

МАТЕМАТИКА ЖӘНЕ МАТЕМАТИКАЛЫҚ МОДЕЛЬДЕУ
МАТЕМАТИКА И МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ
MATHEMATICS AND MATHEMATICAL MODELING

МРНТИ 89.25.21

10.51889/2959-5894.2024.85.1.001

**Б.-Б.С. Есмағамбетов^{1*}, Б.С. Ахметов², А.Ж. Умбетов¹,
А.Ж. Махамбетов¹, А.Г. Шаймахамбет¹**

¹Южно-Казахстанский университет им. М. Ауэзова, г. Шымкент, Казахстан

²Казахский национальный педагогический университет им. Абая, г. Алматы, Казахстан

*e-mail: bulatbatyr@mail.ru

**ПРИМЕНЕНИЕ ИНВЕРСИОННЫХ МЕТОДОВ ОБРАБОТКИ ИНФОРМАЦИИ В
РАДИОТЕХНИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ СО СЖАТИЕМ ДАННЫХ**

Аннотация

При обработке информации в радиотехнических системах связи широко используются различные методы сжатия данных. Наиболее употребительными являются методы квазиобратимого сжатия данных, применяемые, например, при обработке радиотелеметрической информации. Такие методы являются наиболее эффективными при обработке медленно меняющихся сигналов. Для обработки широкополосных сигналов такие методы оказываются мало пригодными в силу того, что не позволяют получить приемлемый коэффициент сжатия. Поэтому для обработки широкополосных (быстроменяющихся) сигналов необходимо использовать другие методы обработки, позволяющие существенно сократить избыточность передаваемых по каналам связи данных. Статья посвящена методам обработки данных на основе информационного пространства инверсий. Такие методы позволяют обрабатывать широкополосные сигналы и достигать при этом достаточных коэффициентов сжатия данных при передаче информации по каналам связи. Особенно это важно при обработке нестационарных широкополосных сигналов в бортовых системах космических летательных аппаратов. Особенностью таких систем является необходимость обработки информации в реальном темпе времени в условиях априорной неопределенности о виде статистических свойств измеряемых процессов. В статье дается понятие элементарных инверсий, инверсионных ключей отношений. В статье приводятся результаты исследований методов сжатия данных на основе информационного пространства инверсий.

Ключевые слова: информационное пространство инверсий, сжатие данных, элементарные инверсии, инверсионные ключи отношений.

Б.-Б.С. Есмағамбетов¹, Б.С. Ахметов², А.Ж. Умбетов¹, А.Ж. Махамбетов¹, А.Г. Шаймахамбет¹

¹М. Әуезов атындағы Оңтүстік Қазақстан университеті, Шымкент қ., Қазақстан

²Абай атындағы Қазақ ұлттық педагогикалық университеті, Алматы қ., Қазақстан

**ДЕРЕКТЕРДІ ҚЫСУ АРҚЫЛЫ РАДИОТЕХНИКАЛЫҚ ЖҮЙЕЛЕРДЕ АҚПАРАТТЫ
ӨНДЕУДІҢ ИНВЕРСИЯЛЫҚ ӘДІСТЕРІН ҚОЛДАНУ**

Аңдатпа

Радиотехникалық байланыс жүйелерінде ақпаратты өңдеу кезінде деректерді сығудың әртүрлі әдістері кеңінен қолданылады. Ең көп қолданылатыны-деректерді квази-қайтымды қысу әдістері, мысалы, радиотелеметриялық ақпаратты өңдеу кезінде қолданылады. Мұндай әдістер баяу өзгеретін сигналдарды өңдеуде ең тиімді болып табылады. Кең жолақты сигналдарды өңдеу үшін мұндай әдістер қолайлы қысу коэффициентін алуға мүмкіндік бермейтіндіктен аз жарамды болып шығады. Сондықтан кең жолақты (жылдам өзгеретін) сигналдарды өңдеу үшін байланыс арналары арқылы берілетін деректердің артықтығын едәуір азайтуға мүмкіндік беретін өңдеудің басқа әдістерін қолдану қажет.

Мақала инверсияның ақпараттық кеңістігіне негізделген деректерді өңдеу әдістеріне арналған. Мұндай әдістер кең жолақты сигналдарды өңдеуге және байланыс арналары арқылы ақпарат беру кезінде деректерді қысудың жеткілікті коэффициенттеріне қол жеткізуге мүмкіндік береді. Бұл әсіресе борттағы стационарлық емес кең жолақты сигналдарды өңдеу кезінде өте маңызды ғарыштық ұшу жүйесі. Мұндай жүйелердің ерекшелігі өлшенетін процестердің статистикалық қасиеттерінің түрі туралы априорлық белгісіздік жағдайында нақты уақыт режимінде ақпаратты өңдеу қажеттілігі болып табылады. Мақалада қарапайым инверсиялар, қатынастардың инверсиялық кілттері туралы түсінік берілген. Мақалада инверсияның ақпараттық кеңістігіне негізделген деректерді қысу әдістерін зерттеу нәтижелері келтірілген.

Түйін сөздер: инверсияның ақпараттық кеңістігі, деректерді қысу, қарапайым инверсиялар, қарым-қатынастың инверсиялық кілттері.

B.-B.S. Yesmagambetov ¹, B.S. Akhmetov ², A.J. Umbetov ¹, A.J. Makhambetov ¹, A.G. Shaimakhambet ¹

¹M. Auevov South Kazakhstan University, Shymkent, Kazakhstan

¹Abai Kazakh National Pedagogical University, Almaty, Kazakhstan

THE USE OF INVERSION METHODS OF INFORMATION PROCESSING IN RADIO ENGINEERING SYSTEMS WITH DATA COMPRESSION

Abstract

Various data compression methods are widely used in the processing of information in radio communication systems. The most commonly used methods are quasi-reversible data compression, used, for example, in the processing of radio telemetry information. Such methods are most effective in processing slowly changing signals. For processing broadband signals, such methods are of little use due to the fact that they do not allow to obtain an acceptable compression ratio. Therefore, for processing broadband (fast-changing) signals, it is necessary to use other processing methods that can significantly reduce the redundancy of data transmitted over communication channels. The article is devoted to data processing methods based on the inversion information space. Such methods make it possible to process broadband signals and at the same time achieve sufficient data compression coefficients when transmitting information over communication channels. This is especially important when processing non-stationary broadband signals in the onboard system of spacecraft. A feature of such systems is the need to process information in real time in conditions of a priori uncertainty about the type of statistical properties of the measured processes. The article gives the concept of elementary inversions, inversion keys of relations. The article presents the results of research on data compression methods based on the inversion information space.

Keywords: information space of inversions, data compression, elementary inversions, inversion keys of relations.

Введение

Во многих информационно-измерительных системах (ИИС) обрабатываемая информация представляет собой нестационарный широкополосный случайный процесс. К таким ИИС относятся, в частности, радиотелеметрические системы космических летательных аппаратов. Особенностью таких систем является необходимость обработки данных в реальном темпе времени в условия априорной неопределенности о виде статистических свойств измеряемых процессов. Применение широко известных методов квазиобратимого сжатия данных [1,2,3,4] в этом случае является совершенно непригодным из-за невозможности получить приемлемый коэффициент сжатия данных. Решение проблемы возможно, если использовать методы сжатия данных на основе информационного пространства инверсий.

Понятие инверсии определяется как разность $u(\Delta y)$ значений ординат y_i и y_j измеряемого процесса при $i < j$. При этом, если $u(\Delta y) > k$ (k – некоторое наперед заданное число), то образуется статистика T_{ij} , называемая элементарной инверсией (ЭИ); если же $u(\Delta y) \leq k$, то инверсия не образуется. Как правило, $k = 0$, а $T_{ij} = 1$, но можно использовать и другие значения этой статистики.

Характерной особенностью ЭИ является возможность их вычисления как для временной последовательности измерений y_i и y_j , так и для структурной совокупности одинаковомерных значений x_i и y_i . Первые будем называть временными элементарными инверсиями (ВЭИ), а вторые – структурными элементарными инверсиями (СЭИ). Для некоторых случаев может выполняться сравнение y_i с y_j , т.е. с самим собой, путем использования петлевой связи. Такую ЭИ будем называть вырожденной элементарной инверсией.

Таким образом, ЭИ – это логически неделимый элемент любой сложной информационной совокупности, соотносимый с определенным свойством отображаемого через измерения объекта, процесса или явления. Из ЭИ формируются более сложные информационные конструкции.

Информация отражает реальный мир с характерной для него взаимосвязью и взаимообусловленностью явлений. Поэтому подобные свойства могут наблюдаться у нескольких различных по существу явлений. Отсюда следует, что одно и то же значение ЭИ может быть получено для различных по характеру данных измерений (ДИ): технических, технологических, экономических, медицинских и т.д.

Каждой ЭИ присуще некоторое множество значений в зависимости от характеристик того свойства процесса, которое информационно отображает данная ЭИ. Это множество значений ЭИ назовем областью определения ЭИ в информационном пространстве инверсий (ИПИ). Значения («веса») ЭИ, а, следовательно, и обобщенных единиц информации не зависят от форм предоставления и типов выражения исходных ДИ. Среди форм представления и типов выражения отметим цифровые, графические, текстовые, логические и т.д.

Понятие о количестве информации связано с понятием многообразия сообщений, аналогично количество ЭИ зависит от разнообразия исходных ДИ. В случае упорядоченных разнообразий, ранжированных по убыванию и возрастанию ординат отсчетов, имеем экстремальные выражения для ЭИ.

Методология исследования

Информационное пространство инверсий. Основным свойством элементарных инверсий является фундаментальное свойство сохранения постоянства весов ЭИ, независимо от значений измеряемых величин на входе инверсионного преобразователя.

Правило формирования ЭИ можно записать в следующем виде:

$$T_{ij} = u(\Delta y) = \begin{cases} 1, & y_i > y_j, i < j \\ 0, & y_i \leq y_j, i < j \end{cases} \quad (1)$$

Для случая центрированной статистики ЭИ правило инверсионного преобразования будет следующим:

$$T_{ij} = \begin{cases} +0.5, & y_i > y_j, i < j \\ 0, & y_i = y_j, i < j \\ -0.5, & y_i < y_j, i < j \end{cases} \quad (2)$$

При этом видно, что для любых несоизмеримых величин отсчетов на входе знаковой функции ЭИ соизмеримы на ее выходе. Одинаковость представления через ЭИ бесконечно больших и бесконечно малых величин обеспечивает устойчивость к помехам инверсионной процедуры преобразования, которая также повышает достоверность обработки данных.

Вес ЭИ остается постоянным независимо от того, производится ли сравнение ординат отсчетов в макро- или микромире. Отсюда вытекает важное свойство инверсионного преобразования: с одной стороны, это процедура сжатия данных из макромира – по оси ординат, а с другой стороны, на базе этой статистики можно построить процедуру сжатия данных по оси времени.

Отметим, что центрированная статистика используется реже, чем статистика вида (1).

Для отображения информации о свойствах объекта и/или процесса из ЭИ формируются обобщенные инверсии k -х порядков, где порядок k связан с числом процедур суммирования ЭИ. Например, знаковая статистика $T_{ij}^{(1)}$ есть обобщенная инверсия первого порядка:

$$T_{ij}^{(1)} = \sum_{j=i+1}^n u(\Delta y), \quad (3)$$

Через инверсии второго порядка $T_{ij}^{(2)}$ выражается хорошо известная в литературных источниках [5,6] статистика Кендалла:

$$T_{ij}^{(2)} = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n u(\Delta y). \quad (4)$$

Характерной особенностью статистики Кендалла является постоянный учет всех предыдущих сумм инверсий для любого значения объема n измерений, что выделяет ее в особую разновидность обобщенных единиц информации. Каждая такая инверсия по существу образует минимальную по своему составу информационную совокупность, сохраняющую информативность и поэтому достаточную для самостоятельных оценок – точечных, интервальных, текущих и комбинированных. В дальнейшем эти оценки могут существовать изолированно, имея свою форму и свои алгоритмы вычислений.

Аналогичным образом формируются инверсии $T_{ij}^{(3)}, T_{ij}^{(4)}, \dots, T_{ij}^{(k)}$.

Набор ЭИ, из которого формируются далее все остальные, более сложные информационные конструкции, удобно выражать через соответствующие матрицы $A(T_{ij}^{(l)})$.

Матрица ЭИ (или инверсий нулевого порядка) $A(T_{ij})$ будет иметь вид:

$$A(T_{ij}) = \begin{vmatrix} T_{11} & T_{12} & \dots & T_{1(n-1)} & T_{1n} \\ T_{21} & T_{22} & \dots & T_{2(n-1)} & T_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ T_{(n-1)1} & T_{(n-1)2} & \dots & T_{(n-1)(n-1)} & T_{(n-1)n} \\ T_{n1} & T_{n2} & \dots & T_{(n-1)(n-1)} & T_{nn} \end{vmatrix} \quad (5)$$

Матрица инверсий первого порядка $A(T_{ij}^{(1)})$ будет соответственно иметь следующий вид:

$$A(T_{ij}^{(1)}) = \begin{vmatrix} T_{11}^{(1)} & T_{12}^{(1)} & \dots & T_{1(n-1)}^{(1)} & T_{1n}^{(1)} \\ T_{21}^{(1)} & T_{22}^{(1)} & \dots & T_{2(n-1)}^{(1)} & T_{2n}^{(1)} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ T_{(n-1)1}^{(1)} & T_{(n-1)2}^{(1)} & \dots & T_{(n-1)(n-1)}^{(1)} & T_{nn}^{(1)} \\ T_{n1}^{(1)} & T_{n2}^{(1)} & \dots & T_{n(n-1)}^{(1)} & T_{nn}^{(1)} \end{vmatrix} \quad (6)$$

При вычислении инверсий более высокого порядка матрица $A(T_{ij})$ последовательно преобразуется в $A(T_{ij}^{(1)}), A(T_{ij}^{(2)}), A(T_{ij}^{(3)}), \dots, A(T_{ij}^{(n)})$. Полный набор ЭИ, включающий ВЭИ, СЭИ и вырожденные ЭИ удобно выражать через полные матрицы элементарных инверсий

(МЭИ), вид которой из-за громоздкости не будем приводить здесь. Отметим только, что все матрицы $A(T_{ij}^{(k)})$ являются частью МЭИ, в которой элементы T_{ik} определяются согласно правилу (1). Значения ЭИ матрицы соответствуют известным связям отношений между y_i и y_k : упорядоченность измерений по возрастанию, убыванию и равенства. Тогда вырожденные, структурные и временные ЭИ, есть не что иное, как разности нулевого порядка. Остальные ЭИ образуют разности первого, второго и т.д. вплоть до k -го порядка, где $k = n$. Это дает право использовать для анализа свойств обобщенных инверсий некоторые положения теории конечных разностей [7,8]. В частности, процедуру вычисления ЭИ на примере выборки ДИ с $n = 4$ можно записать в виде таблицы 1.

Таблица 1 – Процедура вычисления ЭИ

Порядок разностей по n	$\Delta^{(1)}(y) \rightarrow T_{ij}^{(1)}$	$\Delta^{(2)}(y) \rightarrow T_{ij}^{(2)}$	$\Delta^{(3)}(y) \rightarrow T_{ij}^{(3)}$
$n = 2$	$(y_2 - y_1) \rightarrow T_{21}$	-	-
$n = 3$	$(y_3 - y_2) \rightarrow T_{32}$	$(y_3 - y_1) \rightarrow T_{31}$	-
$n = 4$	$(y_4 - y_3) \rightarrow T_{43}$	$(y_4 - y_2) \rightarrow T_{42}$	$(y_4 - y_1) \rightarrow T_{41}$

Для случайных значений ординат отношения между измерениями перераспределяются, что приводит к перемешиванию положительных и отрицательных разностей относительно нулевой диагонали матрицы, которая образует ось антисимметричности и для любых комбинаций на входах МЭИ своего положения не меняет.

В отличие от области изменения элементарной инверсии, размер которой не зависит от объема измерений n и определяется только видом знаковой функции, область изменения значений обобщенных инверсий полностью зависит от объема измерений и определяется суммарными весами элементарных инверсий. На рисунке 1 показаны предельные границы центрированных областей изменения значений обобщенных инверсий некоторых порядков, образующие информационное пространство инверсий.

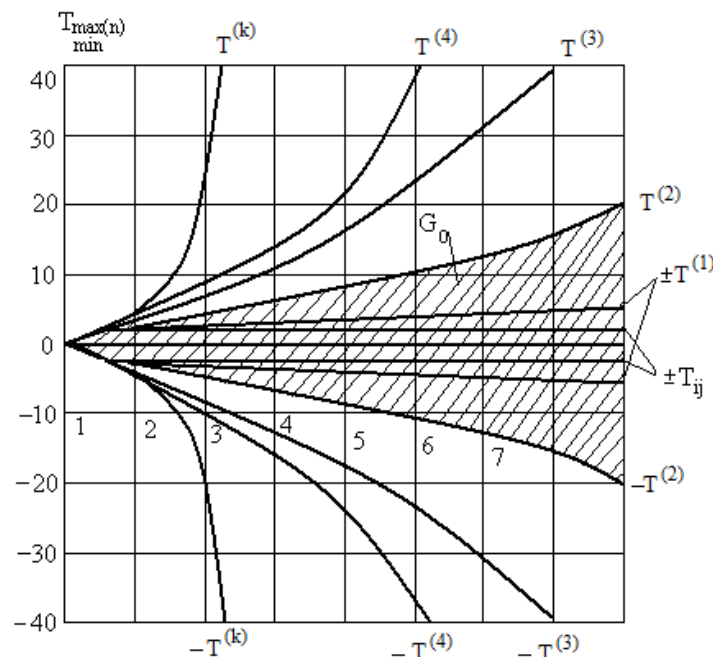


Рисунок 1. Предельные границы центрированных областей изменения обобщенных инверсий k -х порядков в ИПИ

Для отношений строгого порядка по возрастанию для трех отсчетов на матрице (7) красным выделен квадратный ИКО. Таким образом, ИКО есть не что иное как эталонные МЭИ, размеры которых меньше или равны размеру исходных матриц. С учетом использования ИКО для решения задач сжатия остановимся на общих правилах перемещения ключа по полю МЭИ. Отметим, что размер ИКО, в отличие от размеров МЭИ, всегда ограничен снизу и сверху. Снизу ограничение связано с минимальным размером матрицы ключа, так как для образования одной ЭИ требуется минимум два отсчета. Сверху ограничение определяется максимальным размером МЭИ.

Для того, чтобы просмотреть все отношения между измерениями, желательно выбрать путь перемещения ИКО по полю МЭИ, близким к оптимальному по трудоемкости (числу вычислительных операций). Таким оказывается путь, соответствующий нулевой диагонали матрицы. Направление перемещения, как правило, ориентировано в сторону увеличения объема n измерений, хотя это и не является принципиальным. В этом отношении число вычислительных операций конкретного алгоритма, связанного с перемещением ИКО, будет минимальным.

Сама процедура перемещения ключа может считаться повторяющейся стандартной операцией, упрощающей алгоритмы распознавания и сжатия ДИ. Если размер ИКО не оговорен, то вычислительная процедура будет адаптивной, а сам ключ, размеры которого корректируются в соответствии с изменениями в МЭИ, назовем адаптивным ИКО (АИКО). Наличие АИКО позволяет реализовать адаптивные и даже интеллектуальные алгоритмы сжатия, как квазиобратимые относительно исходных данных процесса и отдельных его составляющих, так и необратимые.

Таким образом, если ключ-эталон перемещается по нулевой диагонали без остановок, то можно считать, что на поле МЭИ, отображающем полный набор отношений между исходными ДИ, отсутствуют участки, совпадающие с полем ключа. Это первый путь перемещения, и размер ключа в этом случае сохраняется постоянным. Второй путь возможен, если на поле МЭИ имеются области совпадения с ключевыми значениями, которые «включают» механизм адаптации ключа, когда размер ключа меняется, что дает право говорить о первом шаге на пути создания алгоритмов сжатия с «интеллектом».

Укажем некоторые общие свойства интеллектуальных методов:

1) способность организовать ДИ в упорядоченные информационные структуры и оперировать с ними при выполнении конкретных действий. Так, если перевести ДИ из ИПМ в ИПИ, можно достаточно просто упорядочить информационные структуры в минимально возможное число классов. Последнее определяется видом знаковой функции (1);

2) способность устанавливать прямые и обратные связи с внешней средой и приспособляться к ее изменениям. Это выполняется с помощью АИКО, которые автоматически отслеживают изменения самого контролируемого процесса и соответственно адаптируются к ним;

3) способность быстро и организованно реагировать на изменения процесса путем рационального выбора и осуществления соответствующих вычислительных операций. Динамические свойства ИПИ определяются порядком степени обобщения ЭИ: чем выше порядок, тем инерционнее линия инверсий. Из этого следует, что ИПИ имеет области с разнообразными динамическими свойствами, которые могут быть элементами адаптации, однозначно связанные с технологическим процессом обработки данных;

4) способность к прогнозированию изменений контролируемого процесса с целью выбора эффективной стратегии обработки. Учитывая, что ИПИ можно считать пространством тенденций, сама структура ИПИ способствует решению задач прогнозирования. Порядок обобщения инверсий есть своего рода шкала прогноза, автоматически задающая шаг прогноза и его точность. С этим связана возможность построения на базе ИПИ единообразных методов сжатия, распознавания, идентификации, контроля как для макро-, так и для микро-данных и их комбинаций.

Результаты исследования

Инверсионные методы сжатия. Методы сжатия нестационарной составляющей.

Свойства ИПИ привели к возможности построения методов сжатия, которые базируются на способах приведения нестационарных ДИ к стационарным путем деления их на последовательность интервалов стационарности. Некоторые из таких методов описаны в [9,10]. Эти интервалы стационарности n_{st} практически во всех алгоритмах являются интервалами сжатия. Усредняя ординаты отсчетов на интервале стационарности можно определить ординату одной существенной (передаваемой в канал связи) точки в пределах каждого из интервалов как оценку среднего значения:

$$m_l = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s y_i, \quad (8)$$

где m_l – оценка среднего значения на l – ом интервале стационарности s – количество отсчетов на l – ом интервале стационарности, y_i – значения (ординаты) отсчетов на интервале стационарности.

При передаче на приемную сторону в качестве информации о процессе оценок среднего m_l получим коэффициент сжатия $k_{сж_l}$ на каждом интервале стационарности

$$k_{сж_l} = s \quad (9)$$

Таким образом, измеряемый нестационарный процесс $y(t)$ преобразуется в оценку $y^*(t)$, представляющей собой значения m_l на каждом интервале стационарности. Оценка вида (8) есть оценка ординат тренда, значения которых могут быть присвоены всем отсчетам соответствующих интервалов. Привязка ординаты y_l^* проводится в любой момент времени в пределах того интервала стационарности l , на котором она вычислена. Свойство свободного перемещения ординаты существенного отсчета на n_{st_l} во многих случаях оказывается чрезвычайно полезным. Число существенных ординат y_l^* равно количеству интервалов стационарности l . Тем самым проведена аппроксимация одной из составляющих ДИ, т.е. восстановлен тренд с заданной погрешностью, величина которой является постоянной с вероятностью $p = 1 - \alpha$, где α – уровень значимости или вероятность того, что интервал стационарности на самом деле не является стационарным. Вопросы зависимости погрешности восстановления от α подробно рассмотрены в [11].

Помехоустойчивые инверсионные методы сжатия данных.

При обработке в информационных системах огромных потоков данных отдельные их измерения или целые группы измерений могут быть искажены или утеряны вследствие разных причин, например, ввиду выхода за пределы шкалы измерений. Поэтому возникает необходимость обеспечения достоверности данных измерений на всех этапах преобразования данных, в том числе на этапе сжатия.

Апертурные методы сжатия данных при наличии в составе ДИ сбойных отсчетов не эффективны, так как практически все сбой фиксируются в качестве существенных отсчетов, что приводит к искажениям результатов при их восстановлении [12,13,14].

Для обработки и сжатия ДИ вида

$$y(t) = x(t) + F(t) + \eta(t), \quad (10)$$

где $y(t)$ – измеряемый процесс, $x(t)$ – случайная стационарная составляющая, $F(t)$ – нестационарное среднее (тренд), $\eta(t)$ – составляющая, которая характеризует ординаты сбойных точек, можно предложить несколько групп методов:

- классические методы с обнаружением, отбраковкой сбойных точек и восстановлением пропущенных отсчетов;

- помехоустойчивые инверсионные методы деления ДИ на интервалы сжатия и непараметрические методы вычисления оценок вероятностных характеристик;
- инверсионные методы обнаружения;
- методы, сочетающие преимущества всех перечисленных методов.

По сравнению с ними предлагаемые инверсионные методы дают существенно лучшие результаты как по коэффициенту сжатия, так и по точностным характеристикам восстановления и трудоемкости вычислительных операций. Главное их достоинство заключается в устойчивости методов к различного рода шумам. Суть алгоритма можно пояснить с помощью следующего метода.

Простейшая модель нестационарного процесса имеет вид (рис.2):

$$y(t) = D(t)x(t) + F(t), \quad (11)$$

где $y(t)$ – измеряемый процесс, $x(t)$ – случайная стационарная составляющая, $D(t)$ – нестационарная дисперсия случайной составляющей, $F(t)$ – нестационарное среднее (тренд).

Такую модель в литературных источниках принято называть аддитивно-мультипликативной [2]. Для анализа этой модели для простоты примем $D(t) = 1$.

Процедура обработки заключается в разделении исходной реализации $y(t)$ на две составляющие в соответствии с выше приведенным выражением. Основные этапы алгоритма следующие. Исходная реализация делится на последовательность отрезков n_{st} , на которых она стационарна по математическому ожиданию. Степень стационарности на отрезке регулируется априори задаваемым уровнем значимости α , величина которого показывает, что на данном отрезке математическое ожидание меняется не более, чем на $\pm\epsilon$ отклонение. Выход его за границы ϵ отклонения соответствует концу текущего отрезка стационарности и началу нового отрезка стационарности n_{st} . Вычислим на каждом из n_{st} оценку его среднего значения по формуле (8) и, соединяя одним из способов аппроксимации или интерполяции [1,15] эти оценки, значения которых присвоены серединам отрезков стационарности, получим оценку тренда $F^*(t)$. Случайный стационарный остаток $x^*(t)$ может быть получен как

$$x^*(t) = y(t) - F^*(t).$$

Для исследования процедуры используем нестационарные модели вида

$$y(t) = \exp(t/100) + \xi(t) \quad (12)$$

$$y(t) = 5 \sin(0.049t) + \xi(t) \quad (13)$$

где $\xi(t)$ – нормированный к шкале измерений нормальный шум.

Составляющие, взятые в качестве тренда в этих моделях, описываются монотонными и колебательными функциями. На рис.2 приведены результаты операции выделения нестационарной составляющей для монотонного тренда. Пользуясь терминами сжатия данных, за существенные точки можно принять номера отсчетов, соответствующие серединам отрезков стационарности (иногда за существенные точки принимают номера отсчетов, соответствующие границам отрезков – правым или левым).

Таким образом, если сокращается избыточность, заключенная в исходном нестационарном процессе $y(t)$, и в качестве существенных точек передаются значения ординат, характеризующие тренд, то имеем квазиобратимое сжатие. В случае, если необходимо иметь информацию о стационарном остатке, то передаются его статистические характеристики; при этом имеем квазиобратимое и необратимое сжатие.

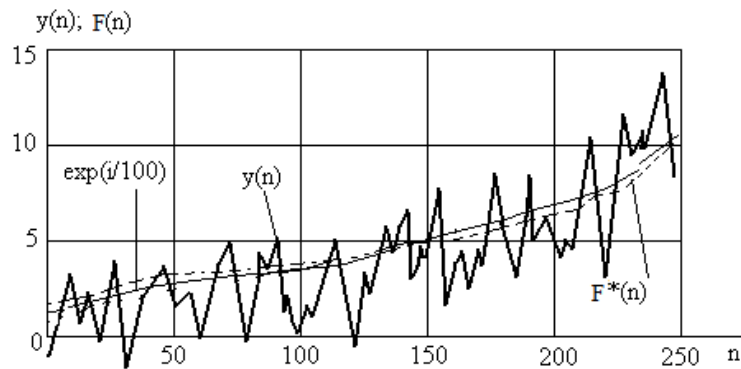


Рисунок 2. Выделение нестационарной составляющей для монотонного тренда

Анализ инверсионных методов сжатия выявляет следующие его преимущества перед апертурными методами. Сравнение по величине коэффициентов сжатия и среднего квадратического отклонения оценки тренда от истинного его значения проводилось на вышеуказанных моделях с десятипроцентным уровнем шума. Для апертурных методов в качестве априорных данных выступает апертюра $\pm \varepsilon$. Обычно оптимальной по коэффициенту сжатия и характеристикам восстановления считается апертюра, соответствующая уровню шума по отношению к сигналу. На рисунках 3 и 4 приведено сравнение коэффициентов сжатия для разных моделей процессов и методов сжатия. На рисунках приведены следующие обозначения: 0 – стационарная составляющая, 1 – модель без сбоев, 2 – модель с 30% сбоев, 3 – модель с 50% сбоев, 4 – модель без сбоев и аппроксимацией полиномом ИО-И1, 5 – модель без сбоев и аппроксимацией полиномом И1.

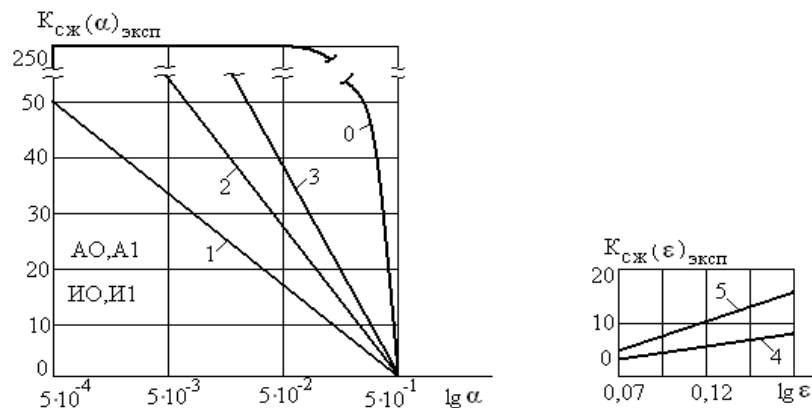


Рисунок 3. Сравнение коэффициентов сжатия для экспоненциальной модели

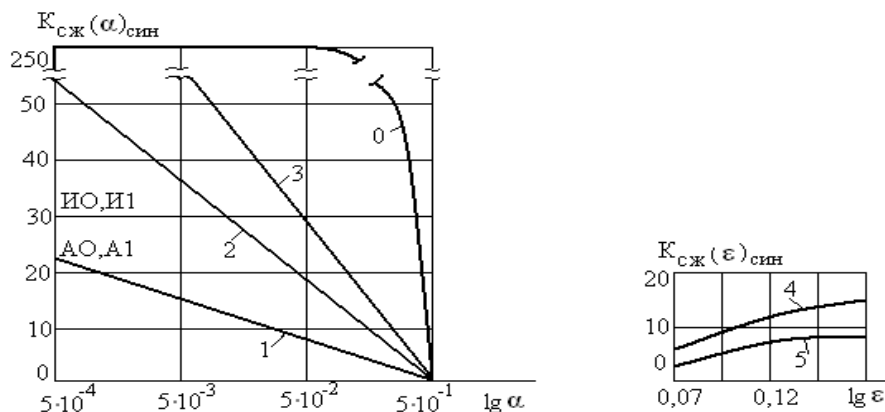


Рисунок 4. Сравнение коэффициентов сжатия для синусоидальной модели

При незначительном отклонении величины апертуры от оптимальной существенно изменяются как коэффициент сжатия (рисунки 3-4), так и среднее квадратическое отклонение (СКО) δ (рисунки 5 - 8). Кривые 4,5 на рисунках 5 и 7 даны для алгоритма И1, а на рисунках 6 и 8 – для И0-И1. С особенностями алгоритмов квазиобратимого сжатия А0, А1, И0, И1, И0-И1 и других можно подробно ознакомиться в [16].

На рисунках 5 – 8 кривые 5 в отличие от кривых 4 характеризуют СКО восстановленной оценки тренда от исходных данных измерений.

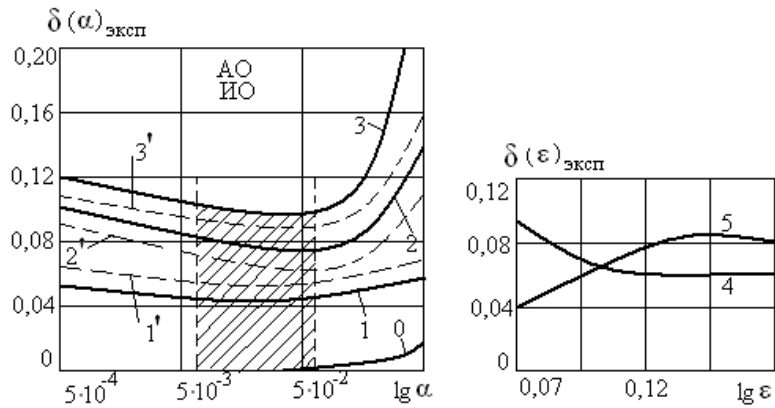


Рисунок 5. Сравнение среднее квадратическое отклонения для экспоненциальной модели и полиномов А0 и И0

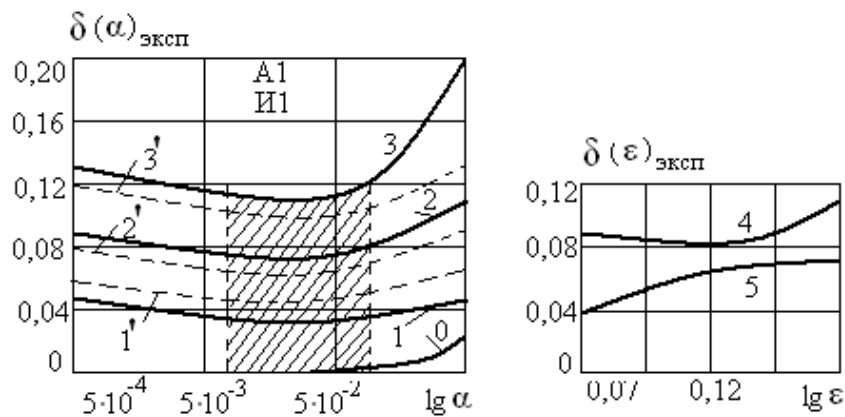


Рисунок 6. Сравнение среднее квадратическое отклонения для экспоненциальной модели и полиномов А1 и И1

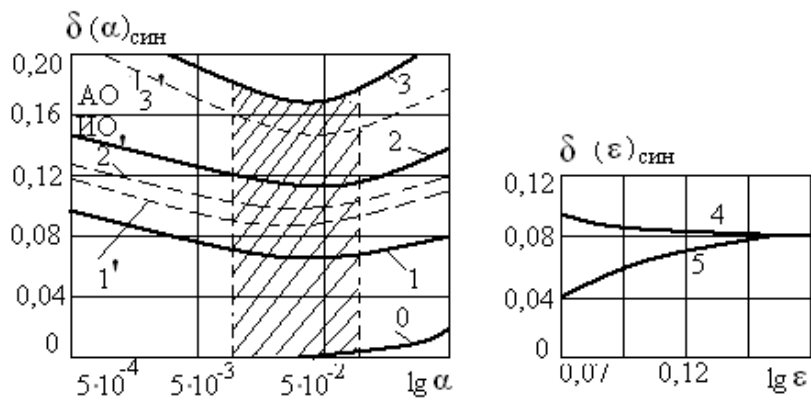


Рисунок 7. Сравнение среднее квадратическое отклонения для синусоидальной модели и полиномов А0 и И0

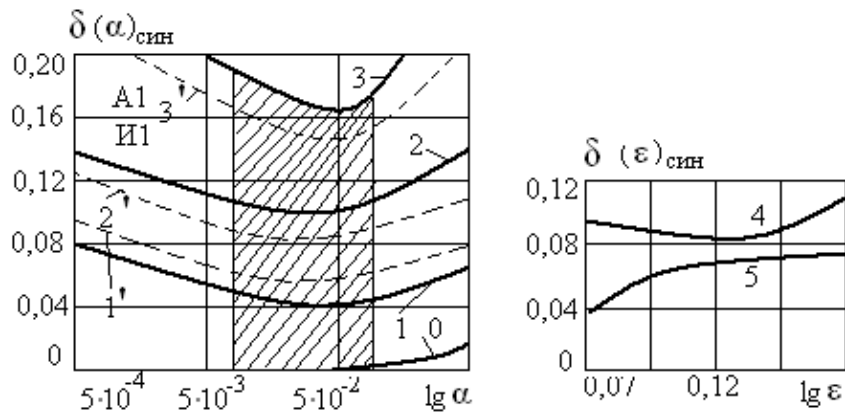


Рисунок 8. Сравнение среднеквадратического отклонения для синусоидальной модели и полиномов A1 и II1.

Заметим, что минимум СКО при выборе оптимальной апертуры наблюдается, во-первых, не для всех классов данных, и, во-вторых, не для всех алгоритмов сжатия (кривые 4), а для СКО восстановленной оценки тренда практически минимум отсутствует (кривые 5). В предлагаемом методе коэффициент сжатия $K_{\text{сж}}$ зависит от уровня значимости α (рисунки 3,4) и не зависит от выбранного метода аппроксимации для восстановления оценки тренда.

Дискуссия

Для сопоставимости результатов по характеристикам восстановления аппроксимация существенных отсчетов проводилась одними и теми же полиномами A0 и A1, IO и II1.

Зависимость СКО от α имеет всегда выраженный минимум, соответствующий оптимальному по точности восстановления уровню значимости $\alpha_{\text{опт}}$, но не зависящий от класса ДИ и от типа тренда. При изменении отношения сигнал/шум в широких пределах величина минимума по оси α практически не смещается, что позволяет сделать вывод о том, что для обработки данных можно пользоваться одним постоянным значением $\alpha_{\text{опт}}$, выбранным из области квазиоптимальных значений α (заштрихованные области). Исходя из этих соображений за оптимальный уровень значимости можно принять $\alpha_{\text{опт}} = 0.05$.

Другой важной характеристикой работы алгоритмов является их помехоустойчивость не только к наличию шумовой составляющей, но и к сбойным точкам η , поступающим на вход системы обработки данных. Этот вопрос исследовался экспериментальным путем на тех же моделях сигналов. В ходе эксперимента уровень шума $\xi(t)$ оставался постоянным, но к составляющим модели добавлялись (в виде третьей составляющей) сбойные точки η , число и значения которых менялись случайным образом по соответствующей программе.

Апертурные методы сжатия данных абсолютно неприемлемы для обработки при наличии в измерениях помех сбойного характера. Предлагаемая процедура сжатия оказалась достаточно устойчивой по отношению к сбойным точкам, если иметь в виду точность восстановления тренда. Для вычисления оценки тренда использовано среднее значение на интервале стационарности. Но статистические параметры случайной составляющей $x(t)$ безусловно изменяются, поскольку сбойные точки отойдут в остаток, т.е. дисперсия $D(t)$ возрастет.

Если закон распределения сбойных точек заметно отличается от симметричного, то погрешность оценки тренда относительно исходного возрастает.

Кроме того, для данных, описываемых моделями (12) и (13) и имеющих различный процент сбойных точек η , на рис. 2 и 3 показана зависимость $K_{\text{сж}} = f(\alpha)$, где прямая 1 соответствует отсутствию в ДИ сбойных точек; прямая 2 соответствует $\eta = 30\%$, а прямая 3 - $\eta = 50\%$ сбойных точек от общего объема выборки данных $n = 256$ (кривая 0 характеризует стационарную случайную составляющую $x(t)$). Оценка коэффициента сжатия $K_{\text{сж}}$ в отличие от апертурных методов сжатия растет с увеличением числа сбойных точек или, что

аналогично, с уменьшением отношения сигнал/шум. Другими словами, нестационарные ДИ, имеющие сбойные точки, стационаризуются, и чем больше сбойных точек, тем данные становятся как бы более стационарными. При этом коэффициент стационарности Q_{st} вычисляется по выражению $Q_{st} = 1/n_{st}$. Величина Q_{st} изменяется в пределах 0 – 1, граничные значения которых соответствуют стационарному - 1 и нестационарному - 0 процессам.

Заметим, что коэффициенты $K_{сж}$ и Q_{st} связаны через объем n выборки ДИ выражением

$$K_{сж} = nQ_{st} , \quad (14)$$

которое является полезным при обработке и анализе данных в ИИС.

Для определения точности восстановления оценки тренда $F^*(t)$, вычисляемой через среднее значение на интервалах стационарности, получена зависимость $\delta = f(\alpha)$ (рисунки 5-8). Отметим, что в этом случае СКО увеличивается, но выраженный минимум с ростом числа сбоев незначительно смещается в сторону уменьшения значений α . Из анализа полученных результатов следует, что и в случае наличия сбойных точек можно рекомендовать использовать для практических целей квазиоптимальную по точности восстановления величину $\alpha_{опт} = 0.05$.

Заключение

По сравнению с апертурными методами предлагаемые инверсионные методы сжатия имеют большую эффективность по коэффициенту сжатия и оценкам характеристик восстановления. Достоверность результатов обеспечивается устойчивостью инверсионных методов сжатия к уровню шума, присутствующего в процессе, и защищенностью от сбойных точек. В связи с этим предварительные процедуры обнаружения, отбраковки сбойных точек и фильтрации, необходимые для повышения эффективности апертурных методов, для инверсионных методов не обязательны.

Для работы алгоритма сжатия не требуется априорной информации о свойствах процесса и его составляющих. Рабочая величина уровня значимости α определяется из некоторой ограниченной области квазиоптимальных значений $\alpha_{опт}$, для которых коэффициенты сжатия и характеристики восстановления изменяются незначительно.

Для практических целей обработки донных при наличии сбойных измерений рекомендуется квазиоптимальная величина уровня значимости $\alpha_{опт} = 0.05$. Погрешности восстановления, выраженные через СКО оценки тренда при отсутствии в ДИ сбойных точек, составляют максимально 5%, а при наличии до 55% сбойных точек эта погрешность увеличивается в 3 раза.

Благодарности

Авторы статьи выражают благодарность ученым и специалистам кафедр «Радиоэлектронные системы и устройства», «Информационные системы и телекоммуникации» Московского государственного технического университет имени Н. Э. Баумана, консультации и советы которых были приняты во внимание, при проведении научного исследования, результаты которого представлены в этой статье.

Список использованных источников

[1] Ольховский Ю.Б., Новоселов О.Н., Мановцев А.П. Сжатие данных при телеизмерениях. - М.: Советское радио, 1971. - 303с.

[2] Назаров А.В., Козырев Г.И., Шитов И.В., Обрученков В.П., Древин А.В., Краскин В. Б., Кудряков С.Г., Петров А.И., Соколов С.М., Якимов В.Л. и др. Современная телеметрия в теории и на практике. Учебный курс. – СПб: Наука и техника, 2007. – 667 с.

- [3] Авдеев Б.Я., Антонюк Е.М., Долинов С.Н., Журавин Л.Г., Семенов Е.М., Фремке А.В. *Адаптивные телеизмерительные системы*. - Л.: Энергия, 1981. - 248 с.
- [4] Kendall M.G. *Rank Correlation Methods*. - London: Griffin, 1962. - 199 p.
- [5] Тарасенко Ф.П. *Непараметрическая статистика*. – Томск: Издательство Томского университета, 1976. – 293с.
- [6] Есмагамбетов Б.-Б.С. *Статистическая обработка данных в радиотелеметрических системах*. Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Сер. Приборостроение. №1. - М., 2015. - С.13-21.
- [7] Дегтярев А.А. *Метод конечных разностей*. Электронное учебное пособие. – Самара: СГАУ, 2011. - 83 с.
- [8] Токарева А.Н., Литвинов В.Н., Панченко С.В., Демченко М.С. *Решение задач нестационарной теплопроводности в многослойных конструкциях методом конечных разностей*. Методические указания. – Зерноград: Азово-Черноморский инженерный институт, 2021. – 22с.
- [9] Yesmagambetov B.-B.S., Inkov A. *Fast changing processes in radiotelemetry systems of space vehicles*. *Journal of Systems Engineering and Electronics*. Vol. 26, No. 5. Beijing. - 2015. – P. 941 – 945.
- [10] Yesmagambetov B.-B.S. *Determination of the Characteristics of Non-Stationary Random Processes by Non-Parametric Methods of Decision Theory*. *Computation 2023, Volume 11, Issue 11*, 219, Basel. - 2023. <https://doi.org/10.3390/computation11110219>
- [11] Yesmagambetov B.-B.S., Ajmenov Zh., Inkov A. Ismailov S., Saribaev A. *Statistical data processing in rocket-space technology*. *Modern Applied Science*, Vol.9, №8. Canadian Center of Science and Education. - 2015. - P317-334.
- [12] *Random Processes and Linear Systems. Statistical Signal Processing in Engineering* [Internet]. John Wiley & Sons, Ltd. – 2017. – P. 63–82. <http://dx.doi.org/10.1002/9781119294016.ch4>
- [13] Ivanov VG, Lyubarskiy MG, Lomonosov JV. *Compression of Text Image Based on Selection of Characters and Their Classification*. *Journal of Automation and Information Sciences* [Internet]. Begell House. – 2010. – P. 46–57. <http://dx.doi.org/10.1615/jautomatinfscien.v42.i11.50>
- [14] Horan S. *Compression of Telemetry. Lossless Compression Handbook* [Internet]. Elsevier. – 2003. – P. 247–253. <http://dx.doi.org/10.1016/b978-012620861-0/50012-7>
- [15] Виленкин С.Я. *Статистическая обработка результатов исследований случайных функций*. - М.: Энергия, 1979. – 320 с.
- [16] Свириденко В.А. *Анализ систем со сжатием данных*. - М.: Связь, 1977. - 184 с.

References

- [1] Ol'hovskij Ju.B., Novoselov O.N., Manovcev A.P. (1971). *Szhatie dannyh pri teleizmerenijah*. [Data compression for tele-measurements]. М.: Sovetskoe radio, 303s. (In Russian)
- [2] Nazarov A.V., Kozyrev G.I., Shitov I.V., Obruchenkov V.P., Drevin A.V., Kraskin V. B., Kudrjakov S.G., Petrov A.I., Sokolov S.M., Jakimov V.L. i dr. (2007). *Sovremennaja telemetrija v teorii i na praktike. Uchebnyj kurs* [Modern telemetry in theory and in practice. The training course]. SPb: Nauka i tehnika, 667 s. (In Russian)
- [3] Avdeev B.Ja., Antonjuk E.M., Dolinov S.N., Zhuravin L.G., Semenov E.M., Fremke A.V. (1981). *Adaptivnye teleizmeritel'nye sistemy*. [Adaptive tele-measurement systems]. L.: Jenergija, 248 s. (In Russian).
- [4] Kendall M.G. *Rank Correlation Methods*. - London: Griffin, 1962. - 199 p.
- [5] Tarasenko F.P. (1976). *Neparametricheskaja statistika*. [Nonparametric statistics]. Tomsk: Izdatel'stvo Tomskogo universiteta, 293s. (In Russian)
- [6] Esmagambetov B.-B.S. (2015). *Statisticheskaja obrabotka dannyh v radiotelemetricheskix sistemah*. [Statistical data processing in radio telemetry systems.] *Vestnik MGTU im. N.Je. Baumana. Ser. Priborostroenie. №1*. М., S.13-21. (In Russian)
- [7] Degtjarev A.A. (2011). *Metod konechnyh raznostej*. [The finite difference method]. *Jelektronnoe uchebnoe posobie*. Samara: SGAU, 83 s.
- [8] Tokareva A.N., Litvinov V.N., Panchenko S.V., Demchenko M.S. (2021). *Reshenie zadach nestacionarnoj teploprovodnosti v mnogoslojnyh konstrukcijah metodom konechnyh raznostej*. [Solving problems of non-stationary thermal conductivity in multilayer structures by the finite difference method]. *Metodicheskie ukazanmija*. Zernograd: Azovo-Chernomorskij Inzhenernyj Institut, 22s. (In Russian).
- [9] Yesmagambetov B.-B.S., Inkov A. *Fast changing processes in radiotelemetry systems of space vehicles*. *Journal of Systems Engineering and Electronics*. Vol. 26, No. 5. Beijing. - 2015. – P. 941 – 945.

[10] Yesmagambetov B.-B.S. *Determination of the Characteristics of Non-Stationary Random Processes by Non-Parametric Methods of Decision Theory*. *Computation* 2023, Volume 11, Issue 11, 219, Basel. - 2023. <https://doi.org/10.3390/computation11110219>

[11] Yesmagambetov B.-B.S., Ajmenov Zh., Inkov A. Ismailov S., Saribaev A. *Statistical data processing in rocket-space technology*. *Modern Applied Science*, Vol.9, №8. Canadian Center of Science and Education. - 2015. - P317-334.

[12] *Random Processes and Linear Systems. Statistical Signal Processing in Engineering* [Internet]. John Wiley & Sons, Ltd. – 2017. – P. 63–82. <http://dx.doi.org/10.1002/9781119294016.ch4>

[13] Ivanov VG, Lyubarskiy MG, Lomonosov JV. *Compression of Text Image Based on Selection of Characters and Their Classification*. *Journal of Automation and Information Sciences* [Internet]. Begell House. – 2010. – P. 46–57. <http://dx.doi.org/10.1615/jautomatinfscien.v42.i11.50>

[14] Horan S. *Compression of Telemetry. Lossless Compression Handbook* [Internet]. Elsevier. – 2003. – P. 247–253. <http://dx.doi.org/10.1016/b978-012620861-0/50012-7>

[15] Vilenkin S.Ja. (1979). *Statisticheskaja obrabotka rezul'tatov issledovanij sluchajnyh funkcij*. [Statistical processing of random function research results]. M.: Jenergija, 320 s. (In Russian).

[16] Sviridenko V.A. (1977). *Analiz sistem so szhatiem dannyh*. [Analysis of data compression systems]. M.: Svjaz', 184 s. (In Russian).