

**ИНСТИТУТ АВТОМАТИКИ И ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ  
НАЦИОНАЛЬНОЙ АКАДЕМИИ НАУК КЫРГЫЗСКОЙ РЕСПУБЛИКИ**

**КЫРГЫЗСКО-РОССИЙСКИЙ СЛАВЯНСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ  
ИМ. Б. Н. ЕЛЬЦИНА**

**Диссертационный совет Д.05.16.532**

На правах рукописи  
УДК 004.89

**НЕЖИНСКИХ СЕРГЕЙ СЕРГЕЕВИЧ**

**РАЗРАБОТКА И ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДОВ СИНТЕЗА  
САМООРГАНИЗУЮЩИХСЯ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ЗАДАЧ  
ОБРАБОТКИ ИНФОРМАЦИИ**

Специальность: 05.13.01 «Системный анализ, управление и обработка  
информации»

**АВТОРЕФЕРАТ**  
диссертации на соискание ученой степени  
кандидата технических наук

Бишкек – 2017

Работа выполнена на кафедре «Компьютерные информационные системы и управление» в учебно-научно-производственном комплексе «Международный университет Кыргызстана».

**Научный руководитель:** доктор технических наук, профессор  
**Миркин Евгений Леонидович**

**Официальные  
оппоненты:** доктор физико-математических наук,  
академик НАН РК  
**Калимолдаев Максат Нурадилович**

кандидат технических наук, доцент  
**Узакбаев Карабек Эргешбаевич**

**Ведущая организация:** Кыргызский Государственный Технический  
Университет имени Исхака Раззакова

Защита состоится 12 января 2018 года в 11:00 на заседании диссертационного совета Д.05.11.030 при Институте автоматики и информационных технологий Национальной академии наук Кыргызской Республики по адресу: 720071, г. Бишкек, пр. Чуй 265, ауд. 118.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Национальной академии наук Кыргызской Республики по адресу: 720071, г. Бишкек, пр. Чуй 265а и на официальном сайте ИАИТ НАН КР по адресу: [www.iait.kg](http://www.iait.kg), email: [gulsaat@mail.ru](mailto:gulsaat@mail.ru).

Автореферат разослан 08 декабря 2017 года.

Учёный секретарь  
диссертационного совета  
кандидат физико-математических наук



Керимкулова Г.К.

## ANNOTATION

Sergei Sergeevich Nezhtinskikh on "Development and research of methods for the synthesis of self-organizing neural networks for information processing tasks" for the degree of Candidate of Technical Sciences, specialty 05.13.01 "System analysis, control and processing of information"

**Keywords:** neural networks, neuron, self-organization method, self-organization of a neural network, medical diagnostics.

**Purpose.** It is in the development of the method of successive improvement of the quality of tuning of a self-organizing neural network, which makes it possible to automate the synthesis of various strategies for changing its topology, as well as using the developed method in applied problems.

**Results.** The analysis of existing neural network training algorithms is carried out; developed typical fragments of the neural network that do not increase the integrated error of its learning when they are combined with the original structure; discrete moments of time are defined when it is necessary to complicate the topology of the network; rules for the self-organization of a neural network in the process of solving applied problems are defined. The deterministic, random and mixed growth strategies of the neural network are proposed. Neural network computer systems have been developed to diagnose the difficulty of the tracheal intubation process and to diagnose the indication for surgery for the syndrome of intestinal obstruction.



Нежинских Сергей Сергеевич

## РАЗРАБОТКА И ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДОВ СИНТЕЗА САМООРГАНИЗУЮЩИХСЯ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ЗАДАЧ ОБРАБОТКИ ИНФОРМАЦИИ

Автореферат диссертации

---

Подписано в печать 20.11.17. Заказ №328  
Формат 60х84 1/16. Объем 1.25 п. л. Тираж 100 экз.  
Издательство КРСУ 720000, Бишкек, ул. Киевская 44

**Негизги сөздөр:** нейрон торлору,нейрон, өзү калыбына келүү ыкмасы,нейрон торлорунун өзүн калыбына келтирүүсү,медициналык диагностика.

**Иштин максаты.** Өзүн калыбына келтирүүчү нейрон торунун топологиясынын өзгөрүүсүнүн ар кандай стратегиясынын синтезин автоматташтырууга багытталган ыкманы иштеп чыгуу жана иштелип чыккан ыкманы прикладдык максаттар үчүн пайдалануу.

**Алынган маалыматтар.** Азыркы таптагы нейрон торлорунун окутуу алгоритминин анализи жүргүзүлгөн;алгачкы структура менен кошулганда интегралдык катаны көбөйтпөгөн нейрондун тордун типтүү фрагменттери иштелип чыккан;тордун топологиясын татаалдантуу убактысынын дискреттүү учурлары аныкталган; прикладдуу максаттарды чечүүдө нейрондук тордун өзүн түзүү жоболору аныкталган.Нейрон торунун детерминдик,кокус жана аралаш өсүү стратегиялары сунушталган. Трахеянын интубация процессин жүргүзүү кыйындыктарын аныктоо диагностикасын жана ичегинин өтпөй калуу синдромунун операциясын жүргүзүү диагностикасынын нейротордук компьютердик системалары иштелип чыккан.

## РЕЗЮМЕ

диссертации Нежинских Сергея Сергеевича на тему «Разработка и исследование методов синтеза самоорганизующихся нейронных сетей для задач обработки информации» на соискание ученой степени кандидата технических наук по специальности 05.13.01 «Системный анализ, управление и обработка информации»

**Ключевые слова:** нейронные сети, нейрон, метод самоорганизации, самоорганизация нейронной сети, медицинская диагностика.

**Цель работы.** Заключается в разработке метода последовательного улучшения качества настройки самоорганизующейся нейронной сети, позволяющего автоматизировать синтез различных стратегий изменения её топологии, а также в использовании разработанного метода в прикладных задачах.

**Полученные результаты.** Проведен анализ существующих алгоритмов обучения нейронных сетей; разработаны типовые фрагменты нейронной сети не увеличивающие интегрированную ошибку её обучения при их соединении с первоначальной структурой; определены дискретные моменты времени, когда необходимо усложнять топологию сети; определены правила самоорганизации нейронной сети в процессе решения прикладных задач. Предложены детерминированная, случайная и смешанная стратегии роста нейронной сети. Разработаны нейросетевые компьютерные системы для диагностики трудности проведения процесса интубации трахеи и для диагностики показания к операции по поводу синдрома кишечной непроходимости.

## ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА

**Актуальность темы диссертации.** Повышение производительности вычислительных систем стимулировало в последнее время повышенный интерес исследователей к теории и практике использования искусственных нейронных сетей в различных сферах человеческой деятельности. Активное использование искусственных нейронных сетей в практических задачах прогнозирования многомерных временных рядов, классификации и распознавания образов, моделирования технических, экономических, социальных, экологических процессов привело к созданию интеллектуальных компьютерных систем, качественно изменивших уровень развития человеческого социума. Интерес исследователей к этой сфере подтверждается существенным ростом количества научных публикаций в этой предметной области.

Нейронная сеть обрабатывает входную информацию и, в результате, формирует совокупный выходной сигнал, тем самым, представляя собой вход-выходную математическую модель сложной нелинейной организации. Таким образом, настройка нейронной сети с целью наилучшего представления вход-выходной последовательности и является главной проблемной сущностью нейросетевого подхода. Как правило, в процессе обучения нейронной сети с выбранной топологией, успех решения задачи зависит от того, насколько удачно была выбрана данная топология и насколько удачно было выбрано множество начальных коэффициентов обучения нейронной сети. В случае, если выбранная конфигурация сети не обеспечивает решение поставленной задачи, то, обычно, выполняют итеративные действия, заключающиеся в подборе начальных коэффициентов сети, либо в усложнении её топологии. Этот процесс может занимать длительное время интеллектуальной работы исследователя, зависит от его интуиции и не всегда приводит к успеху решения задачи.

Таким образом, проблема формирования топологии нейронной сети в процессе решения задачи является актуальной, и её решение позволит автоматизировать процесс создания модели в сложных неформализованных случаях.

**Настоящая диссертационная работа выполнена в рамках работ, проводимых** на кафедре «Компьютерные информационные системы и управление» в Международном университете Кыргызстана (МУК) в соответствии с планами научно-исследовательских проектов по темам «Разработка алгоритмов самоорганизации нейронных сетей и их использование в прикладных задачах медицинской диагностики» и «Разработка методов самоорганизации нейронных сетей и их использование в задачах медицинской кибернетики».

**Цели и задачи исследования.** Целью работы является разработка метода последовательного улучшения качества настройки самоорганизующейся нейронной сети, позволяющего автоматизировать синтез различных стратегий изменения её топологии. А также использование разработанного метода в прикладных задачах.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

- провести анализ основных алгоритмов обучения нейронных сетей, выявить проблемы их синтеза и настройки;
- разработать метод последовательного улучшения качества настройки самоорганизующейся нейронной сети;
- разработать различные стратегии синтеза топологий нейронных сетей в рамках предложенного метода;
- разработать комплекс программ на базе разработанного метода для решения практических задач.

**Научная новизна работы** состоит в следующем:

1. Разработан метод автоматизированного синтеза самоорганизующейся нейронной сети, позволяющий использовать накопленный опыт последовательного обучения сети для достижения глобальной цели создания адекватной модели.
2. Разработаны детерминированная, стохастическая и смешанные стратегии последовательного роста нейронной сети, позволяющие автоматизировать синтез финальной топологии сети.
3. На основе разработанных алгоритмов создана нейросетевая модель принятия решений, используемая для диагностики трудности проведения процесса интубации трахеи.
4. На основе разработанных алгоритмов создан нейросетевой классификатор для диагностики показания к операции по поводу синдрома кишечной непроходимости.

**Практическая значимость полученных результатов.**

1. Разработанная компьютерная система прогноза сложности проведения процедуры интубации трахеи «INTUBATION» используется в Научном центре реконструктивно-восстановительной хирургии при Министерстве здравоохранения Кыргызской Республики (НЦРВХ МЗ КР) и в Национальном Госпитале (НГ) при МЗ КР в отделении анестезиологии и реанимации, что подтверждено актами о внедрении в эксплуатацию и свидетельствами Государственной службы интеллектуальной собственности и инноваций при Правительстве Кыргызской Республики.

исследованиях» / КГТУ им. И. Раззакова. – Бишкек, 2015. – №2(35). – С.45-48.

5. Нежинских, С.С. Разработка компьютерной системы диагностики показания к операции по поводу синдрома кишечной непроходимости [Текст] / С.С. Нежинских, Э.Х. Акрамов, Е.Л. Миркин, О.В. Волкович, А.Т. Салиев // Проблемы автоматизации и управления. – Бишкек, 2015. – №2(29). – С.56-63.
6. Нежинских, С.С. Применение технологии самоорганизующихся нейронных сетей в задаче медицинской диагностики [Текст] / С.С. Нежинских // Автоматизированные технологии и производства. – Магнитогорск, 2016. – №1(11). – С.56-62.
7. Нежинских, С.С. Случайная стратегия автоматизированного синтеза топологии нейронной сети [Текст] / С.С. Нежинских, Е.Л. Миркин // Автоматизированные технологии и производства. – Магнитогорск, 2016. – №3(13). – С.37-44.
8. «DILEUS». Программно-алгоритмические средства для диагностики заболевания кишечной непроходимости: заявка 20160003.6 Кыргызская Республика, КЫРГЫЗПАТЕНТ; заявители и патентообладатели Миркин Е.Л., Нежинских С.С., Акрамов Э.Х. [и др.]. – №400, заявл. 10.02.16; №02/576, опубл. 26.02.16, свид. №397
9. «DATILEUS». База данных программно-алгоритмических средств для диагностики заболевания кишечной непроходимости: заявка 20160002.7 Кыргызская Республика, КЫРГЫЗПАТЕНТ; заявители и патентообладатели Миркин Е.Л., Нежинских С.С., Акрамов Э.Х., [и др.]. – №29, заявл. 10.02.16; №02/575, опубл. 26.02.16, свид. №28
10. «INTUBATION». Программно-алгоритмические средства для диагностики трудной интубации трахеи: заявка 20160005.6 Кыргызская Республика, КЫРГЫЗПАТЕНТ; заявители и патентообладатели Миркин Е.Л., Нежинских С.С., Акрамов Э.Х. [и др.]. – №402, заявл. 17.02.16; №02/578, опубл. 26.02.16, свид. №399
11. «INTUBDATA». База данных программно-алгоритмических средств для диагностики трудной интубации трахеи: заявка 20160003.7 Кыргызская Республика, КЫРГЫЗПАТЕНТ; заявители и патентообладатели Миркин Е.Л., Нежинских С.С., Акрамов Э.Х. [и др.]. – №30, заявл. 17.02.16; №02/574, опубл. 26.02.16, свид. №29

Нежинских Сергей Сергеевичтин 05.13.01 «Системалык анализ, информацияны башкаруу жана иштетүү» адистиги боюнча техникалык илимдеринин кандидаты даражасын алууга сунушталган «Информацияны иштеп чыгуу максаттары үчүн өзүн калыбына келтирүүчү нейрондук торлордун синтезин изилдөө жана иштеп чыгуу ыкмалары» аттуу диссертациясынын

**РЕЗЮМЕСИ**

## ВЫВОДЫ

В результате проведенных научных исследований были получены следующие основные результаты:

1. Предложен метод синтеза самоорганизующейся нейронной сети, позволяющий автоматизировать процесс создания её топологии.
2. Синтезированы типовые фрагменты нейронной сети, предназначенные для её последовательной эволюции, которые позволяют пошагово формировать структуру нейронной сети сохраняя накопленный опыт её обучения.
3. Разработаны детерминированная, стохастическая и смешанные стратегии пошагового роста нейронной сети, позволяющие автоматизировать синтез финальной топологии сети.
4. Разработанные алгоритмы самоорганизации нейронной сети были использованы для построения моделей в задачах медицинской диагностики.
5. Полученные теоретические результаты легли в основу синтезированных нейросетевых моделей принятия решений, используемых в программных комплексах для диагностики трудности проведения процесса интубации трахеи и для диагностики показания к операции по поводу синдрома кишечной непроходимости.
6. Разработанные системы медицинской диагностики внедрены и подтвердили свою высокую эффективность в НЦРВХ МЗ КР, в Национальном Госпитале при Министерстве здравоохранения Кыргызской Республики в отделении анестезиологии и реанимации.

## СПИСОК ОПУБЛИКОВАННЫХ РАБОТ

1. **Нежинских, С.С.** Метод формирования топологии нейронной сети в процессе её обучения [Текст] / С.С. Нежинских, Е.Л. Миркин // Проблемы автоматизации и управления. – Бишкек, 2014. – № 2 (27). – С. 28-36.
2. **Нежинских, С.С.** Использование метода самоорганизации нейронной сети для задачи медицинской диагностики [Текст] / С.С. Нежинских // Проблемы автоматизации и управления. – Бишкек, 2014. – №2 (27). – С.37-46.
3. **Нежинских, С.С.** Использование метода самоорганизации нейронной сети в задаче медицинской диагностики трудности процесса интубации [Текст] / С.С. Нежинских, О.В. Волкович, Е.Л. Миркин, А.Н. Маматов // Материалы II международной конференции «Проблемы управления и информационных технологий» / Проблемы автоматизации и управления. – Бишкек, 2015. – №1(28). – С.108-117.
4. **Нежинских, С.С.** Использование метода самоорганизации нейронной сети в задаче синтеза медицинского классификатора [Текст] / С.С. Нежинских, Е.Л. Миркин // Материалы научно-технической конференции молодых учёных «Молодёжь в инновационных

2. Разработанная компьютерная система диагностики показаний к операции по поводу кишечной непроходимости «DILEUS» используется в НЦРВХ МЗ КР и НГ МЗ КР, что подтверждено актами о внедрении в эксплуатацию и свидетельствами Государственной службы интеллектуальной собственности и инноваций при Правительстве Кыргызской Республики.
3. Разработанные методы синтеза самоорганизации топологии нейронных сетей являются инструментом повышения эффективности обучения нейронных сетей и могут быть использованы для различных прикладных задач.

### Основные положения диссертации, выносимые на защиту:

- Метод автоматизированного синтеза топологии нейронной сети, использующий накопленный опыт обучения сети на предыдущих фазах для достижения глобальной цели обучения.
- Детерминированная, стохастическая и смешанные стратегии последовательного роста нейронной сети, позволяющие автоматизировать синтез финальной топологии сети.
- Комплекс программ, использующих разработанные алгоритмы для решения задач в области медицинской диагностики.

**Личный вклад соискателя.** Все результаты, представленные в диссертационной работе и имеющие научную новизну, получены автором лично и под руководством научного руководителя.

В работах [1,4,7] Миркину Е.Л. принадлежат постановки задачи исследований автоматизированного синтеза самоорганизующихся нейронных сетей.

В работах [3,5,8,9,10,11] автору принадлежат разработка алгоритмов функционирования нейросетевых классификаторов и программная реализация отдельных модулей компьютерных систем.

**Апробация результатов исследования.** Результаты диссертационной работы были представлены на Международной научно-технической конференции молодых учёных «Молодёжь в инновационных исследованиях» (Кыргызский государственный технический университет им. И.Раззакова, Кыргызстан, 2015 г.), на 2-ой Международной конференции «Проблемы управления и информационных технологий» (НАН КР, Институт автоматизации и информационных технологий, Кыргызстан, 2015 г.), на учёном совете Научного центра реконструктивно-восстановительной хирургии (НЦРВХ) при Министерстве Здравоохранения (МЗ) Кыргызской Республики (КР) (НЦРВХ МЗ КР, 2015 г.).

**Полнота отражения результатов диссертации в публикациях.** Основные научные результаты, полученные в диссертации, опубликованы в 7-и печатных работах, а также подтверждены 4-мя свидетельствами, выданными

Государственной службой интеллектуальной собственности и инноваций при Правительстве КР (2 свидетельства на программы для ЭВМ и 2 свидетельства на базы данных для ЭВМ).

**Структура и объем работы.** Диссертация состоит из введения, четырех глав, заключения и двух приложений. Общий объем работы - 111 страниц, в том числе список используемой литературы из 99 наименований, 55 рисунков и 19 таблиц.

## ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ ДИССЕРТАЦИИ

**Во введении** обосновывается актуальность темы диссертационной работы, сформулированы ее цели и задачи, научная новизна, практическая значимость полученных результатов. Сформулированы основные положения, выносимые на защиту, личный вклад автора, а также отражены структура и объем работы.

**В первой главе «Анализ основных принципов синтеза искусственных нейронных сетей»** приведен обзор основных этапов развития теории искусственных нейронных сетей, приведен аналитический обзор основных принципов построения нейросетевых архитектур, описаны основные алгоритмы обучения искусственных нейронных сетей, обозначены перспективные направления исследований в этой области.

**Во второй главе «Разработка метода последовательного улучшения качества настройки самоорганизующейся нейронной сети»** предлагается метод самоорганизации топологии нейронной сети, которая автоматически эволюционирует в процессе решения задачи.

Процесс самоорганизации топологии нейронной сети будем увязывать с главным показателем настройки сети – интегрированной ошибкой её обучения. Потребуем, чтобы в процессе самоорганизации топологии нейронной сети интегрированная ошибка обучения в процессе решения конкретной задачи не увеличивалась в дискретные моменты времени, когда принимается решение усложнить топологию. Это позволит учитывать предыдущий опыт настройки нейронной сети, сохраняя её предыдущую структуру и настроенные коэффициенты в ней, для будущего этапа настройки с измененной структурой.

Таким образом, для организации процесса эволюции топологии нейронной сети необходимо решить следующие задачи:

1. Создать типовые фрагменты нейронной сети, не увеличивающие интегрированную ошибку её обучения при соединении их с первоначальной структурой.
2. Определить правила самоорганизации нейронной сети (т.е. точки подключения типовых фрагментов к исходной структуре сети) в процессе решения конкретной задачи.
3. Определить дискретные моменты времени, когда необходимо усложнять топологию сети.

Рассмотрим каждую из этих задач подробнее:

Создание интеллектуальной системы диагностики показания к операции по поводу синдрома кишечной непроходимости. Кишечная непроходимость – одно из наиболее часто встречаемых заболеваний. Данное заболевание требует немедленного оперативного вмешательства в случае подтверждения диагноза. Кишечная непроходимость диагностируется на малом временном интервале (обычно не более 3-х суток). В течение указанного времени производится динамическое наблюдение за пациентом для уточнения диагноза.

Для реализации интеллектуального модуля программы была создана нейронная сеть, топология которой эволюционировала с 1 слоя (1 нейрон) до 3 слоёв (5 нейронов во входном слое, 3 нейрона в скрытом слое и 1 нейрон в выходном слое). Для синтеза нейронной сети был использован предложенный в диссертации метод самоорганизации нейронных сетей.

Для реализации приложения была выбрана ОС Android. Разработка приложения включала реализацию следующих этапов:

- ввод данных о пациенте;
- хранение данных о пациенте;
- определение вероятности показания к операции;
- определение времени следующего осмотра;
- графическое представление динамики состояния пациента;
- прогноз состояния пациента по накопленным наблюдениям.

На рисунках 13, 14, 15, 16 представлены копии экранов разработанного приложения Dileus.



Рис. 13. Dileus.  
Главное меню

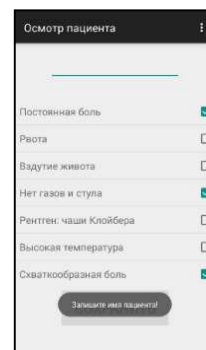


Рис. 14. Dileus.  
Осмотр пациента

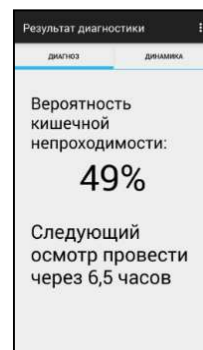


Рис. 15. Dileus.  
Результат  
диагностики

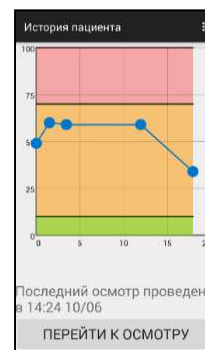


Рис. 16. Dileus.  
Просмотр истории  
пациента

$f$  – гиперболический тангенс. Начальные значения для данного нейрона заданы в виде:  $b_1^1 = [0.63]$ ,  $w_1^1 = [-0.43 \ -0.73 \ 0.09 \ -0.88 \ -0.93 \ -0.43 \ 0.24 \ 0.35 \ 0.26 \ 0.75 \ -0.50 \ -0.59 \ -0.07 \ 0.49]$ . При достижении порога  $\bar{E} = 0.01$ , либо достижении максимальной сложности топологии сеть будет считаться обученной.

Таблица 7 – Конфигурационная таблица для задачи по интубации

Первоначальная конфигурация топологии сети	1	0	0
Максимальная конфигурация топологии сети	28	14	1
Этап 1	1	0	0
Этап 2	1	0	0
...	...		
Этап 38	0	1	0
Этап 39	1	0	0

На шестой эпохе обучение сети, так как интегрированная ошибка сети на валидационной группе увеличивалась с 3 по 14-ую эпоху. Сеть считалась необученной, так как интегрированная ошибка нейронной сети  $E$  уменьшилась с величины  $E_{19} = 0.0462$  до  $E_{20} = 0.0457$ , не достигнув заданного порога  $\bar{E}$ .

Дальнейшее развитие сети, достигнув максимальной сложности топологии, оказалось безуспешным и обучение сети было завершено.

Эффективность работы обученной нейронной сети на исходной выборке составила 94.2%, что является приемлемым результатом.

Получены акты практического внедрения данной системы и авторские свидетельства, зарегистрированные в Государственной службе интеллектуальной собственности и инноваций при правительстве Кыргызской Республики.

На рис. 9, 10, 11, 12 представлен пользовательский интерфейс разработанного приложения Intubation.



Рис. 9. Intubation. Главное меню



Рис. 10. Intubation. Осмотр пациента

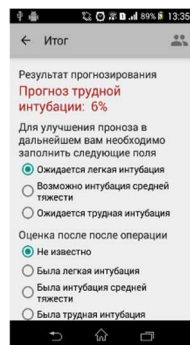


Рис. 11. Intubation. Результат диагностики

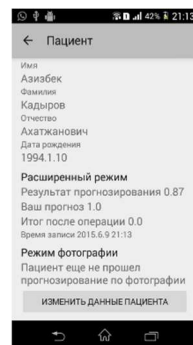


Рис. 12. Intubation. Просмотр данных пациента

**1. Разработка типовых фрагментов нейронной сети.** Предложим структуру типовых фрагментов сети, которые не будут влиять на интегрированную ошибку её обучения при соединении этих фрагментов с первоначальной структурой нейронной сети.

Для самоорганизации топологии нейронной сети будем использовать следующие манипуляции с предлагаемыми типовыми фрагментами сети:

- добавление нейрона параллельно в заданный слой;
- формирование нового слоя сети.

При этом, добавление нейрона параллельно в заданный слой и формирование нового слоя сети не должно приводить к изменению интегрированной ошибки обучения сети. На рисунках 1 и 2 приведены предлагаемые типовые фрагменты сети, обладающие заданными свойствами.

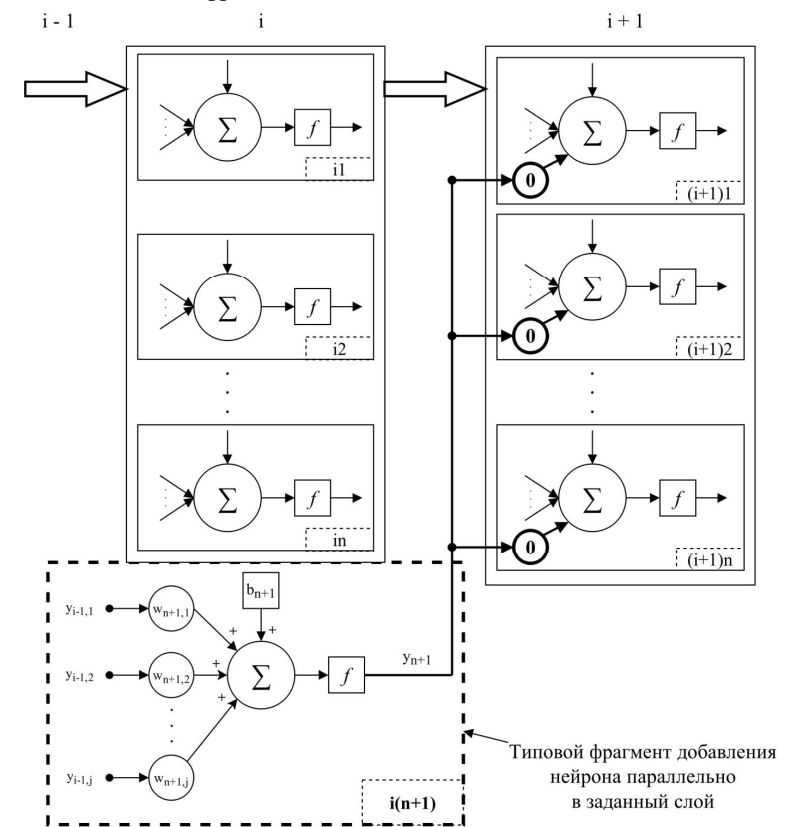


Рис. 1. Схема добавления нового нейрона параллельно в  $i$  слой

Как видно из рисунков, в первом случае (рис. ) передаточная функция типового фрагмента сети равна нулю, а во втором случае (рис. ) равна единице. При этом

функция активации  $\hat{f}(i+1)$  слоя (рис. ) должна иметь вид линейной функции с насыщением. Как видно из структуры предложенных фрагментов (рис. , ), будучи включёнными в сеть, предложенные типовые фрагменты, не изменят общую передаточную функцию сети до их настройки в следующей фазе обучения.

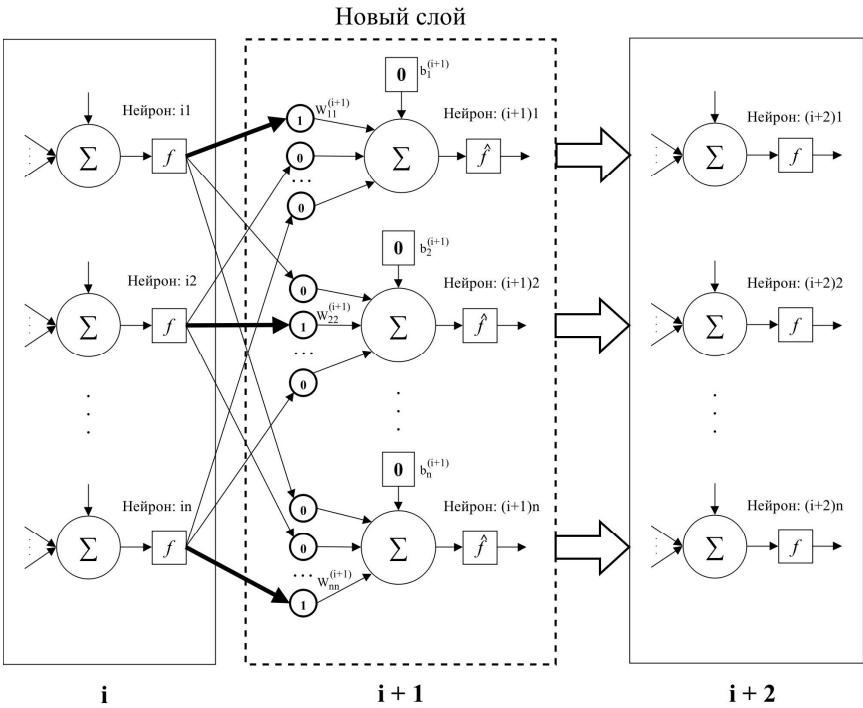


Рис. 2. Схема добавления нового (i + 1)-слоя

**2. Определение правил самоорганизации нейронной сети.** Для описания правил самоорганизации моделируемых нейронных сетей будем использовать конфигурационную таблицу, в которой будут указаны:

- строка 1 - первоначальная конфигурация топологии нейронной сети;
- строка 2 - максимальная конфигурация топологии нейронной сети;
- строка 3 и последующие - стратегия роста, описываемая числами от 0 до 1.

При добавлении нового нейрона проверяется, если текущий слой является выходным, и максимальное количество слоёв не достигнуто, то добавляется новый слой в соответствии с рис. и количеством нейронов равному количеству нейронов в выходном слое. После этого нейрон добавляется в текущий слой в соответствии с рис. .

В четвертой главе «Использование метода самоорганизации нейронной сети в задачах медицинской диагностики» выделены основные этапы проектирования компьютерной системы для диагностики трудности проведения процесса интубации трахеи и компьютерной системы для диагностики показания к операции по поводу синдрома кишечной непроходимости. Представлены структуры разработанных программ. В основе разработанных компьютерных систем заложены нейросетевые модели, использующие предложенный и описанный в диссертации метод.

Интубация трахеи является потенциально инвазивной процедурой, которая требует большого клинического опыта. Если интубация трахеи выполняется ненадлежащим образом (например, при ошибочной интубации пищевода), то связанные с ней осложнения могут быстро привести к смерти пациента. Однако, интубация трахеи зарекомендовала себя как наиболее эффективный способ обеспечения проходимости дыхательных путей по сравнению с другими методами механической вентиляции легких.

Определение уровня сложности проведения процедуры интубации трахеи и будет задачей работы нейронной сети: определение принадлежности пациента к одному из двух классов 0 – «интубация без осложнений», 1 – «сложная интубация». Для построения эффективного нейросетевого классификатора необходимо выявить, как параметры исходных данных влияют на принятие решения о том, к какому классу принадлежит пациент.

Для обучения классификатора были использованы данные, полученные в Чуйской областной больнице (г. Бишкек, Кыргызстан) при подготовке и проведении полостных операций.

В табл. 6 представлена структура базы, содержащая записи о 274 пациентов этого медицинского учреждения.

Таблица 6 – Структура базы данных пациентов

№	Параметр	Ед. измерения	Пациент 1	...	Пациент 274
1	Индекс массы тела	кг/м <sup>2</sup>	22.23	...	41.92
2	Класс Маллампасти	число	2		3
3	Расстояние подбородок-грудина	мм	19		15
4	Разгибание шеи	число	0		1
5	Микрогнатия / Ретрогнатия	см	0		0
6	Заключение эксперта	см	0		1

**Создание модели нейронной сети.** Синтез нейросетевого классификатора был осуществлён с использованием метода формирования топологии самоорганизующейся нейронной сети. Конфигурационная таблица представлена в табл. 7.

**Синтез самоорганизующейся нейронной сети.** Начальная топология нейронной сети состоит из одного нейрона с функцией активации



В каждом рассмотренном случае, добавление нейронов приводит к разному количеству моментов эволюции сети, достигая решения задачи за различное количество эпох обучения нейронной сети.

Как видно из рис. 7 и 8, решить поставленную задачу возможно любой из предложенных стратегий.

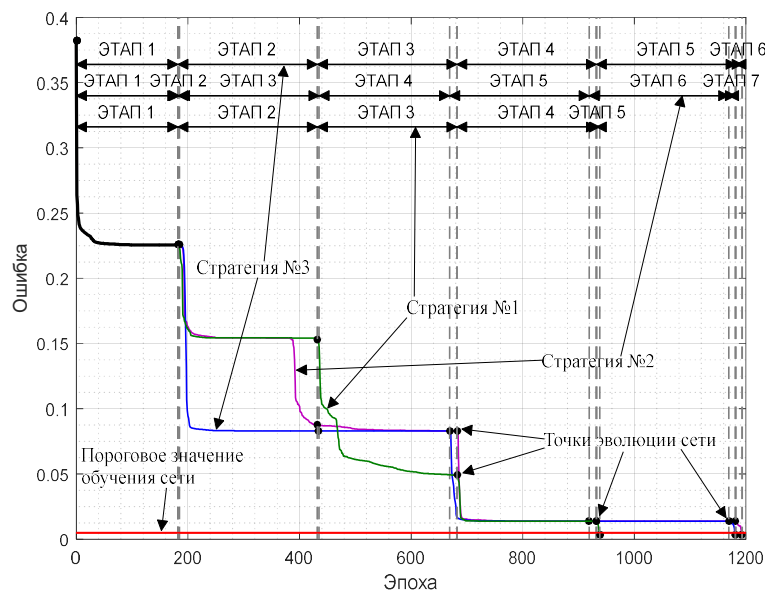


Рис. 7. Процесс решения задачи различными случайными стратегиями

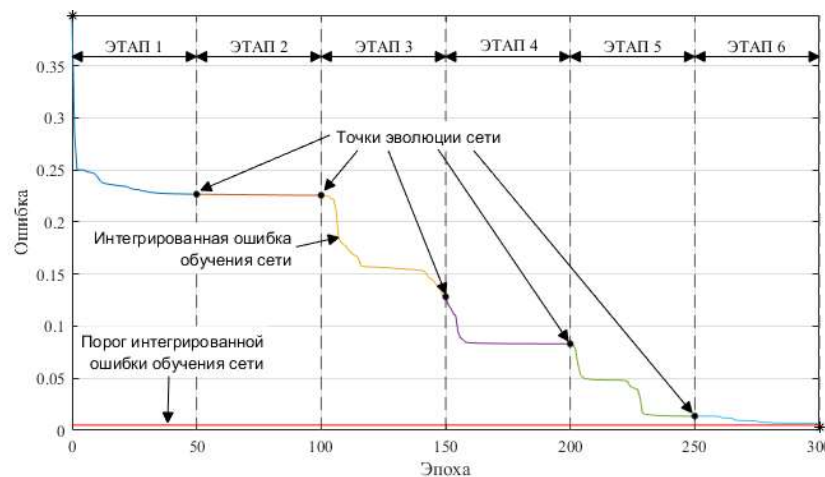


Рис. 8. Процесс решения задачи смешанной стратегией

На каждой эпохе, перед добавлением нейрона проверяется, если в предшествующий слой ещё не было добавлено ни одного нейрона, то в предшествующий слой добавляются нейроны в соответствии с рис. .

Общая схема конфигурационной таблицы представлена табл. 1.

Таблица 1 – Схема конфигурационной таблицы правил роста ИНС

Первоначальная конфигурация	$t_{start}^1$	$t_{start}^2$	...	$t_{start}^n$
Максимальная конфигурация	$t_{max}^1$	$t_{max}^2$		$t_{max}^n$
Этап 2	$p_2^1$	$p_2^2$		$p_2^n$
Этап 3	$p_3^1$	$p_3^2$		$p_3^n$
...			...	
Этап m	$p_m^1$	$p_m^2$	...	$p_m^n$

Для табл. 1:  $t_{start}$  – начальная топология сети, верхний индекс указывает номер слоя;  $t_{max}$  – максимально возможная топология сети, верхний индекс указывает номер слоя;  $n$  – количество слоёв в нейронной сети;  $m$  – количество описываемых этапов;  $p^n = 0$ ;  $p_j^i$  – вероятность добавления нейрона в слой;  $i$  – номер слоя;  $j$  – номер этапа;  $i = \overline{1, (n-1)}$ ;  $j = \overline{1, m}$ .

Для каждой строки описываемой стратегии роста сумма цифр должна равняться 1.

Допускается ситуация, что стратегия роста нейронной сети будет указана не полностью и при достижении конца таблицы максимальная конфигурация нейронной сети не будет достигнута. В данном случае нейроны будут добавляться в слои с равноценной вероятностью до тех пор, пока не будет достигнута указанная максимальная конфигурация топологии сети. При этом, на каждом этапе вероятность добавления нейрона в слой может быть изменена до 0%, если количество нейронов в данном слое достигло указанного максимального значения.

3. Алгоритмы выбора временных точек самоорганизации сети. Этот этап предлагаемого метода является наиболее неформальным и может быть выполнен различными способами. Некоторые из возможных способов усложнения топологии нейронной сети приведены ниже.

*Способ №1: контроль интегрированной ошибки сети.* Предлагаемый алгоритм самоорганизации для нейронной сети:

- *Первый шаг.* Построение начинается с указанной конфигурации сети. Для неё устанавливаются значения начальных параметров входных коэффициентов  $w$  и коэффициентов смещения  $b$ .
- *На каждом последующем шаге.* Если интегрированная ошибка  $E_n$  после  $n$  эпох обучения превышает пороговое значение, то, следуя заданным правилам роста нейронной сети добавляется новый нейрон (рис. ) или слой (рис. . 2) и процесс обучения повторяется, в ином случае процесс обучения завершается.

Эти шаги выполняются циклически до тех пор, пока интегрированная ошибка обучения нейронной сети не будет меньше пороговой величины, при которой сеть считается обученной. Процедуру эволюции сети можно ограничить заданной максимальной сложностью сети.

*Способ №2: контроль по валидационной группе.* Предыдущий метод определения дискретных моментов времени эволюции сети можно улучшить с помощью ранней остановки обучения нейронной сети, что, в большинстве случаев, позволит устранить эффект переобучения. Для этого разделим исходные данные для обучения на три группы: обучающую, валидационную и тестирующую. Первая группа данных будет использована для настройки весов и смещений нейронной сети, вторая - для расчёта интегрированной ошибки обучения сети. Наконец, третья группа необходима для контроля качества прогноза обученной модели и не используется при обучении нейронной сети.

Предлагается следующий алгоритм самоорганизации нейронной сети:

- *Первый шаг.* Построение топологии начинается с создания указанной первоначальной конфигурации сети. Для нейронов устанавливаются значения начальных параметров входных коэффициентов  $w$  и коэффициентов смещения  $b$ .
- *На каждом последующем шаге.* В дополнение к контролю интегрированной ошибки  $E_n$  (см. способ №1), процесс обучения будет завершён, если интегрированная ошибка сети при обучении на валидационной группе данных  $E_n^{val}$  будет увеличиваться по отношению к  $E_n$  в течении 6 эпох.

В третьей главе «Различные стратегии пошагового изменения топологии нейронных сетей в предложенном методе самоорганизации» рассматривается разработка детерминированной, стохастической и смешанной стратегии последовательного роста нейронной сети, позволяющие автоматизировать синтез финальной топологии сети.

Детерминированная стратегия роста нейронной сети, позволяет полностью определять процесс изменения ее топологии в соответствии с конфигурационной таблицей. Данная стратегия характеризуется тем, что этапы эволюции сети в конфигурационной таблице задаются либо 0, либо 1. Таким образом, на каждом шаге добавление нейрона задаётся однозначно в указанный слой.

Случайная стратегия самоорганизации нейронной сети происходит в полностью автоматическом режиме и в конфигурационной таблице требуется задать только начальную и максимально возможную топологии сети. Случайная стратегия позволяет пошагово случайным образом определять слой, в который будет добавлен новый нейрон.

Смешанная стратегия автоматизированной эволюции нейронной сети является симбиозом сильных сторон вышеописанных стратегий. В конфигурационной таблице описание этапов эволюции происходит с помощью чисел от 0 до 1. Данные числа соответствуют вероятности добавления нейрона в слой.

*Случайная стратегия №3.*

Исходя из поставленных условий, первоначальная конфигурация сети соответствовала рис. 5. Для решения задачи потребовалось 6 этапов. В табл. 4 отображена матрица добавления нейронов для моделирования №3.

Таблица 3 – Матрица добавления нейронов (моделирование №2)

Этапы эволюции сети	Слой 1	Слой 2	Слой 3
1	1	1	1
2	1	0	0
3	0	1	0
4	0	1	0
5	1	0	0
6	0	1	0
7	1	0	0

Иллюстрация процесса решения задачи случайными стратегиями №1, №2 и №3 приведена на рис. 7.

Таблица 4 – Матрица добавления нейронов (моделирование №3)

Этапы эволюции сети	Слой 1	Слой 2	Слой 3
1	1	1	1
2	0	1	0
3	0	1	0
4	1	0	0
5	0	1	0
6	1	0	0

Часть конфигурационной таблицы для смешанной стратегии представлена в табл. 5. Порог интегрированной ошибки сети задан  $E = 0.005$ .

Обучение завершилось на 300-ой эпохе, а интегрированная ошибка обучения сети составила  $E_{300} = 0.0029$ . Финальная топология сети выглядит следующим образом: входной слой, состоящий из 8-и нейронов; один скрытый слой, состоящий из 8-и нейронов; выходной слой, содержащий 1 нейрон. Динамика изменения ошибки обучения нейронной сети показана на рис. 8.

Таблица 5 – Конфигурационная таблица для смешанной стратегии

Первоначальная конфигурация топологии сети	1	1	1
Максимальная конфигурация топологии сети	16	16	1
Этап 1	0.40	0.60	0
Этап 2	0.20	0.80	0
...	...		
Этап 29	0.99	0.01	0
Этап 30	0.11	0.89	0

Приведённый пример моделирования настройки сети демонстрирует все заявленные выше качества предлагаемого метода:

- самоорганизация системы до состояния решения задачи (рис. 6);
- уменьшение интегрированной ошибки обучения сети в процессе её эволюции (рис. 6);
- использование «накопленного» опыта предыдущего этапа обучения для следующего этапа (рис. 6).

Рассмотрим альтернативные стратегии случайного добавления нейронов с заданной начальной точки, которые приводили к решению задачи с другими моментами эволюции сети.

#### *Случайная стратегия №2.*

Начальная конфигурация сети изображена на рис. 5. Закончив первый этап, алгоритм принял решение добавить нейрон в первый слой.

Завершив второй этап, интегрированная ошибка обучения сети составила  $E_{185} = 0.226$ , что не удовлетворяет пороговому значению.

Значение интегрированной ошибки обучения сети на третьем и четвёртом этапах эволюции сети составили: для третьего этапа  $E_{435} = 0.083$ ; для четвёртого  $E_{669} = 0.083$ .

Пятый и шестой этап были завершены на 250-ой эпохе каждый, и не достигли порогового значения интегрированной ошибки обучения сети:  $E_{919} = 0.014$ ,  $E_{1169} = 0.014$ .

Седьмой этап обучения сети достиг заданного качества интегрированной ошибки обучения на 12-ой эпохе.

Матрица добавления нейронов для моделирования №2, отображена в табл. 3.

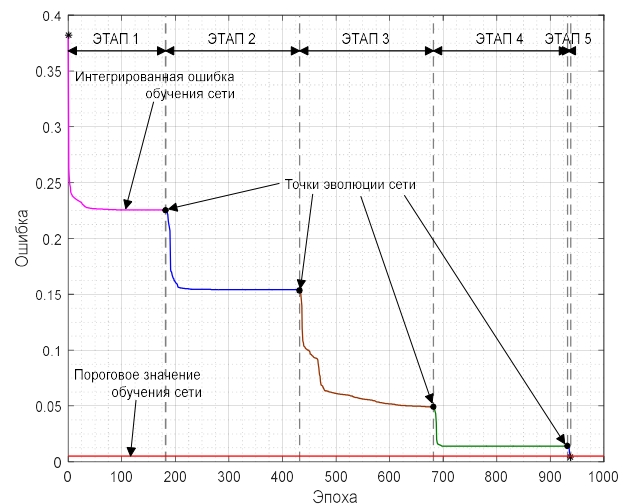


Рис. 6. Динамика изменения интегрированной ошибки обучения сети

Для демонстрации эффективности предложенных стратегий самоорганизации нейронной сети, рассмотрим задачу обучения сети для функции XOR (логического исключаящего «ИЛИ») на три входа для детерминированной стратегии, и на семь входов для случайной и смешанной стратегий.

#### Моделирование детерминированной стратегии развития топологии нейронной сети.

Начальная конфигурация нейронной сети состоит из одного нейрона с функцией активации  $f$  – гиперболический тангенс. Начальные значения настраиваемых параметров для данного нейрона были заданы в виде:  $b^1 = [0.39]$ ,  $w^1 = [3.73, -4.17, -0.35]$ . Сеть будет считаться обученной при достижении значения интегрированной ошибки сети следующего порога  $\bar{E} = 0.025$ .

Первый этап обучения сети методом обратного распространения ошибки, был прерван на одиннадцатой эпохе, когда градиент достиг заданного порогового значения. Сеть считалась не обученной, так как значение интегрированной ошибки сети  $E$  уменьшилось с величины  $E_0 = 0.39$  до величины  $E_{11} = 0.25$ , не достигнув заданного порога  $\bar{E}$ .

Далее, в соответствии с предлагаемой процедурой, на втором этапе (рис. ) в сеть автоматически были введены два нейрона – один параллельно первому нейрону, второй в новый слой сети с функцией активации  $\hat{f}$  – линейная с насыщением со следующими начальными коэффициентами:  $b^1 = [-7.78; -0.4]$ ,  $w^1 = [15.56, -15.56, -15.57; 0.38, -0.57, -0.64]$ ;  $b^2 = [0]$ ,  $w^2 = [1, 0]$ .

Второй этап обучения сети был завершён после того как значение интегрированной ошибки сети уменьшилось с величины  $E_{11} = 0.25$  до величины  $E_{13} = 0.02$ , что является ниже порогового уровня  $\bar{E}$ .

Таким образом, приведённый пример моделирования настройки сети демонстрирует все заявленные выше качества предлагаемого метода:

- самоорганизация системы до состояния решения задачи (рис. 3, 4);
- уменьшение интегрированной ошибки обучения сети в процессе её эволюции (рис. 4);
- использование «накопленного» опыта предыдущего этапа обучения для следующего этапа (рис. 4).

#### Моделирование случайной стратегии роста топологии нейронной сети

Сформируем три случайные стратегии формирования нейросетевой модели XOR и покажем эволюцию изменения топологии сети в каждом случае до момента решения задачи.

#### *Случайная стратегия №1.*

Начальная конфигурация нейронной сети, в соответствии с предложенным алгоритмом и конфигурационной таблицей (табл. 2), состоит из трёх слоёв, каждый из которых состоит из одного нейрона (рис. 5) с функцией активации  $f$  – гиперболический тангенс. Начальные значения настраиваемых для нейронов

данной топологии были заданы в виде:  $b^1 = [0.2]$ ,  $w^1 = [-1.6, -1.8, 3.3, 0.9, 0.1, 1.9, -3.1]$ ,  $b^2 = [-2.8]$ ,  $w^2 = [5.6]$ ,  $b^3 = [-2.8]$ ,  $w^3 = [5.7]$ . По условию задачи выход нейронной сети  $y$  имеет один сигнал. Сеть будет считаться обученной при достижении значения интегрированной ошибки сети следующего порога  $\bar{E} = 0.005$ . При этом, точка эволюции сети будет определяться завершением максимального количества эпох обучения равное 250, либо достижением градиента обучения сети меньше порога установленного в значение 0.0002, либо при достижении максимальной топологии – во входном слое 32 нейрона, в скрытом слое 32 нейрона, в выходном слое 1 нейрон.

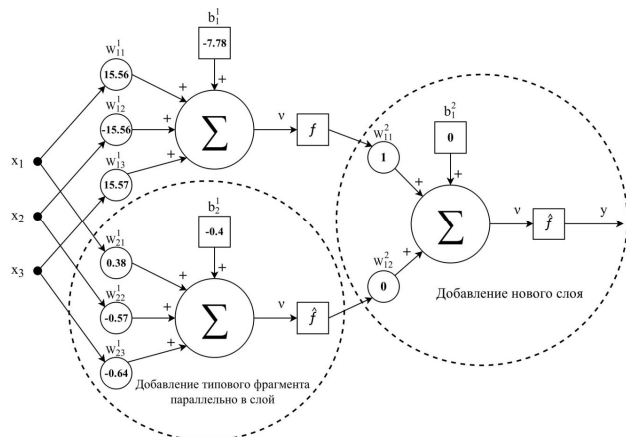


Рис. 3. Конфигурация второго этапа эволюции сети детерминированной стратегией

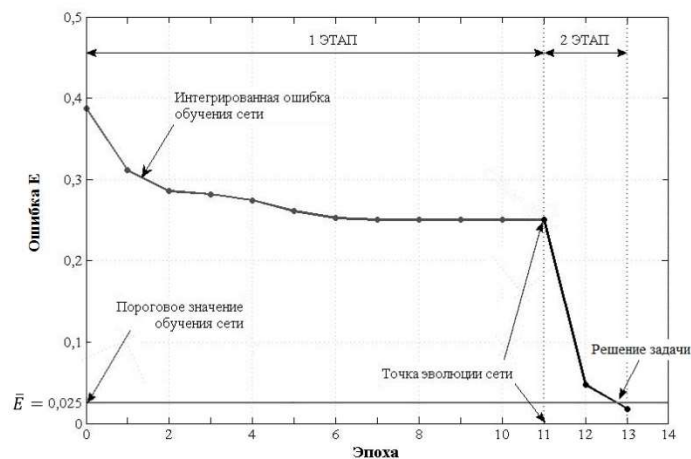


Рис. 4. Динамика изменения интегрированной ошибки обучения сети детерминированной стратегией

Таблица 2 – Конфигурационная таблица правил роста нейронной сети (моделирование №1, №2, №3)

Первоначальная конфигурация топологии сети	1	1	1
Максимальная конфигурация топологии сети	32	32	1
Признак использования случайной стратегии	0	0	0

Первый этап обучения сети методом «обратного распространения ошибки», был прерван на 182-ой эпохе, когда градиент достиг заданного порогового значения. Сеть считалась не обученной, так как значение интегрированной ошибки сети  $E$  уменьшилось с величины  $E_0 = 0.38$  до величины  $E_{182} = 0.23$ , не достигнув заданного порога  $\bar{E}$ .

В соответствии с предлагаемой процедурой, на втором этапе в сеть случайным образом был добавлен нейрон во второй слой сети.

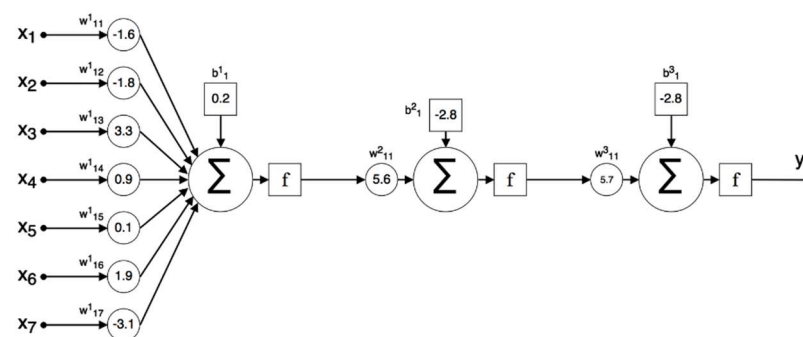


Рис. 5. Конфигурация начального этапа эволюции сети

Второй этап обучения сети был завершён на 250-ой эпохе, достигнув порогового значения. Значение интегрированной ошибки сети уменьшилось с величины  $E_{182} = 0.23$  до величины  $E_{432} = 0.15$ , что является выше порогового уровня  $\bar{E}$ .

Обучение сети на третьем этапе было остановлено по достижению 250-ой эпохи. Интегрированная ошибка сети имела значение  $E_{682} = 0.04$ , что не удовлетворяет заданному условию.

Однако, по завершению 250 эпох, интегрированная ошибка сети имела неудовлетворяющее требованиям значение  $E_{932} = 0.013$ .

На следующем, пятом, этапе обучения сети нейрон был добавлен в первый слой. Пятый этап обучения сети состоял из шести эпох, а интегрированная ошибка обучения сети достигла заданного порогового значения и составила  $E_{938} = 0.004$ .

На рис. Рис. 6 приведена кривая изменения интегрированной ошибки обучения сети в процессе её эволюции.