

На правах рукописи



**НОВИКОВ АНДРЕЙ ВИКТОРОВИЧ**

**НЕЛИНЕЙНАЯ ДИНАМИКА ОСЦИЛЛЯТОРНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ  
В ЗАДАЧАХ КЛАСТЕРНОГО АНАЛИЗА**

05.13.01 – Системный анализ, управление и обработка информации (информатика)

Автореферат диссертации на соискание ученой степени кандидата технических наук

Санкт-Петербург – 2016

Работа выполнена в федеральном государственном автономном образовательном учреждении высшего профессионального образования «Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого»

Научный руководитель: кандидат технических наук, доцент  
**Бендерская Елена Николаевна**

Официальные оппоненты: **Потапов Алексей Сергеевич**,  
доктор технических наук,  
кафедра компьютерной фотоники и видеоинформатики «Санкт-Петербургский национальный исследовательский университет информационных технологий, механики и оптики», профессор

**Нечаев Юрий Иванович**,  
доктор технических наук, заслуженный деятель науки РФ,  
кафедра вычислительной техники и информационных технологий  
«Санкт-Петербургский государственный морской технический университет», профессор

Ведущая организация: ФГБУН «Санкт-Петербургский институт информатики и автоматизации Российской академии наук»

Защита состоится 30 марта 2017 года в 14:00 на заседании диссертационного совета Д 212.219.18 при ФГАОУ ВО «Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого» по адресу: 195251, Санкт-Петербург, ул. Политехническая, д. 21, 9-й учебный корпус СПбПУ, ауд. 325.

С диссертацией можно ознакомиться в фундаментальной библиотеке ФГАОУ ВО «Санкт-Петербургский государственный политехнический университет Петра Великого» и на сайте <https://www.spbstu.ru>.

Автореферат разослан \_\_\_\_\_  
(дата)

Ученый секретарь  
диссертационного совета  
Д 212.229.18,  
кандидат технических наук,  
доцент



Васильев Алексей Евгеньевич

## ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

**Актуальность темы исследования и степень ее проработанности.** Повсеместный и неуклонный рост объема данных в различных сферах деятельности человека вызывает необходимость разработки новых методов обработки и анализа данных с целью извлечения необходимой и полезной информации для ее дальнейшего использования. Это делает задачу кластерного анализа актуальной и вызывает потребность исследования существующих и разработку принципиально новых подходов и методов с учетом повышающихся требований.

Существующие методы по-прежнему имеют ряд ограничений, которые проявляются на практике, и их можно условно разделить на четыре группы.

1. Необходимость априорной информации о входных данных, что приводит к необходимости указания на входе алгоритма таких параметров, как истинное число кластеров, плотность данных, выражаемая радиусом связности.
2. Сложности с обеспечением максимального быстродействия за счет распределения или распараллеливания данных, которые не позволяют задействовать все вычислительные ресурсы параллельных систем.
3. Необходимость иметь весь объем обрабатываемых данных в оперативной памяти вычислительного устройства, что характерно для большинства подходов и алгоритмов.
4. Высокая сложность пост-обработки результатов кластеризации, делающая извлечение полезной информации из выходного результата дорогостоящей процедурой.

Ввиду вышеназванных ограничений особенно актуален биоинспирированный подход, имитирующий когнитивные функции головного мозга, которые в соответствии с рядом исследований по состоянию на сегодняшний день, реализуются процессами синхронизации (самоорганизацией) выходной динамики между нейронами, тем самым позволяя полностью распараллелить решение подобных задач, разрешая все неопределенности путем переключения механизмов внимания. На сегодняшний день большая часть моделей осцилляторных сетей именно имитируют работу нейронов без привязки к решению практических задач.

Математическая модель нейрона, описывающая динамику его работы и токи, протекающие в нем под внешним воздействием, была предложена А.Ходжкиным и Э.Хаксли. Эта модель является на сегодняшний день наиболее правдоподобной из существующих моделей, за что была отмечена нобелевской премией. Большой вклад в развитие теории осцилляторных сетей был внесен группой ученых, сосредоточенных именно на биологически правдоподобном моделировании работы и эволюции нейронных сетей на базе нейронов Ходжкина-Хаксли: Я.Казакевич, Р.Борисюк, Е.Тихонов. Ученые из этой группы смогли построить модель зрительной коры головного мозга, которая позволяет сегментировать простейшие изображения. Одна из известных моделей зрительной коры, способная сегментировать как монохромные, так и цветные изображения, была предложена Д.Вангом и Д.Терманом. Предложенная модель в своей основе использует осцилляторы Ван дер Поля и больше предназначена для решения уже практической задачи – сегментации изображений, а не для моделирования реальных процессов в головном мозгу. На практике моделирование данных сетей является ресурсоемкой задачей, поскольку динамика работы сетей описывается системами из нескольких дифференциальных уравнений. Также именно использование этих систем приводит к методам, имеющим ограничения по пост-обработке выходной динамики, поскольку для извлечения результатов работы сети требуется анализ динамики осцилляторов во временной плоскости, а соответственно необходимо либо хранение выходной динамики, либо ее анализ на каждом шаге моделирования.

На сегодняшний день существует ряд исследований, в которых утверждается, что именно процессы синхронизации являются фундаментом построения осцилляторных сетей, поскольку, согласно результатам этих исследований, именно процессы синхронизации, протекающие в головном мозгу, реализуют когнитивные функции, путем кодирования признаков входного пространства. Иными словами, каждый ансамбль синхронных между собой осцилляторов кодирует только один признак, к примеру, в случае задачи кластерного анализа каждый

ансамбль кодирует только один кластер данных. В случае сегментации каждый ансамбль может кодировать один из следующих признаков: цвет, объект, границу, яркость и т.п. Математическая модель синхронизации популяции осцилляторов, предложенная Е.Курамото, обеспечивает режим глобальной синхронизации в сети полностью связанных осцилляторов. Исследованием и развитием данной модели активно занимался коллектив ученых: Х.Асеброн, Л.Бонила, К.Висенти, Ф.Риторт, Р.Спиглер, С.Скардал, Х.Лоу, Дж.Сайкенс, А.Франци, Е.Васильева, М.Кузьмина, Э.Манькин, И.Сурина, И.Блехман. На сегодняшний день проблема десинхронизации между осцилляторами и ансамблями осцилляторов в рамках модели Курамото является по-прежнему актуальной, поскольку именно за счет локальной (частичной) синхронизации осуществляется кодирование признаков входного пространства. Состояние сети по окончании переходных процессов не является единственной отправной точкой для анализа результатов работы сети. При наличии дополнительной априорной информации анализ самой динамики сети во временной плоскости также позволяет извлечь дополнительные признаки из входного пространства, что в данном контексте дает право на относительно небольшую ошибку в параметрах настройки модели осцилляторной сети.

Единственным, эффективным способом обеспечения локальной синхронизации в осцилляторных сетях на базе Курамото, существующим на сегодняшний день, является ослабление или полный разрыв связей между ансамблями осцилляторов, кодирующих различные признаки. В противном случае система с течением времени может прийти к состоянию глобальной синхронизации и результаты могут быть утеряны, что потребует, как было отмечено ранее, непосредственного анализа выходной динамики во временной плоскости для извлечения требуемой информации, если связи не были равнозначными. На основании данного подхода с целью решения задач кластерного анализа модифицированные модели Курамото были предложены различными коллективами ученых независимо друг от друга: К.Бохмом, Я.Шао, К.Плант с одной стороны и Т.Мияно, Т.Тсуши с другой. Ограничениями данных методов кластеризации являются вычислительная сложность из-за кубической зависимости сходимости процесса синхронизации от данных в случае вытянутых, близкорасположенных кластеров, и необходимость наличия всех данных входного пространства в оперативной памяти. Это делает невозможным кластеризацию данных большого объема, при которой один нейрон ставится в соответствие только одному объекту из входного пространства.

**Цель исследования** - разработка нового метода кластерного анализа на базе осцилляторной нейронной сети для преодоления недостатков существующих методов и обеспечения параллельной реализации. Разрабатываемый метод должен позволять решать задачу как кластеризации, так и сегментации.

#### **Задачи исследования**

1. Выполнение аналитического обзора в области методов кластерного анализа: задачи кластеризации и задачи сегментации для выявления возможных подходов преодоления недостатков существующих методов и определения путей их преодоления.
2. Разработка модели осцилляторной сети для решения задач кластерного анализа:
  - а. Кластеризация данных, решающая проблемы ресурсоемкости пост-процессинга выходной динамики сети, а также проблемы использования сети для анализа данных большого объема при невозможности их загрузки в оперативное запоминающее устройство вычислительной машины.
  - б. Сегментация изображений для извлечения заданного количества признаков входного пространства путем наращивания слоев сети и за счет кодирования внешних стимулов.
3. Разработка параллельной архитектуры обобщенной модели осцилляторной сети для решения задач кластерного анализа.
4. Разработка средств моделирования для исследования возможностей методов кластерного анализа и сравнительного анализа.

**Объектом исследования** является модель синхронизации Курамото с фазовым осциллятором. **Предметом исследования** являются свойства осцилляторных сетей на базе модели Курамото и их адаптация к решению практических задач кластеризации и сегментации.

#### **Научная новизна**

1. Разработанный метод кластеризации не имеет ограничений по объему входных данных, как большинство классических, так и био-инспирированных методов, тем самым обеспечивая высокое быстродействие за счет кодирования признаков входного пространства в первом слое.
2. Разработанный метод сегментации позволяет наращивать слои для извлечения дополнительных признаков за счет кодирования внешних стимулов.
3. Предложенная обобщенная модель сети обеспечивает полностью параллельный режим работы.

#### **Теоретическая значимость работы**

1. Проведена систематизация знаний в области применения и адаптации моделей осцилляторных сетей на базе модели Курамото для практического применения.
2. Предложен новый метод сегментации изображений, позволяющий варьировать количество слоев в зависимости от необходимости выделения дополнительных признаков из уже выделенных предыдущими слоями. При этом нет жесткой привязки правил выделения признаков слоями, все правила определяются только методом кодирования входного пространства для каждого слоя в отдельности, тем самым обеспечивая универсальность сети – одна и та же сеть может сегментировать изображение по разным признакам. Таким образом, процесс сегментации развивается от анализа макро-признаков к анализу микро-признаков, предоставляя возможность снимать результаты с любого из слоев, что имеет значение для развития теории обработки данных и теории осцилляторных сетей, позволяя приблизиться к построению зрительной коры головного мозга.
3. Предложенный подход кодирования данных в первом слое применим во всех моделях осцилляторных сетей, предназначенных для обработки информации, и в которых допускается кодирование входного пространства, при этом сохраняется возможность параллельной реализации осцилляторной сети.

#### **Практическая значимость работы**

1. Предложен новый метод кластеризации данных, позволяющий кодировать в первом слое входные данные, последовательно загружая и выгружая обработанные порции данных в оперативную память и тем самым сокращая размерность входного пространства, увеличивая скорость сходимости процесса синхронизации выходного слоя. Это дает возможность существенно сократить время самого процесса кластеризации.
2. Предложена параллельная обобщенная модель осцилляторной сети, обеспечивающая параллельное исполнение на многопроцессорных станциях и увеличивающая быстродействие, что дает возможность задействовать осцилляторные сети для решения практических задач.
3. Разработана полноценная библиотека, доведенная до состояния продуктового кода, для моделирования осцилляторных сетей, анализа выходной динамики сетей и сравнения моделей с другими широко распространёнными алгоритмами кластеризации, а также тестирования возможностей кластерного анализа синтезируемых алгоритмов. Разработанная библиотека `pyclustering` находится в открытом доступе репозитория `github` и зарегистрирована в официальном `python` сообществе `pypi`. Библиотека может быть использована как в учебных целях, так и для проведения НИР.

#### **Положения, выносимые на защиту**

1. Метод кластерного анализа с кодированием входного пространства в первом слое (самоорганизующейся карте признаков) для обработки данных без полной загрузки

их в оперативную память вычислительного устройства, что позволяет существенно увеличить производительность обработки информации.

2. Метод сегментации изображений с варьированием количества слоев в осцилляторной сети, позволяющий выполнять иерархическую сегментацию с наращиваемым числом признаков, что существенно увеличивает возможности метода по выявлению особенностей объектов изображения.
3. Новый подход к моделированию параллельно исполняемых осцилляторов на многопроцессорных вычислительных устройствах на примере осцилляторной сети с фазовым осциллятором на базе модели Курамото, что решает проблему обеспечения приемлемого времени обработки данных большой размерности и объема.

**Методология и методы исследования.** В работе использованы методы теории вероятностей и математической статистики, системного анализа, теории моделирования, теории динамических систем.

**Внедрение и реализация результатов работы.** Основные результаты диссертации были внедрены в исследовательский R&D центр Nokia для анализа и визуализации типов трафика в мобильных беспроводных сетях, что подтверждается актом о внедрении.

**Степень достоверности и апробация результатов.** Основные результаты диссертации докладывались и обсуждались на **6-ти** конференциях, из них на 4-х международных конференциях:

1. The 11<sup>th</sup> International Conference "Pattern Recognition and Image Analysis: New Information Technologies" (2013);
2. 3<sup>rd</sup> International Conference on Pattern Recognition Applications and Methods (2014);
3. Parallel Computing Technologies – 13<sup>th</sup> International Conference (2015);
4. 13<sup>th</sup> International Symposium on Neural Networks (2016),

а также на Всероссийской научной конференции по проблемам информатики (2013) и на Молодёжной научной конференции «Студенты и молодые учёные – инновационной России» (2013).

Результаты работы отмечены **дипломом правительства Санкт-Петербурга** победителю конкурса грантов Санкт-Петербурга для студентов и аспирантов (2014).

**Публикации.** По теме диссертационной работы опубликованы **10** печатных работ, из них **3** - в изданиях «Перечня ВАК» и **5** – в изданиях, индексируемых **Scopus** и **Web Of Science**.

**Объем и структура работы.** Диссертация состоит из введения, 4 глав, заключения и 1 приложения. Список использованной литературы содержит 63 наименования. Основной текст диссертации содержит 105 страниц машинописного текста, включая 44 рисунка, 5 таблиц.

## ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во **введении** обоснована актуальность темы диссертационной работы, сформулирована цель, поставлены задачи исследования и дана краткая характеристика содержания работы.

В **первой главе** рассмотрены и проанализированы проблемы кластерного анализа в сфере обработки данных и использования процессов синхронизации как альтернативного подхода для решения задач кластеризации. Формально задача кластеризации рассматривается как задача поиска разбиений выборки признаков  $I(S_1), I(S_2), \dots, I(S_m), I(S) = (x_1(S), x_2(S), \dots, x_n(S))$ , заданной числовой таблицей  $T_{nm}$  [10].

В неформальной постановке под задачей кластеризации понимается задача разбиения заданной выборки объектов на непересекающиеся подмножества, называемые кластерами, так, чтобы каждый кластер состоял из максимально схожих по некоторым параметрам объектов. Кластеризация позволяет определить значимые признаки, выявить наличие структуры или некоторого распределения в пространстве признаков, а также паттерны в обрабатываемых данных.

Решение задачи кластеризации, использующее нейросетевые принципы синхронизации, сводится к обеспечению в сети режимов локальной синхронизации, в которых каждый ансамбль, синхронных между собой осцилляторов, соответствует одному кластеру данных.

Модель Курамото позволяет исследовать процессы синхронизации между осцилляторами, которые зависят от структуры и параметров осцилляторной нейронной сети. Динамика модели Курамото описывается уравнением:

$$\dot{\theta}_i = \omega_i + \frac{K}{N} \sum_{j=1}^N \sin(\theta_j - \theta_i) \quad (1)$$

Фаза осциллятора  $\theta_i$  является основной переменной состояния и располагается в промежутке от 0 до  $2\pi$ . Внутренняя частота осциллятора  $\omega_i$  рассматривается, как смещение фазы. Сила связи  $K$  между осцилляторами является одним из наиболее важных параметров, влияющих на процессы синхронизации. Параметр  $N$  – общее количество осцилляторов в сети.

Процессы синхронизации играют важную роль в осцилляторных нейронных сетях, которые могут рассматриваться, как кодирование входных признаков. В осцилляторных сетях, в основе которых лежит модель Курамото (1), могут наблюдаться следующие режимы синхронизации: глобальная синхронизация, локальная или частичная синхронизация и полная десинхронизация. Все описанные режимы синхронизации могут быть обеспечены силой связи  $K$  между осцилляторами. Высокое значение силы связи  $K \geq N$  между осцилляторами обеспечивает быстрый выход в режим глобальной синхронизации, причем, чем выше значение силы, тем выше скорость выхода в режим глобальной синхронизации. При выборе значений сил связи  $K$ , которые меньше, чем критическое значение  $K_c$ , обеспечивают режим глобальной десинхронизации на конечном промежутке времени. Критическое значение силы связи  $K_c$  между осцилляторами определяется шириной распределения внутренней частоты осциллятора:  $K_c = 2\gamma$ . Таким образом, при наличии неоднородных связей в сети, при которых между осцилляторами имеются как слабые силы, так и сильные силы связи, то в такой сети могут возникать режимы локальной синхронизации, когда имеет место наличие нескольких ансамблей синхронных между собой осцилляторов.

Режимы синхронизации можно определить путем использования оценки степени синхронизации в сети  $r$ , которая определяется выражением:

$$r = \left| \frac{1}{N e^{i\varphi}} \sum_{j=0}^N e^{i\theta_j} \right|, \quad \varphi = \frac{1}{N} \sum_{j=0}^N \theta_j \quad (2)$$

Режим глобальной синхронизации наблюдается при степени синхронизации  $r \rightarrow 1$ , режим десинхронизации наблюдается при  $r \rightarrow 0$ . Соответственно условием возникновения локальной синхронизации является:

$$r \rightarrow \sqrt{1 - \frac{K_c}{K}} \quad (3)$$

На рисунке 1 представлены зависимости степеней синхронизации в сети от уровня сил связи при различной ширине распределения внутренней частоты осциллятора.

Важное достоинство модели осциллятора Курамото заключается в том, что режимы синхронизации могут быть обеспечены в сетях с различной структурой. В ходе экспериментального исследования было установлено, что режимы глобальной и локальной синхронизации успешно устанавливаются в осцилляторных сетях со структурами типа «сетка»,

«звезда», «двунаправленного списка», «однаправленного кольцевого списка» и «однаправленного списка».

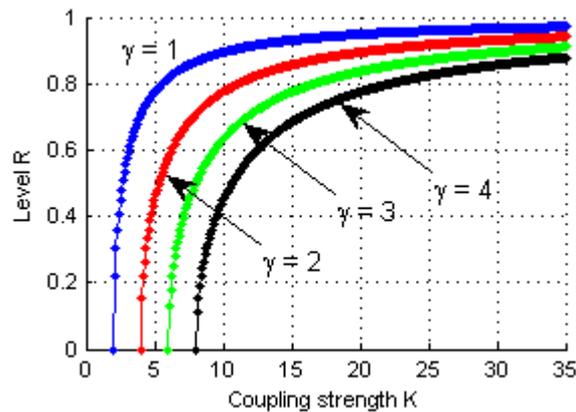


Рис. 1. Границы критических значений сил связи в зависимости от ширины распределения внутренней частоты осциллятора  $\gamma$ .

Осцилляторы имеют тенденцию синхронизироваться между собой, несмотря на постоянные воздействия шума и других параметров беспорядка, т.е. степень синхронизации  $r$  имеет тенденцию стремления к 1.

В ходе экспериментальных исследований было установлено, что время сходимости процессов синхронизации в осцилляторных сетях зависит от типа структуры, а также от количества осцилляторов и сил связи между ними. Зависимость времени сходимости до состояния глобальной синхронизации от числа осцилляторов носит квадратичный характер  $O(n^2)$  для сети со структурой «сетка», и кубический характер  $O(n^3)$  для сети со структурой «двунаправленный список», как представлено на рисунке 2.

Соответственно, чем выше связность в осцилляторной сети, тем выше скорость сходимости процессов синхронизации, и чем ниже связность в сети, тем ниже скорость сходимости. Преодоление этой зависимости является одной из наиболее актуальных сложностей при использовании осцилляторных сетей для решения практических задач, таких как кластерный анализ. Применение осцилляторной модели для решения задачи кластеризации будет рассмотрено детально в следующем разделе. Увеличение сил связи между осцилляторами также влияет положительно на процесс сходимости.

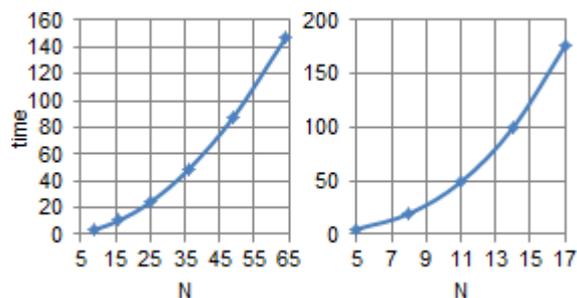


Рис. 2. Зависимости времени достижения состояния глобальной синхронизации от размерности осцилляторной сети. (Слева) зависимость для сети со структурой «сетка»; (справа) зависимость для сети со структурой «двунаправленный список».

Одним из способов ускорения процесса сходимости в осцилляторной сети является использование адаптивных сил связи между осцилляторами вместо статических сил. В этом случае динамика сети описывается уравнением:

$$\begin{cases} \dot{\theta}_i = \omega_i + \frac{1}{N} \sum_{j=0}^N \sigma_{ij} \sin(\theta_j - \theta_i) \\ \dot{\sigma}_{ij} = \mu \sum_{k=0}^N |\sin(\theta_k - \theta_i)| \end{cases} \quad (4)$$

где  $\sigma_{ij}$  – это адаптивная сила связи между  $i$ -ым и  $j$ -ым осцилляторами. Скорость адаптации определяется коэффициентом  $\mu$ . Таким образом, в сети можно наблюдать стремительный рост сил связи на начальном этапе работы сети и замедление роста при приближении к состоянию глобальной синхронизации. Введение адаптивных связей в сеть позволяет сократить время синхронизации в сети. Для сети со структурой «сетка» сложность достижения состояния глобальной синхронизации сократилось с  $O(n^2)$  до  $O(n)$ , а для сети со структурой «двунаправленный список» с  $O(n^3)$  до  $O(n^2)$ . Важно отметить, что увеличение сил связи между осцилляторами может негативно отразиться на выходных результатах в сетях с прореженными связями и, соответственно, при решении практических задач привести к отрицательному результату. Например, возможна ситуация, при которой в сети с прореженными связями и очень высокими значениями сил связи могут возникнуть так называемые «гонки» осцилляторов в попытках синхронизироваться между собой, в конечном счете, приводящие систему в состояние десинхронизации.

Рассмотрим задачу кластеризации  $N$ -мерных данных, используя процессы синхронизации осцилляторной сети Sync на базе модифицированной модели Курамото:

$$\dot{\theta}_i = \frac{K}{N_i} \sum_{j \in N_i} \sin(\theta_j - \theta_i) \quad (5)$$

Принципиальным отличием от базовой модели Курамото (1) в представленной модели (5) является то, что отсутствует смещение, задаваемое внутренней частотой осциллятора  $\omega_i$ , что повышает точность синхронизации, а вместо общего числа осцилляторов используется множество соседних осцилляторов  $N_i$ , расположенных в радиусе  $\epsilon$  относительно координат  $i$ -го осциллятора. Радиус связности  $\epsilon$  является ключевым параметром в решении задачи кластеризации, который определяется пользователем на основании входных данных.

Структура осцилляторной сети для решения задачи кластеризации определяется набором входных данных. Каждый осциллятор ставится в соответствие одному объекту из множества входных данных, то есть количество осцилляторов в сети равняется количеству входных объектов и располагается в  $N$ -мерном пространстве координат, соответствующих объекту, к которому привязан осциллятор. Связи устанавливаются между осцилляторами, между которыми евклидово расстояние не превышает значение радиуса связности  $\epsilon$ .

В качестве индикатора окончания процесса кластеризации (в терминах работы осцилляторной сети: окончание процесса локальной синхронизации) мы предлагаем использовать модифицированную оценку степени кластеризации  $r_c$ :

$$r_c = \left| \sum_{i=1}^N \frac{1}{N_i} \sum_{j \in N_i} e^{\theta_j - \theta_i} \right| \quad (6)$$

Процесс кластеризации (синхронизации) можно считать завершенным при достижении оценки  $r_c \rightarrow 1$ .

Важным вопросом в решении задачи кластеризации при использовании осцилляторных сетей Sync является выбор правильного радиуса связности, от которого прямо зависит результат. Использование иерархический подхода hSync позволяет отказаться от использования радиуса связности, однако ведет к кубической сложности процесса синхронизации. Основная

идея данного подхода состоит в следующем: на первом этапе вычисляется радиус связности, который равен средней Евклидовой дистанции между тремя ближайшими объектами входного пространства. На втором этапе осуществляется моделирование осцилляторной сети до момента достижения локальной синхронизации. На третьем этапе извлекаются кластеры на основании выходной динамики сети. В случае, если число кластеров больше требуемого, то радиус связности увеличивается и осуществляется переход к этапу два, иначе алгоритм завершает свою работу. Однако, за счет постепенного увеличения радиуса связности возникают две проблемы. Первая -слабая связность сети, которая непосредственно является причиной кубической зависимости процесса сходимости синхронизации. И вторая — поэтапное моделирование сети до момента извлечения необходимого числа кластера, то есть сложность процесса сходимости можно записать в следующем виде  $k \times O(n^3)$ .

Во **второй главе** проведен анализ и всестороннее экспериментальное исследование синтезированной модели осцилляторной сети для кластерного анализа, который не имеет ограничений по объему входных данных за счет кодирования признаков входного пространства в первом слое.

Осцилляторная сеть SYNC-SOM состоит из двух слоев: входного SOM и выходного SYNC соответственно. Архитектура модели осцилляторной сети представлена на рисунке 3. Количество нейронов во входном слое строго совпадает с количеством осцилляторов в выходном слое. Входной слой кодирует пространство входных признаков, тем самым сокращая размерность входного пространства. Нейроны победители первого слоя активируют осцилляторы выходного слоя, которые осуществляют непосредственный процесс кластеризации путем достижения состояния синхронизации.

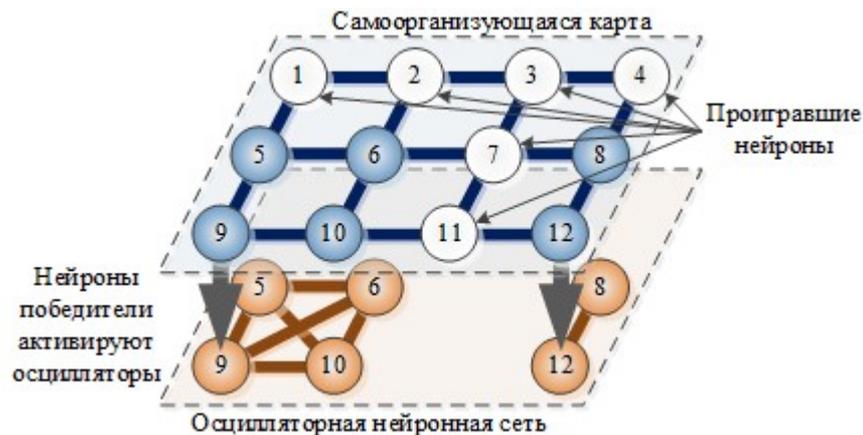


Рис. 3. Архитектура осцилляторной сети SYNC-SOM. Входной слой (самоорганизующаяся карта) – кодирует входное пространство признаков, выходной слой (осцилляторная сеть) – осуществляет кластеризацию.

В основе входного слоя лежит модифицированная самоорганизующаяся карта Кохонена. В классической модели карты начальные латеральные веса нейронов являются случайными, что в конечном итоге сильно влияет на процесс самоорганизации. В данном случае на начальном этапе нейрон победитель на топологической карте будет абсолютно случайным и соответственно область топологической карты, которая будет смещена, также случайна и как следствие - конечные топологии карт могут отличаться друг от друга на одной и той же выборке данных. Зачастую это выражается в неравномерном кодировании входного пространства признаков, при котором на данных с одной плотностью часть областей входного пространства может быть закодирована более значительным числом нейронов, чем остальные. В случае несбалансированного кодирования выходной слой сети будет не в состоянии корректно осуществить кластеризацию.

Предлагается использовать иной подход к инициализации латеральных весов нейронов, представляющий собой равномерно 2-х мерную распределенную прямоугольную сетку, выровненную по всем измерениям. Равномерно распределенная сетка должна покрывать все объекты входной выборки в двух измерениях наиболее широких по распределению объектов, во

всех остальных измерениях сетка латеральных весов должна быть выровнена по центру. Таким образом, узлы латеральной сетки определяют значения латеральных весов нейронов. Предлагаемый подход позволяет избежать образования областей, которые избыточно кодированы нейронами. Также предлагается отказаться от перестановки объектов входной выборки на каждом шаге обучения для сокращения вычислительной сложности. На рисунке 4 представлена разница формирования карт при использовании классического и предлагаемого методов инициализации. Условием останова процесса самоорганизации является малое изменение величины адаптации латеральных весов нейронов:  $\max(\Delta w_i) < \delta$ , где  $\delta$  – некоторое пороговое значение, в данной работе использовался порог  $\delta = 0,001$ .

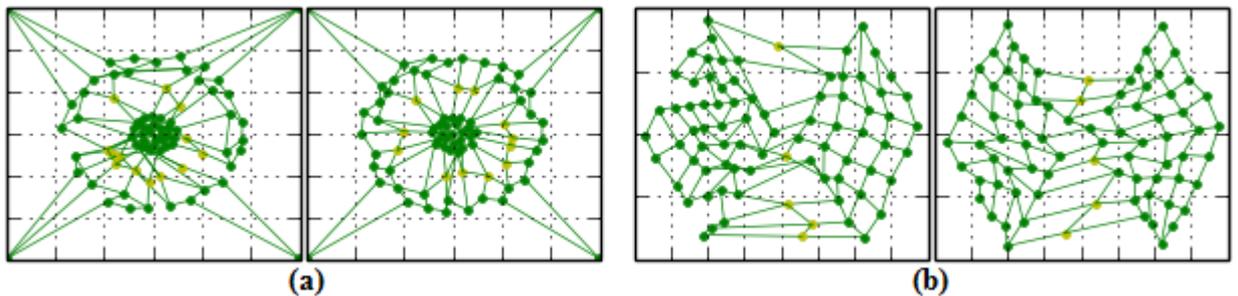


Рис. 4. Распределение нейронов (светлым цветом отмечены «мертвые» нейроны) на карте латеральных весов на выборках: (a) Target (слева – случайные начальные веса, справа – равномерно распределенная сетка), (b) TwoDiamonds (слева – случайные начальные веса, справа – равномерно распределенная сетка).

Число осцилляторов, участвующих в процессе кластеризации определяется числом нейронов-победителей во входном слое. Каждому нейрону входного слоя соответствует один осциллятор выходного слоя так, что латеральные веса нейрона соответствуют координатам осциллятора в структуре выходного слоя. Кроме того, осцилляторы наследуют информацию о закодированных объектах, т.е. информацию о том, какие объекты выиграл каждый нейрон на последней итерации самоорганизации.

Процесс кластеризации считается завершенным при достижении  $r_c \geq 0,998$ . Синхронные между собой осцилляторы соответствуют одному кластеру и соответственно объекты, которые закодированы осцилляторами также относятся к одному кластеру.

Предлагаемая архитектура осцилляторной сети позволяет существенно уменьшить время решения задачи кластеризации, поскольку в процессе синхронизации участвуют только осцилляторы, активированные нейронами входного слоя, которые кодируют объекты входной выборки, и, таким образом, процесс сходимости (достижения условия  $r_c \geq 0,998$ ) занимает меньше времени.

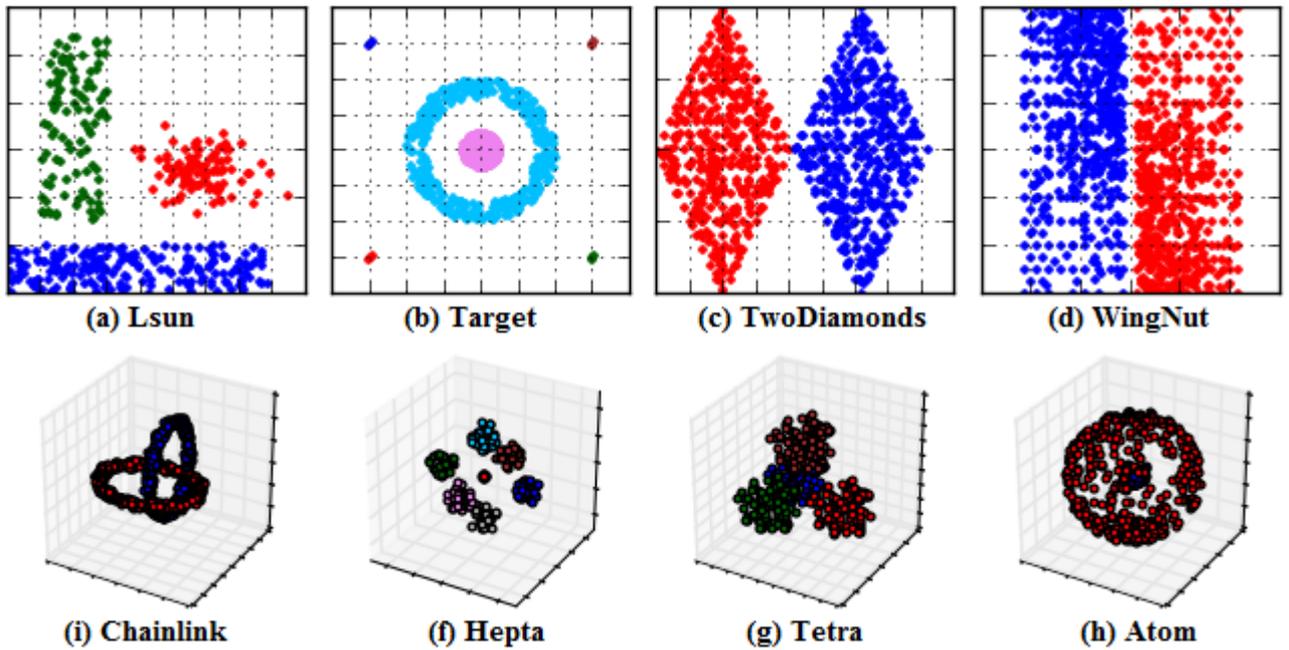


Рис. 5. Результаты кластеризации осцилляторной сети SYNC-SOM.

Экспериментальные исследования подтвердили способность осцилляторной сети SYNC-SOM успешно осуществлять кластеризацию данных. Некоторые из результатов кластеризации представлены на рисунке 5. Принципиально важно заметить, что в случае достижения глобальной синхронизации, необходимо прибегать к анализу динамики осцилляторной сети. Осцилляторы, которые коррелировали между собой большую часть времени, с большей долей вероятности относятся к одному кластеру. Данное утверждение справедливо не только по отношению к сети SYNC-SOM, но и по отношению сети Sync. Тем не менее постобработка результатов в SYNC-SOM занимает значительно меньше времени, чем в случае с Sync, за счет малой размерности второго слоя.

Алгоритм K-Means несмотря на высокую производительность не в состоянии корректно выделить кластеры на таких выборках, как Lsun, Target, WingNut и Chainlink. Объясняется это неспособностью работать с данным, кластеры которых не имеют гауссово распределения или сферической формы. Hierarchical алгоритм также не способен корректно выделить кластеры на большинстве выборок: Lsun, Target, Chainlink. Данный недостаток возникает ввиду того, что алгоритм использует только минимизацию Евклидовой дистанции между объектами, это приводит к проблемам при обработке вытянутых кластеров, которые относительно близко расположены друг к другу. Hierarchical в отличие K-Means демонстрирует низкую скорость работы, сравнимую только с ROCK алгоритмом, поскольку на каждом шаге требуется вычисление Евклидовой дистанции до каждого объекта.

Алгоритм CURE не способен работать с вытянутыми кластерами относительно сложной формы, так, например, алгоритм успешно выделяет кластеры на выборке Target и совершенно не в состоянии выделить их на выборке Chainlink. Однако стоит отметить, что правильный результат кластеризации на выборке Target требует точно выбранных параметров, что весьма затруднительно, поскольку параметрами выступает количество кластеров, количество точек, представляющих кластер и уровень сжатия кластера (определяет смещение точек-представителей к центру при слиянии двух кластеров).

Таблица. 1. Результаты сравнения алгоритмов и методов кластеризации.

Выборка (кол-во объектов)	Алгоритмы и методы кластеризации								
	Sync ( $r = 0.99$ )	Sync-SOM	Agglom. (single-link)	BIRCH	CURE	DBSCAN	K-Means	ROCK	X-Means (BIC)
Atom (800 объектов)	2.75 (+)	5.02 (+)	631 (+)	0.943 (-)	4.82 (-)	2.56 (+)	0.011 (-)	218.5 (+)	0.721 (-)

Chainlink	315	6.39	1492	0.305	5.48	2.99	0.016	419	0.094
(1000 объектов)	(+)	(+)	(+)	(-)	(-)	(+)	(-)	(+)	(-)
Nepta	6.19	4.35	13.3	0.173	0.303	0.147	0.008	3.91	0.053
(212 объектов)	(+)	(+)	(+)	(+)	(+)	(+)	(+)	(+)	(+)
Lsun	223	2.11	82.1	0.783	0.878	0.379	0.059	25.4	0.042
(403 объектов)	(+)	(+)	(+)	(-)	(+)	(+)	(-)	(+)	(-)
Target	282	4.08	553	0.849	3.03	1.79	0.02	196	0.097
(770 объектов)	(+)	(+)	(+)	(-)	(+)	(+)	(-)	(+)	(-)
Tetra	50.6	2.39	89.9	0.206	0.97	0.418	0.004	26.2	0.065
(400 объектов)	(+)	(+)	(-)	(-)	(+)	(+)	(+)	(+)	(+)
TwoDiamonds	847	4.28	698	0.133	3.28	1.46	0.006	220	0.045
(800 объектов)	(+)	(+)	(-)	(+)	(+)	(+)	(+)	(+)	(+)
WingNut	1410	5.62	1292	0.35	2.76	2.41	0.008	448	0.086
(1016 объектов)	(+)	(+)	(+)	(-)	(+)	(+)	(-)	(+)	(-)

Алгоритм DBSCAN демонстрирует положительные результаты относительно критериев качество/скорость, однако, необходима очень точная его настройка: определение числа доверительных соседей и радиуса связности, что требует предварительного анализа входных данных на предмет плотности и удаленности объектов. Например, в ходе исследования потребовалось несколько итераций запуска алгоритма для выбора корректных значений параметров для выборки WingNut. Малое изменение этих параметров приводило к неправильным результатам кластеризации. Что касательно выборки TwoDiamonds, то для нахождения оптимальных параметров потребовалась разработка программы поиска требуемых параметров (радиус связности – 0,15 и число доверительных соседей – 2) для выделения двух кластеров, поэтому ввиду сложности поиска требуемых параметров, в таблице 1 результат кластеризации этой выборки отмечен, как отрицательный.

Алгоритмы Sync, ROCK успешно решают задачу кластеризации из набора FCPS. Эти алгоритмы являются робастными, несмотря на использование обоими алгоритмами радиуса связности. Робастность Sync заключается в возможности анализировать динамику осцилляторов в случае достижения состояния глобальной синхронизации, если была допущена ошибка в выборе радиуса связности. Робастность алгоритма ROCK заключается в более глубоком анализе структур связей между кластерами, что, например, позволяет избегать большим кластерам малых в случае их близкого расположения. Однако оба алгоритма проигрывают в производительности по отношению к SYNC-SOM. Результаты сравнения алгоритмов по времени выполнения (в секундах) и корректности решения задачи (указана «+» либо «-») представлены в таблице 1 (использовалась C++/Python библиотека ruclustering в рамках диссертационной работы).

Важной особенностью использования предложенной осцилляторной сети является то, что процессы самоорганизации и процессы синхронизации могут быть полностью распараллелены, при этом каждый нейрон и осциллятор представляет собой отдельный вычислительный элемент с контекстом доступным для чтения другим элементам сети. Данная особенность позволяет обеспечить более высокую скорость решения задачи кластеризации при использовании соответствующих рабочих вычислительных станций.

Для моделирования осцилляторных сетей на базе модели Курамото была разработана мульти-ядерная реализация сети. Каждый осциллятор сети рассматривается как отдельная единица для исполнения на одном потоке, которая имеет собственный контекст, где хранится текущее состояние осциллятора — в данном случае, значение фазы осциллятора. Контекст каждого осциллятора доступен для чтения осцилляторам-соседям данного осциллятора и доступен для записи только владельцу (самому осциллятору).

Исследование модели осуществлялось на мульти-ядерной станции HP ProLiant BL460c Generation 7 с четырьмя процессорами Intel Xeon X5660 2.80GHz/6-core/12MB/95W DDR3-1333, HT, Turbo 2/2/2/2/3/3, 8MB shared L3 cache. Каждый поток может исполняться только на одном из 24 ядер, то есть одновременно может моделироваться работа 24 осцилляторов. Схематичное изображение используемой модели и ее сравнение с одноядерной реализацией представлены на рисунке 6.

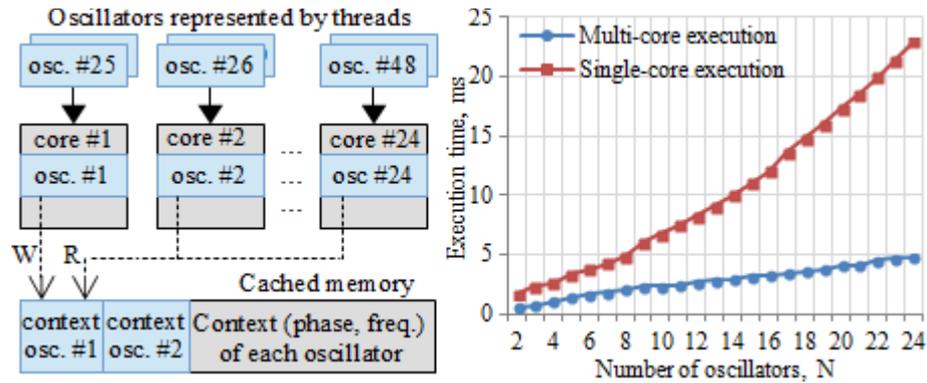


Рис. 6. (Слева) Схема мульти-ядерной реализации осцилляторной сети. (Справа) Сравнение времени моделирования осцилляторной сети различного размера (от 2 осцилляторов до 24 для полной загрузки всех ядер) на базе многоядерной и одноядерной реализаций в течении 100 тысяч итераций.

В **третьей главе** проведен анализ и всестороннее исследование модели осцилляторной сети с варьированием количества слоев для сегментации изображений. Количество слоев определяет число признаков, которые должны использоваться при сегментации изображений, к примеру, цвет и удаленность объектов друг от друга, что позволяет снять результаты цветовой сегментации с первого слоя, а результаты сегментации объектов — со второго слоя.

В базовом варианте сеть содержит два слоя: первый, как было упомянуто ранее, для извлечения цветных сегментов, второй — для извлечения объектов, используя цветовое различие, которое предоставляется первым слоем, а также используя описание удаленности пикселей друг от друга (положение в пространстве координат изображения). Общее число осцилляторов в каждом слое определяется числом пикселей или областей, которые кодируются входным слоем сети Sync-SOM. Осцилляторы первого слоя активируют осцилляторы второго путем групповой синхронизации, и группа синхронных осцилляторов активирует соответствующую группу осцилляторов во втором слое, которая взаимодействует только между собой, то есть не имеет связей с осцилляторами из других групп второго слоя. В случае многослойной сети данное правило распространяется на все слои, когда слой  $N$  активирует группы осцилляторов в слое  $N + 1$ .

Связи между осцилляторами формируются в ходе моделирования осцилляторной сети и в соответствии с внешними стимулами — обрабатываемым изображением. Внешние стимулы зависят от параметра «сходства» рассматриваемого признака в каждом конкретном слое. В случае, если объекты схожи и превышают так называемый порог сходства, то стимул устанавливается в единицу, в противном случае - в ноль, и тем самым полностью нивелирует связь между осцилляторами, которые имеют различные стимулы. На примере изображения с классическим кодированием RGB — стимулы между черным и белым цветом будут в корне отличаться, и соответственно силы связи между данными объектами будет сведены к нулю.

Количество связей в сети является весьма объемным для реальных изображений в случае прямого соотношения осцилляторов и пикселей в изображении. При матричном представлении связей, используя тип «целое» (32 бита), для изображения  $64 \times 64$  — число связей 16.7 млн., что соответствует 66.8 Мб оперативной памяти. Данная зависимость имеет квадратичный характер  $O(n^2)$ . Переход к битовому кодированию позволяет снизить затраты в 32 раза, в свою очередь, увеличивая время доступа к чтению и записи состояния связи между осцилляторами. Для сокращения размерности кодируемых признаков и возможности обрабатывать реальные изображения, каждый слой использует в основе Sync-SOM. Первый подслой используется для кодирования входных признаков для данного конкретного слоя, а второй уже осуществляет сегментацию признаков, используя закодированные стимулы первого подслоя и стимулы от вышестоящего слоя.

На рисунке 8 представлены динамика первого и динамика второго слоев, где первый кодирует цветные признаки, а второй пространственные, применительно к исходному изображению — рисунок 7.



Рис. 7. Исходное изображение 'FTK' и извлечённые сегменты (всего 4 сегмента), где черный цвет отображает маску выделенного сегмента: фон, буква 'F', буква 'Т', буква 'К' (пороговые значения сходства для первого слоя  $\delta_{\text{цвет}} = 0.12$ , второго  $\delta_{\text{пространство}} = 0.5$ ).

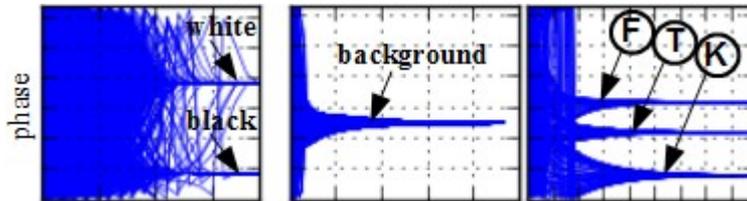


Рис. 8. (Слева) Выход первого слоя, который активирует две цветовые группы, кодирующие белый и черный цвета. (Посередине) Динамика группы второго слоя, активированная белым цветом, где извлечен один белый сегмент, соответствующий фону. (Справа) Динамика группы осцилляторов второго слоя, активированная черным цветом, где извлечено три сегмента (черные буквы).

Используя многоядерную реализацию, описанную ранее, обеспечивается максимальная производительность, ограниченная только лишь аппаратными ресурсами. Разработанная модель позволяет извлекать цветовые сегменты, объекты, края, сегменты яркости, не привязываясь только к одному единственному типу сегментации. Это возможно за счет формирования соответствующих входных стимулов и использования только необходимого числа слоев.

**В четвертой главе** описывается библиотека `pyclustering`, которая была разработана в рамках диссертационной работы для исследования алгоритмов кластеризации осцилляторных сетей и других алгоритмов с возможностью визуализации результатов их работы и набором инструментов для анализа результатов работы алгоритмов. Данная библиотека используется в учебном процессе в Каталонском политехническом университете (Universitat Politècnica de Catalunya) на факультете компьютерных наук (Departament de Ciències de la Computació - <http://www.cs.upc.edu/~bejar/aml/Software.html>), проиндексирована в официальном Python репозитории `pypi` (<https://pypi.python.org/pypi/pyclustering>), где содержится также полная версия документации в электронном виде (<http://pythonhosted.org/pyclustering/>). Официальный репозиторий разработанной библиотеки расположен на github по адресу <https://github.com/annoviko/pyclustering>. Программный продукт использует практику непрерывной интеграции (continuous integration), на момент написания автореферата библиотека покрыта тестами на 81% (317 тестов покрывают ядро библиотеки, написанное на C/C++, и тестируют утечки памяти с использованием `valgrind`, 669 тестов покрывают непосредственно саму библиотеку с ядром): <https://travis-ci.org/annoviko/pyclustering/>.

**В заключении** полученные результаты сопоставлены с целью и задачами работы, сформированными в первой главе. Оценена теоретическая и практическая значимость работы.

**В приложении** представлены копии актов о внедрении результатов работы.

## ОСНОВНЫЕ НАУЧНЫЕ РАБОТЫ, ОПУБЛИКОВАННЫЕ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

### Статьи в журналах из «списка ВАК»:

- 1.Новиков А.В., Бендерская Е.Н. Решение задач кластерного анализа на основе осцилляторных нейронных сетей // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. – №12. – 2013, с. 31-36.

2. Новиков А.В., Бендерская Е.Н. Нейросетевые методы решения задач кластерного анализа // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. – №2. – 2014, с. 48-53.
3. Новиков А.В., Бендерская Е.Н. SYNC-SOM: метод кластеризации, основанный на модифицированной модели Курамото и самоорганизующейся карте // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. – №7. – 2015, с. 67-75.

#### **Работы, индексируемые Scopus и Web Of Science:**

4. Novikov A.V., Benderskaya E.N. The oscillatory neural networks based on Kuramoto model for cluster analysis // The 11th International Conference "Pattern Recognition and Image Analysis: New Information Technologies" (PRIA-11-2013), September 23-28, 2013, Conference Proceeding, Volume I, Samara, The Russian Federation, 2013, pp.106-109.
5. Novikov A.V., Benderskaya E.N. SYNC-SOM Double-layer Oscillatory Network for Cluster Analysis // 3rd International Conference on Pattern Recognition Applications and Methods, Proceedings, ESEO, Angers, Loire Valley, France, 6-8 March, 2014, pp.305-309.
6. Novikov A.V., Benderskaya E.N. Oscillatory Neural Networks Based on the Kuramoto Model // Pattern Recognition and Image Analysis, 2014, Vol.24, No.3, pp.365-371.
7. Novikov A.V., Benderskaya E.N. Oscillatory Network Based on Kuramoto Model for Image Segmentation // Parallel Computing Technologies - 13th International Conference, PaCT 2015, Petrozavodsk, Russia, August 31 – September 4, 2015, Proceedings, pp.210-221
8. Novikov A.V., Benderskaya E.N. Networks of Coupled Oscillators for Cluster Analysis: Overview and Application Prospects // Advances in Neural Networks – ISNN 2016: 13th International Symposium on Neural Networks, ISNN 2016, St. Petersburg, Russia, July 6-8, 2016, Springer, LNCS, Vol. 9719, pp. 444-453.

#### **Другие:**

9. Новиков А.В., Бендерская Е.Н. Решение задач кластерного анализа на основе осцилляторных нейронных сетей // Сборник материалов молодёжной научной конференции «Студенты и молодые учёные – инновационной России» / СПбГПУ. СПб., 2013. с. 84-86.
10. Новиков А.В., Бендерская Е.Н. Применение процессов синхронизации в осцилляторных сетях для решения задач кластеризации // Список-2013: Всероссийская научная конференция по проблемам информатики. 23–25 апр. 2013 г., Санкт-Петербург, - СПб.: ВВМ, 2013. - с.125-134.