

Дескрипторная модель локальных и глобальных свойств многомерного временного ряда на основе нечеткой тенденции

Т.В. Афанасьева¹, И.А. Мошкина¹, В.Г. Тронин¹

¹Ульяновский государственный технический университет, Северный Венец 32, Ульяновск, Россия, 432027

Аннотация. Современные системы характеризуются большими скоростями и объемами поступления числовых данных. Увеличивается количество технических систем, в том числе автономных, генерирующих большие объемы числовых данных наблюдения и мониторинга в режиме реального времени. Указанные данные имеют многомерную структуру и привязку к моментам времени, что позволяет рассматривать их в виде числовых многомерных временных рядов. В рамках дескриптивного анализа в статье получены новые модели представления и извлечения локальных и глобальных свойств, рассматриваемые на различных уровнях грануляции, учитывающие поведенческие особенности многомерного временного ряда. Для этого применены положения теории нечетких множеств и нечетких тенденций, что обеспечило генерацию результатов в лингвистической форме, понятной эксперту.

1. Введение

В условиях прогресса информационных технологий наборы числовых данных в виде числовых многомерных временных рядов (МВР), описывающих поведение сложных объектов, являются источником скрытых знаний, необходимых при анализе свойств процессов во многих прикладных системах, в том числе в телекоммуникации, промышленности, здравоохранении, метеорологии, мультимедиа, социологии, государственном управлении, компьютерных сетях и финансовых приложениях. Под свойством будем понимать особенность объекта, отличающая его от других объектов или определяющая его сходство с другими объектами. Указанная семантика свойства объектов позволяет выделить два направления в анализе свойств объектов: анализ свойств отдельного объекта и анализ свойств совокупности объектов. В каждом из этих направлений можно сформулировать типичный набор этапов анализа свойств, таких как дескриптивный, диагностический, предиктивный, прескриптивный и когнитивный анализ. При этом дескриптивный (дескрипторный) анализ выступает первым этапом, определяющим результативность последующих этапов анализа объектов. Основная задача дескриптивного анализа МВР может быть рассмотрена как задача извлечения, описания и предметно-ориентированной интерпретации его свойств, наблюдаемых в заданный временной интервал, и заключается в ответе на вопрос «Что произошло?». Структура данных МВР сложна, она описывает не только вариации каждой переменной (одномерный временной ряд), но и включает взаимосвязи между переменными, а также темпоральные зависимости. Поэтому при извлечении и дескриптивном анализе свойств таких структур целесообразно рассматривать

МВР в разных аспектах и как отдельный сложный объект, обладающий глобальными (интегративными) свойствами, и как совокупность образующих его одномерных временных рядов (ВР). В тоже время одномерный ВР также может быть описан на основе его глобальных, локальных и темпоральных свойств. Это позволяет рассматривать свойства МВР с точки зрения глобальных и локальных гранул, полученных путем грануляции МВР на микро- и макро-уровнях, определяемых аспектом рассмотрения.

Обычно представление свойств рассматривается в виде множества (или вектора) числовых признаков, каждый из которых численно резюмирует отдельное свойство одномерного временного ряда. Такое представление не учитывает особенности двумерной структуры МВР, позволяющей извлечь более сложные структуры в виде микро- и макро-гранул и на этой основе описать его локальные и глобальные свойства паттернов, локальных тенденций, нечетких и ассоциативных правил. В настоящем исследовании под грануляцией понимается процесс автоматической обработки МВР для извлечения свойств, направленных на понимание его поведения, согласно подходу Рональда Ягера и Яниса Капржника [1]. Гранулярное представление МВР позволит описать его свойства в рамках одной методологической основы, позволит снизить размерность МВР, разработать новые методы классификации, прогнозирования, кластеризации МВР, и на этой основе углубить научные знания в предметно-ориентированной области.

Рассматривая в качестве объекта дескриптивного анализа МВР, следует отметить, что ввиду его сложной структуры, наличия информационного шума, изменчивости и темпоральных зависимостей, для экспертов предметной области востребована лингвистическая интерпретация извлекаемых гранул, представляющих поведенческие свойства МВР. Такая лингвистическая интерпретация может быть получена путем объединения предметно-ориентированных знаний в области анализа МВР и нечетких моделей, интегрирующих числовые и лингвистические значения. Применение нечетких моделей обусловлено с одной стороны необходимостью представления свойств МВР, которые содержат неточности и искажения, а с другой – возможностью получать интерпретируемые информационные гранулы. Это востребовано экспертами предметных областей, аналитиками и интеллектуальными ассистентами для выбора и применения адекватных моделей на последующих этапах анализа сложных объектов, представленных МВР.

Целью работы является разработка дескрипторной модели представления и извлечения локальных свойств МВР на основе нечетких тенденций одномерных ВР, образующих МВР.

2. Обзор существующих подходов к анализу свойств МВР

Свойства МВР обычно представляются в виде числовых признаков. При этом МВР могут быть отображены в низкоразмерное пространство признаков с помощью различных методов или функций преобразования, таких как локальная сохраняющая проекция (LPP), которая сохраняет отношение ближайшего соседа. Также применяют сингулярную декомпозицию (SVD), преобразование Фурье и вейвлет преобразования. Однако получаемые таким образом признаки могут не иметь семантическую интерпретацию и не выражать присущие свойства МВР и его поведение.

В работе Chris Aldrich [2] приведены проблемы и обзор подходов к извлечению свойств МВР в задаче обнаружения дефектов в реальных динамических системах, в основе которых лежит принципиальный компонентный анализ (анализ главных компонент). Автор рассматривает классические статические подходы для извлечения свойств применительно к МВР, рассматриваемых в виде последовательности изображений. Однако полученные в рамках указанных подходов признаки являются глобальными, которые обычно теряют локальные исходные характеристики данных. Чтобы извлечь интерпретируемые и локальные особенности из данных МВР, некоторые ученые расширяют метод представления свойств одномерных временных рядов комбинацией шейплетов различных переменных [3] для генерации ассоциативных правил. Отметим, этот подход не учитывает темпоральных зависимостей между переменными и поведенческие особенности МВР, поэтому он не может полностью выразить существенные характеристики многомерных данных временных рядов. Кроме того,

исследования показали, что существуют отклонения между извлеченными шейплетами и существенными признаками МВР [4].

Применение нечетких преобразований и правил для извлечения свойств ВР рассмотрено в работах [5-7]. При этом используются числовые характеристики ВР, такие как среднее, вариация, минимум, размах, которые слишком обще представляют ВР. Методы грануляции, в основе которых лежит теория нечетких множеств [8], применяются в анализе ВР в основном в задаче прогнозирования [9, 10] и принятия решений [11]. В книге [12] отмечается, что грануляция ВР является наиболее адекватным методом извлечения свойств ВР в темпоральном и пространственном аспектах. Другое интересное направление связано с кластеризацией гранул, представленных в символьной форме. Гранулярное представление одномерных ВР исследовано в задаче прогнозирования в работе [13]. Применение лингвистического резюмирования к гранулярным данным приведено в работе [1] как метод грануляции квантификаторов в пропозициях. Анализ современного состояния области представления свойств МВР в задаче грануляции МВР для извлечения локальных свойств позволяет сделать следующий вывод. Методы и модели представления свойств МВР находятся в стадии развития, при этом разработка моделей представления и описания свойств на основе нечетких моделей является перспективным подходом для решения этой проблемы.

3. Дескриптивная модель гранулярного представления локальных и глобальных свойств поведения МВР на основе нечетких тенденций

Пусть $X = x_{jt}, j = 1, 2, \dots, m; t = 1, 2, \dots, n$ есть МВР.

Для представления локального свойства МВР будем использовать свойство «поведение» применительно к основной тенденции - того ВР, для которого это свойство будет являться глобальным.

Для описания глобального свойства «поведения» одномерного ВР $x_j = x_{jt}, j = const, t = 1, 2, \dots, n$ используем понятие нечеткой тенденции (НТ), введенное Н.Г. Ярушкиной в 2004 г. [14] для нечетких ВР. При этом под нечетким ВР понимается ВР, уровни (значения) которого представлены в виде нечетких множеств, образующих некоторую лингвистическую переменную $\tilde{Z} = \{\tilde{z}_i | i = 1, 2, \dots, r, r < n\}$. Эта лингвистическая переменная должна быть построена на множестве допустимых значений W каждого числового одномерного ВР x_{jt} . При этом предполагается, что индексы i нечетких меток \tilde{z}_i соответствуют частично упорядоченным интервалам на W , которые являются носителями нечетких меток \tilde{z}_i .

Определение 1. [14] Основной нечеткой тенденцией (ОНТ) одномерного нечеткого ВР будем называть нечеткую метку, выражающую характер изменения последовательности нечетких уровней ВР в заданном интервале времени.

ОНТ представляет класс поведения ВР в виде общих для всех одномерных ВР лингвистических термов, например, $\tilde{Y} = \{\text{«Рост»}, \text{«Падение»}, \text{«Стабильность»}, \text{«Колесания»}, \text{«Хаос»}\}$.

Определение 2. Глобальное свойство -того ВР x_j , характеризующее его поведение на интервале $t = 1, 2, \dots, n$, представим в виде нечеткого множества его ОНТ:

$$L_j = \{\mu_{\tilde{y}_k}(x_j)/\tilde{y}_k\}, \quad (1)$$

где $k = 1, 2, \dots, K; \tilde{y}_k \in \tilde{Y}; \mu_{\tilde{y}_k}(x_j)$ обозначает степень принадлежности ВР x_j нечеткой метке \tilde{y}_k .

Здесь K определяет количество нечетких термов, обозначающих разные классы ОНТ для любого одномерного ВР.

Определение 3. Локальное свойство МВР X определим в виде множества $\{L_j\}, j = 1, 2, \dots, m$. В таком определении локальное свойство МВР это множество, сформированное из ОНТ входящих в него одномерных ВР.

Определение 4. Глобальное свойство, характеризующее поведение МВР представим в виде нечеткого множества

$$L = \{\max_{1 \leq j \leq m} (\mu_{\tilde{y}_k}(x_j)/\tilde{y}_k)\} \quad (2)$$

где $k = 1, 2, \dots, K$.

Анализ состава нечеткого множества позволяет сформулировать для МВР лингвистическую интерпретацию его поведения, используя лингвистические термины лингвистической переменной $\tilde{Y} = \{\tilde{y}_k | k = 1, 2, \dots, K, K < r\}$.

На основе введенных понятий локальных и глобальных свойств определим дескриптивную модель поведения МВР в виде совокупности выражений:

$$x_{jt} = f1(X) \quad (3)$$

$$\tilde{X}_{jt} = f2(x_{jt}) \quad (4)$$

$$L_j = f3(\tilde{X}_{jt}) \quad (5)$$

$$L = f4(L_j) \quad (6)$$

В этой дескрипторной модели преобразования $f1$ и $f2$ относятся к микро-грануляции МВР, причем результатом преобразования (4) является нечеткий временной ряд \tilde{X}_{jt} , полученный для одномерного t -того ВР x_{jt} . Микро-грануляция определяется в виде процесса создания мелких гранул путем декомпозиции МВР на составляющие. При этом между МВР и его микро-гранулой устанавливается отношение «детализации». Макро-грануляция устанавливает отношение «обобщения» и представлена преобразованиями $f3$ и $f4$, которые формируют более крупные гранулы, характеризующие поведение МВР в виде его локальных и глобальных свойств в терминах ОНТ. В результате такой грануляции на основе дескриптивной модели извлекаются знания о локальных и глобальных свойствах МВР, характеризующие его поведение. Эти знания выражены в сжатой лингвистической форме, понятные эксперту и полезные для методов диагностического, предиктивного, прескриптивного и когнитивного анализа.

3.1. Микро-грануляция МВР

Рассмотри микро-грануляцию, соответствующую преобразованию числового ВР в нечеткий ВР (4). Обозначим одномерный числовой ВР, входящий в состав МВР, следующим образом

$$\{x_t | x_t \in W, W \subseteq \mathbb{R}, t = 1, 2, \dots, n\}. \quad (7)$$

Предположим, что лингвистическая переменная \tilde{Z} создается на множестве W (область значений ВР) с r лингвистическими терминами уровней ВР:

$$\tilde{Z} = \{\tilde{z}_i | i = 1, 2, \dots, r, r < n\}. \quad (8)$$

Для преобразования числового ВР x_t и получения его микро-гранул в виде нечеткого ВР \tilde{X}_t , мы используем NFLX-преобразование ВР («преобразование из числового в нечеткое лингвистическое») [15]:

$$NFLX: \{x_t | t = 1, 2, \dots, n\} \mapsto \{\tilde{X}_t | t = 1, 2, \dots, n\}, \quad (9)$$

$$\tilde{X}_t = \{\tilde{x}_t, \mu_{\tilde{x}_t}(x_t) | t = 1, 2, \dots, n\} \quad (10)$$

$$\tilde{x}_t = \tilde{z}_s, s = \operatorname{argmax}_{i=1,2,\dots,r}(\mu_{\tilde{z}_i}(x_t)), \quad (11)$$

$$\mu_{\tilde{x}_t}(x_t) = \max_{i=1,2,\dots,r}(\mu_{\tilde{z}_i}(x_t)), s \in \{1, 2, \dots, r\}, \quad (12)$$

где \tilde{x}_t – лингвистический терм, равный лингвистическому терму \tilde{z}_s имеющему максимальную степень принадлежности для ВР в момент времени t , s - номер этого лингвистического термина, а $\mu_{\tilde{x}_t}(x_t)$ – это степень принадлежности x_t к этому лингвистическому термину в момент времени t .

Считаем, что возможные нечеткие значения нечеткого ВР формируются по исходному числовому ВР с применением лингвистической переменной \tilde{Z} , нечеткие термы которой упорядочены по возрастанию их номеров (согласно предположениям о лингвистической переменной). Количество генерируемых нечетких термов r задается экспертом или устанавливается автоматически. Тогда значения двух соседних нечетких значений \tilde{x}_t и \tilde{x}_{t-1} могут быть представлены лингвистическими метками следующим образом для $t = 2, 3, \dots, n$:

$$\tilde{x}_{t-1} = \tilde{z}_{s(t-1)}, \quad (13)$$

$$\tilde{x}_t = \tilde{z}_{v(t)}, \quad (14)$$

где $s(t-1)$ и $v(t)$ обозначают номера нечетких меток лингвистической переменной \tilde{Z} из множества $\{1, 2, \dots, r\}$, связанных с моментами времени $(t-1)$ и t соответственно.

3.2. Макро-грануляция нечетких ВР

Так как в лингвистической переменной \tilde{Z} нечеткие термы упорядочены по номерам (согласно предположениям о лингвистической переменной), определим значения интенсивности их изменения для нечеткого ВР в направлении увеличения и уменьшения его значений. Это также будет характеризовать изменения и числового ВР, при этом его незначительные числовые изменения, возникающие вследствие случайных искажений, будут игнорироваться. Тогда интенсивность изменения нечетких значений в нечетком ВР определим в виде:

$$\alpha_t = v(t) - s(t-1), \text{ для } t = 2, 3, \dots, n. \quad (15)$$

Для оценивания класса ОНТ одномерного ВР $x_{jt}, t = 1, 2, \dots, n$ по его нечеткому представлению $\tilde{X}_t, t = 1, 2, \dots, n$ используем следующий подход. Предположим, что лингвистическая переменная "поведение ВР" имеет фиксированные значения, так что $\tilde{Y} = \{\text{"Стабильность"}, \text{"Рост"}, \text{"Падение"}, \text{"Колебания"}, \text{"Хаос"}\}$. Сначала вычислим суммарную интенсивность изменений отдельно для тенденций "Рост" и "Падение", а затем на основе сравнительного анализа и эвристических правил получим оценку ОНТ в виде лингвистического термина L_j для всего ВР. Ниже рассмотрим предложенный подход в виде GTI-алгоритма по шагам:

Шаг 1. Используя значения $\alpha_t, t = 2, 3, \dots, n$, вычисленных согласно выражению (15), для заданного одномерного ВР x_{jt} определить суммарную интенсивность изменений $\alpha_{\text{рост}}$ и $\alpha_{\text{падение}}$:

$$\begin{aligned} \text{Если } \alpha_t > 0, \text{ то } \alpha_{\text{рост}} &= \alpha_{\text{рост}} + |\alpha_t|, \\ \text{Если } \alpha_t < 0, \text{ то } \alpha_{\text{падение}} &= \alpha_{\text{падение}} + |\alpha_t|. \end{aligned}$$

Шаг 2. Если $\alpha_{\text{рост}} = 0$ и $\alpha_{\text{падение}} = 0$, то в L_j определить $\tilde{y}_1 = \text{"Стабильность"}$ степень принадлежности $\mu_{\tilde{y}_1}(x_{jt}) = 1$, иначе

Шаг 3. Если $\alpha_{\text{рост}} > 2 * \alpha_{\text{падение}}$, то в L_j определить для $\tilde{y}_2 = \text{"Рост"}$ степень принадлежности $\mu_{\tilde{y}_2}(x_{jt}) = \frac{\alpha_{\text{рост}}}{(r-1)*(n-1)}$, иначе

Шаг 4. Если $\alpha_{\text{падение}} > 2 * \alpha_{\text{рост}}$, то в L_j определить для $\tilde{y}_3 = \text{"Падение"}$ степень принадлежности $\mu_{\tilde{y}_3}(x_{jt}) = \frac{\alpha_{\text{падение}}}{(r-1)*(n-1)}$, иначе

Шаг 5. Если $(0,85 * \alpha_{\text{падение}} < \alpha_{\text{рост}} < 1,15 * \alpha_{\text{падение}})$ или $(0,85 * \alpha_{\text{рост}} < \alpha_{\text{падение}} < 1,15 * \alpha_{\text{рост}})$, то в L_j определить для $\tilde{y}_4 = \text{"Колебания"}$ степень принадлежности $\mu_{\tilde{y}_4}(x_{jt}) = 1$, иначе в L_j определить степень принадлежности $\mu_{\tilde{y}_5}(x_{jt}) = 1$ для $\tilde{y}_5 = \text{"Хаос"}$.

Полученные результаты выражают единственный класс поведения одномерного ВР. Тогда, используя выражение (2), получим глобальное свойство МВР, представляющее его поведение в терминах нечетких тенденций, типы которых определены в лингвистической переменной \tilde{Y} . В определенном смысле эти типы ОНТ могут быть рассмотрены как абстрактные классы поведения ВР, в том числе и МВР, а GTI-алгоритм – как метод классификации поведения ВР. Отметим, что если рассматривать предварительную декомпозицию ВР на систематические (тренд и сезонность) и случайную компоненты, то применив для каждой компоненты GTI-алгоритм, получим вектор L_j содержащий более чем одно ненулевое значение.

4. Применение дескриптивной модели локальных и глобальных свойств поведения МВР

Для иллюстрации практического применения предложенной дескрипторной модели свойств рассмотрим МВР, представляющий интерес некоторой научной организации к научным тематикам на основе показателей публикационной активности научных сотрудников: количество публикаций и количество ссылок на эти публикации. Данные были взяты из Elibrary.ru за последние 10 лет с 2007 до 2018 года, некоторые из них представлены в таблице 1.

По данным были получены 8 одномерных ВР, для каждого из них была определена соответствующая лингвистическая переменная \tilde{Z} с десятью нечеткими множествами, моделируемыми треугольными функциями принадлежности, которые были построены на частично упорядоченных интервалах одинаковой длины. Также была определена лингвистическая переменная $\tilde{Y} = \{\text{"Стабильность"}, \text{"Рост"}, \text{"Падение"}, \text{"Колебания"}, \text{"Хаос"}\}$, характеризующая поведение ВР в терминах ОНТ. В результате микро- и макро-грануляции и применения GTI-алгоритма было сгенерировано дескрипторное описание поведения анализируемого МВР за последние 10 лет, представленное в таблице 2.

Таблица 1. МВР о публикационной активности научных сотрудников.

Публикационная активность	Годы				
	2013	2014	2015	2016	2017
Публикации по цифровой экономике	4	3	10	67	1150
Ссылки на статьи по цифровой экономике	10	8	19	91	2761
Публикации по цифровой медицине	5	4	6	11	9
Ссылки на статьи по цифровой медицине	6	0	25	7	7
Публикации по анализу социальных сетей	21	27	51	56	63
Ссылки на статьи по анализу социальных сетей	70	94	84	92	37
Публикации по анализу временных рядов	23	31	24	43	53
Ссылки на статьи по анализу временных рядов	63	166	39	83	33

Последний столбец таблицы 2 представляет описание локальных свойств МВР. Согласно данным таблице 2, можно сделать следующие выводы об уровне и тенденциях изменения тематического интереса в исследуемой научной организации на основе публикационной активности ее сотрудников. В настоящее время наблюдается высокий научный интерес к теме цифровой экономики, в остальных изучаемых темах уровень интереса низкий. Интерес к темам цифровой медицины является самым низким по сравнению с остальными. По всем научным темам наблюдается рост числа публикаций, однако количество ссылок на работы по темам «анализ временных рядов» и «анализ социальных сетей» имеет тенденцию к снижению.

Таблица 2. Результаты дескриптивного анализа свойств МВР.

Публикационная активность	2018 год	
	Нечеткое значение, $\tilde{x}_{jt=2018}$	ОНТ, \tilde{y}_{jk}
Публикации по цифровой экономике	очень-очень высокий	Рост
Ссылки на статьи по цифровой экономике	очень-очень высокий	Рост
Публикации по цифровой медицине	очень-низкий	Рост
Ссылки на статьи по цифровой медицине	очень-низкий	Колебания
Публикации по анализу социальных сетей	низкий	Рост
Ссылки на статьи по анализу социальных сетей	низкий	Падение
Публикации по анализу временных рядов	низкий	Рост
Ссылки на статьи по анализу временных рядов	низкий	Падение

Анализ ОНТ в таблице 2 позволяет констатировать, что глобальное свойство МВР определяется доминирующей ОНТ «Рост» со степенью принадлежности 0,63; ОНТ «Падение» определяет его глобальное свойство со степенью принадлежности 0,25; ОНТ «Колебание» - со степенью принадлежности 0,125.

5. Заключение

В статье предложен подход к дескриптивному анализу свойств МВР, характеризующих его поведение. Рассмотрены теоретические положения и дескрипторная модель МВР, а также математические выражения, позволяющие генерировать лингвистическое описание его локальных и глобальных свойств поведения. Предложенный подход отличается использованием средств грануляции МВР, нечетких ВР и нечетких тенденций, что позволяет

извлекать интерпретируемые знания, полезные для выполнения дальнейшего анализа этого сложного объекта.

6. Благодарности

Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ и Субъекта РФ Ульяновская область в рамках научного проекта № 19-47-730001 и при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта № 19-07-00999.

7. Литература

- [1] Kacprzyk, J. Linguistic summaries of data using fuzzy logic / J. Kacprzyk, R. Yager // *International Journal of General System*. – 2001. – Vol. 2. – P. 133-154.
- [2] Aldrich, Ch. Process Fault Diagnosis for Continuous Dynamic Systems Over Multivariate Time Series // *Time Series Analysis - Data, Methods, and Applications*, 2019. DOI: 10.5772/intechopen.85456.
- [3] Lin, Yu-F. Reliable Early Classification on Multivariate Time Series with Numerical and Categorical Attributes / Yu-F. Lin, H.-H. Chen, V.S. Tseng, J. Pei // *PAKDD*. – 2015. – Vol. I. – P. 199-211. DOI: 10.1007/978-3-319-18038-0_16.
- [4] He, G. An ensemble of shapelet-based classifiers on inter-class and intra-class imbalanced multivariate time series at the early stage / G. He, W. Zhao, X. Xia, R. Peng, X. Wu // *Methodologies and Application*. – 2019. – Vol. 23. – P. 6097-6114.
- [5] Sandya, H.B. Fuzzy Rule Based Feature Extraction and Classification of Time Series Signal / H.B. Sandya, H.P. Kumar, H. Bhudiraja, S.K. Rao // *International Journal of Soft Computing and Engineering (IJSCE)*. – 2013. – Vol. 3(2).
- [6] Perfilova, I. Fuzzy transform in the analysis of data / I. Perfilova, V. Novak, A. Dvorak // *International Journal of Appr. Reasoning*. – 2008. – Vol. 48(1). – P. 36-46.
- [7] Pedrycz, W. Time Series Analysis, Modeling and Applications / W. Pedrycz, S.M. Chen // *A Computational Intelligence Perspective*. Intelligent Systems Reference Library. – 2013. – Vol. 47. – P. 404.
- [8] Zadeh, L.A. Toward a theory of fuzzy information granulation and its centrality in human reasoning and fuzzy logic // *Fuzzy Sets and Systems*. – 1997. – Vol. 90. – P. 111-127.
- [9] Afanasieva, T. Time Series Clustering using Numerical and Fuzzy Representations / T. Afanasieva, N. Yarushkina, I. Sibirev // *Proc. Of Joint 17th World Congress of international Fuzzy Systems Association and 9th International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems IFSA-SCIS*. – Otsu, Shiga, Japan, 2017.
- [10] Afanasieva, T. Framework for Assessing Professional Growth of Software Developers / T. Afanasieva, V. Moiseev // *Advancies of Intelligent Systems and Computing*. – 2019. – Vol. 874. – P. 46-50.
- [11] Batyrshin, I. Perception Based Time Series Data Mining for Decision Making / I. Batyrshin, L. Sheremetov // *Advances in Soft Computing*. – 2007. – Vol. 42. – P. 209-219.
- [12] Pedrycz, W. Handbook of Granular Computing / W. Pedrycz, A. Skowron, V. Kreinovich – Willey, 2008.
- [13] Ярушкина, Н.Г. Применение нечетко-гранулярного моделирования числовых временных рядов / Н.Г. Ярушкина, Т.В. Афанасьева, М.С. Тонерян // *НТИ. Сер. 2. Информ. Процессы и Системы*. – 2013. – № 3. – С. 35-41.
- [14] Ярушкина, Н.Г. Основы теории нечетких и гибридных систем: учеб. пособие – М.: Финансы и статистика, 2004. – 320 с.
- [15] Afanasieva, T. About Transformations of a Numerical Time Series using a Linguistic Variable / T. Afanasieva, Y. Egorov, N. Savinov // *Advancies of Intelligent Systems and Computing*. – 2018. – Vol. 679. – P. 226-233.

Descriptive model of local and global features multivariate time series based on fuzzy tendency

T.V. Afanasieva¹, I.A. Moshkina¹, V.G. Tronin¹

¹Ulyanovsk State Technical University, Severny Venets 32, Ulyanovsk, Russia, 432027

Abstract. Modern systems are characterized by high rates and volumes of receipt of numerical data. The number of technical systems, including Autonomous ones, is increasing, generating large amounts of numerical data of observation and monitoring in real time. These data have a multidimensional structure and binding to time points, which allows us to consider them in the form of numerical multivariate time series. As part of the descriptive analysis, the article presents new models of representation of local and global features, considered at different levels of granulation, taking into account the behavioral features of a multivariate time series. For this purpose, the provisions of the theory of fuzzy sets and fuzzy tendency were applied, which provided the results in a linguistic form understandable to the expert.