

Эволюционный метод формирования общего решения в коллективах нейронных сетей

Аннотация. Коллектив нейронных сетей - подход, в основе которого лежит одновременное использование нескольких нейронных сетей для получения решения задачи. Для получения эффективного решения с помощью коллектива нейронных сетей важным является выбор способа формирования общего коллективного решения. Для решения этой задачи предлагается метод, основанный на использовании операторов разработанного гибридного метода генетического программирования.

Ключевые слова: коллектив нейронных сетей, эволюционные алгоритмы, генетическое программирование, моделирование.

Введение

Решение задач с помощью коллективов нейронных сетей - это подход, в основе которого лежит одновременное использование для решения задачи конечного числа предварительно обученных нейронных сетей. Этот подход впервые был предложен в работе [4], в которой было показано, что способность к обобщению системы на основе нейронных сетей может быть значительно повышена за счет их объединения в коллектив. С тех пор подход был значительно развит и успешно применен в различных сферах, таких как распознавание лиц, распознавание символов, предсказание землетрясений и т.п.

В общем случае решение задачи с помощью коллектива нейронных сетей предполагает формирование и обучение конечного множества нейронных сетей, претендующих на то, чтобы их решение было учтено в общем решении, а затем отыскание такого способа согласования индивидуальных решений, чтобы общее итоговое решение было наилучшим. Наиболее распространенными вариантами комбинирования решений отдельных нейронных сетей являются равноправное или неравноправное голосование

для задач классификации [4] и простое или взвешенное усреднение для задач регрессии [8]. Наиболее разработаны варианты с взвешенным усреднением или неравноправным голосованием. Например, в работе [6] для оценки весовых коэффициентов вклада отдельных нейронных сетей в общее решение используется оценка качества их индивидуальных решений. В работе [9] для определения весовых коэффициентов используется генетический алгоритм.

Предлагаемый в статье метод отличается от существующих методов формирования решения при использовании коллективов нейронных сетей. В основе метода лежит использование отдельных операторов гибридного генетического программирования [2,7] для автоматического получения формулы (программы), которая используется для расчета общего решения коллектива нейронных сетей на основе частных решений сетей, составляющих коллектив. В отличие от методов, использующих усреднение или голосование, данный метод позволяет формировать коллективное решение как нелинейную комбинацию решений отдельных членов коллектива нейронных сетей, используя различные арифметические, математические и логические операции.

1. Основные идеи метода

Комплексный подход к решению задачи с помощью коллектива нейронных сетей включает в себя два этапа. Для использования в системах анализа данных желательно, чтобы оба эти этапа были автоматизированы. Первый этап предполагает формирование структуры и обучение нейронных сетей, которые будут включены в коллектив или предварительный пул.

Второй важнейший этап включает в себя отбор тех сетей, с помощью решений которых будет сформировано итоговое решение, а также определение способа и параметров формирования общего решения. Для повышения эффективности выполнения этого этапа был разработан метод, позволяющий автоматически выбирать из сформированного предварительно пула те нейронные сети, которые будут участвовать в принятии коллективного решения, и формировать это решение в виде различных преобразований и комбинаций (линейных и нелинейных) решений отдельных участников коллектива нейронных сетей. Предполагается, что, используя коллектив нейронных сетей, возможно найти более эффективное решение задачи с помощью формирования более сложных комбинаций решений отдельных нейронных сетей, чем простое или взвешенное усреднение и равноправное или неравноправное голосование.

Предлагаемый метод основан на методе гибридного генетического программирования [2,7], который используется для решения задач символьной регрессии, и относится к группе технологий, называемых эволюционными алгоритмами. Основная идея метода заключается в адаптации и использовании операторов генетического программирования для автоматического формирования решения, представляющего собой формулу (программу) для вычисления общего решения коллектива нейронных сетей на основе решений полученных от его отдельных членов.

Основным отличием от метода генетического программирования, используемого для решения задач символьной регрессии, является то, что в качестве терминального множества T – множества термов, из которых будут строиться решения, используются решения, полученные нейронными сетями из предварительного пула, а не непосредственно переменные задачи.

В терминальное множество также включены числовые константы, настройка которых позволяет получить еще более адаптивное общее решение коллектива нейронных сетей. В качестве элементов функционального множества F используются различные операции и функции, определяющие вид зависимостей между коллективным решением и решениями, полученными с помощью отдельных нейронных сетей.

Общая схема предлагаемого метода представлена ниже и в основе своей совпадает с шагами гибридного метода генетического программирования, используемого для аппроксимации функций [2].

1. Алгоритм генетического программирования начинается с инициализации начальной популяции решений.

2. Пока не будет выполнен критерий останова, выполняется итерационная процедура, состоящая из следующих подшагов:

- с помощью функции пригодности для каждого из индивидов текущего поколения вычисляется значение пригодности;
- с вероятностью, связанной с найденным значением пригодности, выбирается один или несколько индивидов из популяции для выполнения генетических операций, описанных в шаге;
- создается новая популяция индивидов-программ с помощью выполнения с заданной вероятностью следующих генетических операторов: создание нового индивида с помощью скрещивания; создание нового индивида с помощью мутации; простое копирование существующего индивида в новое поколение; выполняется процедура локального поиска на структуре дерева; с помощью алгоритма эволюционной оптимизации настраиваются параметры регрессионной модели, представленной каждым из индивидов в поколении.

3. После того как будет выполнен критерий останова, лучшее решение, найденное в ходе выполнения алгоритма, объявляется результатом работы алгоритма.

Решения кодируются в виде деревьев, внешние вершины которого формируются из элементов терминального множества, а внутренние – из элементов функционального множества. В качестве элементов функционального множества могут быть использованы арифметические операции, математические функции, булевы операции.

Общее коллективное решение, сформированное с помощью предлагаемого метода, представляет собой некоторую функцию, входными параметрами которой являются частные решения нейронных сетей, включенных в коллектив:

$$o = f(o_1, o_2, \dots, o_n), \quad (1)$$

здесь o – общее решение, o_i – индивидуальное решение i -й сети, n – число сетей в коллективе.

Предлагаемый метод позволяет расширить гибкость системы, основанной на использовании коллективов нейронных сетей, за счет отсутствия твердо закрепленной структуры взаимодействия между индивидуальными сетями, формирующими коллектив. При этом, рассматриваемый метод не только формирует структуру взаимодействия между членами коллектива, но и косвенно (за счет включения или не включения соответствующих аргументов в формулу общего решения) отбирает те нейронные сети, решения которых будут наиболее полезны в плане эффективности решения задачи. Использование дополнительных алгоритмов (например, генетического алгоритма) для настройки параметров получаемой модели взаимодействия позволяет дополнительно повысить гибкость структуры, а следственно и эффективность модели.

2. Исследование эффективности

Для исследования эффективности предлагаемого метода формирования решения коллектива нейронных сетей был проведен ряд численных экспериментов на наборе тестовых задач.

Предварительно эволюционными алгоритмами независимо формировалось множество нейронных сетей произвольной архитектуры и настраивались их весовые коэффициенты. Более детально этот этап описан и обоснован во второй статье автора, публикуемой в данном сборнике. Далее сформированное множество нейросетей использовалось для сравнения предлагаемого метода со следующими методами, часто используемыми для формирования коллективов нейронных сетей:

1. Метод GASEN – метод, использующий для построения сетей и назначения весов членам коллектива генетический алгоритм, с последующим учетом при формировании общего решения тех нейронных сетей, чей весовой ко-

эффициент выше некоторого заданного заранее значения [4].

2. Метод, основанный на использовании генетического алгоритма для выбора фиксированного числа нейронных сетей из предварительного пула и назначения им весов (ниже обозначен как GA-based1).

3. Метод, основанный на использовании генетического алгоритма для выбора произвольного числа нейронных сетей из предварительного пула и назначения им весов (ниже обозначен как GA-based2).

В [8] показано, что метод GASEN превосходит по эффективности большинство других методов конструирования общего решения в коллективах нейронных сетей, поэтому выбор его, а так же двух подобных методов для сравнительного исследования, позволит судить об эффективности предлагаемого метода в сравнении с большинством других методов, оставленных за рамками проведенного исследования. Для полноты исследований были получены данные и для подхода, использующего для решения задачи только одну нейронную сеть.

Примеры задач, использовавшихся в сравнительных исследованиях, приведены в Табл. 1. Данные задачи были использованы для тестирования методов в виду того, что задачи такого типа наиболее часто используются для исследования эффективности коллективных нейросетевых подходов моделирования.

В качестве главного критерия эффективности использовались оценка математического ожидания, рассчитанная по данным, полученным в ходе 50 независимых запусков алгоритмов. Для расчета ошибки аппроксимации в каждом запуске использовалась следующая формула (2):

$$Error = \frac{100\%}{s(y^{\max} - y^{\min})} \sum_{i=1}^s |o_i - y_i|, \quad (2)$$

здесь i – номер записи в выборке, o_i – выход сети или коллектива нейронных сетей, y_i – значение выходной переменной в выборке, $y^{\max}$ и $y^{\min}$ – максимальное и минимальное значение выходной переменной, s – число элементов в выборке.

Результаты сравнительного исследования рассматриваемых методов приведены в Табл. 2. Для всех методов, с целью получения корректных результатов численных экспериментов, ис-

Табл. 1. Примеры тестовых задач моделирования

Номер задачи	Моделируемая функция	Диапазон входных переменных	Объем выборки
1	$y = \sin x$	$x \in [-4, 3]$	150
2	$y = x_1^2 \sin x_1 + x_2^2 \sin x_2$	$x_i \in [-4, 3]$	150
3	$y = \frac{x_1 \cdot x_2}{x_3^2}$	$x_i \in [1, 20]$	200
4	Rastrigin: $y = 100(x_2 - x_1^2)^2 - (1 - x_1)^2$	$x_i \in [-2, 3]$	200
5	2-d Mexican Hat: $y = \frac{\sin x }{ x }$	$x \in [-2\pi, 2\pi]$	500
6	3-d Mexican-Hat: $y = \frac{\sin \sqrt{x_1^2 + x_2^2}}{\sqrt{x_1^2 + x_2^2}}$	$x_i \in [-4\pi, 4\pi]$	1000
7	Friedman 1: $y = 10 \sin(\pi x_1 x_2) + 20(x_3 - 0.5)^2 + 10x^4 + 5x^5$	$x_i \in [0, 1]$	1000
8	Friedman 2: $y = \sqrt{x_1^2 + \left(x_2 x_3 - \frac{1}{x_2 x_4}\right)^2}$	$x_1 \in [0, 100]$ $x_2 \in [40\pi, 560\pi]$ $x_3 \in [0, 1]$ $x_4 \in [1, 11]$	1000
9	Gabor: $y = \frac{\pi}{2} \exp[-2(x_1^2 + x_2^2)] \cos[2\pi(x_1 + x_2)]$	$x_i \in [0, 1]$	1000
10	Multi: $y = 0.79 + 1.27x_1x_2 + 1.56x_1x_3 + 3.42x_2x_5 + 2.06x_3x_4x_5$	$x_i \in [0, 1]$	1000

Табл. 2. Результаты сравнительного исследования на тестовых задачах

Задача	Одна сеть	Метод проектирования коллективов			
		GASEN	GA-based1	GA-based2	Предлагаемый подход
1	1,880	1,444	1,335	1,302	0,855
2	4,355	3,479	3,486	3,482	3,037
3	2,537	1,679	1,651	1,639	1,389
4	7,146	6,192	6,147	6,100	5,036
5	2,852	1,917	1,833	1,747	1,368
6	6,473	4,916	4,745	4,528	4,568
7	6,754	6,095	6,083	6,152	5,218
8	4,480	3,821	3,824	3,818	2,845
9	4,204	3,168	3,305	3,124	2,272
10	4,304	3,163	3,157	3,121	2,979

пользовалось одинаковое ограничение на количество вычислительных ресурсов доступных методу для получения решения.

Для исследования значимости различий в эффективности используемых подходов были приняты методы ANOVA. Было проведено попарное сравнение исследуемых методов для выявления статистической значимости в различимости получаемых в ходе тестирования результатов при уровне значимости $\alpha = 0,05$.

Ячейки, номер столбца для которых соответствует методу, показавшему статистически значимо лучшие результаты на тестовой функции, номер которой соответствует номеру строки, выделены в Табл. 2 серым цветом.

Наглядно демонстрируют результаты сравнения коллективных подходов между собой и подходом, в котором используется одна нейронная сеть, диаграммы, приведенные на Рис. 1. На графиках высота столбцов соответст-

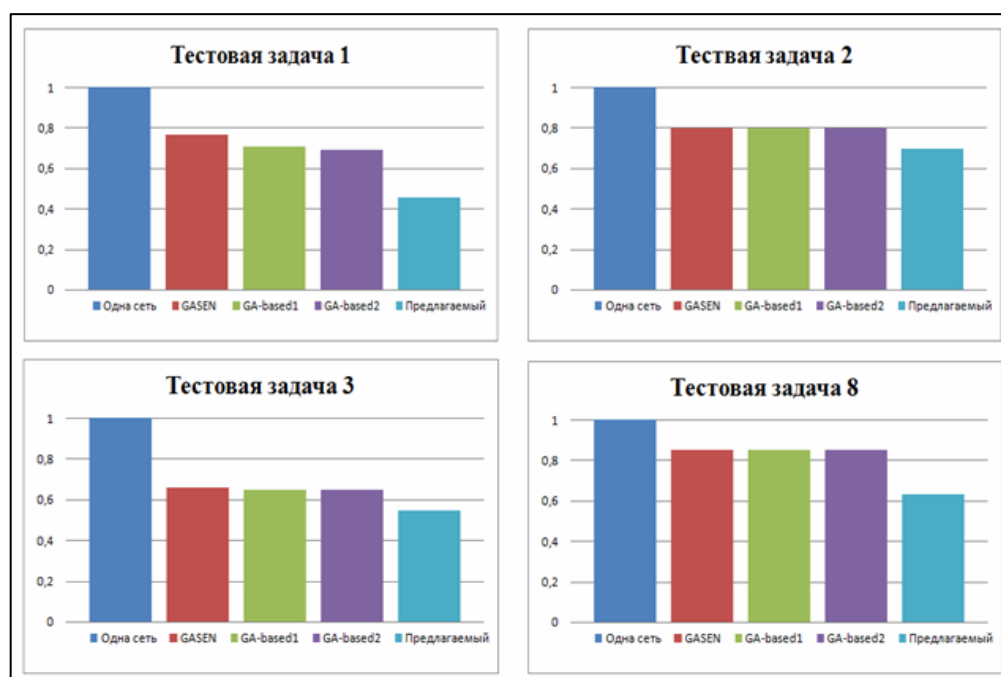


Рис. 1. Графическое отображение результатов исследования на некоторых тестовых функциях

вует критерию эффективности для каждого из коллективных подходов (ошибке моделирования) нормированному относительно ошибки моделирования, полученной с помощью одиночной нейронной сети, сформированной вероятностным эволюционным методом [1].

При сравнении следует учитывать, что общее число ресурсов, затраченных на проектирование одной нейронной сети и целого коллектива нейронных сетей при проведении исследований *совпадало*. Соответственно, при проектировании коллектива из 20 нейронных сетей, на каждую из них было затрачено примерно 0,04 от ресурса, затраченного на проектирование одной нейронной сети для решения данной задачи. Таким образом, на проектирование всех сетей в предварительном пуле (первый этап формирования коллектива) отводилось не более 80% максимального числа ресурсов, доступных к использованию алгоритмам при проектировании одиночной нейронной сети. Остальные 20% были доступны для методов формирования общего решения на втором этапе формирования коллектива. Доли были подобраны эмпирическим путем из условия примерной эквивалентности времени формирования решения коллективным подходом, и подходом, использующим одну нейронную сеть.

На Рис. 2 представлены усредненные результаты исследуемых методов формирования

коллективного решения на всем множестве тестовых функций. Результаты нормированы относительно результатов, полученных с помощью подхода GASEN, который является одним из лучших подходов к проектированию коллективов нейронных сетей, описанных в западной научной литературе [5]. Если можно говорить о «среднем превосходстве» метода на наборе тестовых функций, то в случае с предлагаемым подходом оно составило около 20% по сравнению с методом GASEN. Статистическая проверка с помощью ANOVA не подтвердила гипотезу о значимости различий эффективности других методов при уровне доверительной вероятности 0,95.

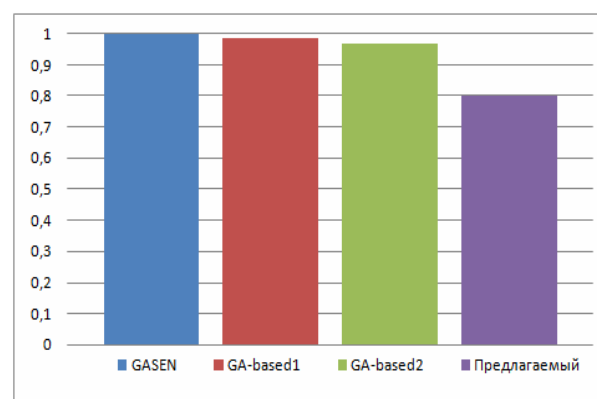


Рис. 2. Результаты исследований, усредненные по множеству тестовых задач

Результаты исследований демонстрируют, что предлагаемый метод формирования общего решения оказывается эффективнее, чем другие исследуемые подходы на 8 из 10 использованных тестовых задачах. На оставшихся двух задачах результаты всех коллективных подходов статистически не различимы при заданном уровне значимости. В целом в среднем на тестовых функциях предлагаемый подход оказывается на 20% эффективнее других коллективных подходов. На всех тестовых задачах эффективность подходов GASEN, GA-based1 и GA-based2 статистически не различима при использованном уровне значимости.

Решение задачи прогнозирования прочностных характеристик бетона с помощью коллектива нейросетевых технологий. Разработанный эволюционный подход к формированию общего решения в коллективах нейросетевых технологий был апробирован на задаче прогнозирования предела прочности бетона, исходные данные которой взяты из репозитория задач Machine Learning Repository [2,4]. Этот набор данных включает 1030 записей, описывающих зависимость между составом бетона и измеренным показателем, характеризующим предел прочности пробных образцов, изготовленных из бетона с соответствующим составом ингредиентов.

В Табл.3 приведены входные и выходные переменные и их описание, а так же коэффициенты корреляции с выходным параметром.

В качестве критерия, позволяющего оценить качество построенной регрессионной модели, была использована ошибка моделирования, рассчитываемая по формуле (2). Очевидно, что повышение качества получаемой регрессионной модели требует минимизации этого критерия.

Для решения задачи был использован коллективный нейросетевой подход, для формирования коллектива, в котором использовался комплексный эволюционный метод, состоящий из вероятностного метода проектирования структур нейронных сетей [1] и предлагаемого эволюционного метода формирования общего решения в коллективах нейронных сетей.

Так как для решения задачи необходимо было создать коллектив нейронных сетей, решение задачи осуществлялось в два этапа. Первый этап заключался в формировании предварительного пула, состоящего из 20 нейросетевых моделей. На втором этапе формировался кол-

лектив из нейронных сетей и рассчитывалось общее решение в коллективе, причем способ расчета выбирался в автоматическом режиме.

На первом этапе использовался вероятностный метод проектирования структуры нейронных сетей с генетическим алгоритмом обучения нейронной сети [1]. В Табл.4 приведены основные параметры алгоритмов.

Табл. 3. Обозначение параметров в задаче прогнозирования предела прочности бетона

Параметры	Описание	Обозначение	Коэффициент корреляции с выходным параметром
Входные	Содержание цемента, кг/м ³	x_1	0,431
	Содержание шлака, кг/м ³	x_2	0,362
	Содержание зольной пыли, кг/м ³	x_3	0,248
	Вода, кг/м ³	x_4	-0,455
	Содержание пластификатора, кг/м ³	x_5	0,331
	Количество крупного щебня, кг/м ³	x_6	-0,298
	Количество мелкого щебня, кг/м ³	x_7	-0,296
	Срок измерения, дней	x_8	0,738
Выходной	Предел прочности, МПа	y	1

Табл.4. Параметры алгоритмов автоматического проектирования нейронных сетей

Параметр	Метод настройки структуры нейросетевой модели	Алгоритм обучения нейросетевой модели
Число шагов поиска	50	100
Число точек поиска на каждом шаге	50	100
Метод отбора точек на каждом шаге алгоритма (селекция)	Турнирная селекция, размер турнира 5	Турнирная селекция, размер турнира 5
Мутация	Адаптивная	Средняя
Тип скрещивания	-	Одноточечное
Максимальное число скрытых слоев в сети	3	-
Максимальное число нейронов на одном скрытом слое	5	
Число доступных типов активационных функций	8	

В Табл.5 приведены значения параметров используемого на втором этапе эволюционного метода формирования решения в коллективах нейронных сетей.

В качестве обучающей выборки использовалось 80% от исходной выборки задачи, оставшиеся 20% примеров использовались в качестве экзаменующей выборки.

Апробация на упрощенной задаче. Предварительно методика решения задаче была опробована на схожей задаче, данные которой так же представлены в репозитории UCI Machine Learning Repository[2,4]. В упрощенной задаче 103 измерения, проведенных на 28 день после изготовления железобетонного изделия, интервалы варьирования переменных сокращены и, соответственно точки выборок образуют более компактное подпространство в пространстве признаков. В связи с этим задача моделирования легче и может быть использована для начальной апробации метода для решения подобных задач. Ниже приведены результаты сравнения разработанного подхода к формированию общего решения в коллективах нейронных сетей и других рассматриваемых подходов. Результаты получены в ходе статистических испытаний и усреднены по 20 независимым запускам алгоритмов.

Пример формулы, описывающей способ расчета коллективного решения для упрощенной задачи прогнозирования прочностных характеристик бетона на основании решений отдельных нейронных сетей:

$$o = o_4 - (o_{20} - 1.953o_4 + o_{18}) / (o_9 / (o_4 + o_{18}) - 2.824), \quad (3)$$

здесь o - общее решение, рассчитанное для коллектива нейронных сетей, o_4, o_9, o_{18}, o_{20} - выход четвертой, девятой, восемнадцатой и двадцатой нейронных сетей из предварительного пула.

Эти сети в автоматическом режиме были отобраны для формирования коллектива. Из этих сетей минимальной ошибки позволяет достичь сеть №18, значение ошибки 4,92%. Максимальное значение ошибки прогнозирования соответствует сети 20 и равно 4,98. Значение ошибки коллектива нейронных сетей – 3,57%.

Рассмотрим характеристики процесса формирования коллектива нейронных сетей для решения упрощенной задачи прогнозирования прочностных характеристик бетона. Для срав-

Табл.5. Параметры эволюционного метода формирования общего решения в коллективах нейронных сетей

Параметр	Значение
Число шагов поиска	500
Число точек поиска на каждом шаге	200
Метод отбора точек на каждом шаге алгоритма (селекция)	Турнирная селекция, размер турнира 5
Мутация	Сильная
Процент индивидов, участвующих в локальном поиске	10
Число шагов локального поиска для каждого индивида	10
Тип случайного поиска	Переход по первому улучшению
Максимальная глубина дерева	8

Табл.6. Результаты сравнительного исследования на задаче прогнозирования прочностных характеристик бетона

Метод	Оценка мат. ожидания ошибки, %	Оценка дисперсии ошибки, %
GASEN	4,119	0,040
GA based 1	4,113	0,047
GA based 2	4,012	0,036
Предлагаемый метод	3,521	0,028

нения проанализируем характеристики сетей, включенных в предварительный пул, и сетей, отобранных в коллектив. Статистические данные были получены по результатам двадцати запусков программной системы, реализующей предлагаемый метод формирования коллектива нейронных сетей.

Сеть минимального размера, которая была включена в предварительный пул, имела два скрытых слоя, на каждом из которых было по два нейрона. Сеть максимального размера, включенная в предварительный пул, характеризовалась структурой скрытых слоев 5-4-4, т.е. имела 13 нейронов на скрытых слоях сети – 5 на первом скрытом слое, по 4 нейрона на втором и третьем скрытых слоях. Среднее число нейронов на скрытых слоях сетей, включенных в предварительный пул равно 9.

Среднее число сетей, отобранных в коллектив из предварительного пула, включающего 20 нейронных сетей, равно 5 (точное значение 4,75). Среднее число нейронов в таких сетях равно 7.

При этом в коллектив обычно попадают не только сети с наименьшей индивидуальной ошибкой моделирования, что указывает на то, что в коллектив отбираются сети, позволяющие совместно минимизировать итоговое значение

ошибки, характеризующей качество общего решения коллектива.

Решение максимально полной задачи. В ходе решения задачи на первом этапе был сформирован предварительный пул нейросетевых моделей с характеристиками, представленными в Табл.7.

Табл. 7. Характеристики предварительного пула нейронных сетей

Количество сетей в пуле	20
Средняя сложность сети (число нейронов на скрытых слоях сети)	9
Средняя ошибка одной сети в пуле на экзаменующей выборке	9,94%
Ошибка усредненного прогноза по всем нейросетевым моделям в пуле	8,85%

На втором этапе был сформирован коллектив, состоящий из пяти нейросетевых моделей. Средняя сложность сети в коллективе равна 7. Коллективное решение позволило достичь следующих значений критерия эффективности (ошибки моделирования): для обучающей выборки 6,27%, для экзаменующей выборки 6,44%.

Минимальное значение ошибки моделирования, которого удалось достичь другими методами формирования коллективного решения при данном разбиении исходных данных - 8,18% и 8,37% на обучающей и экзаменующей выборках соответственно.

На Рис.3 приведены фрагменты сравнительных графиков измеренных значений предела прочности испытываемых образцов, и данных полученных на модели (коллектив нейросетевых моделей).

Анализ хода решения задачи позволяет сделать вывод, что конкурирующие с разработанным методом коллективные нейросетевые подходы практически достигли некоторого потолка

своей эффективности, что легко отслеживалось по их нечувствительности к увеличению вычислительных ресурсов, выделяемых на формирование коллективного решения. При этом в предлагаемом методе еще доступны для повышения эффективности, например, такие параметры, как более интенсивное использование эволюционных алгоритмов подстройки параметров, локального поиска на структуре решения и метода генетического программирования в целом.

Затрачиваемые ресурсы на построение модели не означают ее усложнения на данном этапе, а лишь уточнение в рамках указанных в методе максимальных размеров. Очевидно, что предлагаемый метод позволяет эффективно сократить вычислительную сложность модели по сравнению с простым усреднением по некоторому множеству нейросетевых моделей в плане числа сетей, расчет реакции которых необходим для получения решения задачи. При этом повышается эффективность модели по параметрам «вычислительная сложность – точность моделирования». Это видно из результатов сравнения ошибки моделирования, полученной для решений, являющихся усреднением по всему предварительному пулу, и решений, полученных с помощью разработанного метода. Ошибка по всему пулу значительно больше, хотя число сетей формирующих решение в нем при этом в среднем в четыре раза больше, чем в коллективе, сформированном предлагаемым методом.

По сравнению с другими коллективными подходами, формирующими коллектив схожей размерности, улучшение наблюдается по критерию адекватности проектируемой модели (более чем 20% относительное улучшение в



Рис. 3. Значения предела прочности бетона, полученные на нейросетевой коллективной модели, и истинные измеренные значения в точках экзаменующей выборки

рассматриваемой задаче). Этот факт является весьма существенным при решении практических задач, в которых высокая степень согласия модельных и реальных данных очень важна.

Заключение

Анализ существующих подходов к построению коллективов нейронных сетей и формированию способа расчета общего решения в них позволил выявить ряд ограничений в существующих методах, определяющих их недостатки, и сформулировать требования к разрабатываемому методу формирования общего решения в коллективах нейронных сетей. В соответствии со сформулированными требованиями был предложен новый метод формирования общего решения на основе адаптаций и модификаций разработанного метода гибридного генетического программирования. Это позволило не только автоматизировать выбор способа расчета коллективного решения, но и расширить гибкость системы, основанной на использовании коллективов нейронных сетей, за счет отсутствия твердо закрепленной структуры взаимодействия между индивидуальными сетями, формирующими коллектив.

При этом разработанный метод позволяет не только формировать структуру взаимодействия между членами коллектива, но и (за счет включения или не включения соответствующих аргументов в формулу общего решения) отбирать те нейронные сети, решения которых будут наиболее полезны в плане эффективности решения задачи. Использование дополнительных алгоритмов (например, гибридного генетического алгоритма) для настройки параметров получаемой модели взаимодействия позволяет дополнительно повысить гибкость метода, а следовательно и эффективность модели.

Проведенные численные исследования показали, что разработанный эволюционный метод формирования общего решения на основе метода гибридного генетического программирования позволяет повысить эффективность решения боль-

шинства тестовых задач моделирования и прогнозирования, и его можно рекомендовать для решения практических задач.

Перечисленные результаты были получены с помощью специально разработанных программных систем, позволяющих как проводить статистические исследования на тестовых задачах, так и решать реальные практические задачи.

Литература

1. Бухтояров В. В. Вероятностный метод формирования структуры нейронных сетей / В.В. Бухтояров // Теория и практика системного анализа: Труды I Всероссийской научной конференции молодых ученых. – Т. I. – Рыбинск: РГТА, 2010. – С. 121-127.
2. Бухтояров, В.В. Разработка гибридного метода генетического программирования / В.В. Бухтояров // Решетневские чтения: материалы XII Международной научной конференции, посвященной памяти генерального конструктора ракетно-космических систем академика М.Ф. Решетнёва (ноябрь 2008 г. Красноярск). — Красноярск: Редакционно-издательский отдел СибГАУ, 2008.
3. Asuncion A. UCI Machine Learning Repository: [<http://www.ics.uci.edu/~mllearn/MLRepository.html>] / A. Asuncion, D.J. Newman // Irvine, CA: University of California, School of Information and Computer Science.
4. Hansen L.K. Neural network ensembles / L.K. Hansen, P. Salamon IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence 12 (10) (1990) pp.993-1001.
5. I-Cheng Yeh "Modeling of strength of high performance concrete using artificial neural networks" / Yeh I-Cheng // Cement and Concrete Research, Vol. 28, No. 12, 1998. pp. 1797-1808.
6. Jimenez D. Dynamically weighted ensemble neural networks for classification / D. Jimenez // in: Proc. IJCNN-98, vol.1, Anchorage, AK, IEEE Computer Society Press, Los Alamitos, CA, 1998. pp.753-756.
7. Koza John R. The Genetic Programming Paradigm: Genetically Breeding Populations of Computer Programs to Solve Problems / John R. Koza. - Cambridge, MA: MIT Press, 1992.
8. Perrone M.P. When networks disagree: ensemble method for neural networks / L.N. Cooper, M.P. Perrone // in: R.J. Mammone (Ed.), Artificial Neural Networks for Speech and Vision, Chapman & Hall, New York, 1993, pp.126-142.
9. Zhi-Hua Zhou. Ensembling Neural Networks: Many Could Be Better Than All / Wu Jianxin, Tang Wei, Zhou Zhi-Hua // Artif. Intell., vol.137, no.1-2, 2002, pp. 239-263.

Бухтояров Владимир Викторович. Магистрант Сибирского государственного аэрокосмического университета им. академика М.Ф. Решетнева. Автор 17 печатных работ. Область научных интересов: интеллектуальные информационные технологии, моделирование и оптимизация сложных систем, компьютерные технологии. E-mail: vladber@list.ru.