

СПОСОБ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ОСНОВНЫХ УЗЛОВ СЕТИ ДЛЯ АНАЛИЗА ЕЕ СОСТОЯНИЯ

DOI: 10.36724/2072-8735-2025-19-12-16-24

Manuscript received 28 August 2025;
Accepted 12 November 2025

Гадасин Денис Вадимович,
Московский технический университет связи и информатики,
Москва, Россия, denadiplom@mail.ru

Ключевые слова: беспроводные сенсорные сети, метод главных компонент, состояние сети, состояние узлов, собственные вектора, матрица ковариации

Технологии беспроводных сенсорных сетей можно отнести к технологиям, с помощью которых возможно осуществлять удаленное управление объектом. Для большинства систем критическим параметром управления является время реакции на возникающие события. Во время реакции включается не только время, которое отводится на принятие решения исходя из анализа полученных данных, но и время задержки на передачу этих данных от места события до лица принимающего решения. Исходя из того, что основным свойством сенсорных сетей является распределенность, то лицо принимающее решение должно обладать полнотой данных из всех контрольных точек системы. Количество узлов в сенсорных системах может достигать несколько тысяч, время на передачу и обработку данных может превысить реальное. В работе рассматривается способ выделения узлов сети, состояние которых соответствует определенному состоянию системы что должно позволить сократить время принятия решения. Определение узлов происходит исходя из анализа параметров обработки данных, проходящих через узлы. После приведения данных к табличной структуре они нормализуются и строится матрица ковариации. Для матрицы ковариации рассчитываются собственные числа на основе которых вычисляются собственные вектора, которые принимаются за ортонормированный базис. Производится проекция всего массива данных на базис. Применяя меру косинусного сходства для сравнения параметров определяется средняя величина. Ранжирование значений позволяет рассчитать шкалу ранжирования и выделить группы узлов для каждого деления шкалы. В каждой группе определяется центральный узел. Совокупность центральных узлов всех групп принимается за узлы, которые соответствуют данному состоянию сети.

Для цитирования:

Гадасин Д.В. Способ определения основных узлов сети для анализа ее состояния // T-Comm: Телекоммуникации и транспорт. 2025. Том 19. №12. С. 16-24.

For citation:

D.V. Gadasin. "A way to identify the main nodes of a network for analyzing its state," T-Comm, 2025, vol. 19, no.12, pp. 16-24. (in Russian)

Введение

К одному из основных направлений развития использования сетевых технологий относится направление удаленного управления объектом исходя из параметров среды, в которой данный объект находится. Технологии, с помощью которых возможно реализовать удаленное управления объектом - технологии интернета вещей (IoT) и технологии беспроводных сенсорных сетей (WSN, БСС). В основе организации сенсорных сетей лежат различные виды датчиков, определяющие параметры состояния окружающей среды.

Всю совокупность датчиков возможно разделить на две большие группы. К первой группе относятся датчики, которые измеряют физические свойства среды: температура, влажность, уровень освещенности, концентрации вещества и т.п., а ко второй группе датчики, которые определяют какой-либо параметр состояния объекта: движение, расход топлива, уровень жидкости и т.п.

Сенсоры, относящиеся к одному и тому же объекту наблюдения, могут находиться на достаточном удалении друг от друга, поэтому основное свойство беспроводных сенсорных сетей – пространственная распределенность, само количество сенсоров может быть больше тысяч, поэтому при обработке данных должны использоваться соответствующие методы [1]. В архитектуре организации WSN можно выделить следующие основные составляющие: основной процесс, сенсоры, исполнительные механизмы, контроллеры. Общий принцип работы состоит в том, что сенсоры получают данные о состоянии основного процесса.

Полученные данные, посредством сетевых технологий передаются в контроллер, который исполняет функции управления. В контроллере полученные параметры сравниваются с эталонными и в случае совпадения/не совпадения, зависит от задачи, полученных данных с эталонными контроллер выдает сигнал на исполнительные механизмы, которые реализуют заложенный разработчиком алгоритм воздействия на основной процесс.

Узел беспроводной сенсорной сети в обязательном порядке включает в себя датчик, беспроводное приемопередающее оборудование и источник электропитания. Исходя из типа датчика может требоваться аналого-цифровой преобразователь, в определенных случаях в узле может находиться вычислительная система, например, состоящая из вычислительного (микропроцессор) и запоминающего устройства. Общая структура узла беспроводной сенсорной сети показана на рисунке 1.

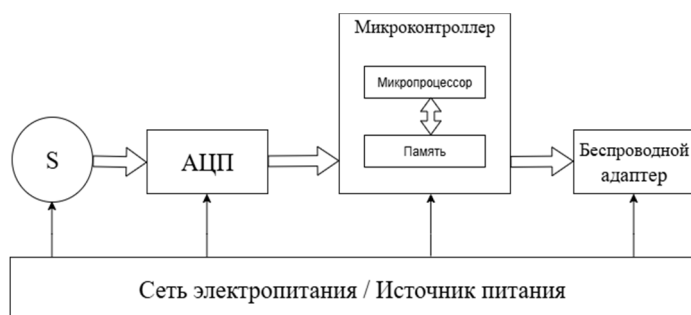


Рис. 1. Структура узла БСС

Основные функции узла сенсорных сетей не отличаются от основных функций узлов беспроводной сети передачи данных: сбор (получение) данных от объекта управления, их обработка и пересылка либо на другие узлы или на базовую станцию. Основное отличие узла БСС от узла передачи данных заключено в размерах самого узла. Датчики характеризуются минимализмом исполнения, а микропроцессор хоть и обладает относительно небольшими вычислительными возможностями по сравнению с вычислительной машиной, что накладывает ограничения на ресурсы узла: скорость передачи, пропускная способность. В свою очередь небольшие линейный размеры узла БСС позволяет легко проводить масштабирование сети. На качество сервиса, которое должна предоставить сеть влияют не только параметры узлов сети, но и топология связи между узлами.

Для соблюдения параметров качества в необходимых границах необходим постоянный мониторинг узлов сети. Исходя из того, что в сенсорных сетях количество узлов может меняться в широких диапазонах от единиц до тысяч, то время решения задачи по реконфигурированию сети, перераспределения ресурсов сети, с целью приведения параметров качества обслуживания в установленные границы может превысить реальное время, установленное для данной сети. В работе рассматривается способ определения ключевых узлов сенсорной сети, состояние которых соответствует определенному состоянию сети.

Метод главных компонент

Основная сложность при проведении анализа данных, на основе которых будет проводиться сравнение и выделение узлов является их разнородность. Хотя основные параметры узлов и известны, как и известны объемы данных, которые проходят через узлы, но каждый узел представляет собой отдельно функционирующее, обособленное устройство, поэтому для проведения анализа необходимо все анализируемые параметры всех узлов поместить в единую систему координат, т.е. провести проецирование данных узлов на единую координатную ось.

Для решения поставленной задачи возможно применить метод главных компонент (МГК, Principal Component Analysis – PCA), который позволяет определить главные компоненты и уменьшить размерность данных для анализа [2-4]. Под главными компонентами понимают линейную комбинацию анализируемых параметров, полученных в результате наблюдений, основным свойством которых является то, что в них содержится наибольшая дисперсия исходных данных. Переход от исходной векторной величины к вектору главных компонент происходит посредством поворота координатных осей, в результате которого получается новая координатная система, обладающая всеми свойствами оригинальной.

Доказано, что главные компоненты возможно получить из ковариационной матрицы путем вычисления собственных чисел, на основании которых вычисляются характеристические вектора матрицы, которые и являются главными компонентами. С помощью метода решаются как задачи анализа параметров объекта, которые оказывают основное влияние на данный объект [5, 6], так и задачи, которые используются в системах машинного обучения [7-9].

Для определения характеристических векторов необходимо выполнить четыре этапа.

1. Провести предварительную подготовку данных.
2. Построить ковариационную матрицу.
3. Вычислить собственные числа данной матрицы.
4. Вычислить собственные вектора на основе собственных чисел.

На этапе предварительной подготовке данных проводится их нормализация. Значения параметров, для которых проводится определение главных компонент, могут иметь различные единицы измерений, процедура нормализации позволяет для всего массива исходных данных определить единую систему измерений. Для осуществления процедуры нормализации данных используется метод нормализации средним или Z-нормализация. В данном методе любое нормализованное значение i -го признака из множества $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ возможных значений есть отношение разности между отдельным значением признака и средним значением n значений к дисперсии данного множества.

$$x_i^{\text{norm}} = \frac{(x_i - \bar{X})}{\sigma_x} \quad (1)$$

где дисперсия равна

$$\sigma_x = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^2}{n-1}} \quad (2)$$

n – количество значений каждого признака; x_i – значение признака; \bar{X} – среднее значение

Прежде чем начать вычисление собственных значений необходимо построить матрицу ковариации из матрицы A нормализованных значений. В общем случае матрица A не является квадратной матрицей, в отличие от ковариационной матрицы C .

$$C = \begin{pmatrix} \text{cov}(A_1, A_1) & \text{cov}(A_1, A_2) & \dots & \text{cov}(A_1, A_n) \\ \text{cov}(A_2, A_1) & \text{cov}(A_2, A_1) & & \text{cov}(A_2, A_n) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \text{cov}(A_n, A_1) & \text{cov}(A_n, A_2) & & \text{cov}(A_n, A_n) \end{pmatrix} \quad (3)$$

где

$$\text{cov}(A_i, A_j) = \frac{\sum_{i,j=1}^n A_i \cdot A_j}{n-1} \quad (4)$$

Исходя из того, что $\text{cov}(A_i, A_i) = 1$ и $\text{cov}(A_i, A_j) = \text{cov}(A_j, A_i)$ конечная матрица ковариации является симметричной относительно главной диагонали, а элементы главной диагонали равны единице.

$$C = \begin{pmatrix} 1 & \text{cov}(A_1, A_2) & \dots & \text{cov}(A_1, A_n) \\ \text{cov}(A_2, A_1) & 1 & & \text{cov}(A_2, A_n) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \text{cov}(A_n, A_1) & \text{cov}(A_n, A_2) & & 1 \end{pmatrix} \quad (5)$$

Ковариационная матрица C служит основой для выделения собственных чисел и собственных векторов. Посредством применения специальных методов преобразования получается лямбда матрица вида:

$$\Lambda = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & & \lambda_n \end{pmatrix} \quad (6)$$

Особенность данной матрицы состоит в том, что на главной диагонали располагаются собственные значения матрицы ковариации, когда все остальные элементы равны нулю или не превышают определенный заданный порог ϵ . На основании собственных значений возможно определить поведение и устойчивость исходной системы во времени.

Для нахождения собственных чисел возможно использовать метод Данилевского, Крылова, Леверрье-Фадеева, Якоби или QR разложение. В следствии того, что начальная ковариационная матрица симметричная, то желательно применить метод вращений или метод Якоби. Отличительная особенность метода состоит в том, что для вычислений собственных значений не надо составлять характеристические уравнения.

В основе метода лежит теорема, говорящая о том, что для любой симметричной матрицы C всегда существует такая ортогональная матрица U , что в результате последовательного произведения транспонированной ортогональной матрицы на симметричную матрицу и на ортогональную получается такая диагональная матрица Λ , которая имеет те же самые собственные значения что и матрица C .

$$\Lambda = U^T U C \quad (7)$$

Исходя из того, что для Λ собственные значения $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ располагаются на главной диагонали, то если известна начальная матрица U_0 возможно найти собственные значения исходной ковариационной матрицы.

Метод вращений является итерационным методом, где на каждом шаге итерации строится матрица $U_i, i = 0, 1, \dots, l$ и при выполнении произведения в матрице C_i должен исключаться максимальный по модулю элемент за исключением элементов, находящихся на главной диагонали.

Перед выполнением итерационного процесса, необходимо задать точку останова. Под точкой останова подразумевается произвольное число ϵ , много меньше единицы. После выполнения шага итерации, все абсолютные значения не диагональных элементов сравниваются с ϵ и если они меньше, то процесс вращений завершается.

При выполнении первой итерации, в начальной матрице $C_0=C$ производится поиск максимального по модулю элемента (за исключением диагональных элементов), т.е. $c_{i_0 j_0}^{\text{max}} = \max(c_{i_0 j_0})$. После того, как был найден максимальный элемент, необходимо построить ортогональную матрицу простого поворота U_0 вида

$$U_0 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & & & & 0 & 0 \\ 0 & \dots & & & & & \\ & & \cos \theta_0 & & & -\sin \theta_0 & \\ & & & 1 & & & \\ \dots & & & & \dots & & \\ & & & & & 1 & \\ & & \sin \theta_0 & & & \cos \theta_0 & \\ & & & & & & \dots & 0 \\ 0 & & & & & & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{matrix} i_0 \\ \\ \\ \\ \\ \\ j_0 \\ 0 \\ 1 \end{matrix} \quad (8)$$

Следовательно необходимо вычислить угол θ_0 , величина угла должна быть такой что бы после умножения $U_0^T C_0 U_0$ величина элемента находящегося в матрице C_1 на месте элемента $c_{i_0 j_0}^{\max}$ матрицы C_0 была бы равна 0, т.е. $c_{i_0 j_0}^1 = 0$. Результат произведения матриц $C_0' = C_0 U_0$ отличается от исходной матрицы C_0 только значениями элементов в столбцах i_0 и j_0 , причем:

$$\begin{aligned} c_{i_0 i_0}^1 &= c_{i_0 i_0} \cos \theta_0 + c_{i_0 j_0} \sin \theta_0 \dots c_{n_0 i_0}^1 = c_{n_0 i_0} \cos \theta_0 + c_{n_0 j_0} \sin \theta_0 \\ c_{i_0 j_0}^1 &= -c_{i_0 i_0} \sin \theta_0 + c_{i_0 j_0} \cos \theta_0 \dots c_{n_0 j_0}^1 = -c_{n_0 i_0} \sin \theta_0 + c_{n_0 j_0} \cos \theta_0 \end{aligned} \quad (9)$$

После умножения матриц $U_0^T C_0' = C_1$ матрица C_1 отличается от матрицы C_0' только значениями элементов в строках i_0 и j_0 , причем:

$$\begin{aligned} c_{i_0 i_0}^1 &= c_{i_0 i_0} \cos \theta_0 + c_{j_0 i_0} \sin \theta_0 \dots c_{i_0 n}^1 = c_{i_0 n} \cos \theta_0 + c_{j_0 n} \sin \theta_0 \\ c_{j_0 i_0}^1 &= -c_{i_0 i_0} \sin \theta_0 + c_{j_0 i_0} \cos \theta_0 \dots c_{j_0 n}^1 = -c_{i_0 n} \sin \theta_0 + c_{j_0 n} \cos \theta_0 \end{aligned} \quad (10)$$

Таким образом из 9 и 10 возможно найти i_0 и j_0 $c_{i_0 j_0}^1$, где

$$\begin{aligned} c_{i_0 j_0}^1 &= (-c_{i_0 j_0} \sin \theta_0 + c_{i_0 j_0} \cos \theta_0) \cdot \cos \theta_0 + \\ &+ (-c_{j_0 i_0} \sin \theta_0 + c_{j_0 i_0} \cos \theta_0) \cdot \sin \theta_0 = \\ &= \frac{1}{2} (c_{j_0 j_0} - c_{i_0 i_0}) \cdot \sin 2\theta_0 + c_{i_0 j_0} \cos 2\theta_0. \end{aligned} \quad (11)$$

Исходя из условия, что $c_{i_0 j_0}^1 = 0$, приравняв 11 к нулю получаем формулу 12

$$\operatorname{tg} 2\theta_0 = \frac{2c_{i_0 j_0}}{c_{i_0 i_0} - c_{j_0 j_0}}, \text{ тогда } \theta_0 = \frac{1}{2} \operatorname{arctg} \left(\frac{2c_{i_0 j_0}}{c_{i_0 i_0} - c_{j_0 j_0}} \right) \quad (12)$$

Получаемая матрица C_1 будет симметричной, исходя из того, что:

$$C_1^T = (U_0^T C_0 U_0)^T = (C_0 U_0)^T U_0 = U_0^T C_0^T U_0, \quad (13)$$

но матрица C_0 симметричная, поэтому $C_0^T = C_0$, подставляя данное значение в 13 получаем

$$C_1^T = U_0^T C_0^T U_0 = U_0^T C_0 U_0 = C_1. \quad (14)$$

После того, как была вычислена матрица Λ , в которой содержатся собственные значения исходной матрицы C , для чего в общем случае требуется сделать k итераций, необходимо вычислить собственные вектора данной матрицы, которые и будут являться главными компонентами, аналогичные

циклы используются в минимаксных задачах [10]. Для получения матрицы V , в которой вектор столбцы соответствуют главным компонентам, необходимо перемножить все матрицы U ,

$$V = \prod_{i=0}^k U_k \quad (15)$$

Для уменьшения размерности данных необходимо отобрать те главные компоненты, которые вносят наибольший вклад в общую дисперсию. Проводится ранжирование собственных чисел от большего к меньшему. Величина собственного числа определяет долю дисперсии, которая вносит каждая компонента.

В том случае если собственные числа вычислены верно, то суммарная дисперсия определяется суммой собственных чисел и должна быть равна рангу матрицы Λ . Для дальнейшей работы необходимо отобрать то количество компонент, суммарная доля собственных чисел, которые им соответствуют меньше 80%.

$$\gamma_i = \frac{\lambda_i}{\sum_{i=1}^n \lambda_i} \cdot 100\% \quad (16)$$

$$P = \sum_{i=1}^{k \leq n} \gamma_i, P < 80\%$$

На заключительном этапе работы проводится проекция и восстановление данных. На данном этапе происходит преобразование начальных данных в систему координат, которую образуют главные компоненты, отобранные исходя из формулы 16. Для проецирования данных необходимо начальную матрицу, которая содержит исходные данные умножить на матрицу главных компонент, а для восстановления данных матрицу спроецированных данных умножить на транспонированную матрицу главных компонент:

$$Z = AVV^T \quad (17)$$

Решение практической задачи.

В качестве набора данных, который выбран для решения практической задачи, выбран набор данных с ресурса [11]. На данном ресурсе располагаются датасеты, на основе которых проводится обучения нейронных сетей. В выбранном файле содержатся данные, полученные с узлов беспроводной сенсорной сети, отражающие реальное поведение сети и активность отдельных ее узлов.

Данные находятся в файле формата csv, а в качестве разделителя применяется запятая. Удобство работы с таким форматом файла заключается в том, что он может быть преобразован в файл табличного редактора с минимальными затратами. Первые десять строк датасета представлены на рисунке 2.

packet_size	transmission_time	protocol_type	bandwidth_usage	latency	jitter	packet_loss_rate	device_id	device_type	energy_usage	allocated_bandwidth
1226.91	12.209781979044	HTTP	15.623113648241148	550.5202704553517	1.9555745945826875	0.6789842667821899	565	camera	3.070837904598215	6.4104917933860115
960.33	34561073644827	HTTP	63.094116624451566	222.89164521603695	23.43128823407667	0.4321637155417296	321	actuator	2.216078481935464	34.67159565134774
1394.18	012293918294684	HTTP	80.79483775240668	86.79579195220704	40.182257014797564	0.37758071871683563	410	actuator	6.415587530859842	95.9530951983125
1230.95	4108472157652	TCP	59.55185481178999	925.8769181255707	11.281608015930466	1.0574591368143342	686	camera	7.121031455872774	28.562144451326144
1195.34	21652161711999	TCP	38.698202191863864	427.9470491008115	9.526643487997399	3.6845285676650037	231	sensor	5.806726469564273	96.23488955304552
1144.75	01109899113978	TCP	22.32396915604595	117.4709319483617	93.1661877728615	0.7284325759737292	70	sensor	2.677766570182533	69.1802685999217
221.23	809163285178457	TCP	3.8684296185057563	625.7840812633677	61.524023803009385	2.8979338107978907	51	camera	2.1092327078708397	70.83240981212741
566.72	95575178014536	UDP	29.065393123913623	20.15161996211556	6.794866903145003	0.2465377159197052	975	camera	4.445161518839226	7.803560234113004
1338.23	984059767130546	HTTP	6.566371844479076	704.5789692350444	61.3273666444551	3.313599868975916	349	actuator	1.936233029967201	95.39052318284979

Рис. 2. Первые десять строк файла данных

В каждой строке данных файла содержатся сведения по размеру пакетов, времени, которое затрачено на передачу данного пакета, наименование протокола транспортного уровня с помощью которого осуществлялась данная передача, сведения о полосе пропускания, задержки и джиттеру, а так же типу устройства, его идентификационном номере и энергии, затраченной на передачу.

Результат преобразования файла набора данных в вид, где каждому параметру соответствует одна единственная колонка и проведена сортировка всего объема данных по номеру узла, представлен на рисунке 3.

Номер устройства	Тип протокола	Тип устройства	Размер пакета	Время передачи	Текущее потребление полосы пропускания сетью	Задержка	Дрожание (джиттер)	Коэффициент потери пакетов	Расход энергии	Выделенная пропускная способность
673	TCP	camera	289	98,81399922	61,53067905	936,14067180	25,28268232	3,21397120	8,22559272	64,51990268
673	HTTP	actuator	490	32,45747171	59,03568678	206,25405888	54,94995607	4,54600238	0,41263451	9,68429909
673	HTTP	camera	1346	24,73112619	86,99739694	324,76735680	8,11857047	3,96255776	3,80399532	55,16507945
673	UDP	sensor	285	96,16187567	73,76775269	687,33593184	25,38884382	4,80854872	3,04359360	67,10629845
673	UDP	actuator	764	30,28831632	72,34638122	811,42788239	33,21544741	2,46883421	3,36223842	20,86507042
673	TCP	actuator	1454	72,51569388	73,08409280	174,20231966	24,83544882	2,11714132	8,44234498	57,59162771
673	TCP	camera	160	36,79926872	49,25981271	136,38510173	50,28032044	1,65271654	6,38915595	22,61486048
673	HTTP	camera	887	76,09142417	65,78779290	516,85432152	71,79362208	1,01036416	4,73520861	23,71747711
673	UDP	camera	657	90,83234675	49,15671676	169,87008503	64,21931158	3,99646363	3,49926123	61,53011234
673	UDP	camera	1406	51,37986490	71,79509237	61,62623573	98,07488995	3,72770351	8,13971213	45,59427795
673	HTTP	sensor	782	33,08864758	80,37221801	101,67814043	58,15985283	1,38125265	0,81418924	78,16579023

Рис. 3. Преобразованный набор исходных данных

Интуитивно понятно, что минимальной, неделимой единицей на основании которой возможно проводить анализ сети является узел. Проверим данное утверждение, для этого рассчитаем значения собственных чисел для всей сети методом Якоби, состоящей из 1000 узлов, после чего количество узлов будем уменьшать (рис. 4).

Количество узлов	Собственные значения							
	λ_1	λ_2	λ_3	λ_4	λ_5	λ_6	λ_7	λ_8
1000	1,01515738	1,01151983	1,00256482	1,00155117	1,00097960	0,99589212	0,99115821	0,98117688
500	1,01956275	1,01095641	1,00830005	1,00482905	0,99859939	0,99218447	0,98627376	0,97929411
250	1,02197723	1,01804036	1,01454193	1,00165767	0,99869010	0,99179981	0,97971797	0,97357493
125	1,03870881	1,02794556	1,00775241	0,99565215	0,99385755	0,98846637	0,98201448	0,96560267
60	1,04386826	1,04095616	1,03066595	1,01669371	0,98420282	0,97305489	0,96782201	0,94273621
30	1,07658547	1,04007194	1,03076596	1,00806584	0,99904532	0,97034943	0,96756928	0,90754677
10	1,10817440	1,09233498	1,06549941	1,03811363	0,98359216	0,95402975	0,90146024	0,85679544
5	1,24573241	1,09525801	1,05302551	1,01668595	0,96986452	0,92810927	0,89642745	0,79489688
1	1,54599610	1,29327864	1,04286535	1,01368010	0,89618208	0,80417191	0,78405374	0,61977208

Рис. 4. Значения собственных чисел для отдельного числа узлов сети

Данные рисунка 4 показывают тенденцию изменения собственных чисел, для удобства и простоты вычислений количество узлов сети в исходном файле данных последовательно уменьшалось до необходимого числа узлов с конца. В последней строке рисунка показаны показатели собственных чисел для узла номер один. Как видно из таблицы, для полного количества узлов, собственные числа группируются возле единицы, максимальное абсолютное отклонение составляет 0,0189. Состояние, когда собственные числа находятся в окрестностях единицы, может свидетельствовать о том, что система (наблюдаемый объект) находится в установленном

(нормальном) режиме работы, все компоненты сбалансированы и оказывают на него равномерное влияние.

Необходимо обратить внимание что резкое изменение значений первого собственного числа, которое соответствует первой главной компоненте, которая в свою очередь в большинстве случаев отвечает за общее состояние объекта происходит, когда в исследуемом объеме данных остается порядка пяти узлов. Значение в 5-10 узлов предполагает, что если в сети необходимо организовать подсети, то минимальное количество узлов в подсети должно быть указанного порядка.

В качестве подтверждения предположения о том, что минимальной исследуемой единицей является отдельный узел из рисунка видно, что значение $\lambda_1 \approx 1,546$, т.е. наибольшее среди всех собственных чисел и отличается от λ_1 для всей сети более чем на 50%.

Применив формулу 16, определим долю дисперсии, которая вносит каждая компонента для того же количества узлов, рисунок 5.

Количество узлов	Накопленная дисперсия							
	γ_1	γ_2	γ_3	γ_4	γ_5	γ_6	γ_7	γ_8
1000	0,12689467	0,25333465	0,37865525	0,50384915	0,62897160	0,75345811	0,87735289	1
500	0,12744534	0,25381490	0,37985240	0,50545603	0,63028096	0,75430402	0,87758824	1
250	0,12774715	0,25500220	0,38181994	0,50702715	0,63186341	0,75583839	0,87830313	1
125	0,12983860	0,25833180	0,38430085	0,50875737	0,63298956	0,75654786	0,87929967	1
60	0,13048353	0,26060305	0,38943630	0,51652301	0,63954836	0,76118022	0,88215797	1
30	0,13457318	0,26458218	0,39342792	0,51943615	0,64431682	0,76561049	0,88655665	1
10	0,13852180	0,27506367	0,40825110	0,53801530	0,66096432	0,78021804	0,89290057	1
5	0,15571655	0,29262380	0,42425199	0,55133773	0,67257080	0,78858446	0,90063789	1
1	0,19324951	0,35490934	0,48526751	0,61197752	0,72400028	0,82452177	0,92252849	1

Рис. 5. Доля дисперсии, вносимая каждой компоненте

Как видно из рисунка 5, что если необходимо провести анализ как всей сети, так и возможных подсетей, то для этого потребуется шесть компонент, когда для анализа одного узла необходимо лишь пять главных компонент.

Отправной точкой решения задачи выявления основных узлов, на основании которых можно судить о состоянии сети в целом, является приведение всех узлов сети в единую систему координат. Исходя из того, что данные по каждому узлу проецируются в единую систему координат, то центральным узлом, система координат которого будет использоваться возможно выбрать произвольный, например, узел с номером 673.

Данные по всем узлам сети приводятся в систему координат, образуемых векторами главных компонент этого узла, суммарная накопленная дисперсия которых меньше 80%. Первые 10 строк исходных данных этого узла представлены на рисунке 3. После проведения необходимой нормализации данных была построена ковариационная матрица, рисунок 6.

1	0,020186999	0,215659667	0,005216701	0,16641278	-0,027698046	0,097567082	-0,124388438
0,020186999	1	0,147375407	0,012800509	-0,08810489	0,016134074	-0,030819929	0,159325969
0,215659667	0,147375407	1	0,139854267	-0,05672398	-0,2035041	0,001636553	-0,026363421
0,005216701	0,012800509	0,139854267	1	-0,06738114	-0,072700617	0,053723683	0,076145703
0,166412781	-0,08810489	-0,05672398	-0,06738114	1	0,050293945	-0,055932356	-0,049188585
-0,027698046	0,016134074	-0,2035041	-0,072700617	0,050293945	1	-0,13730885	-0,105830049
0,097567082	-0,03081993	0,001636553	0,053723683	-0,05593236	-0,13730885	1	-0,062275908
-0,124388438	0,159325969	-0,02636342	0,076145703	-0,04918858	-0,105830049	-0,062275908	1

Рис. 6. Ковариационная матрица для данных узла 673

Результатом применения метода вращения Якоби стала векторная матрица главных компонент и соответствующих им собственных чисел (рис. 7). Значение первого собственного числа составляет около 1,436 что сопоставимо со значением для одного узла рисунка 5. В дальнейшем анализе будут принимать участие первые пять главных компонент так как, исходя из формулы 16, $P(5)=72,47\%$, а $P(6)=83,65\%$.

λ_1	λ_2	λ_3	λ_4	λ_5	λ_6	λ_7	λ_8
1,436217	1,318699	1,117207	0,976476	0,949344	0,893975	0,702838	0,605245
PC ₁	PC ₂	PC ₃	PC ₄	PC ₅	PC ₆	PC ₇	PC ₈
0,283650	-0,581585	0,359056	0,783937	0,773897	0,217771	0,575311	-0,361009
0,284038	0,306611	0,518571	0,007876	0,085724	-0,264707	-0,417415	-0,267445
0,593803	-0,155312	0,293050	0,422280	0,394242	0,535905	-0,045077	0,626750
0,368230	0,124871	-0,144689	0,072327	-0,084200	-0,329912	-0,122729	-0,191233
-0,187999	-0,438575	0,323769	0,282460	0,254236	-0,056370	-0,454662	0,171873
-0,481449	-0,020002	0,292932	-0,175857	-0,209708	-0,481234	0,209728	0,425156
0,243955	-0,209087	-0,537332	0,197727	0,280911	-0,368184	-0,096182	0,305420
0,154982	0,539972	0,126445	-0,228089	-0,209030	-0,340804	0,466619	0,255306

Рис. 7. Главные компоненты и собственные числа

Для того что бы весь исходный массив данных привести в систему координат, определенную пятью главными компонентами узла 673, необходимо применить формулу 17. Фрагмент проекции исходных данных на вычисленную ось координат показан на рисунке 8.

Номер устройства	Размер пакета	Время передачи	Текущее потребление полосы пропускания	Задержка	Дрожание	Коэффициент потери пакетов	Расход энергии	Выделенная пропускная способность
673	647,65626808	207,41977948	577,39173668	195,75513763	94,64087202	-312,85336261	199,00852024	-57,04534555
673	1031,14835499	142,22845725	649,09171819	62,34625078	388,92330789	-197,98195295	182,03110353	-297,58455915
673	2603,79611314	327,21504917	1607,88225606	135,32517183	1001,15923178	-478,17432203	461,97044852	-778,09847481
673	638,95355647	189,62653939	532,55783178	154,31271075	130,18480787	-258,04146144	163,34421551	-78,76945854
673	1561,38168432	250,68445016	1069,10570688	184,95765570	502,51764234	-417,95451332	352,67852787	-397,50734380
673	2806,46031876	349,24608604	1705,93748488	114,44648822	1108,60178745	-472,04885068	463,92019614	-850,81996652
673	392,22134785	75,61992013	266,66096556	38,25188025	134,20627803	-89,85212631	68,02642894	-94,29626769
673	1809,14818815	265,18615939	1166,99647171	137,69003027	654,82428456	-383,12615404	339,80353119	-501,96315807
673	1318,67665917	202,56625009	828,98783919	70,46908506	504,91146533	-234,61614166	204,85690413	-368,68584684
673	2769,83574142	318,14679907	1647,16492659	79,02391433	1127,38971611	-425,00262266	439,76270316	-869,18167003
673	1558,06648376	210,40246316	956,70509197	67,83885315	611,53145944	-263,47327995	248,42301609	-460,12488087

Рис. 8. Проекция исходных данных на ось координат

Для каждого устройства, все результаты измерений были приведены к одной, единой системе координат. На следующем этапе работы необходимо сравнить между собой все результаты измерений для всех узлов. Как можно предположить из рисунка 8 все узлы имеют одни и те же параметры измерений. Набор значений параметров характеристик представляет собой вектор измерений. Для каждого узла, в преобразованном наборе данных, определено конечное число векторов измерений, данное число не обязательно одинаково для всех узлов. Предлагается для каждого узла сравнить все вектора между собой, применив формулу косинусного сходства векторов 18, и определить среднее значение, после чего провести сравнения всех узлов по данному параметру.

$$\text{similarity} = \cos(\theta_{v_1 v_2}) = \frac{v_1 \cdot v_2}{\|v_1\| \|v_2\|} = \frac{\sum_{i=1}^m (v_{1i} \cdot v_{2i})}{\sum_{i=1}^m (v_{1i})^2 \cdot \sum_{i=1}^m (v_{2i})^2}, \quad (18)$$

где m – количество признаков.

Исходя из того, что $\cos(\theta_{v_1 v_2}) = \cos(\theta_{v_2 v_1})$ то для каждого узла необходимо выполнить $d^2/2$ вычислений, где d – общее количество измерений параметров. Для каждого узла было

вычислено среднее значение косинусной меры. Пример результат вычислений приведен на рисунке 9.

Номер устройства	Среднее значение косинусной меры
801	0,98721034
802	0,97432007
803	0,98312494
804	0,97784903
805	0,98045300
806	0,97492513
807	0,98509959
808	0,97993083
809	0,98281890
810	0,99007105
811	0,98575108

Рис. 9. Среднее значение косинусной меры

В результате произведенных вычислений были получены средние значения косинусного сходства для одной тысячи узлов, из которых состоит сеть. Полученные значения были отсортированы от наименьшего значения к наибольшему, наименьшее значение для узла 328, $\cos(\theta_{328}) = 0,96770448$, а наибольшее значение у узла 128, $\cos(\theta_{128}) = 0,99405340$, при этом разность между наибольшим и наименьшим составляет $0,02634892$.

Перед группированием узлов по косинусной мере необходимо определиться с размером шага (единицей шкалы группировки). Исходя из того, что общее количество узлов 1000, а разница между максимальным и минимальным значением с округлением вверх до тысячных долей составляет $0,027$, то предлагается сделать 27 групп с шагом в $0,001$.

На рисунке 10 показаны первые и последние элементы, и из рисунка видно, что логичнее сделать такой шаг при этом началом шкалы является значение $0,967$, а концом $0,995$.

Номер устройства	Среднее значение косинусной меры
328	0,96770448
3	0,96794153
718	0,96832010
925	0,96850278
642	0,96923048
426	0,97093095
...	...
388	0,99111938
201	0,99133502
423	0,99150896
302	0,99171808
427	0,99186367
232	0,99210057
123	0,99285099
557	0,99289872
128	0,99405340

Рис. 10. Первые и последние элементы

Для каждого интервала, исходя из правила вхождения, величина узла должна быть больше или равна нижней границе

интервала и меньше верхней границы, было определено число узлов, в него входящих и вычислено среднее значение косинусной меры (рис. 11), значение косинусной меры до тысячной определяет нижнюю границу интервала.

Среднее значение косинусной меры	Количество узлов	Среднее значение косинусной меры	Количество узлов
0,96782300	2	0,98150301	83
0,96841144	2	0,98251969	83
0,96923048	1	0,98351677	110
0,97093095	1	0,98447368	106
0,97178858	4	0,98548564	91
0,97260650	8	0,98652883	84
0,97347907	5	0,98753673	64
0,97458801	12	0,98848695	36
0,97546248	11	0,98936909	36
0,97647792	23	0,99039634	15
0,97745488	28	0,99150902	5
0,97856107	47	0,99261676	3
0,97951127	76	0,99405340	1
0,98043250	63		

Рис. 11. Количество узлов, входящих в каждый интервал

Из таблицы видно, что на начальных делениях шкалы, количество узлов, входящих в каждый диапазон, медленно возрастает, до диапазона [0,975;0,976]. Начиная с деления 0,977 происходит резкий рост. Несмотря на то, что в диапазоне [0,980;0,981] происходит небольшой спад количества узлов на деление, своего пика оно достигает в диапазоне [0,983;0,984] – 110 узлов, после чего идет спад количества узлов на диапазон. Угол спада больше, чем угол возрастания, если для того чтобы достичь максимума в 110 узлов на диапазон потребовалось 16 диапазонов, то для того чтобы упасть со 110 узлов до одного узла требуется 10 диапазонов. График поведения показан на рисунке 12.



Рис. 12. Распределение количества узлов по диапазонам

Внешний вид графика говорит о том, что его форма и поведение очень напоминает график нормального распределения с отрицательной асимметрией. Произведем расчет коэффициента асимметрии для всех средних значений косинусной меры следующей формуле:

$$As = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})}{n\sigma^3} = -0,50612940.$$

В том случае, если при вычислении коэффициента асимметрии для распределения данных значение меньше нуля, то значит в данном распределении количество значений, которые находятся справа от среднего больше количества тех, которые находятся слева. Величина среднего арифметического значения косинусного сходства составляет 0,98309649, при этом количество элементов слева равно 458, а справа 542. Можно предположить, что при функционировании сети основная нагрузка по передаче данных приходится на узлы из диапазона [0,975;0,991]. Центральные узлы для каждой единицы шкалы анализа можно выделить из рисунка 13.

Номер устройства	Среднее значение косинусной меры	Абсолютное Отклонение от среднего	Номер устройства	Среднее значение косинусной меры	Абсолютное Отклонение от среднего
328	0,967704477	0,00011853	903	0,981490965	0,00001204
3	0,967941529	0,00011853	462	0,982518104	0,00000158
718	0,968320102	0,00009134	28	0,983515872	0,00000089
925	0,968502781	0,00009134	846	0,98446717	0,00000651
642	0,969230478	0,96923048	401	0,985483941	0,00000170
426	0,970930946	0,97093095	688	0,986528925	0,00000009
116	0,971762175	0,00002640	861	0,987544774	0,00000804
71	0,972495222	0,00011128	761	0,988481565	0,00000539
442	0,973407755	0,00007131	633	0,989360422	0,00000867
486	0,974556267	0,00003175	637	0,990393537	0,00000280
535	0,975453306	0,00000918	423	0,991508956	0,00000006
417	0,976488365	0,00001045	232	0,992100569	0,00051619
413	0,977460746	0,00000586	123	0,992850992	0,00023423
726	0,97856507	0,00000400	557	0,992898725	0,00028196
967	0,979510805	0,00000047	128	0,9940534	0,99405340
269	0,980447248	0,00001474			

Рис. 13. Основные узлы сети

Узлы, представленные в таблице 13 имеют минимальной абсолютное отклонение от среднего значения в своих подгруппах, причем узлы [328;3], [718;925], [642], [426] – относятся к первым четырем подгруппам, а [269] к последней подгруппе, в остальных подгруппах содержится минимально пять узлов, за исключением подгрупп в которых центральные узлы 116 и 123. Как видно из таблицы абсолютное отклонение от среднего значения для остальных узлов составляет максимум 10^{-4} . Если учесть, что деление шкалы 0,001, то погрешность измерения составляет половину минимальной шкалы, т.е. 0,0005. Отклонения узла 71 с результатом 0,00011 вполне укладывается в ошибку измерения, также как и центральный узел 123 диапазона [0,992;0,993] с ошибкой 0,00023, объединяющий группу из трех узлов. Узлы, представленные в таблице 13 можно рассматривать как центральные узлы в целях анализа сети. Можно предположить, что данная конфигурация и значение узлов соответствуют ситуации, когда сеть находится в нормальном, рабочем состоянии, без перегрузок и аномалий, так как этому соответствует величина главных компонент рисунок 4.

Основным результатом выполненной работы можно считать, что для анализа состояния сети были выделены узлы с

помощью метода главных компонент. Данный метод характеризуется сокращением размерности данных для анализа, в нашем случае состояние сети определяется 31 узлом из одной тысячи.

Для реализации поставленной задачи были выделены ортогональные направления изменения данных, произведена проекция всей совокупности данных на эти направления, с помощью меры косинусного сходства произведено объединение узлов и выявлены центральные узлы, анализ состояний которых позволяет определить поведение сети в целом [12-19].

Литература

1. Айвазян А.С., Бухштабер В.М., Енюков И.С., Мешалкин Л.Д. Прикладная статистика: Классификация и снижение размерности. М.: Финансы и статистика, 1989. 609 с.
2. Маркова С.В. Анализ данных на языке R (с практикумом): Учебник. М.: Издательство "КноРус", 2023. 218 с. (Бакалавриат). ISBN 978-5-406-10865-9. EDN BXJBWF
3. Криволапов С.Я. Введение в анализ данных. Поиск структуры данных с применением языка Python: учебное пособие. М.: Научно-издательский центр ИНФРА-М, 2024. 177 с. ISBN 978-5-16-019001-3. DOI 10.12737/2082643. EDN ZMJBE0
4. Кузьменко А.А., Леонов Ю.А., Мартыненко А.А. и др. Введение в анализ данных в среде Python. Курск: Университетская книга, 2024. 125 с. ISBN 978-5-907857-52-0. EDN PBTQKJ
5. Козырев С.В., Полянцева К.А. Комплексный анализ и сравнение передовых алгоритмов дефектовки дорожного покрытия с использованием различных систем сбора данных // Инженерный вестник Дона. 2024. № 11(119). С. 72-116. EDN JHKKTВ
6. Полянцева К.А. Разработка алгоритмов накопления данных посредством стереопары и детектирования дефектов дорожного полотна // Современные наукоемкие технологии. 2022. № 5-1. С. 107-112. DOI 10.17513/snt.39156. EDN EDAZTV
7. Паришнцева Л.С., Паришнцев А.А. Многомерный анализ данных на Python: учебник. М.: Издательство "КноРус", 2024. 130 с. ISBN 978-5-406-12606-6. EDN JOPYQS
8. Царькова Е.Г. Интеллектуальный анализ данных. М.: Знание-М, 2024. 144 с. ISBN 978-5-00187-862-9. DOI 10.38006/00187-862-9.2024.1.144. EDN CEPBUD
9. Иванов С.А., Колмогорова С.С. Интеллектуальный анализ данных: теоретические и практические аспекты применения. Санкт-

Петербург: Реноме, 2024. 142 с. ISBN 978-5-00256-023-3. DOI 10.25990/spbgltu.e567-2739. EDN BOZUEK

10. Гадасин Д.В., Шведов А.В. Применение транспортной задачи для балансировки нагрузки в условиях нечеткости исходных данных // Т-Comm: Телекоммуникации и транспорт. 2024. Т. 18, № 1. С. 13-20. DOI 10.36724/2072-8735-2024-18-1-13-20. EDN WKNPIX

11. IoT Network Traffic Dataset Электронный ресурс. Режим доступа: <https://www.kaggle.com/datasets/programmer3/iot-network-traffic-dataset>

12. Гадасин Д.В. Построение бинарного дерева минимальной цены // Т-Comm: Телекоммуникации и транспорт. 2024. Т. 18, № 11. С. 38-44. DOI 10.36724/2072-8735-2024-18-11-38-44. EDN GMCEWG

13. Гадасин Д.В., Шведов А.В., Кузин И.А. Трехмерная реконструкция объекта по одному изображению с использованием глубоких сверточных нейронных сетей // Т-Comm: Телекоммуникации и транспорт. 2022. Т. 16, № 7. С. 29-35. DOI 10.36724/2072-8735-2022-16-7-29-35. EDN YTLCNW

14. Тарасова И.А., Симонова И.Э., Симонов А.Б. Эконометрический анализ данных: Учебное пособие. Волгоград: Волгоградский государственный технический университет, 2023. 96 с. ISBN 978-5-9948-4709-1. EDN ALTGJI

15. Мхитарян В.С., Шишов В.Ф., Искоркин Д.В., Козлов А.Ю. Вероятностно-статистический анализ данных с использованием MS Excel. М.: Издательство "КУРС", 2023. 360 с. (Экономика и экономические науки; Часть 1; Вероятностные методы анализа данных). ISBN 978-5-907535-92-3. EDN HXJIEI

16. Пономарева Л.А., Голосов П.Е., Мосягина А.Б. и др. Анализ данных в принятии управленческих решений. М.: ОнтоПринт, 2021. 183 с. ISBN 978-5-00121-379-6. EDN BRCMFY

17. Варламов О.В. Организация одночастотных сетей цифрового радиовещания стандарта DRM. Особенности и результаты практических испытаний // Т-Comm: Телекоммуникации и транспорт. 2018. Том 12, №11. С. 4-20. EDN: YQNCWT

18. Варламов О.В., Варламов В.О., Долгопятова А.В. Международная сеть DRM вещания для создания информационного поля в Арктике // Т-Comm: Телекоммуникации и транспорт. 2019. Том 13, №9. С. 9-16. EDN: CHEXOK

19. Захарченко Р.И., Королев И.Д. Методика оценки устойчивости функционирования объектов критической информационной инфраструктуры функционирующей в киберпространстве // Наукоемкие технологии в космических исследованиях Земли. 2018. Т. 10, № 2. С. 52-61. doi 10.24411/2409-5419-2018-10041. EDN: XNRISL

A WAY TO IDENTIFY THE MAIN NODES OF A NETWORK FOR ANALYZING ITS STATE

Denis V. Gadasin, Moscow Technical University of Communication and Informatics, Moscow, Russia, dengadiplom@mail.ru

Abstract

Wireless sensor network technologies can be attributed to technologies that can be used to remotely control an object. For most systems, the critical control parameter is the response time to emerging events. The reaction time includes not only the time allotted for making a decision based on the analysis of the received data, but also the delay time for transmitting this data from the event location to the decision maker. Based on the fact that the main property of sensor networks is distribution, the decision maker must have complete data from all control points of the system. The number of nodes in sensor systems can reach several thousand, and the time for data transmission and processing can exceed the real time. The paper considers a method for allocating network nodes, the state of which corresponds to a certain state of the system, which should reduce the decision-making time. The nodes are determined based on the analysis of the data processing parameters passing through the nodes. After reducing the data to a tabular structure, they are normalized and a covariance matrix is constructed. For the covariance matrix, the eigenvalues are calculated, based on which the eigenvectors are calculated, which are taken as an orthonormal basis. The entire data array is projected onto the base. Using the cosine similarity measure to compare the parameters, the average value is determined. The ranking of values allows you to calculate the ranking scale and select node groups for each division of the scale. A central node is defined in each group. The set of central nodes of all groups is taken as nodes that correspond to a given network state.

Keywords: wireless sensor networks, principal component analysis, network state, node state, eigenvectors, covariance matrix

References

- [1] A.S. Ayvazyan, V.M. Bukhstaber, I.S. Yenyukov, L.D. Meshalkin, "Applied statistics: Classification and dimensionality reduction," Moscow: Finance and Statistics, 1989. 609 p.
- [2] S.V. Markova, "Data analysis in the R language (with a practical guide) : Textbook," Moscow: KnoRus Publishing House, 2023. 218 p. (Bachelor's degree). ISBN 978-5-406-10865-9.
- [3] S.Y. Krivolapov, "Introduction to data analysis. Searching for a data structure using Python," Moscow: Scientific Publishing Center INFRA-M, 2024. 177 p. ISBN 978-5-16-019001-3. DOI 10.12737/2082643.
- [4] A.A. Kuzmenko, Yu.A. Leonov, A.A. Martynenko et al., "Introduction to data analysis in Python," Kursk: Universitetskaya Kniga, 2024. 125 p. ISBN 978-5-907857-52-0.
- [5] S.V. Kozyrev, K.A. Polyantseva, "Complex analysis and comparison of advanced algorithms for pavement defects using various data collection systems," *Engineering Bulletin of the Don*. 2024. No. 11(119), pp. 72-116.
- [6] K.A. Polyantseva, "Development of algorithms for data accumulation through stereo pairs and detection of defects in the roadway," *Modern high-tech technologies*. 2022. No. 5-1, pp. 107-112. DOI 10.17513/snt.39156.
- [7] L.S. Parshintseva, A.A. Parshintsev, "Multidimensional data analysis in Python : a textbook," Moscow: KnoRus Publishing House, 2024. 130 p. ISBN 978-5-406-12606-6.
- [8] E. G. Tsarkova, "Data mining," Moscow: Znanie-M, 2024. 144 p. ISBN 978-5-00187-862-9. DOI 10.38006/00187-862-9.2024.1.144.
- [9] S.A. Ivanov, S.S. Kolmogorova, "Intellectual data analysis: theoretical and practical aspects of application," Saint Petersburg: Renome, 2024. 142 p. ISBN 978-5-00256-023-3. DOI 10.25990/spbgltu.e567-2739.
- [10] D.V. Gadasin, A.V. Shvedov, "Application of a transport task for load balancing in conditions of source data fuzziness," *T-Comm*, 2024, vol. 18, no.1, pp. 13-20. DOI 10.36724/2072-8735-2024-18-1-13-20.
- [11] IoT Network Traffic Dataset Electronic resource. Access mode: <https://www.kaggle.com/datasets/programmer3/iot-network-traffic-dataset>
- [12] D.V. Gadasin, "Building a binary tree of the minimum prices," *T-Comm*, vol. 18, no. 11, pp. 38-44. DOI 10.36724/2072-8735-2024-18-11-38-44. EDN GMCEWG.
- [13] D.V. Gadasin, A.V. Shvedov, I.A. Kuzin, "Three-dimensional reconstruction of an object from a single image using deep convolutional neural networks," *T-Comm*, vol. 16, no.7, pp. 29-35. DOI 10.36724/2072-8735-2022-16-7-29-35.
- [14] I.A. Tarasova, I.E. Simonova, A.B. Simonov, "Econometric data analysis: A textbook," Volgograd: Volgograd State Technical University, 2023. 96 p. ISBN 978-5-9948-4709-1.
- [15] V.S. Mkhitarayan, V.F. Shishov, D.V. Iskorin, A.Yu. Kozlov, "Probabilistic and statistical data analysis using MS Excel," Moscow: KURS Publishing House, 2023. 360 p. (Economics and economic sciences; Part 1; Probabilistic methods of data analysis). ISBN 978-5-907535-92-3.
- [16] L.A. Ponomareva, P.E. Golosov, A.B. Mosyagia et al., "Data analysis in managerial decision-making," Moscow: OntoPrint, 2021. 183 p. ISBN 978-5-00121-379-6.
- [17] O.V. Varlamov, "Organization of single frequency DRM digital radio broadcasting networks. Features and results of practical tests," *T-Comm*. 2018. vol. 12, no.11, pp. 4-20.
- [18] O.V. Varlamov, V.O. Varlamov, A.V. Dolgopyatova, "DRM broadcasting international network to create an information field in the Arctic region," *T-Comm*. 2019. vol. 13, no.9, pp. 9-16.
- [19] R.I. Zakharchenko, I.D. Korolev, "Methods of estimation of stability of functioning of objects of critical information infrastructure operating in cyberspace," *H&ES Research*. 2018. Vol. 10. No. 2, pp. 52-61. doi 10.24411/2409-5419-2018-10041.