

ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ

УДК 004.891

Н.Е. Погорелов, К.Э. Рейзенбук, А.Г. Пимонов

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ ИНФОРМАЦИОННАЯ СИСТЕМА ДЛЯ АНАЛИЗА И ПРОГНОЗИРОВАНИЯ БИРЖЕВЫХ КОТИРОВОК АКЦИЙ

В теории прогнозирования финансовых рынков достаточно давно обособилось несколько основополагающих подходов, позволяющих предсказывать изменение различных биржевых характеристик. Наиболее значимыми среди них являются фундаментальный и технических анализ [1]. *Фундаментальный анализ* опирается на исследование финансовых и производственных показателей компании-эмитента ценных бумаг. *Технический анализ* подходит к решению задачи прогнозирования с другой стороны, – он предполагает анализ изменения курсовой цены в прошлом с целью предсказания ее будущего поведения. Несмотря на то, что оба этих подхода широко применяются, ни один из них не способен формировать суждения, в достаточной мере соответствующие действительности [2]. Поэтому многие ученые-экономисты не прекращают исследования в области прогнозирования финансовых временных рядов [3]. В настоящее время активно предпринимаются попытки адаптации современных информационных технологий для решения задач подобного рода [4, 5]. Успешной апробации удалось добиться только интеллектуальным информационным системам, построенным на основе *искусственных нейронных сетей* [6]. Настоящая статья и посвящена описанию разработанных алгоритмов [7] и программной реализации нейросетевой системы анализа и прогнозирования биржевых котировок акций [8].

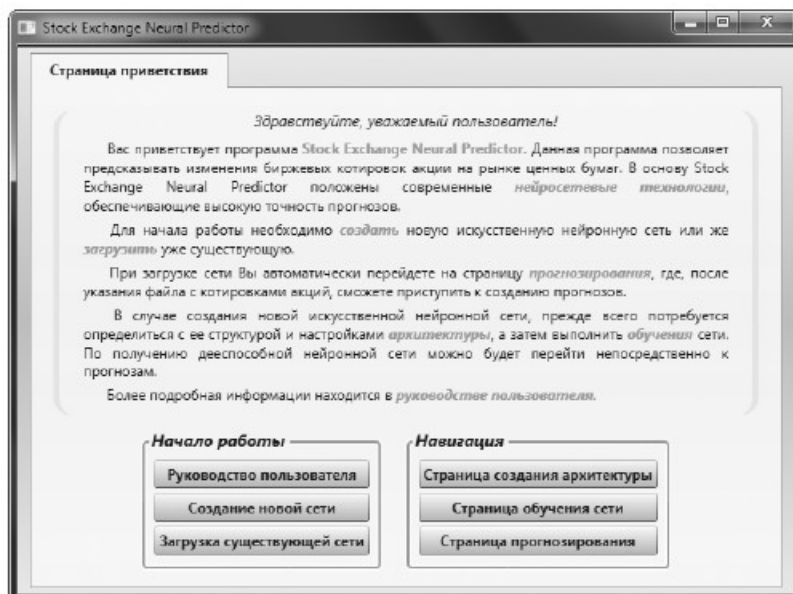
В результате проведенного исследования создана нейросетевая система Stock Exchange Neural Predictor (SENP), предназначенная для анализа и прогнозирования курсовой стоимости акций на фондовой бирже. Интеллектуальная информационная система SENP реализована в виде Windows-приложения, созданного в интегрированной среде разработки Visual Studio 2010. Все модули SENP написаны на объектно-ориентированном языке программирования C-Sharp 4.0. Для построения интерфейса была использована технология Windows Presentation Foundation (WPF). SENP базируется на модели многослойного перцептрона с возможностью обучения по одному из двух алгоритмов: генетическому алгоритму [9] и алгоритму обратного распространения ошибки [6]. Информационная система состоит из четы-

рех подсистем: приветствия, архитектурных настроек, обучения и прогнозирования. Каждая из указанных подсистем в SENP представлена отдельной страницей приложения. Рассмотрим их более подробно.

Страница приветствия – это то, с чего начинается работа с приложением. На ней пользователь информируется о назначении программы и ее возможностях. После чего предлагается перейти к конкретным действиям (рис. 1).

Страница архитектурных настроек (рис. 2) предназначена для формирования слоев нейронной сети и определения анализируемых и прогнозируемых данных.

Перед непосредственным определением характеристик нейронной сети у пользователя имеется возможность загрузить котировки акций в формате данных CSV.



Далее выполняется непосредственная архитектурная настройка и указание параметров для анализа и прогноза. Приложение SENP для построения нейронных сетей использует архитектуру многослойного перцептрона. Поэтому создаваемая сеть, как минимум, состоит из трех или более слоев нейронов. Среди них присутствует один входной слой, один или несколько скрытых слоев и один выходной слой.

Конкретный вид входного и выходного слоя определяется режимом прогнозирования. SENP позволяет выполнять как многошаговое, так и одношаговое прогнозирование.

Первый тип прогнозирования используется для построения долгосрочного прогноза и предназначен для определения главных точек изменения тренда в некотором промежутке будущего времени. Для выполнения данного типа прогноза необходимо выбрать ряд, который будет подвергнут анализу. Затем необходимо указать значение глубины прогноза. Оно определяет размер временного интервала, который будет использоваться для построения прогноза. Так, при выборе глубины прогноза, равной четырем, для прогнозирования значения цены следующего периода будут использованы данные за предыдущие четыре периода.

Режим одношагового прогнозирования используется для составления краткосрочных прогнозов. В этом случае прогноз строится только на один шаг вперед, но используется реальное, а не прогнозируемое значение для осуществления прогноза на следующем шаге. При подобном подходе к прогнозу в качестве входных (анализируемых) данных можно задать сразу несколько цен одной торговой сессии.

На заключительном этапе настройки архитектуры формируются скрытые слои. Для перехода на следующую стадию работы с приложением

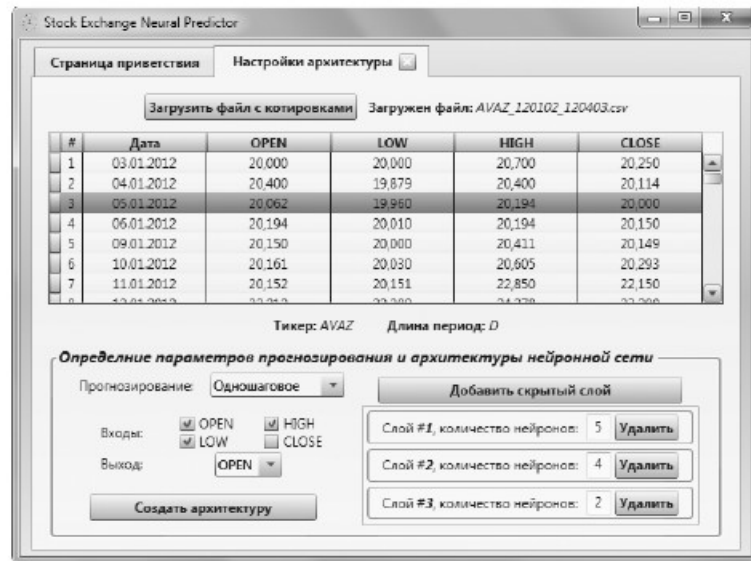


Рис. 2. Страница архитектурных настроек

достаточно создать один скрытый слой, но, при желании, можно определить и еще несколько.

Страница обучения (рис. 3) предоставляет пользователю возможность обучить ранее созданную сеть и выполнить ее апробацию на конкретных примерах.

Для обучения сети указываются значения различных параметров из блока Настройка обучения. В зависимости от выбранного алгоритма они могут различаться. Всего в приложении SENP реализовано два алгоритма обучения – обратного распространения ошибки и ге-

нетического. В первом подходе, предполагающем использование алгоритма обратного распространения ошибки, обучение нейронной сети реализовано с привлечением довольно сложного математического аппарата. Его основными входными параметрами являются (рис. 3):

- 1) количество эпох обучения;
- 2) целевая среднеквадратическая ошибка (ошибка E);
- 3) параметр наклона сигмоидальной функции (параметр a);
- 4) скорость обучения (параметр η);
- 5) сила импульса (пара-

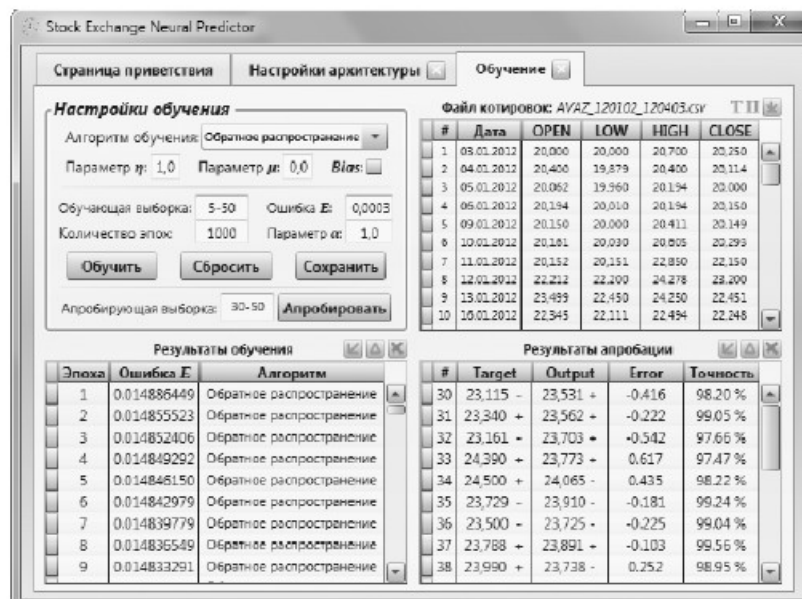


Рис. 3. Страница обучения

метр μ);

б) наличие нейронного смещения (*Bias*).

Указание значений для последних двух параметров не является обязательным, так как они используются в модификации базового варианта алгоритма [6].

Второй подход к обучению, основанный на генетических алгоритмах, предполагает представления синоптических весов нейронной сети в виде двоичных последовательностей (хромосом). Оценка приспособленности особей определяется функцией приспособленности, задаваемой в виде суммы квадратов погрешностей, то есть разностей между ожидаемыми и фактически получаемыми значениями на выходе сети для различных входных данных. В целом можно выделить следующие этапы обучения.

1) Декодирование хромосомы текущего поколения для восстановления множества весов и конструирование соответствующей этому множеству нейронной сети с априорно заданной архитектурой и правилом обучения.

2) Расчет общей среднеквадратичной погрешности между фактическими и заданными значениями на всех выходах сети при подаче на ее входы обучающих образов. Эта погрешность определяет приспособленность особи (сконструированной сети).

3) Репродукция особей с вероятностью согласно их приспособленности.

4) Применение генетических операторов – таких как скрещивание, мутация и/или инверсия для получения нового поколения [9].



В результате в SENP для обучения генетическим алгоритмом указывается вероятность скрещивания и мутации ($P_{\text{скрещивания}}$ и $P_{\text{мутации}}$ соответственно), количество особей в популяции ($N_{\text{особей}}$), а также устанавливаются значения параметров, соответствующих пара-

метрам 1-3 первого подхода обучения.

Анализ работы двух алгоритмов показал, что обучение сети на основе генетического алгоритма происходит значительно медленней (насколько именно – зависит от размеров популяции), чем по алгоритму обратного распространения ошибки, а прирост точности составляемых прогнозов невелик (2-3%). Однако в условиях постоянно изменяющегося рынка даже подобное преимущество способно оказать значительное влияние на принимаемое решение.

После настройки параметров того или иного алгоритма выполняется установка значений параметров, не зависящих от алгоритма. Все результаты обучения выводятся в таблицу из блока Результаты обучения (рис. 3).

Для проверки состоятельности прогнозов, составляемых обученной нейронной сетью, выполняется ее апробация на конкретных примерах. В зависимости от выбранного ранее режима прогнозирования типы параметров, задаваемые для проверки прогноза, могут отличаться. Из особенностей данной страницы (рис. 3) можно отметить некоторые кнопки, располагающиеся над итоговыми

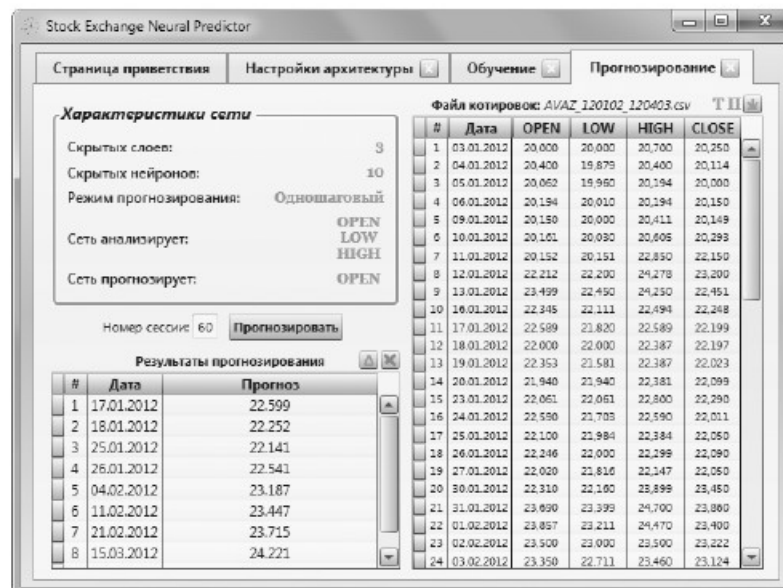
таблицами. Так, кнопка  позволяет выгружать данные в рабочую книгу Microsoft Excel, а кнопка  переключает представление результатов обучения с табличного на графический.

Страница прогнозирования (рис. 4) позволяет непосредственно строить прогнозы. В ее левом верхнем углу отображается блок Характеристики сети, в котором указаны значения параметров, выбранных при построении архитектуры сети. Всю правую часть страницы занимает таблица с котировками акций.

Сам процесс построения прогнозов во многом совпадает с апробацией. В зависимости от режима прогнозирования, заложенного в архитектуру нейронной сети, входные параметры для прогноза могут иметь разный тип.

Для проверки состоятельности прогнозов, составляемых интеллектуальной информационной системой Stock Exchange Neural Predictor, были выбраны котировки акций ОАО АвтоВАЗ за период с 3 января по 13 апреля 2012 года на Московской межбанковской валютной бирже (ММВБ) [10].

Система SENP способна строить как долгосрочные, так и краткосрочные прогнозы. Первый подход позволяет выявлять



#	Дата	OPEN	LOW	HIGH	CLOSE
1	03.01.2012	20.000	20.000	20.700	20.250
2	04.01.2012	20.400	19.879	20.400	20.114
3	05.01.2012	20.052	19.960	20.194	20.000
4	06.01.2012	20.194	20.010	20.194	20.150
5	09.01.2012	20.150	20.000	20.411	20.149
6	10.01.2012	20.101	20.090	20.606	20.299
7	11.01.2012	20.152	20.151	22.850	22.150
8	12.01.2012	22.212	22.200	24.278	23.200
9	13.01.2012	23.499	22.490	24.250	22.451
10	16.01.2012	22.345	22.111	22.494	22.248
11	17.01.2012	22.589	22.820	22.589	22.199
12	18.01.2012	22.000	22.000	22.387	22.197
13	19.01.2012	22.353	21.581	22.387	22.023
14	20.01.2012	21.940	21.940	22.381	22.099
15	23.01.2012	22.051	22.051	22.800	22.290
16	24.01.2012	22.590	21.705	22.590	22.011
17	25.01.2012	22.100	21.984	22.384	22.050
18	26.01.2012	22.246	22.000	22.299	22.090
19	27.01.2012	22.020	22.816	22.147	22.050
20	30.01.2012	22.310	22.100	23.899	23.450
21	31.01.2012	23.690	23.399	24.700	23.860
22	01.02.2012	23.857	23.211	24.470	23.400
23	02.02.2012	23.500	23.000	23.500	23.222
24	03.02.2012	23.350	22.711	23.460	23.124

Рис. 4. Страница прогнозирования

основной тренд, а второй – детально моделировать динамику рынка в течение непродолжительного периода. Рассмотрим каждый из этих вариантов по отдельности.

Одношаговое прогнозирование. В качестве примера была создана нейронная сеть со следующими архитектурными настройками:

1) входы сети определены 4 типами цен торговой сессии (максимальная, минимальная, на закрытие, на открытие);

2) выход сети предоставляет прогноз цены открытия на следующий период.

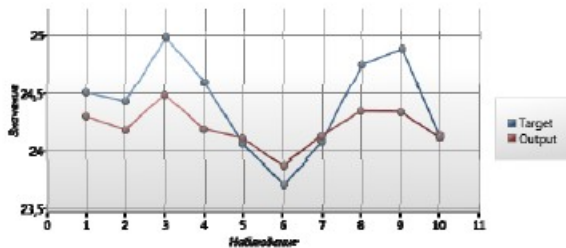


Рис. 5. Результаты одношагового прогноза на контрольных примерах

3) количество скрытых слоев – 2, в первом расположено 5 нейронов, во втором – 4.

Далее полученный перцептрон был обучен на данных временного ряда биржевых котировок акций ОАО АвтоВАЗ с 3 января по 13 марта 2012 года. Обучение выполнялось в два этапа:

1) 1000 циклов обучения по генетическому алгоритму с вероятностью скрещивания, равной 0,3, вероятностью мутации – 0,2 и 15 особями в популяции;

2) 1000 циклов обучения по алгоритму обратного распространения ошибки со скоростью обучения 0,9 и активным нейронным смещением.

Результаты апробации по 10

примерам из контрольного множества отображены на рисунке 5 (график функции Target отражает фактические данные изменения курсовой стоимости акций, а Output – данные, полученной нейронной сетью).

Многошаговое прогнозирование. Для целей демонстрации возможностей многошагового прогнозирования была создана нейронная сеть со следующими архитектурными настройками:

1) анализируется и прогнозируется цена на открытие;

2) входы сети определены

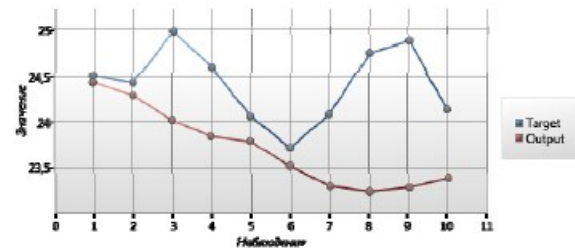


Рис. 6. Результаты многошагового прогноза на контрольных примерах

9 предыдущими наблюдениями цены;

3) количество скрытых слоев – 2, в первом – 9 нейронов, во втором – 4.

Таким образом была получена нейронная сеть 9-9-4-1. После чего было проведено обучение этой нейронной сети на данных временного ряда биржевых котировок акций ОАО АвтоВАЗ с 16 января по 23 марта 2012 года. Обучение заняло 2000 циклов по алгоритму обратного распространения шибки. При этом использовались следующие значения параметров:

1) скорость обучения – 0,8;

2) импульс – 0,1;

3) нейронное смещение – отключено.

Для апробации был выбран горизонт прогноза, равный 10. То есть, взяв за основу один пример, нейронная сеть строит прогноз на 10 периодов вперед. Отправной точкой для составления прогноза по данным из обучающей выборки была задана торговая сессия 13 февраля 2012 года. Результаты этой апробации представлены на рис. 6.

Исходя из приведенных выше примеров (рис. 5, 6), можно сделать вывод о том, что полученная модель интеллектуального анализа данных действительно позволяет строить достоверные прогнозы. При

этом нейронная сеть, ориентированная на краткосрочные прогнозы (одношаговый режим прогноза), моделирует динамику биржевых котировок акций более детально. Примерно в 80% случаев с помощью этой сети удастся определить знак изменения курсовой стоимости акций. В тоже время нейронная сеть, спроектированная для формирования долгосрочных прогнозов (многошаговый режим прогноза), позволяет выявлять динамику, которая на фондовом рынке формируется под действием общих или долговременных тенденций, влияющих на временной ряд, или, говоря иначе, – тренд.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Мишарев, А.А. Рынок ценных бумаг. – СПб.: ПИТЕР, 2007. – 252 с.
2. Недостатки технического анализа [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://berg.com.ua/tech/disadvantages-of-technical-analysis/>, свободный.
3. Предсказание финансовых временных рядов [Электронный ресурс]. – Режим доступа:

http://www.intuit.ru/department/expert/neurocomputing/8/neurocomputing_8.html, свободный.

4. Рейзенбук, К.Э. Программный комплекс для технического анализа рынка ценных бумаг на основе моделей теории детерминированного хаоса / К.Э. Рейзенбук, И.А. Пимонов, Ю.В. Хараман // Вестник Кузбасского государственного технического университета. – 2008. – №4. – С. 100-104.

5. Пимонов, И.А. Комплекс программ для оценки и анализа фрактальных свойств фондового рынка / И.А. Пимонов, А.И. Трегуб // Вестник Кузбасского государственного технического университета. – 2008. – №4. – С. 105-110.

6. Хайкин, С. Нейронные сети полный курс. 2-е изд., испр. – М.: ВИЛЬЯМС, 2006. – 1104 с.

7. Погорелов, Н.Е. Алгоритмы обучения нейросетевой системы анализа и прогнозирования биржевых котировок акций // Информационно-телекоммуникационные системы и технологии (ИТСиТ-2012): Материалы Всероссийской молодежной конференции, г. Кемерово, 20-22 сентября 2012 г. / Под редакцией проф. А.Г. Пимонова; Кузбас. гос. техн. ун-т им. Т.Ф. Горбачева. – Кемерово, 2012. – С. 236-237.

8. Погорелов, Н.Е. Нейросетевая система анализа и прогнозирования биржевых котировок акций // Информационно-телекоммуникационные системы и технологии (ИТСиТ-2012): Материалы Всероссийской молодежной конференции, г. Кемерово, 20-22 сентября 2012 г. / Под редакцией проф. А.Г. Пимонова; Кузбас. гос. техн. ун-т им. Т.Ф. Горбачева. – Кемерово, 2012. – С. 46-47.

9. Рутковская, Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский. – М.: Горячая линия-Телеком, 2007. – 452 с.

10. Финам.ру – Рынок и Аналитика. Экспорт котировок АвтоВАЗ ао [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.finam.ru/analysis/profile0002700007/default.asp>, свободный.

Авторы статьи:

Погорелов
Никита Евгеньевич,
выпускник каф. прикладных ин-
формационных технологий Куз-
ГТУ.
E-mail: agittoa42@mail.ru

Рейзенбук
Кристина Эдуардовна,
ст. преп. каф. прикладных ин-
формационных технологий Куз-
ГТУ.
E-mail: sunstroke99@mail.ru

Пимонов
Александр Григорьевич,
докт. техн. наук, профессор каф.
прикладных информационных
технологий КузГТУ.
E-mail: pag_vt@kuzstu.ru

УДК 662.6/8

Ю.А. Сенчурова, Е.В. Заречнева

МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ПРОЦЕССА РАСПЫЛЕНИЯ И СЖИГАНИЯ ВОДОУГОЛЬНОГО ТОПЛИВА В ВИХРЕВОЙ ТОПКЕ

Устойчивость и полнота выгорания топлива в камере сжигания определяются степенью распыла вводимого в камеру топлива и совершенством аэродинамики газовых потоков внутри камеры. Эти качества обеспечивают надежные условия воспламенения и стабилизации факела, надежное смешение топлива с окислителем и распределение температур, а также оптимальные условия выгорания топлива по всему объему камеры. Качество распыления водоугольной суспензии (ВУТ) в камере сжигания зависит от совершенства конструкции распыляющего устройства и свойств топлива.

В работе Г.Н. Делягина [1] отмечается, что сжигание водоугольного топлива существенно отличается от аналогичного процесса при использовании пылевидного угля. При этом утверждается, что влияние марки угля и его зольности на температуру воспламенения и устойчивость горения незначительно. Вместе с тем, результаты практического применения показывают, что при сжигании ВУТ, приготовленных из высокометаморфизованных углей и антрацитов, требуется

более высокий первоначальный нагрев топочного пространства для инициирования процесса воспламенения топлива. Аналогичное явление зафиксировано и при использовании ВУТ, приготовленного из высокозольных угольных шламов. Все это указывает на то, что модели воспламенения и горения водоугольного топлива, предлагаемые Г.Н. Делягиным и другими авторами, требуют корректировки.

Предполагается, что при распылении водоугольного топлива образуется поток полидисперсных капель (частиц), содержащий чисто угольные частицы, «освобожденные» за счет высокой скорости от жидкой фазы, и капли водоугольного топлива, состоящих из наиболее тонких угольных частиц и жидкой фазы. При этом в зависимости от гранулометрического состава угля в ВУТ, количество чисто угольных частиц может достигать 25-30 %.

На наш взгляд, распыление водоугольного топлива воздухом или водяным паром осуществляется в два этапа. В форсунке при смешении ВУТ и распыляющего агента происходит дробление