которые могут кодироваться символами некоторого алфавита. В работе [6] предложено обобщенное символическое представление моделей для кластеризации и классификации.

В последнее время разрабатывается применение нечетких моделей в представлении ВР. Нечеткие преобразования числового ВР с помощью лингвистической переменной, построенной на множестве его значений, приведены в работах [7, 8]. Так в работе [9] представлено NLX-преобразование числового ВР с использованием лингвистической переменной значений.

В отличие от численного представления, нечеткое представление ВР позволяет извлечь лингвистические оценки локальных и глобальных свойств (тенденций). Использование нечетких характеристик тенденций для резюмирования (лингвистических оценок поведения) ВР описано и обсуждается в работах [10] и [11].

Традиционно используемые в кластеризации методы не учитывают тип поведения ВР, что может привести к неточностям при их кластеризации. Для получения более надёжных результатов кластеризации ВР в работах [12, 13] предложен FBC-подход (Fuzzy Behavior Clustering) к кластеризации ВР, сочетающий численные методы и нечеткие оценки поведения для кластеризации процессов, имеющих различную динамику и различную длительность. Основная идея предлагаемого FBC-подхода к кластеризации множества ВР заключается в поиске сходства на трех уровнях иерархии. На первом уровне (уровне общей тенденции) создаются группы ВР с одинаковыми поведенческими свойствами, выраженными лингвистическими оценками их поведения (кластеры поведения). Этот уровень соответствует кластеризации на основе модели ВР. На втором уровне путем извлечения статистических свойств основных паттернов ВР в каждом кластере поведения преобразуются в новые ВР одинаковой размерности (кластеризация на основе свойств) для дальнейшей их поточечной кластеризации.

В данной статье рассматривается применение FBC-подхода к анализу процессов в ОТС, которые представимы в виде множества ВР, для извлечения информации о сходных по поведению процессах на примере оценки процессов разработки ИТ-проектов.

1 АЛГОРИТМ КЛАСТЕРИЗАЦИИ НА ОСНОВЕ НЕЧЕТКОГО FBC-ПОДХОДА

FBC-подход [13] к кластеризации основан на нечётком описании значений ВР и схеме декомпозиции, широко применяемой в прогнозировании.

Обозначим $Y = \{X_1, X_2, \dots, X_m\}$ – исходное множество ВР различной длины, разного поведения (локальных и глобальных тенденций) и с разными областями значений ВР.

Рассмотрим модель одного ВР, приведённую в работе [14].

Пусть $X = \{x_t \in R, t = 1, 2, \dots, n\}$ – исходный ВР, где x_t – значение ВР X в момент времени $t, t = 1, 2, \dots, n$, n – длина ВР. Тогда

$$x_t = \alpha * f_t + \beta * \psi_t \quad (1)$$

упрощенная аддитивная модель ВР, где f_t – компонента тренда, ψ_t – компонента колебаний, $\psi_t = s_t + e_t$, s_t и e_t – регулярные и нерегулярные колебания, соответственно.

Если $\alpha = 0$, то влияние компоненты тренда f_t на ВР X не оказывается. Если $\beta = 0$, то влияние со стороны компоненты колебаний ψ_t на X минимально.

Идея FBC-подхода заключается в представлении одного ВР на трех уровнях иерархии:

$$\langle gt, f_t, \psi_t \rangle, \quad (2)$$

на уровне общих тенденций gt , на уровне компонент тренда f_t и на уровне компонент колебаний ψ_t . При FBC-кластеризации ВР X на основе модели (1) ВР в одном кластере будут сходны по общим тенденциям gt , компонентам тренда f_t и по компонентам колебаний ψ_t .

Общая схема предлагаемого алгоритма кластеризации FBC-подхода включает следующие шаги. Пусть множество лингвистических термов основной тенденции ВР представимо в виде $GT = \{\langle fall \rangle, \langle stability \rangle, \langle growth \rangle, \langle fluctuation \rangle\}$.

Шаг первый. Преобразование, ставящее в соответствие ВР лингвистический терм основных тенденций из множества GT . Используется GTI-алгоритм [11], основанный на преобразовании каждого ВР с помощью нечеткого NLX-преобразования [9].

$$X_i \rightarrow gt_i \in GT, X_i \in Y, i = 1, 2, \dots, m.$$

Шаг второй. Первый уровень кластеризации ВР: кластеризация по основным тенденциям с использованием эквивалента в виде лингвистического терма основной тенденции из множества GT : $GT = \{\langle fall \rangle, \langle stability \rangle, \langle growth \rangle \text{ and } \langle fluctuation \rangle\}$.

$$Y = Y_{fall} \cup Y_{growth} \cup Y_{stab} \cup Y_{fluct}$$

Шаг третий. Третий уровень кластеризации – численная кластеризация ВР из кластеров шага 2, основанная на преобразовании каждого ВР в вектор параметров.

А) Получение новых ВР, ВР параметров, описывающих исходные ВР из кластеров поведения.

Группируем значения x_t каждого исходного ВР на $N1$ кластеров. Затем рассчитываем барицентры кластеров, которые рассматриваются как параметры ВР. Из барицентров, отсортированных в хронологическом порядке, строится новый ВР, составленный из параметров исходного ВР. Так получаем множество новых ВР параметров $Z = Z_{fall} \cup Z_{growth} \cup Z_{stab} \cup Z_{fluct}$ характеризующих исходные ВР из множеств $Y_{fall}, Y_{growth}, Y_{stab}, Y_{fluct}$.

В) Кластеризация ВР параметров.

Кластеризация каждого ВР параметров из множеств Z_{fall} , Z_{growth} , Z_{stab} , Z_{fluct} на N_2 кластеров.

Итак, алгоритм FBC-подхода делит множество ВР Y на $4*N_2$ кластеров. ВР при этом могут обладать разным количеством точек и различными флуктуационными составляющими. Каждый ВР, кроме принадлежности к группе сходных по поведению ВР, имеет лингвистическую оценку поведения, выраженную нечетким лингвистическим термом и степенью принадлежности.

Алгоритм FBC обладает высоким уровнем модульности и позволяет использовать любые методы численного кластерного анализа. Эксперименты показали, что подход повышает качество кластеризации ВР по сравнению с численными методами [12].

2 ПРИМЕНЕНИЕ НЕЧЕТКОГО FBC-ПОДХОДА ПРИ АНАЛИЗЕ ДИНАМИКИ ОЦЕНОК ДЕЯТЕЛЬНОСТИ РАЗРАБОТЧИКОВ ИТ-ПРОЕКТОВ

Эффективность процессов ОТС в большой степени зависит от персонала и его эффективности. В специализированной литературе высок интерес к теме оценок кадров. Существует множество способов и методов оценок эффективности сотрудников. Наиболее распространенным показателем эффективности сотрудников является «KPI» (ключевой показатель эффективности). В работе [15] KPI состоит из параметров: срок выполнения, количество и качество работы. Выдавая сотрудникам задания, подходящие для данного кластера, в который входят сотрудники с одинаковой динамикой и уровнем, можно стимулировать профессиональный рост, если параметры работника ниже среднего по кластеру. Можно формировать вектор развития для перехода в другой кластер, если параметры – выше среднего по кластеру.

В настоящей статье в качестве примера ОТС рассматривается ИТ-компания, занимающаяся разработкой ИТ-проектов, и анализируется динамика ее эффективности. В процессе контроля и управления проектом применяются методы анализа, например, анализ аномалий (отклонений и тенденций), для которых необходимы данные об исполнении, собранные в процессе выполнения проекта.

В качестве источника данных об исполнении задач ИТ-разработчиками могут использоваться репозитории проектов. В работе [16] приводится опыт использования данных, полученных из репозитория систем управления проектами, для изучения и анализа процесса разработки. Для кластеризации разработчиков целесообразно рассмотреть динамику по времени исполнения задач. Для этих целей нами использовался репозиторий одной из распространенных систем управления Atlassian JIRA [17]. Несмотря на то, что программные средства JIRA имеют в своем составе десятки визуальных представлений, демонстрирующих прогресс и соотношение задач, средства интеллектуального анализа, такие как кластеризация исполнения задач и эффективности разработчиков, пока ожидают своей разработки.

В настоящей статье такой анализ выполняется на основе извлеченных данных коммерческого проекта из репозитория системы Atlassian JIRA. В частности, сформированы 11 таблиц данных (за 11 месяцев), где каждой строке соответствует какая-либо задача, решаемая сотрудниками. Каждому столбцу соответствует параметр, описывающий задачу. Среди них: параметры «Issue Status» – статус проблемы (вопрос решен, вопрос закрыт, нужно сделать, нужно повременить с решением, удержать), «Issue Original Estimate» – первичная оценка в часах, «Issue Remaining Estimate» – вторичная оценка в часах (сверх первичной), «Billed Hours» – тарификация задачи в часах, «Hours» – реально ушло на задачу в часах и др.

Часто используемым параметром оказался «Issue Type». Он принимает следующие значения: «New Feature» – новая функция; «Task», «Sub-Task» – постановка задачи; «Internal» – внутренняя проблема, рефакторинг; «Bug» – исправления некорректной работы программы; «Improvement» – улучшение, модификация или рефакторинг.

В качестве примера исследуемых ВР на рисунке 1 изображены ВР, где в хронологической последовательности представлено количество часов, затраченных на исправление ошибок программистом («Issue Type», «Bug»).

На рисунке 1 вдоль оси абсцисс отложены 77 исправленных ошибок в хронологическом порядке, вдоль оси ординат отложено время, затраченное на исправление ошибки. Согласно данным рисунка 1 минимальное время исправления ошибки – полчаса, а максимальное – 8 часов. Всего исправлено 77 ошибок, в среднем на каждую затрачено 2 часа 42 минуты. При этом были закрыты с пометкой «Resolved» – 54 ошибки, «Closed» – 12, «Open» – 3, «Hold» – 7, «Approved» – 3.

Рассмотрим параметр первичной оценки времени исполнения задач. Он принимал обычно большие значения, чем время, ушедшее на решение задачи. Между этими двумя параметрами наблюдается линейная зависимость с коэффициентом корреляции – 0,6.

Рассмотрим пример ВР затрат времени на реализацию новых функций «New Feature» (рис. 2). На оси абсцисс – хронология реализации новых функций. Вдоль оси ординат отложено время, затраченное на реализацию новой функции. Зависимость между реальным временем, затраченным на реализацию определенной функции программы, и первичной оценкой практически отсутствует (коэффициент корреляции – 0,1).

Получая из репозитория ВР по каждому разработчику, которые характеризуют тот или иной аспект деятельности (качество, производительность), применяя их кластеризацию на основе FBC-подхода, можно выделить группы наиболее производительных и ориентированных на качество разработчиков, разработчиков с тенденцией увеличения производительности, разработчиков, имеющих тенденцию к уменьшению производительности, и ряд других классов. На рисунках 3–5 представлены примеры кластеризации ВР, характеризующих различную динамику процессов работы программистов в течение недели. На оси абсцисс – хронологии

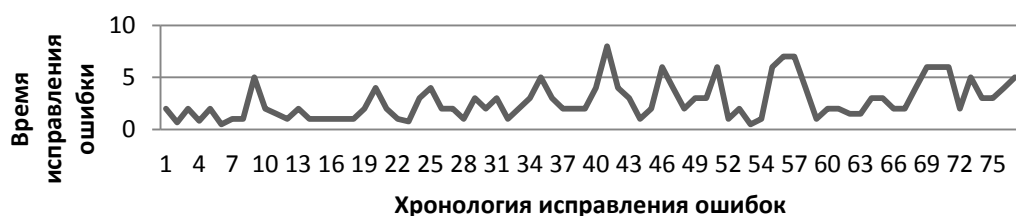


Рис. 1. BP затрат времени на исправление ошибок, имеющий основную тенденцию «fluctuation»



Рис. 2. BP затрат времени на реализацию новых функций, имеющий основную тенденцию «fluctuation»

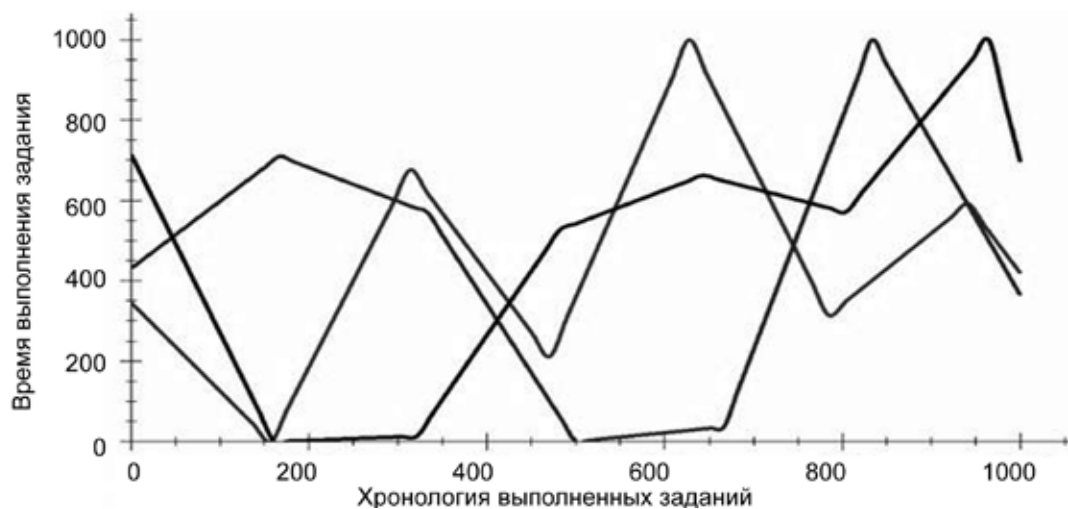


Рис. 3. Кластер колебания и слабо выраженного роста

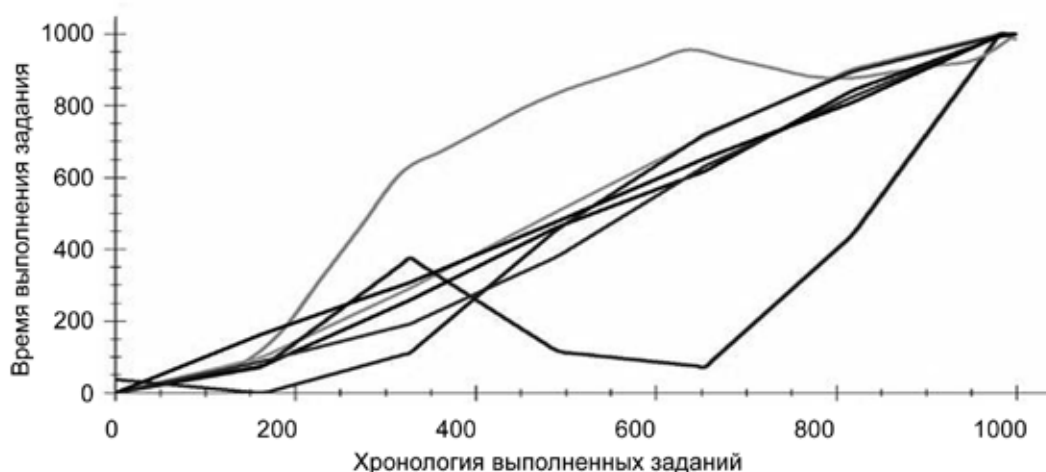


Рис. 4. Кластер с основной тенденцией «рост»

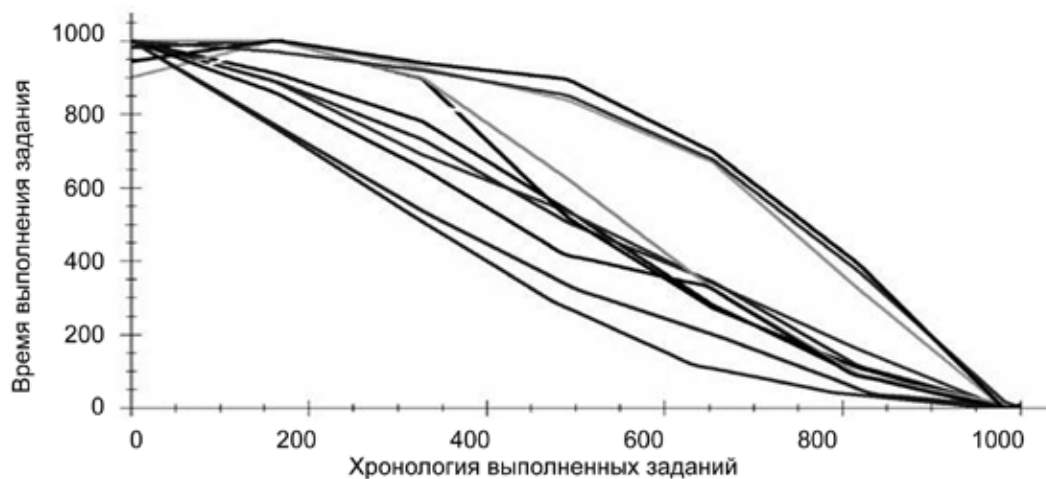


Рис. 5. Кластер с основной тенденцией «падение»

выполненных заданий. Вдоль оси ординат отложено время выполнения заданий. VP нормированы вдоль осей абсцисс и ординат в интервале от 0 до 1000 для удобства отображения. На рисунке 3 представлен кластер поведения трех программистов. Динамика объема выполненных работ для них сходна, выполнение задач характеризуется колебаниями с тенденцией к увеличению времени выполнения. На рисунке 4 представлен кластер, характеризующий паттерн исполнения для 7-ми разработчиков; основная тенденция в этом кластере – рост. Рисунок 5 иллюстрирует кластер поведения 11-ти сотрудников, основная тенденция – сокращение времени выполнения задач.

Результаты применения предложенного алгоритма FBC показывают, что алгоритм FBC действительно строит кластеры поведения VP, характеризующие паттерны выполнения задач программистами согласно модели (1), как и ожидалось. Кроме того, каждый из полученных кластеров имеет ориентированную на человека лингвистическую метку. Автоматическая обработка данных с использованием FBC-алгоритма позволяет выявить аномалии в производительности разработчиков, выявить лидеров и отстающих, формировать команды со схожим ритмом работы и оценить динамику рабочих процессов.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Для анализа процессов в ОТС целесообразно использовать VP, которые содержат информацию об эффективности исполнения задач. Группируя такие процессы по типу их развития (тенденциям и значениям), можно получить их характеристику и использовать ее для принятия управленческого решения. В статье предлагается для решения указанной задачи применить нечеткие модели представления VP и кластеризацию на основе нечеткого FBC-подхода.

Результаты на любом уровне кластеризации VP могут быть использованы в интеллектуальном анализе данных VP для принятия решений, для прогнозирования, классификации и выявления аномалий.

FBC-подход применим, в частности, для оценки динамики параметров KPI персонала. Он позволяет увеличить гибкость и шумоустойчивость оценочного аппарата за счёт использования нечётких методов, позволяет изучать и интерпретировать динамику процессов ОТС. Такой подход применим для автоматизированной обработки данных. Он основан на человеко-ориентированных лингвистических термах, результат обработки данных удобен для человеческого восприятия.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Seyedjamal Zolhavarieh, Saeed Aghabozorgi and Ying Wah Teh. A Review of Subsequence Time Series Clustering. // In Scientific World Journal Volume. – 2014. – Article ID 312521. – 19 p.
2. Bagnall A., Lines J., Bostrom A., Large J., Keogh E. The Great Time Series Classification Bake Off: A Review and Experimental Evaluation of Recently Proposed Algorithms. // Data Mining and Knowledge Discovery. – 2016. – pp. 1–55.
3. Liao T.W. Clustering of time series data – a survey. // Pattern recognition Elsevier. – № 38. – 2005. – pp. 1857–1874.
4. Jain A. et al. Data Clustering: A Review // ACM Computing Surveys. – September 1999. – Vol. 31. – № 3. – pp. 265–323.
5. Jain A.K., and Dubes R.C. Algorithms for Clustering Data. Prentice-Hall advanced reference series. Prentice-Hall, Inc., Upper Saddle River, NJ, 1988.
6. Diday E. The symbolic approach in clustering, in Classification and Related Methods, North-Holland Publishing Co., Amsterdam, The Netherlands, 1988.
7. Афанасьева Т.В., Козлов А.О., Ивахина А.А. Моделирование лингвистических оценок на основе ACL-шкалы // Тр. V Междунар. науч.-практ. конф. «Интегрированные модели и мягкие вычисления» (Коломна, 20–30 мая 2009 г.). – Т. 2. – М. : Физматлит, 2009. – С. 298–304.
8. Afanasieva T., Egorov Y., Savinov N. About Transformations of a Numerical Time Series using a Linguistic Variable // Proceedings of the Second International

Scientific Conference «Intelligent Information Technologies for Industry (IITI'17)». 2017. Vol. 1. pp. 226–233.

9. Афанасьева Т.В. Преобразования числового временного ряда с использованием лингвистической переменной значений // Сб. науч. тр. Первой Всерос. науч.-практ. конф. «Нечеткие системы и мягкие вычисления. Промышленные применения. Fuzzy Technologies in Industry (FTI-2017)». – Ульяновск : УлГТУ, 2017. – С. 334–340.

10. Ярушкина Н.Г., Афанасьева Т.В. Метод нечеткого моделирования и анализа тенденций временных рядов // Интеллектуальные системы управления : коллективная монография / под ред. акад. РАН С.Н. Васильева. – М. : Машиностроение, 2010. – С. 301–305.

11. Afanasieva T., Sapunkov A. Selection of Time series Forecasting Model Using a Combination of Linguistic and Numerical Criteria // In Proc. of 2016 IEEE 10th International Conference on Application of Information and Communication Technologies (AICT). – 2016. – pp. 341–345.

12. Afanasieva T., Yarushkina N., Sibirev I. Time Series Clustering using Numerical and Fuzzy Representations // In Proc. of Joint 17th World Congress of International Fuzzy Systems Association and 9th International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems (IFSA-SCIS 2017), Otsu, Shiga, Japan, June 27–30. – 2017.

13. Сибирев И.В. Применение FBC-кластеризации временных рядов к анализу динамики оценок персонала // Сб. науч. тр. Первой Всерос. науч.-практ. конф. «Нечеткие системы и мягкие вычисления. Промышленные применения. Fuzzy Technologies in Industry (FTI-2017)». – Ульяновск : УлГТУ, 2017. – С. 149–158.

14. Makridakis S., Wheelwright S.C., Hyndman R.J. Forecasting methods and applications. John Wiley & Sons, Inc., 1998.

15. Чемяков В. Оценка по KPI работников бэк-офиса. Разберем по шагам. – URL: <http://hr-media.ru/otsenka-po-kpi-rabotnikov-bek-ofisa-razberem-po-shagam/> (дата обращения: 11.08.2017).

16. Mockus A. Analogy based prediction of work item flow in software projects: a case study // In 2003 International Symposium on Empirical Software Engineering. – Rome, Italy, 2003. – pp. 110–119.

17. Atlassian JIRA. – URL: <https://ru.atlassian.com/software/jira/agile-project-managemen> (дата обращения: 11.08.2017).

REFERENCES

1. Seyedjamal Zolhavarieh, Saeed Aghabozorgi and Ying Wah Teh. A Review of Subsequence Time Series Clustering. *Scientific World Journal*, vol. 2014, Article ID 312521, 19 p.

2. Bagnall A., Lines J., Bostrom A., Large J., Keogh E. The Great Time Series Classification Bake Off: A Review and Experimental Evaluation of Recently Proposed Algorithms. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 2016. pp. 1–55.

3. Liao T.W. Clustering of Time Series Data – a Survey. *Pattern Recognitio*. Elsevier, 2005, no. 38, pp. 1857–1874.

4. Jain A. et al. Data Clustering: A Review. *ACM Computing Surveys*. September 1999, vol. 31, no. 3, pp. 265–323.

5. Jain A.K., and Dubes R.C. *Algorithms for Clustering Data*. Prentice-Hall Advanced Reference Series. Prentice-Hall, Inc., Upper Saddle River, NJ, 1988.

6. Diday E. *The Symbolic Approach in Clustering, in Classification and Related Methods*. North-Holland Publishing Co., Amsterdam, The Netherlands, 1988.

7. Afanaseva T.V., Kozlov A.O., Ivakhina A.A. Modelirovanie lingvisticheskikh otsenok na osnove ACL-shkaly [The Modeling of Linguistic Estimations on the Basis of ACL-Scale]. *Tr. V Mezhdunar. nauch.-prakt. konf. "Integrirovannye modeli i miagkie vychisleniia" (Kolomna, 20–30 maya 2009 g.)* [Proc of the 5th Intern. Sci. Conf. on Integrated Models and Soft Calculations. Kolomna, May 20–30, 2009]. Moscow, Fizmatlit Publ., 2009, vol. 2, pp. 298–304.

8. Afanasieva T., Egorov Y., Savinov N. About Transformations of a Numerical Time Series Using a Linguistic Variable. *Proceedings of the Second International Scientific Conference on Intelligent Information Technologies for Industry (IITI'17)*. pp. 226–233.

9. Afanaseva T.V. Preobrazovaniia chislovogo vremennogo riada s ispolzovaniem lingvisticheskoi peremennoi znachenii [Transformations of a Numerical Time Series with the Use of a Linguistic Variable of Values]. *Sb. nauch. tr. pervoi Vseroc. nauch.-prakt. konf. "Nechetkie sistemy i miagkie vychisleniia. Promyshlennye primeneniia. Fuzzy Technologies in Industry (FTI-2017)* [Proc. of the First Russian Sci. Workshop on Fuzzy Technologies in Industry (FTI-2017)]. Ulyanovsk, UISTU Publ., 2017, pp. 334–340.

10. Yarushkina N.G., Afanaseva T.V. Metod nechetkogo modelirovaniia i analiza tendentsii vremennykh riadov [A Fuzzy Modeling Method and Time Series Trend Analysis]. *Intellektualnye sistemy upravleniia. Kollektivnaia monografiia, pod red. akad. RAN S.N. Vasileva* [Intelligent Management Systems. Multi-Authored Monograph edited by Academician of the Academy of RAS S.N. Vasilev]. Moscow, Mashinostroenie Publ, 2010, pp. 301–305.

11. Afanasieva T., Sapunkov A. Selection of Time series Forecasting Model Using a Combination of Linguistic and Numerical Criteria. *Proc. of 2016 IEEE 10th International Conference on Application of Information and Communication Technologies (AICT)*. 2016, pp. 341–345.

12. Afanasieva T., Yarushkina N., Sibirev I. Time Series Clustering Using Numerical and Fuzzy Representations. *Proc. of Joint 17th World Congress of International Fuzzy Systems Association and 9th International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems (IFSA-SCIS 2017)*. Otsu, Shiga, Japan, June 27–30, 2017.

13. Sibirev I.V. Primenenie FBC-klasterizatsii vremennykh riadov k analizu dinamiki otsenok personala [The Application of FBC-Clustering of Time Series to Analyze the Dynamics of Assessment Personnel]. *Sb. nauch. tr. pervoi Vseroc. nauch.-prakt. konf. "Nechetkie sistemy i miagkie vychisleniia. Promyshlennye primeneniia. Fuzzy Technologies in Industry (FTI-2017)"* [Proc. of the First Russian Sci. Workshop on

Fuzzy Technologies in Industry (FTI-2017)]. Ulyanovsk, UISTU Publ., 2017, pp. 149–158.

14. Makridakis S., Wheelwright S.C., Hyndman R.J. *Forecasting Methods and Applications*. John Wiley & Sons, Inc., 1998.

15. Chemekov V. *Otsenka po KPI rabotnikov bek-ofisa. Razberem po shagam* [KPI-Based Evaluation of Back-Office Personnel]. Available at: <http://hr-media.ru/otsenka-po->

[kpi-rabotnikov-bek-ofisa-razberem-po-shagam/](http://hr-media.ru/otsenka-po-kpi-rabotnikov-bek-ofisa-razberem-po-shagam/) (accessed 11.08.2017).

16. Mockus A. Analogy Based Prediction of Work Item Flow in Software Projects: a Case Study. *2003 International Symposium on Empirical Software Engineering*. Rome, Italy, 2003, pp. 110–119.

17. *Atlassian JIRA*. Available at: <https://ru.atlassian.com/software/jira/agile-project-managemen> (accessed 11.08.2017).