

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ РЕЗУЛЬТАТОВ ОБУЧЕНИЯ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ЗАДАЧАХ ОБРАБОТКИ СИГНАЛОВ НА ОСНОВЕ ЭВОЛЮЦИОННОГО АЛГОРИТМА С ПРИМЕНЕНИЕМ И БЕЗ ПРИМЕНЕНИЯ «ИЗОЛЯЦИИ»

Туровский Я.А., к.м.н., доцент Воронежского государственного университета, e-mail: yaroslav_turovsk@mail.ru; Адаменко А.А., аспирант Воронежского государственного университета инженерных технологий, e-mail: adamenko.artem@gmail.com.

COMPARATIVE ANALYSIS OF THE RESULTS TRAINING OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS IN PROBLEMS OF PROCESSING SIGNALS BASED ON EVOLUTIONARY ALGORITHM WITH AND USING «ISOLATION»

Turovsky Y.A., Adamenko A.A.

A series of computational experiments was conducted, based on the training of artificial neural networks (ANN) using an evolutionary algorithm. In the first group of these experiments, a simple evolutionary learning algorithm for ANN was used, in the second and third groups, the ANN «isolation» mechanism consisting in crossing the parent ANN and the emergence of a daughter ANN inside one «isolate» – a spatially limited region of ANN weights. It is shown that ANNs trained with the use of the «isolation» mechanism in most cases show better signal classification results than using a simple version of the evolutionary learning algorithm.

Key words: neurochip, evolutionary algorithm, isolation, isolate, artificial neural network.

Ключевые слова: нейрочип, эволюционный алгоритм, изоляция, изолят, искусственные нейронные сети.

Введение

Успехи в анализе сигналов головного мозга, обучении пациентов произвольному управлению этими сигналами и современные вычислительные возможности позволили людям с тяжелыми нарушениями моторно-двигательных функций использовать данную технологию для взаимодействия с объектами их окружающей среды, минуя участки нарушений нервно-мышечной системы [1, 2]. Одной из самых популярных технологий получения данных активности мозга является электроэнцефалография (ЭЭГ). Технологии неинвазивного ЭЭГ взаимодействия «мозг-компьютер» могут использоваться для управления компьютерным курсором или протезом конечностей, для обработки текстов и доступа в Интернет, а также для других функций. Технологии «мозг-компьютер» могут также помочь восстановить моторно-двигательные функции людям после инсульта или других нарушений головного мозга, помогая направлять активность мозга посредством использования сигналов головного мозга ЭЭГ, чтобы показать пациенту текущее состояние мозговой активности [3].

Несмотря на достигнутые результаты с использованием ЭЭГ и ее популярность, точность этого метода является недостаточной для большинства реабилитационных задач в рамках концепции интерфейса мозг-компьютер. Одним из альтернативных направлений в этой области является вживление электродов непосредственно в мозг человека[4]. Преимущество данного

Проведена серия вычислительных экспериментов, в основу которой положено обучение искусственных нейронных сетей (ИНС) с применением эволюционного алгоритма. В первой группе этих экспериментов использовался простой эволюционный алгоритм обучения ИНС, во второй и третьей группах – механизм «изоляции» ИНС, заключающийся в скрещивании родительских ИНС и появлении дочерней ИНС внутри одного «изолята» – пространственно ограниченной области весовых коэффициентов ИНС. Показано, что ИНС, обученные с использованием механизма «изоляции», в большинстве случаев показывают лучшие результаты классификации сигналов, чем при использовании простого варианта эволюционного алгоритма обучения.

подхода заключается не только в получении сигналов непосредственно с мозга, минуя его оболочки, но и передача сигналов непосредственно в мозг, что является одним из ключевых элементов в технологии нейропротезирования, когда поврежденные участки мозга заменяются внешними устройствами, для взаимодействия с внешней средой.

Помимо подходов в рамках парадигмы интерфейса «мозг-компьютер» в настоящее время является актуальным создание методов восстановления поврежденной по той или иной причине нервной ткани. Ряд методов восстановления функций мозга основан на внедрении в нервную ткань устройства входа/выхода так называемого нейрочипа (НЧ) – специального устройства, подключаемого непосредственно к нервной ткани и обеспечивающего регистрацию активности клеток этой ткани. НЧ осуществляет обработку поступающих из ткани сигналов и передает их в компьютер для формирования команд на изменение активности нервных клеток, чтобы скорректировать изменения в функционировании этих кле-

ток, связанные с утратой части их функций [5–10]. После интеграции НЧ в нервную ткань требуется провести его обучение, т.е. осуществить подстройку под ту микрообласть нервной ткани, в которую он был вживлен. Один из вариантов обучения НЧ основывается на использовании искусственных нейронных сетей (ИНС). При этом реализованная тем или иным способом архитектура НЧ должна будет обеспечивать решение тех задач, которые выполнял поврежденный участок мозга.

В рамках моделирования обучения НЧ, внедренного в нервную ткань с целью восстановления ее функций, был использован разработанный программный пакет *ANNBuilder* [11–13]. В основу алгоритма моделирования обучения НЧ был положен эволюционный алгоритм, заключающийся в том, что ИНС «скрещиваются» между собой, порождая популяции ИНС, которые в свою очередь проходят этап отбора, оставляя для скрещивания в следующей популяции ИНС с лучшим показателем функции ошибки. В большинстве случаев такой алгоритм является наиболее подходящим, его удобно применять в тех ситуациях, когда в силу особенностей работы НЧ неизвестны для него входные и выходные сигналы, генерируемые нервной тканью, что связано с недостаточной изученностью особенностей функционирования микросистем клеток мозга человека. Одним из возможных недостатков его работы может быть то, что значения функции ошибки в большинстве случаев оказываются расположенными в локальном минимуме функции ошибки ИНС. Поэтому представляется актуальным разработать подходы, позволяющие устранить вышеописанный недостаток. Проведенные вычислительные эксперименты доказали способность разработанного программного пакета *ANNBuilder* осуществить необходимое моделирование обучения НЧ [14]. В целях усовершенствования поиска локального минимума функции ошибки эволюционного алгоритма обучения НЧ в работе [15] было использовано понятие «изолята», представлены и обоснованы теоретические аспекты «изоляции». В основу понятия «изолят» положен эффект биологической или социальной изоляции, заключающийся в том, что объекты скрещиваются только внутри изолированной географической или социальной группы. «Изолятом» будем называть множество дочерних ИНС одного поколения, имеющих одну и ту же родительскую ИНС и скрещивающихся только между собой. При создании дочерних ИНС от родительской происходит клонирование последней и изменение значений ВК у дочерней ИНС в пределах заданного диапазона уже имеющихся значений этих же весовых коэффициентов (ВК), хранящихся в векторе ВК родительской ИНС на момент клонирования. В итоге, в n -мерном пространстве ВК в окрестности функции ошибки родительской ИНС формируется пул дочерних ИНС, а, исходя из того, что значение функции ошибки родительской ИНС находится вблизи минимума функции ошибки, наличие дочерних ИНС позволяет определить направление в этом пространстве, в котором нужно производить изменения ВК для достижения этого минимума.

Целью данной работы является апробация алгоритма «изоляции» ИНС для задач классификации сигналов

с использованием эволюционного алгоритма на основе сравнения результатов различных вариантов обучения ИНС.

Апробация использования «изолятов» в вычислительных экспериментах по моделированию классификации сигналов ИНС с эволюционным алгоритмом

В настоящей работе были проведены вычислительные эксперименты для различных вариантов обучения ИНС в задачах классификации сигналов.

Применяемые варианты обучения ИНС включали в себя моделирование обучения НЧ на основе: 1) эволюционного алгоритма без применения «изолятов»; 2) эволюционного алгоритма с использованием «изолятов»; 3) эволюционного алгоритма с использованием «изолятов» при расширенном диапазоне «изоляции».

Для экспериментов с применением «изолятов» были использованы следующие параметры «изоляции»: порог изменения средней ошибки валидации эволюционного алгоритма для запуска «изоляции» – 0,25 %; количество лучших ИНС для создания «изолятов» – 10; количество ИНС в одном «изоляте» – 20 (+1 родительская ИНС); изменение ВК родительской ИНС при создании дочерних ИНС внутри «изолята» – на 10 %; количество поколений обучения «изолятов» – 100; количество скрещиваний в каждом поколении – 4; порог количества «неудачных» поколений для обновления «изолятов» – 20; допустимое количество обновлений «изолятов» – 5.

В экспериментах с расширенным диапазоном «изоляции» (третий вариант обучения ИНС) были изменены по сравнению со вторым вариантом параметры «изолятов»: увеличен с 10 % до 70 % разброс значений ВК при генерации дочерних ИНС от родительской; увеличено с 4 до 12 количество скрещиваний в каждом поколении; увеличен с 20 до 50 лимит количества «неудачных» поколений. Вышеуказанные параметры задаются с целью увеличения или уменьшения разброса ВК ИНС для достижения наилучших результатов классификации ИНС.

«Неудачным» будем называть такое поколение, при достижении которого «изолят» генерируется вновь, при этом за основу берется наилучшая из ИНС, полученных при работе текущего «изолята». Командой для запуска нового «изолята» является ситуация, когда средняя ошибка тестирования всей популяции ИНС не изменяется в заданном пользователем соотношении, относительно значения ошибки тестирования лучшей популяции ИНС.

С ростом диапазона «изоляции» ИНС увеличивается разброс значений функции ошибки, что позволит в большинстве случаев более точно определить локальный минимум функции ошибки и путем эволюции ИНС приблизиться к этому минимуму.

В данной работе было использовано 10 обучающих выборок (ОВ), по одной на каждый вычислительный эксперимент. Каждый вычислительный эксперимент содержит результаты классификации 10 различных топологий ИНС. Топологии ИНС внутри вычислительного эксперимента отличаются количеством нейронов в скрытом слое. Число входов и нейронов в выходном слое выби-

ралось в зависимости от количества элементов во входном векторе и количества классов соответственно. Число нейронов в скрытом слое выбиралось из следующего списка: 4, 8, 12, 16, 20, 24, 28, 32, 36, 40. Таким образом, было проведено 3 серии по 10 вычислительных экспериментов в каждой.

В табл. 1 приведены сведения об ОВ, используемых для обучения ИНС.

Таблица 1. Сведения об ОВ, используемых для обучения ИНС. В первой колонке – номер обучающей выборки

№	Кол-во элементов во входном векторе	Кол-во входных векторов	Кол-во классов
1	3	10000	4
2	4	10000	4
3	4	10000	4
4	4	10000	4
5	4	10000	4
6	3	10000	6
7	27	7783	2
8	9	10150	4
9	27	7784	2
10	27	14266	2

В основе эволюционного алгоритма лежит скрещивание весовых коэффициентов ИНС внутри популяции ИНС [16]. Количество поколений ИНС для скрещивания и количество скрещиваний в каждом поколении задаётся пользователем [11–13] на основе теоретических предпосылок. В нашем случае скрещивание было реализовано усреднением i -х весовых коэффициентов пар ИНС, выбранных алгоритмом ПО.

Были использованы следующие параметры эволюционного обучения ИНС для первой группы эксперимен-

тов без механизма «изоляции», которые применялись в рамках исследований данной статьи и при работе с программным пакетом *ANNBuilder*: параметр $\alpha = 1$ (он характеризует угол наклона сигмоидальной функции активации нейронов [17]); количество поколений ИНС – 200; количество скрещиваний в каждом поколении – 8; количество ИНС в каждом поколении – 100; уровень коэффициента вариации (КВ) для мутации – 0,8; количество лучших ИНС для мутации – 50 %; количество случайных ИНС из числа лучших ИНС для мутации – 30 %. В нашем случае мутация ИНС – изменение i -х весовых коэффициентов, для которых коэффициент вариации по всей популяции ниже, чем заданный пользователем в заданном диапазоне.

Таким образом, был расширен, по сравнению с существующим, диапазон «изолят» для проверки факта, улучшится или нет результат обучения ИНС при изменении параметров «изолят» и при расширении диапазона их ВК.

В табл. 2 приведены результаты обучения ИНС без «изолят», а также с «изолятами» и с расширенным по сравнению со второй группой экспериментов диапазоном «изоляции».

После проведения серии экспериментов по обучению ИНС были выполнены статистические тесты Уилкоксона для парных случаев [18] и непараметрические тесты *FreedmanANOVA* [19] для полученных результатов обучения. Уровень величины $p < 0,05$ [20, 21] показывает статистическую значимость различий показателей обучения эволюционного алгоритма без модификации, эволюционного алгоритма с «изолятами» и эволюционного алгоритма с «изолятами» с расширенным диапазоном «изоляции».

Таблица 2 – Результаты обучения ИНС без «изолят», с «изолятами» и с расширенным диапазоном «изоляции». Указаны медиана, максимальное и минимальное значения процентов ошибочных классификаций ИНС

Выборка 1				Выборка 2			
	Э %	И1 %	И2 %		Э %	И1 %	И2 %
Медиана (Мин; Макс.)	2,17 (0,64;5,19)	2,5812 (1,025;4,1375)	1,0312 (0,64;2,325)	Медиана (Мин; Макс.)	28,125 (4,11;34,88)	25 (2,6875;26,9125)	6,8375 (2,65;25)
Выборка 3				Выборка 4			
	Э %	И1 %	И2 %		Э %	И1 %	И2 %
Медиана (Мин; Макс.)	17,605 (0,64;21,6)	11,6875 (0,95;23,187)	1,3375 (0,275;2,287)	Медиана (Мин; Макс.)	6,57 (0;25)	6,8062 (0;25)	12,5875 (0;25)
Выборка 5				Выборка 6			
	Э %	И1 %	И2 %		Э %	И1 %	И2 %
Медиана (Мин; Макс.)	38,67 (10,19;40)	40 (10;40)	10 (9,3625;10)	Медиана (Мин; Макс.)	79,065 (20,86;79,1)	78,945 (20,88;79,1)	20,864 (20,88;20,88)
Выборка 7				Выборка 8			
	Э %	И1 %	И2 %		Э %	И1 %	И2 %
Медиана (Мин; Макс.)	5 (2,5;7,5)	5 (2,5;5)	3,125 (2;5)	Медиана (Мин; Макс.)	39,9 (35,05;51,86)	37,84 (35,06;44)	38,355 (35,59;45,23)
Выборка 9				Выборка 10			
	Э %	И1 %	И2 %		Э %	И1 %	И2 %
Медиана (Мин; Макс.)	27,005 (26,84;27)	26,775 (19,87;27)	26,73 (25,13;26,98)	Медиана (Мин; Макс.)	28,66 (28,52;28,67)	28,64 (28,11;28,66)	28,35 (23,54;28,53)

Обозначения: Э – обучение ИНС без «изоляции»;

И1 – обучение ИНС с применением «изоляции»;

И2 – обучение ИНС с применением «изоляции» и с расширенным диапазоном «изоляции»

В табл.3 представлены p -уровни сравнения всех результатов проведенного обучения и p -уровни при попарном сравнении результатов обучения в рамках одной выборки. Из табл. 3 видно, что в 7-и случаях из 10-и происходит статистически значимое уменьшение процента ошибочных классификаций ИНС и появляются статистически значимые улучшения классификации при расширении ВК при «изоляции». При расчетах учитывался эффект множественных сравнений.

Таким образом, эволюционный алгоритм с использованием «изолят» в задачах классификации сигналов, в ряде случаев показал результаты лучше, чем эволюционный алгоритм без «изоляции», что доказывает целесообразность его использования при обучении ИНС в рамках моделирования обучения НЧ.

Обученные ИНС с использованием эволюционного алгоритма совместно с механизмом «изоляции» доказывают возможность успешной классификации сигналов в тех ситуациях, когда в силу особенностей работы НЧ не известны для него входные и выходные сигналы, генерируемые нервной тканью, что связано с недостаточной изученностью особенностей функционирования микросистем клеток мозга человека.

Заключение

На основе теоретических предпосылок в области обучения искусственных нейронных сетей проведена серия вычислительных экспериментов, в основу которой было положено обучение трех групп ИНС с применением эволюционных алгоритмов для апробации возможности применения разработанного программного пакета *ANNBuilder* для моделирования обучения нейро-

чипа с целью восстановления поврежденной нервной ткани. Сущность моделирования НЧ заключается в классификации сигналов, полученных с головного мозга. Результаты статистических тестов показали, что при увеличении разброса значений ВК при генерации дочерних ИНС от родительской, при увеличении количества скрещиваний в каждом поколении и увеличении лимита количества «неудачных» поколений ВК ИНС при функционировании «изолята», в большинстве случаев можно достигнуть уменьшения количества ошибок классификации входных сигналов и приблизиться к глобальному минимуму функции ошибки ИНС, что сократит число ошибочных классификаций. Однако далеко не всегда удается добиться улучшения классификации входных сигналов после обучения ИНС. Таким образом, актуальным становится поиск закономерностей при обучении ИНС с использованием «изоляции» для определения случаев, когда при использовании эволюционного алгоритма будет улучшаться результат обучения ИНС для уменьшения ошибочных классификаций нейрочипа, а когда – не будет.

Применение усовершенствованного эволюционного алгоритма и механизма «изоляции» для НЧ позволяет увеличить точность его обучения, что приводит к уменьшению ошибок классификации сигналов НЧ и дает возможность осуществить переход к экспериментам на физических и биофизических моделях. Полученный результат сравнения обучения ИНС позволяет также рассматривать применение генетических алгоритмов с «изоляцией» в качестве одного из перспективных направлений использования информационных технологий для задач нейропротезирования.

Таблица 3. Результаты по тестам Уилкоксона и *Freedman*ANOVA обучения ИНС с использованием эволюции, обычного «изолята» и «изолята» с расширенным диапазоном «изоляции»

Выборка 1			Выборка 2		
$p = 0,05807$			$p = 0,00058$		
Э & И1	Э & И2	И1 & И2	Э & И1	Э & И2	И1 & И2
-	-	-	0,0076	0,0076	0,1386
Выборка 3			Выборка 4		
$p = 0,00335$			$p = 0,06758$		
Э & И1	Э & И2	И1 & И2	Э & И1	Э & И2	И1 & И2
0,0218	0,0069	0,0069	-	-	-
Выборка 5			Выборка 6		
$p = 0,00037$			$p = 0,00037$		
Э & И1	Э & И2	И1 & И2	Э & И1	Э & И2	И1 & И2
0,7531	0,0050	0,0076	0,0593	0,0050	0,0050
Выборка 7			Выборка 8		
$p = 0,04376$			$p = 0,40657$		
Э & И1	Э & И2	И1 & И2	Э & И1	Э & И2	И1 & И2
0,5001	0,0381	0,1614	-	-	-
Выборка 9			Выборка 10		
$p = 0,00269$			$p = 0,00011$		
Э & И1	Э & И2	И1 & И2	Э & И1	Э & И2	И1 & И2
0,0179	0,0050	0,3328	0,0050	0,0050	0,0218

Обозначения: Э – обучение ИНС без «изоляции»; И1 – обучение ИНС с применением «изоляции»;

И2 – обучение ИНС с применением «изоляции» и с расширенным диапазоном «изоляции».

При обучении ИНС для тестов использовались те же обучающие выборки, что и в табл.2

Литература

1. IEEE TRANSACTIONS ON NEURAL SYSTEMS AND REHABILITATION ENGINEERING, VOL. 14, NO. 2, JUNE 2006 187 The Neurochip BCI: Towards a Neural Prosthesis for Upper Limb Function Andrew Jackson, Chet T. Moritz, Jaideep Mavoori, Timothy H. Lucas, and Eberhard E. Fetz.

2. Brain-computer interface technology as a tool to augment plasticity and outcomes for neurological rehabilitation Authors Bruce H. Dobkin. 14 March 2007 olume 579, Issue 3March 2007Pages 637–642. The Journal of physiology.

3. Интерфейс мозг-компьютер как новая технология нейрореабилитации О.А. Мокиенко, Л.А. Черникова, А.А. Фролов Научный центр неврологии РАМН; Институт высшей нервной деятельности и нейрофизиологии РАН (Москва). Том 5. № 3 2011. Технологии

4. Michael E. Electrotherapy: shock value. / E. Michael // Nature – 2016 – Vol.538, S10–S12

5. Neurochip [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.sciencedaily.com/releases/2010/08/100810094619.htm>

6. Neurochip [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://lifesciences.ieee.org/publications/newsletter/august-2014/591-neurochip-platform-for-neuronal-injury-repair-and-regeneration>

7. Neurochip [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0064297>

8. <http://www.nature.com/news/2004/041011/full/news041011-9.html>

9. <https://wexnermedical.osu.edu/blog/new-tech-helps-paralyzed-man-move-hand-with-mind>

10. <http://www.nature.com/nature/journal/v471/n7340/full/471661a.html>

11. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2015619800 ANNBuilder 1.4.9 / Я.А. Туровский, С.Д. Кургалин, А.А. Адаменко. – Воронеж, 2015.

12. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2016614262 ANNBuilder 1.8.8 / Я.А. Туровский, С.Д. Кургалин, А.А. Адаменко. – Воронеж, 2015.

13. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2016619398 ANNBuilder 2.1.0 / Я.А. Туровский, С.Д. Кургалин, А.А. Адаменко. – Воронеж, 2016.

14. Кургалин С.Д. Теоретические аспекты оптимизации эволюционного обучения нейрочипов с использованием «изолятов» / С.Д. Кургалин, Я.А. Туровский, С.В. Борзунов, А.А. Адаменко // Информационные технологии. – 2016. – Т. 22, вып. 11. – С. 888 - 889.

15. Туровский Я.А. Сравнительный анализ программных пакетов для работы с искусственными нейронными сетями / Я.А. Туровский, С.Д. Кургалин, А.А. Адаменко // Вестник Воронежского государственного университета. Серия «Системный анализ и информационные технологии». – 2016. – Вып. 1. – С. 161-168.

16. Кургалин С.Д. Автоматизирование обучения нейрочипов / С.Д. Кургалин, Я.А. Туровский, С.В. Борзунов, А.А. Адаменко // Теоретические аспекты оптимизации эволюционного обучения нейрочипов с использованием «изолятов». // Информационные технологии. – 2016. – Т. 22, вып. 11, - С. 889 - 893.

17. Кургалин С.Д. Автоматизирование обучения нейрочипов / С.Д. Кургалин, Я.А. Туровский, С.В. Борзунов, А.А. Адаменко // Теоретические аспекты оптимизации эволюционного обучения нейрочипов с использованием «изолятов» // Информационные технологии. – 2016. – Т. 22, вып. 11. – С. 891 – 892.

18. Альфа [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.aiportal.ru/articles/neural-networks/activation-function.html>.

19. Freedman ANOVA [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.statisticssolutions.com/data-analysis-plan-friedman-anova/>

20. Лапач, С.Н. Статистика в науке и бизнесе / С.Н. Лапач, А.В. Чубенко, П.Н. Бабич. – Киев, Морион, 2002. – С. 164-166

21. Кобзарь, А.И. Прикладная математическая статистика. Справочник для инженеров и научных работников / А.И. Кобзарь. – М.:Физматлит, 2006. – С. 453-460.

22. Достигаемый уровень значимости [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=P-Value>

НОВЫЕ КНИГИ

Витязев В.В. Многоскоростная обработка сигналов

М.: Изд-во «Горячая линия-Телеком», 2017 г. – 336 с.: ил.

Рассмотрена эволюция теории и технологий многоскоростной обработки сигналов в период с начала 70-х гг. прошлого столетия до наших дней с позиции вклада, который внесли в их развитие работы российских ученых и специалистов в области цифровых информационных технологий реального времени. Описаны методы и алгоритмы многоступенчатой и многокаскадной реализаций цифровых узкополосных фильтров и банков цифровых фильтров на основе эффектов прореживания по времени (децимация во временной области) и по частоте (децимация в частотной области).

Приведена методика оптимизации параметров многоступенчатых и многокаскадных структур цифровых полосовых фильтров. Построение оптимальных структур и расчет параметров фильтров частотной селекции иллюстрируется многочисленными примерами.

Для специалистов, научных работников, преподавателей вузов, аспирантов; будет полезна студентам информационных и инфокоммуникационных направлений подготовки.

