

## МЕТОДОЛОГИЯ И ИНСТРУМЕНТАЛЬНЫЕ СРЕДСТВА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПОКАЗАТЕЛЕЙ СФЕРЫ ИССЛЕДОВАНИЙ И ИННОВАЦИЙ РОССИИ

**Доможаков Матвей Валерьевич**

аспирант кафедры информатики РЭУ им. Г. В. Плеханова.

Адрес: ФГБОУ ВО «Российский экономический университет имени Г. В. Плеханова»,  
117997, Москва, Стремянный пер., д. 36.

E-mail: matkhak@yandex.ru

В статье рассмотрена общая методология и архитектура системы гибридных моделей прогноза экономических показателей и ее реализации в виде интегрированной информационной системы на примере показателей сферы исследований и инноваций экономики России. Описана архитектура подсистемы распределенных нейросетевых моделей, разработанная на языке программирования Python с помощью веб-фреймворка Django. Показаны стадии процесса прогноза показателей в гибридной модели. Рассмотрена функциональная структура гибридных моделей, в основе которой лежит использование программных модулей. Использование подобной системы позволяет не только повысить точность и качество прогнозных расчетов, но и применять их в контуре управления достижением целевых показателей.

*Ключевые слова:* сфера исследований и инноваций, системы регрессионных уравнений, модели краткосрочного прогноза, верификация прогноза, система нейросетевых моделей, система гибридных моделей.

## METHODOLOGY AND TOOLS FOR PROJECTING FIGURES OF RESEARCH AND INNOVATION SPHERE IN RUSSIA

**Domozhakov, Matvey V.**

Post-Graduate Student of the Department for Information Science of the PRUE.

Address: Plekhanov Russian University of Economics, 36 Stremyanny Lane, Moscow, 117997,  
Russian Federation.

E-mail: matkhak@yandex.ru

The article deals with general methodology and architecture of the hybrid models system of projecting economic figures and its implementation in the form of the integrated information system illustrated by figures in the sphere of research and innovation in Russian economy. The author describes the sub-system of distributed neuro-network models designed in Python with the help of web-framework Django. The stages in the process of figure projection in the hybrid model were demonstrated. Functional structure of hybrid models underlain by software

modules was presented. Such system allows us not only to increase accuracy and quality of projections but to use them in management contour for reaching target indicators.

*Keywords:* research and innovation sphere, systems of regressive equations, models of short-term projection, verification of forecast, system of neuro-network models, system of hybrid models.

**Р**азработка системы прогнозирования экономики страны в целом и ее различных подсистем является одной из важнейших задач управления государством [1]. Становление конкурентоспособной национальной экономики в значительной степени зависит от уровня развития научно-технической и инновационной сферы. Прогнозирование показателей этой сферы весьма проблематично, поскольку не существует жестких структурных пропорций относительно других отраслей экономики.

Показатели сферы исследований и инноваций России в 2004–2014 гг.<sup>1</sup> имеют небольшое количество значений, так как некоторые из них ранее не наблюдались соответствующими органами статистического учета. В связи с этим обнаруживается высокая нестационарность процессов, характеризующихся данными показателями. С одной стороны, небольшое количество статистических наблюдений не позволяет выявить структуру показателей и, соответственно, построить адекватную прогнозную модель. С другой стороны, избыточное количество наблюдений может исказить модель, поскольку устаревшие данные не отражают текущие закономерности.

#### **Распределенная информационно-аналитическая метасистема**

На кафедре информатики Российского экономического университета имени Г. В. Плеханова разработана распределенная информационно-аналитическая метасистема (РИАМС) для решения взаимосвязанных регрессионных уравнений. Подход, использованный в программно-

технологическом комплексе (ПТК), базируется на применении распределенной эконометрической модели, в которую встраиваются блоки, определяющие основные показатели развития сферы научных исследований и инноваций.

Прогнозные расчеты получаются на основе использования систем регрессионных уравнений, в которых каждый показатель определяется как функция других показателей-аргументов в соответствии с экономическим смыслом [1; 3]. Все операции (перенастройку параметров системы и варианты расчеты прогнозов) выполняет эксперт-исследователь (ЭИ).

Результатом работы основного модуля типового блока прогноза являются варианты БДУ ( $N, J, I$ ) – базы данных уравнений исследуемого блока и БДРП ( $N, J, I$ ) – базы данных результатов прогноза.

База данных результатов прогноза помимо значений показателей прогноза содержит стандартные характеристики качества регрессионных уравнений, по которым выполнялся прогноз. В системе отладки БДУ предусмотрена печать протоколов характеристик исследуемых показателей, что позволяет отбирать нужные уравнения. Потенциально выбирается БДРП, соответствующая наилучшим показателям качества прогноза. Выбранная БДУ сохраняется для дальнейшей работы.

Главное преимущество системы – оперативная возможность изменения сценарных условий и последующий перерасчет прогнозных значений. Практически на любое сценарно фиксируемое изменение внешней среды можно получать прогнозные значения. Общеизвестно, что хорошие показатели качества прогноза являются необходимым, но недостаточным условием для получения прогноза достаточной точ-

<sup>1</sup> См.: Российский статистический ежегодник : статистический сборник / Росстат. – М., 2001–2014.

ности. На сегодняшний день не существует методов, способных проверить (или гарантировать) точность прогноза до завершения прогнозного периода. Накопление сведений о поведении ретропрогноза и перенастройка БДУ на высокие показатели точности способствуют значительному повышению доверия к результатам прогноза. Именно поэтому разработаны верификаторы (ВРФ) для типовых блоков прогноза (ТБП). Происходит процесс сопоставления расчетных результатов модели с соответствующими отчетными данными действительности – фактами и закономерностями экономического развития. Основное отличие ретропрогноза от прогноза состоит в том, что сценарные показатели перестают быть экспертными и становятся отчетными.

ми. В этом случае появляется возможность оценить качество и точность регрессионных моделей.

В системе оценок качества регрессионных уравнений используются общепринятые критерии: коэффициент детерминации ( $R^2$ ), критерий Дарбина – Уотсона ( $DW$ ) и значение статистики Фишера ( $F-stat$ ). Оценкой точности прогноза служит показатель относительной ошибки ( $MAPE$ ).

Устанавливая границы указанных критериев, эксперты-исследователи могут судить о точности прогнозных моделей и формировать характеристики качества прогноза показателей в категориях «плохой – хороший» (табл. 1).

Т а б л и ц а 1

Категоризация показателей

Категория	Оценка качества	Оценка точности
Хороший	$R^2 > 0,4$ ; $F-stat \geq F_{таб}$ ; $0,6 \leq DW \leq 3,4$	$MAPE \leq 0,16$
Плохой	$R^2 < 0,4$ ; $F-stat < F_{таб}$ ; $0,6 > DW$ или $DW > 3,4$	$MAPE > 0,16$

После получения предварительных результатов анализа прогнозирования эконометрических моделей предпринимаются попытки улучшить оценки качества и точности. Для этого продолжается поиск значимых факторов и происходит включение в расчеты новых регрессионных уравнений либо выявляются закономерности при построении расчетных значений или применяются другие корректирующие действия.

Оказалось, что для ряда показателей существуют объективные причины, не позволяющие улучшить характеристики качества и точности прогноза. То есть достигается предел возможностей регрессионных моделей, преодолеть который в рамках этих моделей не представляется возможным. Причинами таких ограничений являются:

- появление новых показателей с короткими (неполными) рядами отчетных данных;

- несопоставимость отчетных данных на исследуемом отрезке времени из-за радикальных методологических изменений в отчетности показателя;

- неполнота наборов отчетных показателей Росстата в СНС (например, отсутствие индекс-дефляторов для компонентов структур ВВП и др.);

- использование показателей со скрытыми (ненаблюдаемыми) наборами факторов влияния;

- потеря статистической значимости на исследуемом отрезке времени (происходит переход на ручное управление);

- прямая зависимость значений показателя от постановлений законодательной или исполнительной ветвей власти (административно зависимые, директивные показатели, внешнее управление).

В последнем случае администраторы определяют будущие значения факторов влияния исходя из опыта собственных оценок (поведения прогнозных рыночных

показателей, выработанных доктрин и целей, иногда скрытых) и выдают свои управляющие воздействия (в форме финансирования или прямых директив), которые и определяют поведение соответствующих показателей.

По результатам работы верификатора (по данным последнего отчетного периода) формируются списки принятых (*SP*) и непринятых (*SN*) показателей и принимаются решения:

1. Прогноз по списку *SP* выполнять в рамках эконометрических моделей.
2. Прогноз по списку *SN* выполнять в рамках других моделей.

### **Методология системы гибридного прогнозирования**

В тех случаях, когда достигнуты предельные возможности эконометрических моделей прогноза, а потребности в показателях прогноза не удовлетворены, возникает необходимость использования принципиально других методов, моделей и инструментальных средств для получения прогнозных значений востребованных показателей.

Одним из направлений поиска прогнозов является применение искусственных нейронных сетей (ИНС), входом которых являются показатели с низкими параметрами качества и точности эконометрической модели. Возникают задачи использования нескольких различных методов ИНС в рамках одной архитектуры. Причем необходимо, чтобы инструментальные средства представляли собой взаимосвязанные ИНС-модели и удовлетворяли требованиям системы распределенных искусственных нейросетевых моделей (РИНСМ). Другим направлением улучшения прогнозных значений показателей сферы исследований и инноваций служит распределенная система прогнозных моделей (РСПМ), которая является набором авторегрессионных моделей; моделей, основанных на применении теории нечетких множеств, искусственных иммунных систем, генетических алгоритмов, сплайнов.

Каждый из алгоритмов формирует единую цепь взаимосвязанных моделей, которая верифицируется и предоставляет свой прогноз. После выполнения верификации в РИНСМ и РСПМ выполняется консолидированный прогноз на краткосрочную перспективу.

Объектом исследования является единая система гибридных моделей, объединяющая эконометрические, нейросетевые и прогнозные модели в единую систему гибридных экономических моделей. Структура подобной гибридной системы прогноза состоит из трех подсистем: прогноза распределенных эконометрических моделей, распределенных нейросетевых моделей и распределенных прогнозных моделей.

Процесс прогноза показателей в гибридной модели включает следующие стадии:

1. На вход РИНСМ поступают статистические отчетные данные: Росстата РФ, Министерства образования и науки РФ, Министерства финансов РФ, ЦБ РФ, Министерства промышленности и торговли РФ, Министерства экономического развития РФ, Центральной экспертной комиссии, Бюро экономического анализа при Правительстве РФ и других государственных учреждений.

2. Формулируется цель прогноза и задаются сценарные условия.

3. Эксперт-исследователь выполняет расчеты в эконометрической подсистеме, получает первичные результаты прогноза и оценки его качества.

4. Выполняется верификация на основе ретропрогноза и анализ полученных результатов. Происходит автоматизированный отбор хороших показателей и формируется выборка показателей, характеризуемых как плохие. Набор плохих показателей поступает на вход РИНСМ и РСПМ.

5. На основании данных входного набора для плохих показателей производится обучение нейронных сетей и прогнозных моделей. Выполняется прогноз.

6. Выполняется верификация результатов прогноза. Проведение верификации

ретропрогноза в РИНСМ и РСПМ проходит аналогично верификации ретропрогноза в РИАМС. Показатели, относившиеся к плохим в подсистеме РИАМС, но критерии качества и точности которых были улучшены в других подсистемах, переходят в набор хороших.

7. Формируется консолидированный краткосрочный прогноз полученных хороших показателей в подсистемах РИНСМ и РСПМ.

На основании результатов гибридного прогноза принимаются решения:

1. Продолжить анализ и дальнейшую работу по улучшению прогнозных оценок путем добавления новых уравнений или уточнений отчетной информации.
2. Остановить прогноз и принять к анализу полученные результаты системы гибридного прогноза (рис. 1).

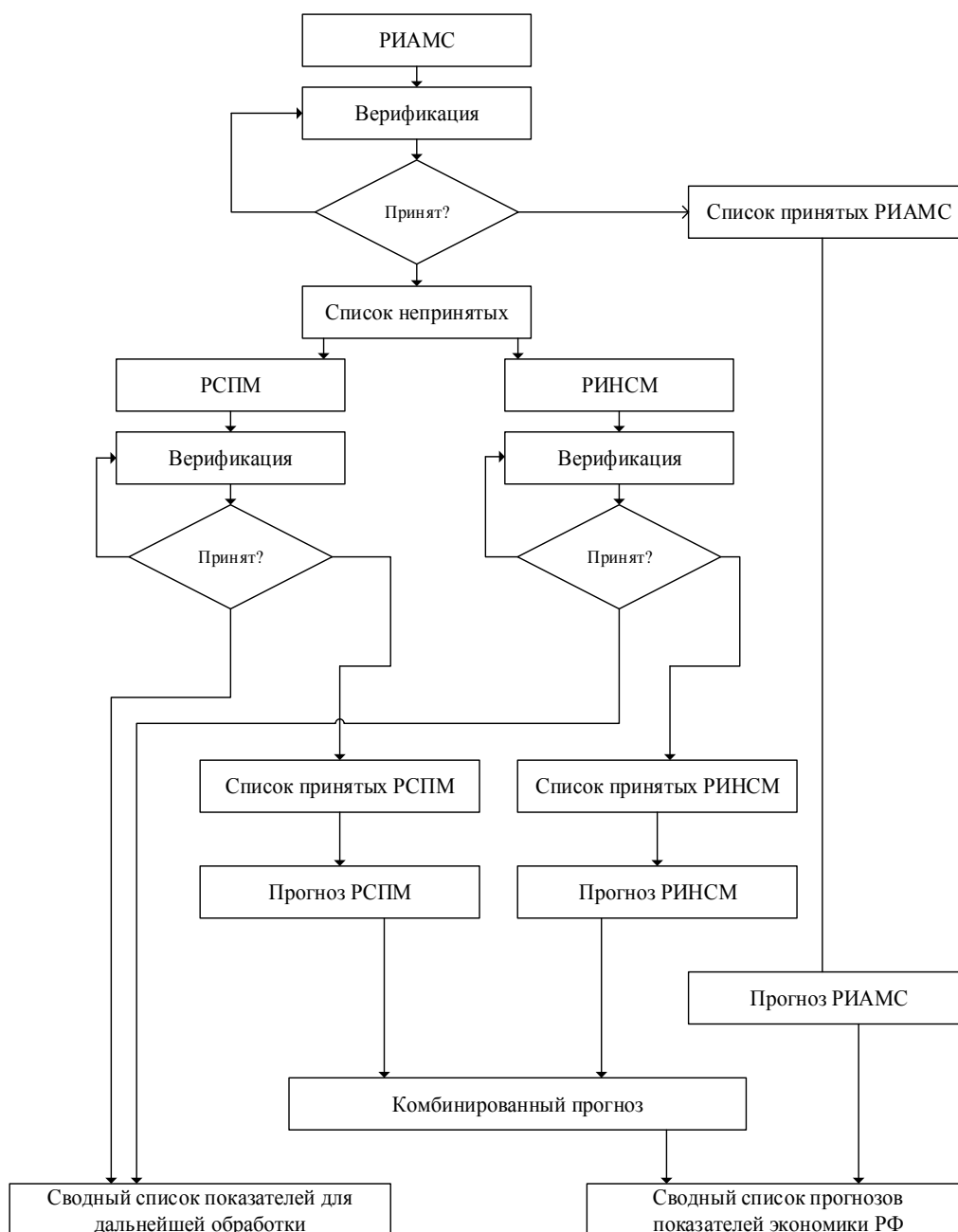


Рис. 1. Алгоритм работы системы гибридного прогнозирования

### Архитектура гибридной системы прогнозирования

Анализ рынка коммерческих и некоммерческих программных продуктов показал, что существующие на сегодняшний день готовые решения не полностью удовлетворяют требованиям к гибридной системе прогнозирования. Отсутствие готовых продуктов программного обеспечения объясняет необходимость разрабатывать собственные программные продукты в виде веб-приложений.

В качестве языка программирования выбран Python, а в качестве веб-приложения – Django (рис. 2), т. е. свободный фреймворк на языке Python, использующий шаблон проектирования «Модель – Представление – Контроллер» (MVC).

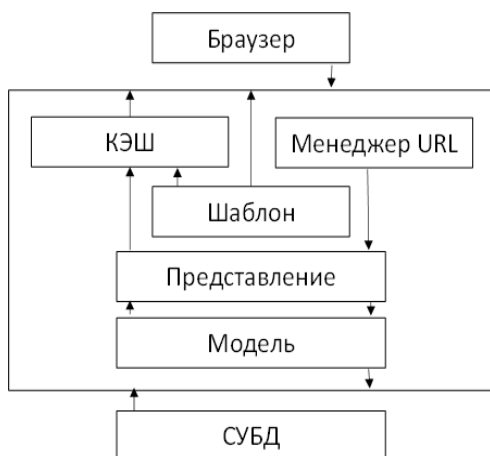


Рис. 2. Архитектура модели сопряжения Django

Веб-приложение Django содержит четыре основных компонента: модель, представление, шаблон и URL:

1. Модель – стандартный Python. Объектно реляционное отображение (ORM) обеспечивает таким классам доступ непосредственно к базам данных.

2. Представление – функция, которая вызывается в ответ на запрос какого-то адреса (URL) и возвращает контекст; на этом уровне осуществляется построение моделей прогнозирования.

3. Шаблон – форма представления данных. Шаблон имеет свой собственный простой метаязык. Он генерирует HTML-страницу. В основе пользовательского интерфейса используется twitter bootstrap.

4. URL – механизм внешнего доступа к представлениям с использованием регулярных выражений.

В качестве системы хранения данных выбрана СУБД PostgreSQL – объектно реляционная система управления базами данных с открытым исходным кодом. В рамках выбранной СУБД реализована логическая и физическая структура системы сопряжения, установлены связи между объектами базы данных, связанными через ORM с моделями Django. Обмен данными настраивается между веб-фреймворком и СУБД.

На рис. 3 представлена концептуальная схема базы данных.

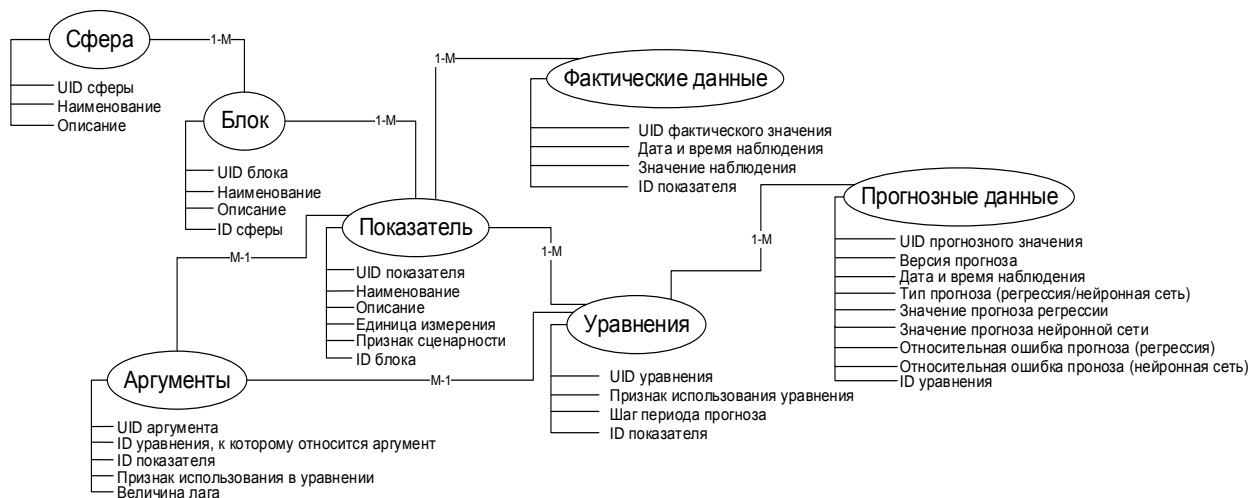


Рис. 3. Концептуальная схема базы данных

### Функциональная структура гибридной системы прогнозирования

Разработанная функциональная структура гибридной системы прогнозирования содержит следующие функциональные модули (рис. 4):

1. *РИАМС* – подсистема эконометрического прогноза на языке VBA.
2. *Модуль нейросетевого прогнозирования* – предназначен для построения распределенных искусственных нейросетевых моделей прогнозирования.
3. *Интеграционный модуль* – средство анализа и репликации данных из системы РИАМС в РИНСМ для дальнейшего анализа, обработки и прогнозирования.
4. *Модуль контроля качества и точности прогноза* – выполняет в РИНСМ верифика-

цию полученных результатов на основе ретропрогноза с одновременным автоматизированным контролем оценок его точности и качества.

5. *Модуль визуализации результатов* – выводит по указанию пользователя все необходимые результаты в интерфейс системы.

6. *Модуль обработки данных* – служит для подачи данных на вход в нейронной сети для обучения.

7. *РСПМ* – подсистема прогнозных моделей. Представляет собой набор различных моделей прогнозирования, объединенных в соответствующий модуль. Исследователь может выбрать несколько моделей для формирования консолидированного прогноза.

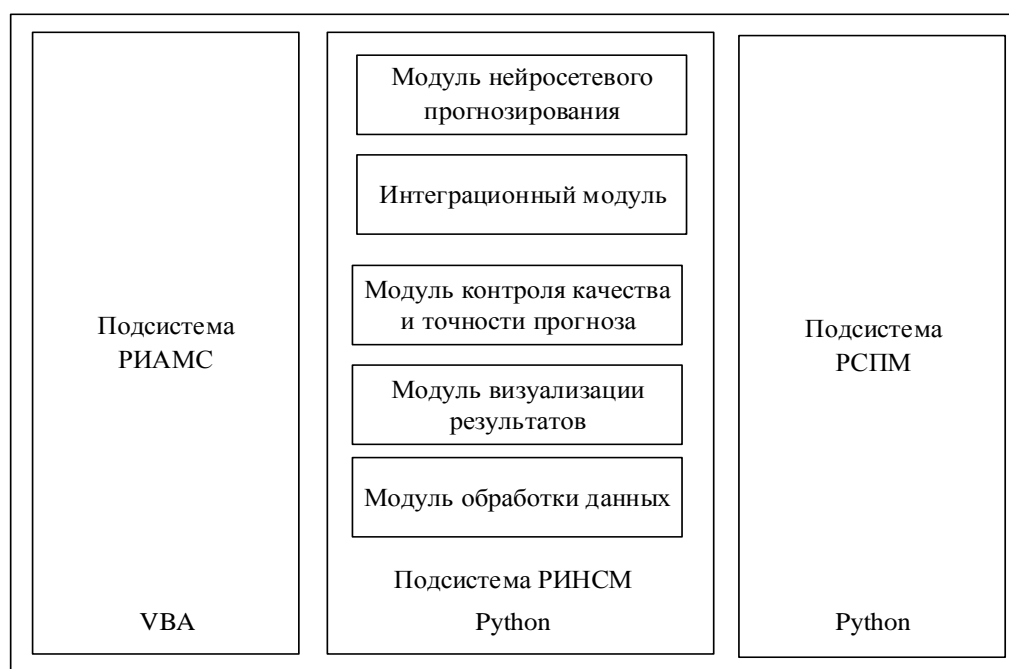


Рис. 4. Функциональная структура гибридной системы прогнозирования

По результатам работы РИАМС формируется набор плохих показателей. Следующим шагом является запуск процедуры анализа и репликации из РИАМС через интеграционный модуль, в ходе которой в подсистемах РИНСМ и РСПМ передаются данные показателей с плохими результатами эконометрического моделирования

(рис. 5). После окончания загрузки данных определяется порядок расчета уравнений и формируется набор данных, который обрабатывается и подается на вход модуля нейросетевого прогнозирования. Прежде чем рассчитать исследуемый показатель, производится расчет независимых факторов, которые в свою очередь зависят от

других показателей. Порядок расчета уравнения автоматически определяется таким образом, чтобы к началу расчета его аргументы были определены. Следующая задача – формирование выборки данных

для каждой модели с целью использования этого массива для ее обучения. Описанный функционал реализован в модуле обработки данных.

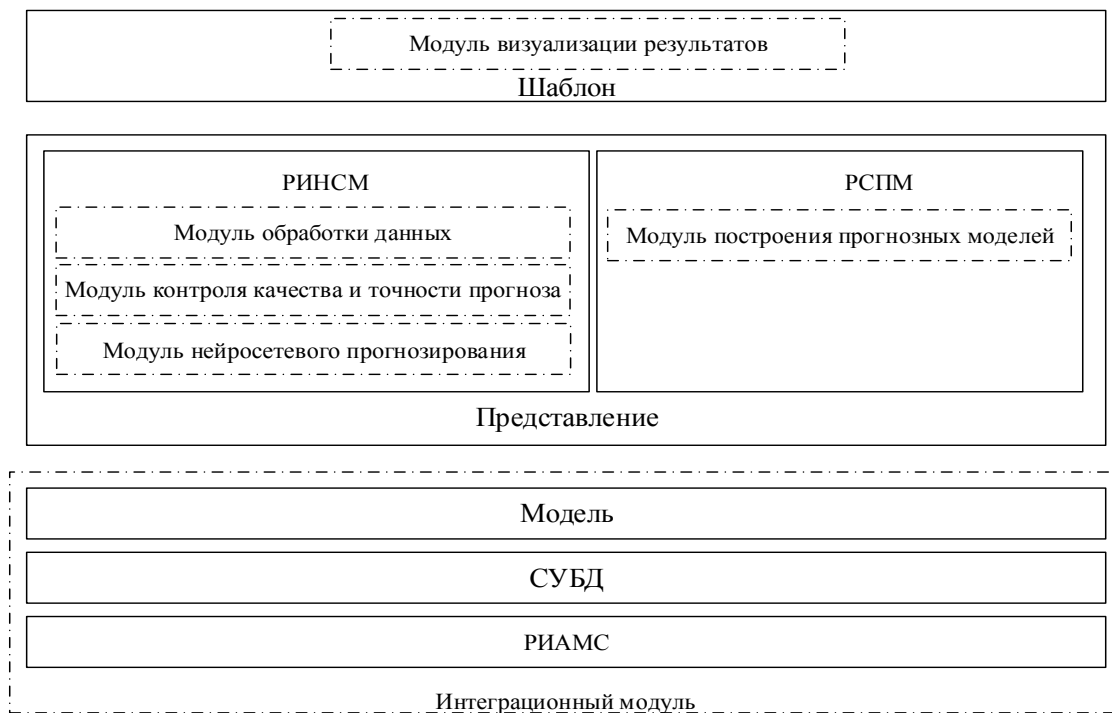


Рис. 5. Соотношение функциональной структуры системы гибридного прогнозирования и архитектуры веб-фреймворка Django

В модуле нейросетевого прогнозирования происходит обучение нейросетевой модели с заданными пользователем параметрами и осуществляется прогноз на указанный период. В качестве основы для обучения используются программы библиотеки PyBrain<sup>1</sup>.

Параллельно с этим в подсистеме РСПМ эксперт выбирает набор моделей для прогнозирования. На сегодняшний день реализован один алгоритм интерполяцией сплайнами.

Для визуализации результатов эксперт-исследователь использует механизм внешнего доступа к представлениям с использованием регулярных выражений (URL), который определен для сервера Django. Происходит вызов соответствующего пред-

ставления, а затем шаблона. В качестве front-end библиотеки используется twitter bootstrap<sup>2</sup>.

### Распределенная система нейросетевых моделей

ИНС представляет собой совокупность нейронов – вычислительных элементов, каждый из которых имеет несколько входов и один выход. Входные сигналы каждого нейрона взвешиваются, а затем суммируются. Полученная взвешенная сумма подвергается изменению функцией активации. Выходной сигнал также может быть изменен функцией активации.

Нами была выбрана сеть типа «Много-слойный перцептрон» (МП). В сетях подобного типа входной сигнал распростра-

<sup>1</sup> URL: <http://pybrain.org/>

<sup>2</sup> URL: <http://getbootstrap.com/>



няется в прямом направлении от слоя к слою. Каждый элемент сети строит взвешенную сумму своих входов с поправкой в виде слагаемого и затем пропускает эту величину активации через передаточную функцию. Таким образом получается выходное значение этого элемента.

Для обучения МП используется следующий алгоритм:

1. Все начальные параметры устанавливаются произвольно.

2. Через сеть проходят все обучающие данные и вычисляется квадрат суммы ошибок всех весов нейрона при каждом проходе.

3. Вычисляется значение производных функций ошибки по каждому параметру и на их основе осуществляется расчет поправок к параметрам ИНС.

4. Параметры сети автокоррелируются на величину поправок, после чего шаги 2 и 3 повторяются с начала до тех пор, пока функция ошибки не снизится до требуемых значений или не найдут своего отклика такие параметры остановки, как продолжительность обучения, количество эпох обучения, количество итераций проверки верификации, отклонившейся от уменьшения значения ошибки (в итерациях), при условии, что данные параметры предустановлены экспертом при обучении.

При построении сети перед экспертами встает ряд вопросов:

1. Какой порог ошибки необходим и достаточен для того, чтобы считать процедуру обучения успешной и завершенной?

2. Какое количество итераций обучения необходимо выбрать для остановки процесса обучения сети?

3. Какое время обучения и получения конечного результата можно считать приемлемым?

Для ответа на эти вопросы необходимо проведение многочисленных экспериментов с целью исследования возможностей вариантов нейросетевого моделирования. В качестве входа и выхода нейронной сети используется одно значение временного ряда в разные моменты времени. В модуле

нейросетевого прогнозирования имеется набор параметров, которые эксперт может регулировать для построения оптимальной модели:

- количество входных нейронов;
- количество выходных нейронов;
- количество нейронов на скрытом слое;
- функции активации на входном, скрытом и выходном слое;
- скорость обучения;
- момент обучения;
- значения весов;
- порог разделения на обучающие и тестовые множества;
- количество эпох обучения.

На выходе модуль выдает прогнозные значения на указанный период, полную структуру нейронной сети и среднеквадратичную ошибку,  $R^2$ ,  $DW$ ,  $F$ -stat,  $MAPE$  на тестовой выборке.

Верификация модели временного ряда в РИНСМ осуществляется методом тестовой последовательности фиксированной длины. Ряд делится на обучающую и тестовую выборки. Тестовая выборка является последним наблюдением. На основании обучающей выборки строится большое количество нейросетевых моделей, осуществляется прогноз на два периода вперед. Затем сопоставляются отчетные и расчетные значения. Точность прогноза оценивается среднеквадратической ошибкой прогноза, которая отражает степень близости значений показателя и его прогнозируемого значения.

Комбинируя различные значения параметров, исследователь формирует большое количество нейросетевых моделей. С помощью верификации результата моделирования отбирается итоговая модель с наилучшими оценками качества и точности на тестовой выборке.

### **Распределенная система прогнозных моделей**

Одной из самых больших трудностей при использовании нейронных сетей в прогнозировании показателей сферы ис-

следований и инноваций является наличие малого объема статистических данных. Для ряда показателей не получится построить адекватную нейросетевую модель, поэтому можно использовать авторегрессионные модели, модели, основанные на применении теории нечетких множеств, искусственных иммунных систем, генетических алгоритмов, сплайнов. Результаты предложенных моделей предлагается верифицировать аналогично описанной ранее системе контроля точности и качества прогноза временного ряда.

Рассмотрим один из возможных способов прогнозирования – сплайнами. Сплайн – функция, которая вместе с несколькими производными непрерывна на всем заданном отрезке  $[a; b]$  и на каждом частичном отрезке является некоторым алгебраическим многочленом.

Интерполирование сплайнами широко используется на практике. Отмечаются случаи, когда моделируемая функция не соответствует реальному сигналу. Обычно так происходит, когда для функции характерны быстрые изменения значений на малых промежутках.

### Консолидированный прогноз

Наличие большого количества финальных моделей разных типов требует разработки методологии консолидированного прогноза. Использование методов прогнозирования разных типов для построения финального прогноза позволяет получить косвенную оценку надежности прогнозных значений: чем плотнее друг к другу располагаются альтернативные прогнозы,

тем больше ожидаемая надежность финального прогноза. Альтернативные прогнозы – набор результатов прогнозирования моделей разных типов, построенных на основе одного временного ряда и успешно прошедших процедуру верификации прогнозов. Финальный прогноз вычисляется как взвешенное среднегеометрическое значение альтернатив:

$$Y_{\text{финал}} = \prod_{i=1}^n Y_i^{w_i} + W_0, w_i = \frac{e_i}{\sum_i^n e_i},$$

где  $Y_i$  – прогноз  $i$ -й модели;

$w_i$  – степень, отражающая вес прогнозной модели;

$W_0$  – экспертная оценка;

$e_i$  – среднеквадратичная ошибка  $i$ -й модели.

В условиях современной турбулентности экономики возможности систем прогнозирования экономического развития страны ограничены. Большинство прогнозов требуют ручного управления результатом путем внесения экспертной оценки. Причинами являются отсутствие статистической значимости, неполнота и несопоставимость данных и наличие внешнего управления.

Рассмотрим пример построения гибридной модели на примере показателя *SNINZTIR* (затраты на исследования и разработки). Подсистема эконометрического моделирования РИАМС относит рассматриваемый показатель в разряд плохих. Оценки качества приведены в табл. 2. Относительная ошибка на тесте  $MAPE = 0,35$ , среднеквадратичная ошибка на тестовой выборке  $RMSE = 52\,790,93$ .

Т а б л и ц а 2

Выходные данные системы РИАМС

Статистики			Коэффициенты					
<i>R2</i>	<i>F-stat</i>	<i>DW</i>	<i>a0</i>	<i>a1</i>	<i>a2</i>	<i>a3</i>	<i>a4</i>	<i>a5</i>
0,98	17,96	2,82	1 168 335,20	-0,72	455,22	-289,89	-101 600,27	234,41
Стандартные значения ошибок			<i>Se0</i>	<i>Se1</i>	<i>Se2</i>	<i>Se3</i>	<i>Se4</i>	<i>Se5</i>
			283 437,78	0,27	85,18	69,62	61 645,23	127,84
Вычисление <i>T</i> -статистики			<i>a0/Se0</i>	<i>a1/Se1</i>	<i>a2/Se2</i>	<i>a3/Se3</i>	<i>a4/Se4</i>	<i>a5/Se5</i>
$F_{\text{крит}} = 3,37$			4,12	-2,63	5,34	-4,16	-1,65	1,83

В подсистеме РИНСМ было проведено множество экспериментов с различными значениями параметров обучения сети. Параметры наилучшей нейросетевой модели приведены в табл. 3–5.

Т а б л и ц а 3

Параметры ИНС

Параметр	Значение
Тип сети	Многослойный персептрон
Количество входных нейронов	2
Количество выходных нейронов	1
Количество нейронов на скрытом слое	1
Функции активации	$th(x) = (e^x - e^{-x}) / (e^x + e^{-x})$
Скорость обучения	0,0001
Порог разделения на обучающие и тестовые множества	10 и 1

Т а б л и ц а 4

Выходные значения РИНСМ и РСМ

Год	РИНСМ		РСМ	
	Отчет	Расчет	Отчет	Расчет
2004	20 135		20 135	20 135
2005	19 700		19 700	19 699,9
2006	35 015	42 137,4	35 015	35 015,4
2007	35 917	49 941,4	35 917	35 915,9
2008	41 486	53 925,5	41 486	41 487,8
2009	97 866	57 735,4	97 866	97 864,1
2010	72 041	103 018,1	72 041	72 042,3
2011	69 831	99 444,5	69 831	69 830,5
2012	118 811	89 926,9	118 811	118 811
2013	152 356	123 937,1	152 356	152 356
2014	154 442	142 968,0	154 442	89 747,2
2015		143 044,3		130 211
2016		139 123,2		141 372

Т а б л и ц а 5

Оценки качества и точности на тестовой точке в РИНСМ и РСМ

Оценка	Значение в РИНСМ	Значение в РСМ
R2	0,69	0,85
DW	2	2,22
MAPE	0,1	0,4
RMSE	5 737,02	32 347,40

Полученные в подсистеме РИНСМ оценки точности и качества позволяют говорить о переводе данного показателя в разряд хороших. Произошло значительное улучшение точности на тестовой точке. Однако потенциальное увеличение доверия к прогнозным результатам возможно

при построении модели в подсистеме РСМ.

Построен сплайн-полином 3-й степени. Оценки точности сплайновой модели хуже, чем в предыдущих расчетах. На основании имеющихся данных произведен расчет консолидированного прогноза

(рис. 6). Ручное управление оставляем равным 0, так как автор не обладает достаточной полнотой информации о затратах на исследования и разработки.

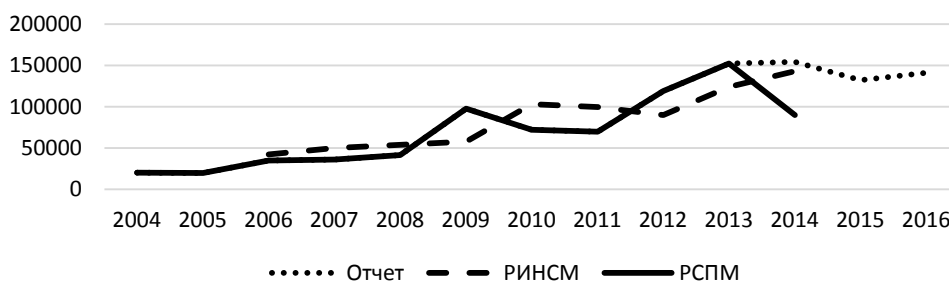


Рис. 6. Прогноз на 2015–2016 гг.

Дальнейшая работа будет направлена на улучшение и совершенствование интеллектуальных составляющих в подсистемах РИАМС, РИНСМ, РСПМ и повышение производительности получения результатов вариантных прогнозов в гибридных системах.

#### Список литературы

1. Гришин В. И., Абдикеев Н. М., Колмаков И. Б., Воронова Т. А., Турлак В. А., Филиппов Д. И. Система расчета прогнозных показателей макроэкономики России // Финансовая аналитика = Financial analytics: проблемы и решения : научно-практический и информационно-аналитический сборник. – 2010. – № 13 (37). – С. 2–15.
2. Китова О. В., Колмаков И. Б., Шарафутдинова А. Р. Анализ точности и качества краткосрочного прогноза показателей социально-экономического развития России // Вестник Российского экономического университета имени Г. В. Плеханова. – 2013. – № 9 (63). – С. 111–119.
3. Колмаков И. Б., Кольцов А. В., Доможаков М. В. Основы построения системы комплексного прогноза сферы исследований и инноваций во взаимосвязи с макроэконометрическими моделями экономики России // Инноватика и экспертиза : научные труды. – М. : РИНКЦЭ, 2015. – Вып. 1 (14). – С. 255–275.

#### References

1. Grishin V. I., Abdikeev N. M., Kolmakov I. B., Voronova T. A., Turlak V. A., Filippov D. I. Sistema rascheta prognoznykh pokazateley makroekonomiki Rossii [The System of Calculating the Project Indicators in Russian Macro-Economics]. *Financial Analytics: Problems and Solutions: Scientific and Practical, Information and Analytical Collection of Works*, 2010, No. 13 (37), pp. 2–15. (In Russ.).
2. Kitova O. V., Kolmakov I. B., Sharafutdinova A. R. Analiz tochnosti i kachestva kratkosrochnogo prognoza pokazateley sotsial'no-ekonomicheskogo razvitiya Rossii [Analyzing Accuracy and Quality of Short-Term Forecast of Figures for Social and Economic Development in Russia]. *Vestnik of the Plekhanov Russian University of Economics*, 2013, No. 9 (63), pp. 111–119. (In Russ.).
3. Kolmakov I. B., Kol'tsov A. V., Domozhakov M. V. Osnovy postroeniya sistemy kompleksnogo prognoza sfery issledovaniy i innovatsiy vo vzaimosvyazi s makroekonomicheskimi modelyami ekonomiki Rossii [Principles of Designing the System of Projection for Research and Innovation Sphere in Connection with Macro-Economic Models of Russian Economy]. *Innovations and Expertise, Academic Works*. Moscow, RINKCE, 2015, Vol. 1 (14), pp. 255–275. (In Russ.).