

УДК 004.415:621.31

DOI: 10.46548/21vek-2022-1159-0008

## ПРОГРАММНОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ МОДЕЛИ НАГРУЗКИ ПО МАССИВАМ ИЗМЕРЕНИЙ ПАССИВНОГО ЭКСПЕРИМЕНТА

© Автор(ы) 2022

SPIN-код: 3883-6827

AuthorID: 176010

ORCID: 0000-0003-1808-4700

ScopusID: 56486150000

**БАЦЕВА Наталья Ленмировна**, кандидат технических наук,  
доцент отделения электроэнергетики и электротехники  
*Томский политехнический университет*  
(634050, г. Томск, проспект Ленина, 30, email: batsevan@tpu.ru)

SPIN-код: 2520-0648

AuthorID: 784320

ORCID: 0000-0001-8176-1925

ScopusID: 56485418100

**ПАНКРАТОВ Алексей Владимирович**, кандидат технических наук,  
директор Представительства  
*АО «СО ЕЭС» в Томской области*  
(634041, г. Томск, проспект Кирова, 36, email: PankratovAV@kuzb.so-ups.ru)

SPIN-код: 4980-1050

AuthorID: 1157780

ORCID: 0000-0001-5333-1661

ScopusID: 57224316094

**ЖУЙКОВ Александр Константинович**, аспирант отделения электроэнергетики и электротехники  
*Томский политехнический университет*  
(634050, г. Томск, проспект Ленина, 30, email: zhuykov\_aleksandr@mail.ru)

**Аннотация.** В статье представлено программное обеспечение (ПО) для определения модели статических характеристик нагрузки (СХН) по напряжению. Программное обеспечение способно проводить полный цикл обработки больших массивов данных, полученных при проведении пассивного эксперимента в энергосистемах (ЭС). Для реализации ПО использован высокоуровневый язык программирования C# со статической типизацией и автоматическим управлением памятью, а также с библиотекой статистической обработки данных *Accord.NET*. В ПО реализована возможность подключения к базам данных реального времени оперативно-информационных комплексов (ОИК) для получения исходных данных в реальном времени и последующего приведения массивов измерений режимных параметров к единой оси времени. Программное обеспечение содержит уникальные программные коды кластеризации данных с помощью *ЕМ*-алгоритма совместно с рандомизированным алгоритмом Сьюгер-Джеймса для автоматического определения числа кластеров в массивах, а также код для учёта влияния внешней электрической сети на режимные параметры, что отличает его от существующих ПО. Предусмотрено построение необходимых для решения рассматриваемой технологической задачи эллипсов рассеивания за счёт кода для их отображения с заданными параметрами. Показан результат работы ПО при обработке данных для определения модели *СХН* по напряжению крупного промышленного потребителя. Верификация результатов с результатами, полученными в активном эксперименте, показала допустимую погрешность расчётов.

**Ключевые слова:** кластеризация, линейная регрессия, *ЕМ*-алгоритм, *Accord.NET*, алгоритм Сьюгер-Джеймса, статические характеристики нагрузки по напряжению, пассивный эксперимент, реакция внешней сети.

## SOFTWARE FOR THE IDENTIFICATION OF A LOAD MODEL BY ARRAYS, MEASURED BY PASSIVE EXPERIMENT

© The Author(s) 2022

**BATSEVA Natalia Lenmirovna**, candidate of technical sciences,  
associate professor of the electrical engineering department  
*Tomsk Polytechnic University*  
(634050, Tomsk, Lenina Avenue, 30, email: batsevan@tpu.ru)

**PANKRATOV Aleksey Vladimirovich**, candidate of technical sciences, director  
*JSC «SO UPS» Office in Tomsk region*  
(634041, Tomsk, Kirova Avenue, 36, email: PankratovAV@kuzb.so-ups.ru)

**ZHUYKOV Aleksandr Konstantinovich**, postgraduate student of the electrical engineering department

Tomsk Polytechnic University

(634050, Tomsk, Lenina Avenue, 30, email: zhuykov\_aleksandr@mail.ru)

**Abstract.** This paper demonstrates the software for an identification of voltage static load characteristic's model by passive experiment data arrays. The software is able to provide the full cycle of the big data processing, measured by the passive experiment in power systems. The high-level, statically typed programming language C# with the automatic memory management, and, also, with the statistical data manipulation library Accord.NET is used. The dial-in capability to the real time data base of operative-information complexes is implemented. This capability is programmed for receiving data in a real time and following reduction of arrays of mode parameters to the unified time base. The software includes unique software codes for clustering by EM- algorithm in combination with the randomized Suger-James algorithm for the autodetection of cluster's numbers in arrays. It also consists of the program code for taking into account the external power grid influence on mode parameters. These facts make the software different from existing ones. Apart from this, the software provides ellipse of dispersion building based on the code for their displaying with fixed parameters. This paper also presents the operating result of the software work when the data arrays for the industrial consumer is processed and the voltage static load characteristic's mode is identified. The verification with the results after the active experiment shows that the error is in the acceptable boundaries.

**Keywords:** clustering, linear regression, EM algorithm, Accord.NET, Suger-James algorithm, static load characteristics of voltage, passive experiment, power grid response.

**Для цитирования:** Бацева Н.Л. Программное обеспечение для определения модели нагрузки по массивам измерений пассивного эксперимента / Н.Л. Бацева, А.В. Панкратов, А.К. Жуйков // XXI век: итоги прошлого и проблемы настоящего плюс. – 2022. – Т. 11. – № 3(59). – С. 51-56. – DOI: 10.46548/21vek-2022-1159-0008.

**Введение.** Разработка ПО и внедрение программно-вычислительных комплексов (ПВК) для решения технологических задач в электроэнергетике начались вместе с появлением первых персональных компьютеров, а в 80-х годах XX века уже были разработаны и применены в ЭС цифровые системы для управления режимами работы. Оснащённость отрасли высокопроизводительной компьютерной техникой позволяет разрабатывать и совершенствовать существующие платформенные решения для расчёта установившихся и переходных электрических режимов, например, *RastrWin3*, *RusTab*, *Eurostag*, а также программно-технические комплексы (ПТК) для сбора, обработки телеметрической информации и решения технологических задач в реальном времени, такие как централизованная система противоаварийной автоматики, система мониторинга запасов устойчивости (СМЗУ) [1].

Все без исключения ПВК и ПТК работают на базе цифровых расчётных моделей ЭС, в которых наряду с другими элементами моделируются узлы нагрузки, наиболее подверженные количественным и качественным изменениям при изменении режимов работы ЭС. Востребованным способом задания узлов нагрузки в ПВК является их моделирование статическими характеристиками нагрузки (СХН) по напряжению, так как СХН позволяют повысить точность расчёта электрических режимов и, соответственно, точность решения технологических задач [2-4]. Несмотря на это, большинство моделей нагрузок, введённых в ПВК, уже не актуальны, что вносит погрешность в расчёты [4-8]. Именно по этой причине задача определения действительных моделей СХН по напряжению остаётся актуальной для электроэнергетики.

СХН по напряжению – это функциональные зависимости активной  $P_{load}$  и реактивной  $Q_{load}$

мощностей нагрузки от напряжения  $U$  в узле нагрузки  $P_{load}(U)=f_P(U)$ ;  $Q_{load}(U)=f_Q(U)$  [4].

Одной из форм представления этих зависимостей в ПВК является линейная модель (1) [2-5]:

$$S_{load}(U) = S_{base} \cdot \left( a_0 + a_1 \cdot \left( \frac{U}{U_{base}} \right) \right) \quad (1)$$

где  $a_0$ ,  $a_1$  – коэффициенты линейной модели СХН для мощности нагрузки в относительных единицах (о.е.);  $S_{base}$  – мощность нагрузки (активная или реактивная), которая соответствует базовому (номинальному) напряжению  $U_{base}$ . Существует возможность получения модели СХН более высокого порядка (полином второй степени) с помощью методов статистической обработки данных, измеренных в активном эксперименте для узла нагрузки [9]. Однако активный эксперимент предполагает проведение значительного количества предварительных организационно-технических мероприятий в ЭС и предусматривает принудительное вмешательство в режим её работы, а для каждого отдельного узла нагрузки необходима организация отдельного активного эксперимента. Поэтому проведение пассивных экспериментов становится перспективным направлением с точки зрения определения модели СХН по напряжению, так как исключается принудительное вмешательство в режим работы ЭС [9, 11], можно постоянно получать измерения режимных параметров в реальном времени [11-13], нет необходимости в организации эксперимента. Отметим и недостатки пассивного эксперимента: отсутствие вмешательства в режим работы ЭС не позволяет исследовать изменение мощности нагрузки в максимально широком диапазоне изменения напряжений, что часто приводит к получению именно линейной модели СХН [11, 13]; линия регрессии, построенная по экспериментальным данным, не будет отражать реальной зависимости мощности

нагрузки от напряжения, так как в пассивном эксперименте наблюдается значительная дисперсия по мощности нагрузки, обусловленная различными её состояниями [7, 13]. Существует и главная проблема, заключающаяся в отсутствии ПО, позволяющего проводить полную статистическую обработку данных для определения линейной модели СХН. В [7, 9-13] описаны функциональные возможности различных ПО для решения этой задачи, но эти ПО разрозненны, что сильно замедляет процесс определения модели СХН и усложняет использование результатов расчёта в реальном времени, например, в СМЗУ. Кроме того, они не учитывают влияние внешней электрической сети на режимные параметры, а исходная информация о числе кластеров (состояниях нагрузки) предполагается заранее известной, что в подавляющем большинстве случаев не соответствует реальному поведению нагрузки [7, 11, 13-17]. Описанные проблемы потребовали создания ПО для определения модели СХН по напряжению.

**Методология.** ПО реализует полный цикл обработки данных пассивного эксперимента вплоть до определения коэффициентов линейной модели СХН. Блок-схема алгоритма определения линейной модели СХН представлена на рисунке 1.

**Целью** статьи является представление нового ПО, разработанного на языке программирования C#, для определения модели СХН по напряжению по массивам измерений, полученных в пассивном эксперименте при постоянной актуализации модели СХН в реальном времени, с учётом влияния внешней электрической сети, включающего реализацию алгоритма автоматического определения числа кластеров.

В статье приведены фрагменты кода разработанного ПО, которые реализуют уникальные функции, предназначенные для определения модели СХН.

Загрузка массивов данных, соответствующих параметрам режима, осуществляется в формате \*.csv. Возможности ПО позволяют использовать подключение к базам данных реального времени ОИК для получения массивов измерений.

После загрузки данных выполняется объединение измерений напряжения, активной и реактивной мощностей для формирования группы измерений, которые будут приведены к общей оси времени. Массивы представляются в виде списка типа *double*, включающего значения напряжения, активной и реактивной мощностей. Каждому значению напряжения сопоставляется значение активной или реактивной мощностей нагрузки с помощью приведения измерений к общей оси времени командами *CommonTimeAxisCreate*, *GetIntervals*, *List<T>* [18, 19]. *CommonTimeAxisCreate* принимает в качестве аргументов списки пользовательского типа *TimeValue*:

```
1 public DateTime Time { get; set; }
2 public double Value { get; set; }
3 public TimeValue(DateTime inputTime,
double inputValue)
```

```
4 {
5     Time = inputTime;
6     Value = inputValue;
7 }
```

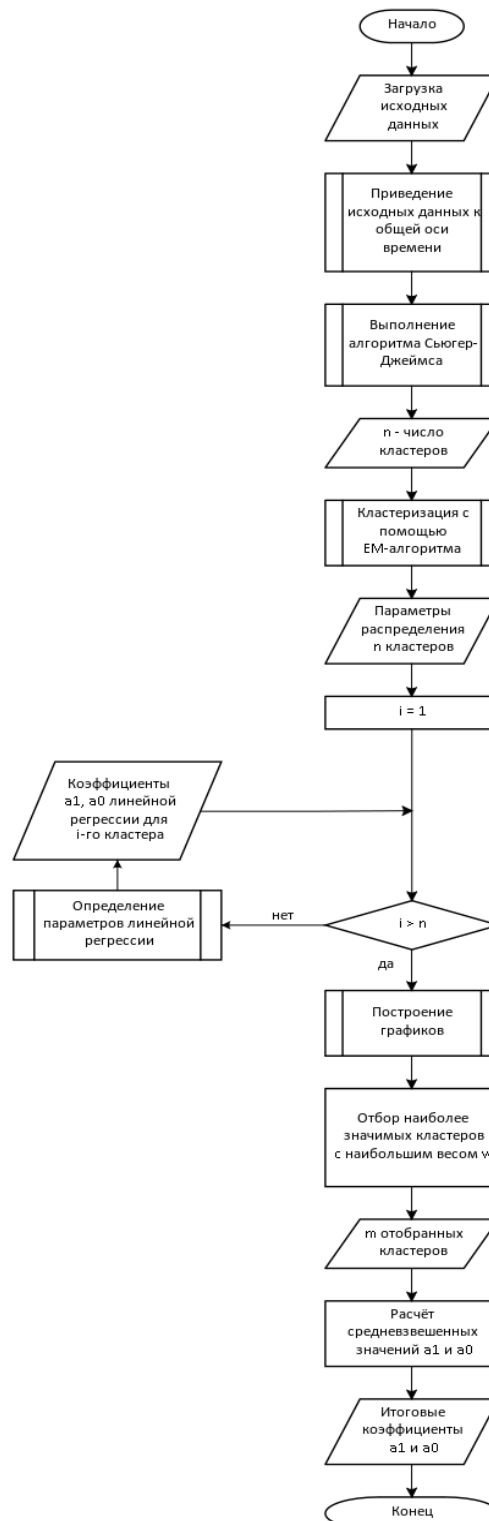


Рисунок 1 – Блок-схема алгоритма определения модели СХН

*GetIntervals* используется для приведения массивов напряжения к оси времени массивов активной или реактивной мощностей:

```
1 public static List<double> GetIntervals(DateTime[] requiredTimeArray, DateTime[] inputTimeArray, List<double> data)
```

```
2 {
3     int outputArraySize = requiredTimeArray.Length;
4     List<double> outputArray = new List<double>(outputArraySize);
5     for (int i = 0; i < outputArraySize; i++) outputArray.Add(0);
6     int dataTimeArraySize = inputTimeArray.Length;
7     while (outputArraySize > 0)
8     {
9         while ((inputTimeArray[dataTimeArraySize - 1] > requiredTimeArray[outputArraySize - 1])
10            && (dataTimeArraySize > 1))
11         {
12             dataTimeArraySize--;
13         }
14         outputArray[outputArraySize - 1] = data[dataTimeArraySize - 1];
15         outputArraySize--;
16     }
17     return outputArray;
18 }
```

*List<T>* используется для хранения массивов, позволяет упростить операции с добавлением элементов и использовать измерения, приведённые к единой оси времени.

Программный код для регрессии и кластеризации написан на языке программирования *C#* с использованием набора библиотек *Accord.NET*. Применение *Accord.NET* обусловлено наличием реализованного алгоритма кластеризации *k*-средних [7, 13, 18] и *ЕМ*-алгоритма оценки максимального правдоподобия [11, 20]. Кроме того, в *Accord.NET* реализована многопоточность при выполнении обработки данных, что позволяет ускорить расчёты [21].

*ЕМ*-алгоритм для кластеризации массивов использован по следующим причинам: он позволяет разделить исходные данные на кластеры наиболее точно [11, 19, 20]; результатом работы *ЕМ*-алгоритма являются параметры распределения найденных кластеров, которые затем используются для определения коэффициентов модели *СХН*. *ЕМ*-алгоритм имеет недостаток: необходимо знать число кластеров, *clusterNumber* [14]. Этот недостаток устранён с помощью алгоритма Сьюгер-Джеймса для определения числа кластеров в массивах [15]. Для работы алгоритма Сьюгер-Джеймса выполнена циклическая кластеризация данных по алгоритму *k-means* с переменным числом кластеров. Предварительно задаётся максимальное число кластеров, до достижения которого и будет выполняться цикл расчёта:

```
1 Accord.MachineLearning.GaussianMixtureModel EM = new Accord.MachineLearning.GaussianMixtureModel(clusterNumber);
2 Accord.MachineLearning.GaussianClusterCollection clusters = EM.Learn(observations);
```

Процесс кластеризации выполняется с помощью функции *kmeans.Learn(observations)*:

```
1 = kmeans.Learn(observations);
2 distortions[i - 1] = kmeans.Error * size / inputList.Length;
3 transformedDistortions[i - 1] = Math.Pow(distortions[i - 1], (double)-1.0 / i);
```

```
4 jumps[i - 1] = transformedDistortions[i - 1] - transformedDistortions[i - 2];
5 }
6 int clusterCount = jumps.ToList().LastIndexOf(jumps.Max()) + 1;
7 return clusterCount;
8 }
```

Для отбора значимых кластеров, по которым будет определяться итоговая модель *СХН*, предусмотрена возможность построения графиков, чтобы исключить кластеры с аномальными значениями коэффициентов линейной регрессии [11]. Построение графиков осуществляется с помощью средств библиотеки *System.Windows.Forms.DataVisualization.Charting*. Следует отметить, что при отображении результатов кластеризации выделенные кластеры представляют собой эллипсы рассеивания. В *Accord.NET* и *System.Windows.Forms.DataVisualization.Charting* нет встроенных средств для построения эллипсов рассеивания, поэтому в ПО внедрён код для отображения эллипса рассеивания с заданными параметрами кластера «cluster» и цветом «color».

Для учёта эффекта влияния внешней сети [22] реализовано взаимодействие с ПБК для расчёта электрических режимов через библиотеку *ASTRALib.dll*:

```
1 IRastr Rastr = new Rastr();
2 Rastr.Load(RG_KOD.RG_REPL, pathToFile, "");
```

Необходимый доступ к другим элементам ПО осуществляется с помощью интерфейса *ITable*:

```
1 ITable Node = Rastr.Tables.Item("node");
```

и интерфейса *ICol*:

```
1 ICol NodeNumber = Node.Cols.Item("ny");
```

**Результаты.** ПО апробировано в 8-ми различных узлах нагрузки. В статье в качестве примера приведено определение модели *СХН* для одного из крупных промышленных узлов при 10-ти различных начальных приближениях для *ЕМ*-алгоритма.

Результаты кластеризации для  $k=76953$  измерений напряжения, активной и реактивной мощностей представлены в таблице 1.

На основании весов кластеров  $w$  в таблице 1, исключая кластеры с аномальными значениями, можно сделать вывод, что значимыми кластерами являются: для активной мощности – 1 и 3, для реактивной мощности – 3 и 5.

**Обсуждение.** Для отобранных кластеров получены средневзвешенные значения коэффициентов итоговой модели *СХН* (табл. 2).

По результатам таблицы 2 видно, что ПО позволяет с достаточной точностью определить коэффициенты *СХН*. По активной мощности разница между коэффициентами, полученными с помощью ПО и в активном эксперименте, составляет 0,01 о.е., а по реактивной мощности – 0,44 о.е., что является приемлемым результатом. Для 10-ти вычислительных экспериментов разброс значений составил 0,2 о.е. для  $a_{lcp}$  и 0,9 о.е. –  $b_{lcp}$  относительно приведённых в таблице 2.



Таблица 1 – Результаты кластеризации

№	w	mU, кВ	mP, МВт	r	$K_{UP}$ , кВ·МВт	$D_p$ , МВт <sup>2</sup>	$D_U$ , кВ <sup>2</sup>	$a_0$	$a_1$
Результаты кластеризации по активной мощности									
1	0,296	219,079	64,602	-0,070	-0,171	15,690	0,376	2,560	-1,560
2	0,154	221,811	13,931	-0,267	-0,544	18,620	0,222	30,346	-29,346
3	0,207	217,737	60,867	0,186	0,412	18,096	0,271	-4,196	5,196
4	0,125	219,401	55,637	-0,528	-4,027	63,884	0,910	19,377	-18,377
5	0,218	222,316	0,134	-0,116	-0,001	0,001	0,240	9,907	-8,907
Результаты кластеризации по реактивной мощности									
№	w	mU, кВ	mQ, Мвар	r	$K_{UQ}$ , кВ·Мвар	$D_p$ , Мвар <sup>2</sup>	$D_U$ , кВ <sup>2</sup>	$b_0$	$b_1$
1	0,067	220,122	34,669	-0,766	-9,817	145,301	1,130	54,478	-53,478
2	0,155	221,879	8,439	-0,368	-0,540	10,144	0,213	43,277	-42,277
3	0,189	217,695	53,491	-0,133	-0,190	7,696	0,264	4,055	-3,055
4	0,205	222,317	0,020	-0,027	0,000	0,001	0,249	16,257	-15,257
5	0,384	219,030	48,328	-0,403	-1,090	16,048	0,455	12,453	-11,453

Таблица 2 – Средневзвешенные значения коэффициентов итоговой модели СХН

Коэффициенты итоговой модели СХН, полученные с помощью ПО, о.е.				Коэффициенты итоговой модели СХН, полученные в активном эксперименте, о.е.			
$a_{1cp}$	$a_{0cp}$	$b_{1cp}$	$b_{0cp}$	$a_{1cp}$	$a_{0cp}$	$b_{1cp}$	$b_{0cp}$
1,22	-0,22	-8,69	9,69	1,21	-0,21	-8,25	9,25

**Выводы.** Разработанное ПО позволяет:

- производить целостную статистическую обработку массивов данных, графически отображать результаты;
- использовать набор библиотек *Accord.NET*, *EM*-алгоритм максимизации правдоподобия совместно с алгоритмом автоматического определения числа кластеров, что можно отнести к новизне исследования;
- учитывать влияние внешней электрической сети на параметры режима.

Полученные с помощью разработанного ПО коэффициенты линейной модели СХН верифицированы с коэффициентами, полученными при проведении активного эксперимента. Погрешность в определении коэффициентов находится в допустимых пределах для таких расчётов.

В целях совершенствования и развития ПО планируется:

- добавление опции выбора пользователем других алгоритмов кластеризации в сочетании с рандомизированным алгоритмом Сьюгер-Джеймса;
- реализация алгоритма преобразования линейной модели СХН в полиномиальную модель.

**СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ:**

1. Бацева Н.Л., Фоос Ю.А. Повышение точности расчёта объёмов управляющих воздействий в централизованной системе противоаварийной автоматики при оценивании состояния энергосистем // Вестник Чувашского университета. – 2021. – № 3. – С. 5–20. DOI: 10.47026/1810-1909-2021-3-5-20.
2. S. Ram, S. Daram, P. S. Venkataramu, M. Nagaraj. Analysis of exponential and polynomial load models using newton-raphson method with hybrid power flow controller. International Journal of Control and Automation. vol. 11, №11. pp. 43-56. – 2018. DOI: 10.14257/ijca.2018.11.11.04.
3. M. S. Hossan, H. M. Mesbah Maruf and B. Chowdhury, "Comparison of the ZIP load model and the exponential load model for CVR factor evaluation," 2017 IEEE Power & Energy Society General Meeting, 2017, pp. 1-5, doi: 10.1109/PESGM.2017.8274490.
4. Milanovic, J.V., Yamashita, K., Martinez Villanueva, S., Djokic, S.Z., Korunovic, L.M. "International industry practice

on power system load modeling" (2013) IEEE Transactions on Power Systems, 28 (3), pp. 3038-3046.

5. Bokhari, A., Alkan, A., et. al. "Experimental determination of the ZIP coefficients for modern residential, commercial, and industrial loads" (2014) IEEE Transactions on Power Delivery, 29 (3), pp. 1372-1381.

6. Скамбин, А.Н. Особенности определения статических характеристик нагрузки на промышленном предприятии / А.Н. Скамбин // Естественные и технические науки. – 2015. – №3 (81). – С. 116-118.

7. X. Zhang, S. Grijalva, and M. J. Reno, "A time-variant load model based on smart meter data mining," in 2014 IEEE PES General Meeting | Conference & Exposition, vol. 2014-Octob, no. October. IEEE, jul 2014, pp. 1–5.

8. Advanced Load Modeling—Entergy Pilot Study, EPRI, Palo Alto, CA, and Entergy, Inc., New Orleans, LA: 2004. 1011391.

9. Экспериментальные исследования и получение статических характеристик нагрузки по напряжению узла электрической сети с комплексной нагрузкой / О.А. Бушуева, А.И. Кулешов, А.Ю. Мурзин и др. // Состояние и перспективы развития электро- и теплотехнологии (XVIII Бенардосовские чтения): материалы Междуна. науч.-техн. конф. – 2015. – С. 163–166.

10. Ji, Yuting et al. "Data-Driven Load Modeling and Forecasting of Residential Appliances." IEEE Transactions on Smart Grid 11 (2020): 2652-2661.

- A. V. Pankratov, N. L. Batseva, E. S. Polyakova, A. S. Tavlintsev, I. L. Lapatin, and I. Y. Lipnitskiy, "Application of expectation maximization algorithm for measurement-based power system load modeling," in 2019 International Siberian Conference on Control and Communications (SIBCON), April 2019, pp. 1–5.

11. Тавлинцев А.С., Суворов А.А. Статистически равновесные состояния нагрузки в задаче идентификации статических характеристик нагрузки // Вестник ЮжноУральского государственного университета. Сер. Энергетика. 2017. Т. 17. № 2. С. 23-28. doi: 10.14529/power170203.

12. Chen, F. & Liu, H.-T & Huang, Z. & Zhang, X.-J. (2013). Probabilistic load model based on improved k-means clustering algorithm. Dianli Xitong Baohu yu Kongzhi/Power System Protection and Control. 41. 128-133.

13. Фролов В.В., Слипенченко С.Е., Приходько О.Ю. Метод расчета числа кластеров для алгоритма k-means // Экономика. Информатика. 2020. №1. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/metod-rascheta-chisla-klasterov-dlya-algoritma-k-means> (дата обращения: 26.03.2022).

14. Sugar C., James G. Finding the number of clusters in a data set: An information theoretic approach // J. of the American Statistical Association. 2003. No. 98. P. 750–763.

15. Wierzhon, Slawomir & Kłopotek, Mieczysław. (2018). Modern Algorithms of Cluster Analysis. 34. 10.1007/978-3-319-

69308-8.

16. Backhaus, Klaus & Erichson, Bernd & Gensler, Sonja & Weiber, Rolf & Weiber, Thomas. (2021). Cluster Analysis. 10.1007/978-3-658-32589-3 8.

17. Tomasi, G.; Berg, F.V.D.; Andersson, C. Correlation optimized warping and dynamic time warping as preprocessing methods for chromatographic data. J. Chemom. 2004, 18, 231–241. J. Liang, L. Bai, C. Dang and F. Cao,

18. Killeen, Daniel & Watkins, Oliver & Sansom, Catherine & Andersen, David & Gordon, Keith & Perry, Nigel. (2017). Fast Sampling, Analyses and Chemometrics for Plant Breeding: Bitter Acids, Xanthohumol and Terpenes in Lupulin Glands of Hops (*Humulus lupulus*). Phytochemical Analysis. 28. 50-57. 10.1002/pca.2642.

19. F. Gonzalez-Longatt, J. Rueda, I. Erlich, W. Villa, and D. Bogdanov, "Mean Variance Mapping Optimization for the identification of Gaussian Mixture Model: Test case," in IS'2012 - 2012 6th IEEE International Conference Intelligent Systems, Proceedings, 2012, pp. 158–163.

20. C. D. Souza, "A Tutorial on Principal Component Analysis with the accord.net Framework," Computer Science, 2012, <http://arxiv.org/abs/1210.7463>.

21. Pankratov, A., Zhuykov, A.K., Polishchuk, V., Postoyankova, K., & Shuvalova, A. (2021). Load Model Identification using Steady-state Measurements for Power System Control. Journal of Physics: Conference Series, 1901.

*Статья поступила в редакцию 17.07.2022*

*Статья принята к публикации 16.09.2022*