

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ РИСКОВАННОСТИ ИНВЕСТИРОВАНИЯ В АКЦИИ НЕФТЯНЫХ КОМПАНИЙ С ПОМОЩЬЮ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

А.А. Ярош

Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации (Уфимский филиал), Уфа, Россия

Ю.А. Рахматуллина

Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации (Уфимский филиал), Уфа, Россия

В данной статье рассмотрена задача прогнозирования котировок акций на примере крупнейших нефтяных компаний России (Роснефти, Лукойла, Газпромнефти и Сургутнефтегаза) с помощью искусственных нейронных сетей, а также анализируется доходность инвестиционного портфеля, сформированного из обыкновенных акций четырех крупнейших нефтяных компаний России в равных долях и с оптимальной их величиной, определенной в ходе решения прямой задачи по модели Г. Марковица с применением прогнозных значений.

Ключевые слова: риск, доходность, портфель ценных бумаг, модель Марковица, инвестиционный портфель, нейромоделирование, байесовский ансамбль, прогнозирование.

В настоящее время накоплен значительный опыт применения классических зарубежных моделей и их модификаций по оптимизации портфеля ценных бумаг, исходя из критериев доходность/риск. Применение различных методов, алгоритмов и подходов позволяет минимизировать риск инвестиционного портфеля. В рамках исследования была поставлена и решена задача прогнозирования котировок акций на примере крупнейших нефтяных компаний России с помощью искусственных нейронных сетей.

Для каждой из четырех крупнейших нефтяных компаний России в байесовский ансамбль были включены по пять нейромоделей различной конфигурации.

Исходной информацией для нейромоделирования являются данные об ежедневных ценах закрытия обыкновенных акций вышеуказанных компаний за период с 3 января по 29 октября 2020 г. Вычислительные эксперименты проводятся в программном продукте NeuroSolutions for Excel 6.0. Решение задачи осуществляется методом скользящего окна. Длина окна принимается равной 4. Пошаговый алгоритм решения задачи прогнозирования в вышеуказанном программном продукте приводится, например, в исследовании [1].

Шаг 1. Массив исходных данных (203 наблюдения) разбивается на обучающую выборку (183 наблюдения) и тестирующую выборку (20 наблюдений или порядка 10 % от общего их количества). Предварительно в программном продукте осуществляется перемешивание наблюдений.

Шаг 2. Выбирается топология искусственной нейронной сети. Многослойный перцептрон с двумя скрытыми слоями является универсальным аппроксиматором. Согласно теореме Колмогорова-Арнольда при неограниченном времени обучения

и числе вычислительных элементов в каждом слое сеть способна решить любую задачу с произвольной степенью точности [2, с. 304].

При этом в работе [3, с. 200] справедливо отмечается, что оценка (перспективная), полученная на основе адекватного байесовского ансамбля из динамических нейромоделей целесообразнее аппроксимации и прогнозирования с помощью отдельной даже высокоточной нейросети. В свою очередь, адекватность каждой нейросетевой модели устанавливается на основе анализа значений ряда показателей: 1) нормированной среднеквадратической ошибки «выходной» переменной ($NMSE$); 2) коэффициента корреляции между фактическими и теоретическими (полученными в ходе вычислительных экспериментов) значениями цены закрытия акций компании (r) и 3) частотного критерия качества результирующего показателя (P).

Значения первых двух показателей адекватности определяются автоматически в программном продукте. Последний показатель рассчитывается исследователем самостоятельно (как отношение числа корректно распознанных наблюдений (N), то есть с экспертно задаваемой относительной погрешностью (ϵ) к объему тестирующей выборки).

Шаг 3. С целью предотвращения машинного переобучения сети (эффекта «бабушкиного обучения») ограничивается количество эпох (итераций) по модификации синаптических весов (1000) [4].

Шаг 4. Уточняется спецификация нейросетевых моделей. Вычислительные эксперименты подтвердили целесообразность назначенной длины скользящего окна (4). В нашем случае между «выходной» переменной и «входными» переменными существует нелинейная зависимость:

$$\hat{y} = f(x_1, x_2, x_3, x_4), \quad (1)$$

где $x_1, \dots, x_4$ – массивы данных из цен закрытия акций компании или временные ряды со сдвигом (исторической памятью / периодом ретроспекции), соответственно на один – четыре временных шага назад по сравнению со значениями результативного показателя (y).

Шаг 5. Определяется конфигурация (количество скрытых слоев и число нейронов в них) нейромодели, включенных в байесовский ансамбль.

В программном продукте предусмотрена возможность поиска оптимального числа нейронов в одном скрытом слое. Шаг варьирования и интервал значений исследователем задается самостоятельно. При этом количество нейронов в других скрытых слоях остается фиксированным. Критерием оптимизации (по умолчанию в программном продукте) является ненормализованная среднеквадратическая ошибка нейросети (MSE). Оптимальной признается нейромодель, обеспечивающая минимальное значение критерия.

В таблице 1 представлена конфигурация байесовского ансамбля из динамических нейромоделей, сформированного для ПАО «Сургутнефтегаз».

Как видно из данных таблицы 1, в байесовский ансамбль были включены пять нейромоделей раз-

личной конфигурации. Первые три нейромодели содержали только один скрытый слой. Остальные нейромодели включали два скрытых слоя.

В таблице 2 представлены результаты проверки сформированного байесовского ансамбля из динамических нейромоделей для ПАО «Сургутнефтегаз» на адекватность. Значения показателей адекватности для байесовского ансамбля из динамических нейромоделей определяются по формуле простой среднеарифметической [5].

Как видно из данных таблицы 2, лучшей нейромоделью по всем трем показателям адекватности является третья нейромодель (наименьшее значение $NMSE$, наибольшее значение r , а также наибольшее значение N и P , как при 5 %, так и 8 % ε). При этом необходимо отметить, что такая ситуация (одновременное превосходство определенной нейромодели по всем трем показателям адекватности над остальными нейромоделями) является лишь частным случаем. Анализируя значения показателей адекватности сформированного байесовского ансамбля из динамических нейромоделей, можно сделать однозначный вывод о возможности его применения с целью прогнозирования цен закрытия акций для нефтяной компании ПАО «Сургутнефтегаз».

Таблица 1

**Конфигурация байесовского ансамбля из динамических нейромоделей
(для ПАО «Сургутнефтегаз»)**

Нейромодель	Фиксированное или варьируемое число нейронов (с единичным шагом)		Фиксированное или оптимальное число нейронов	
	В первом скрытом слое	Во втором скрытом слое	В первом скрытом слое	Во втором скрытом слое
Первая (НСМ ₁)	1 ... 9	x	8	x
Вторая (НСМ ₂)	1 ... 10	x	7	x
Третья (НСМ ₃)	9 ... 19	x	17	x
Четвертая (НСМ ₄)	1 ... 9	17	9	17
Пятая (НСМ ₅)	1 ... 10	17	8	17

Источник: составлено авторами.

Таблица 2

**Результаты оценки адекватности байесовского ансамбля из динамических нейромоделей
для ПАО «Сургутнефтегаз»**

Нейромодель	$NMSE$	r	N		P	
			$\varepsilon = 5 \%$	$\varepsilon = 8 \%$	$\varepsilon = 5 \%$	$\varepsilon = 8 \%$
Первая (НСМ ₁)	0,09	0,959	16	18	80	90
Вторая (НСМ ₂)	0,097	0,962	15	17	75	85
Третья (НСМ ₃)	0,055	0,978	18	18	90	90
Четвертая (НСМ ₄)	0,102	0,958	15	18	75	90
Пятая (НСМ ₅)	0,078	0,961	15	17	75	85
Байесовский ансамбль нейромоделей	0,084	0,964	16	18	79	88

Источник: составлено авторами.

Таблица 3

**Прогнозирование (с учетом оценки точности) цены закрытия
акций ПАО «Сургутнефтегаз» на 30 октября 2020 г.**

Нейромодель	Прогнозное значение цены закрытия акций (y), руб.	Ошибка аппроксимации (E), %
Первая (НСМ ₁)	33,41	1,4
Вторая (НСМ ₂)	33,18	0,7
Третья (НСМ ₃)	33,51	1,7
Четвертая (НСМ ₄)	33,35	1,22
Пятая (НСМ ₅)	32,35	1,81
Байесовский ансамбль нейромоделей (прогноз)	33,16	0,64

Источник: составлено авторами.

В рамках исследования ограничимся прогнозированием на один шаг вперед (для 30.10.2020 г.) и оценкой точности прогноза с помощью расчета ошибки аппроксимации (E), сравнивая фактическое (32,95) и прогнозное значение.

Как видно из данных таблицы 3, прогнозное значение, полученное на основе байесовского ансам-

бля из динамических нейромоделей незначительно отличается от фактического значения (менее чем на 1 %).

Аналогичным образом проводятся расчеты для остальных трех крупнейших нефтяных компаний России (Роснефти, Лукойла и Газпромнефти) (таблицы 4, 5, 6).

Таблица 4

**Прогнозирование (с учетом оценки точности) цены закрытия акций
компании ПАО «Роснефть» на 30 октября 2020 г.**

Нейромодель	Прогнозное значение цены закрытия акций (y), руб.	Ошибка аппроксимации (E), %
Первая (НСМ ₁)	355,48	1,25
Вторая (НСМ ₂)	355,12	1,14
Третья (НСМ ₃)	349,67	0,41
Четвертая (НСМ ₄)	356	1,4
Пятая (НСМ ₅)	357,68	1,87
Байесовский ансамбль нейромоделей (прогноз)	354,79	1,05

Источник: составлено авторами.

Таблица 5

**Прогнозирование (с учетом оценки точности) цены закрытия акций
компании ПАО «Лукойл» на 30 октября 2020 г.**

Нейромодель	Прогнозное значение цены закрытия акций (y), руб.	Ошибка аппроксимации (E), %
Первая (НСМ ₁)	4 095,35	1,24
Вторая (НСМ ₂)	4 011,26	0,83
Третья (НСМ ₃)	4 152,94	2,67
Четвертая (НСМ ₄)	4 166,39	3
Пятая (НСМ ₅)	4 214,34	4,19
Байесовский ансамбль нейромоделей (прогноз)	4 128,06	2,05

Источник: составлено авторами.

Прогнозирование (с учетом оценки точности) цены закрытия акций компании ПАО «Газпромнефть» на 30 октября 2020 г.

Нейромодель	Прогнозное значение цены закрытия акций (y), руб.	Ошибка аппроксимации (E), %
Первая (НСМ ₁)	279,35	2,16
Вторая (НСМ ₂)	273	0,16
Третья (НСМ ₃)	280,09	2,43
Четвертая (НСМ ₄)	287,28	5,06
Пятая (НСМ ₅)	281,13	2,81
Байесовский ансамбль нейромоделей (прогноз)	280,17	2,46

Источник: составлено авторами.

По результатам сравнительного анализа наиболее / наименее точный прогноз был сформирован, соответственно, для ПАО «Сургутнефтегаз» и ПАО «Газпромнефть» (ошибка аппроксимации составила порядка 2,5 %).

Реализация прогностической функции с помощью адекватного байесовского ансамбля из динамических нейромоделей позволит применить полученные результаты в ходе решения задачи оптимального инвестиционного портфеля, например, по модели Г. Марковица [6]. В этом случае расчеты будут проводиться не на основе ретро-

спективных (исторических) данных о котировках акций, а на прогнозных значениях их цен закрытия.

В рамках исследования проведем сравнительный анализ доходности инвестиционного портфеля, сформированного из обыкновенных акций четырех крупнейших нефтяных компаний России в равных долях и с оптимальной их величиной, определенной в ходе решения прямой задачи по модели Г. Марковица. При втором варианте расчетов применяются результаты ранее полученного прогноза рыночной стоимости акций компаний.

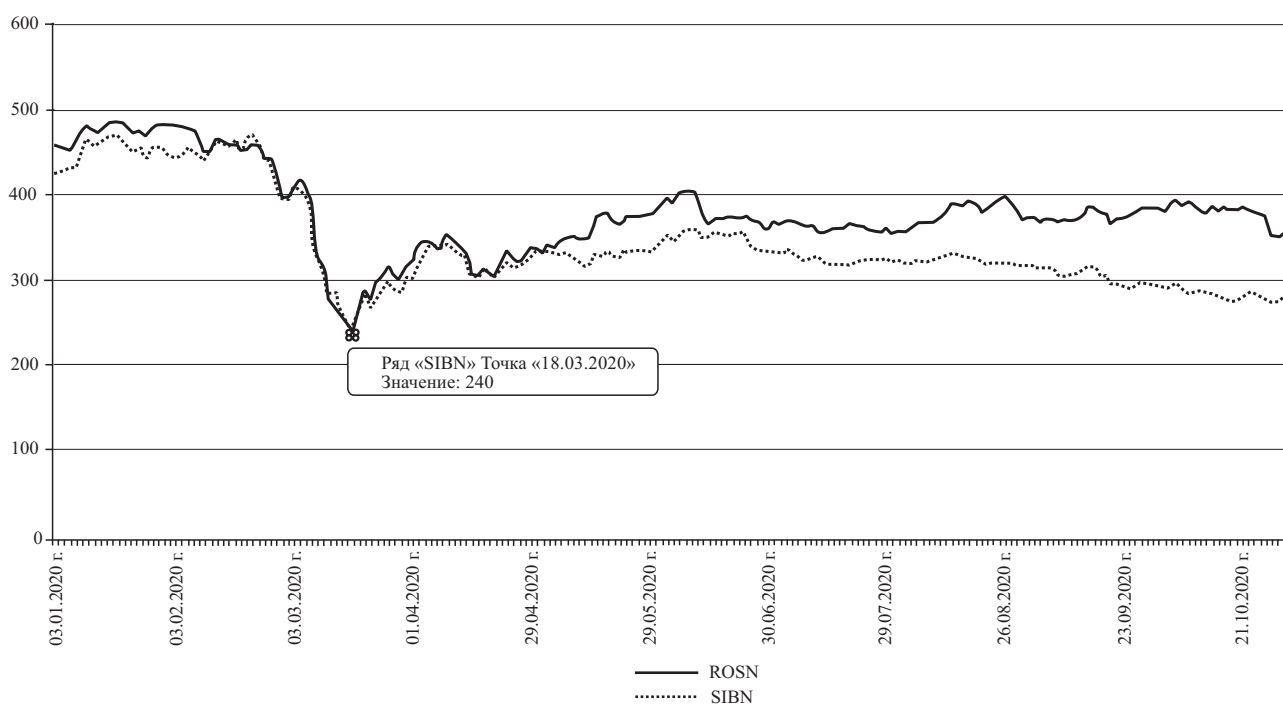


Рис. 1. Визуализация изменения цен закрытия обыкновенных акций ПАО «Роснефть» и ПАО «Газпромнефть», руб.

Источник: составлено авторами.

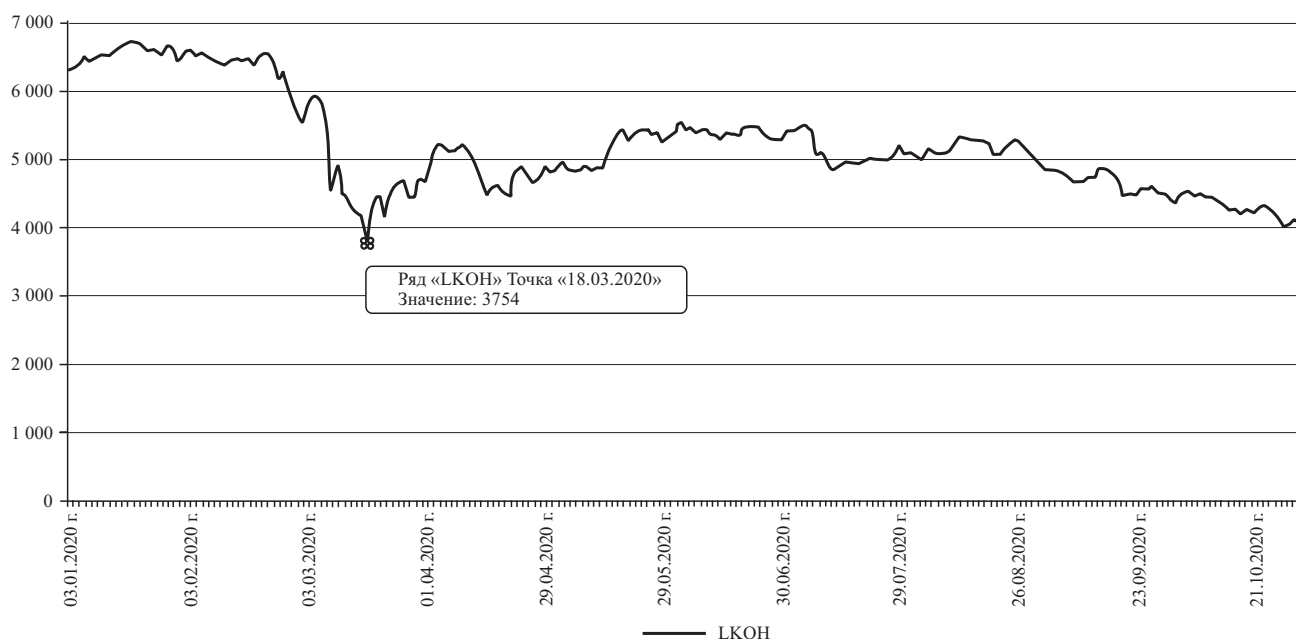


Рис. 2. Визуализация изменения цен закрытия обыкновенных акций ПАО Лукойл

Источник: составлено авторами.

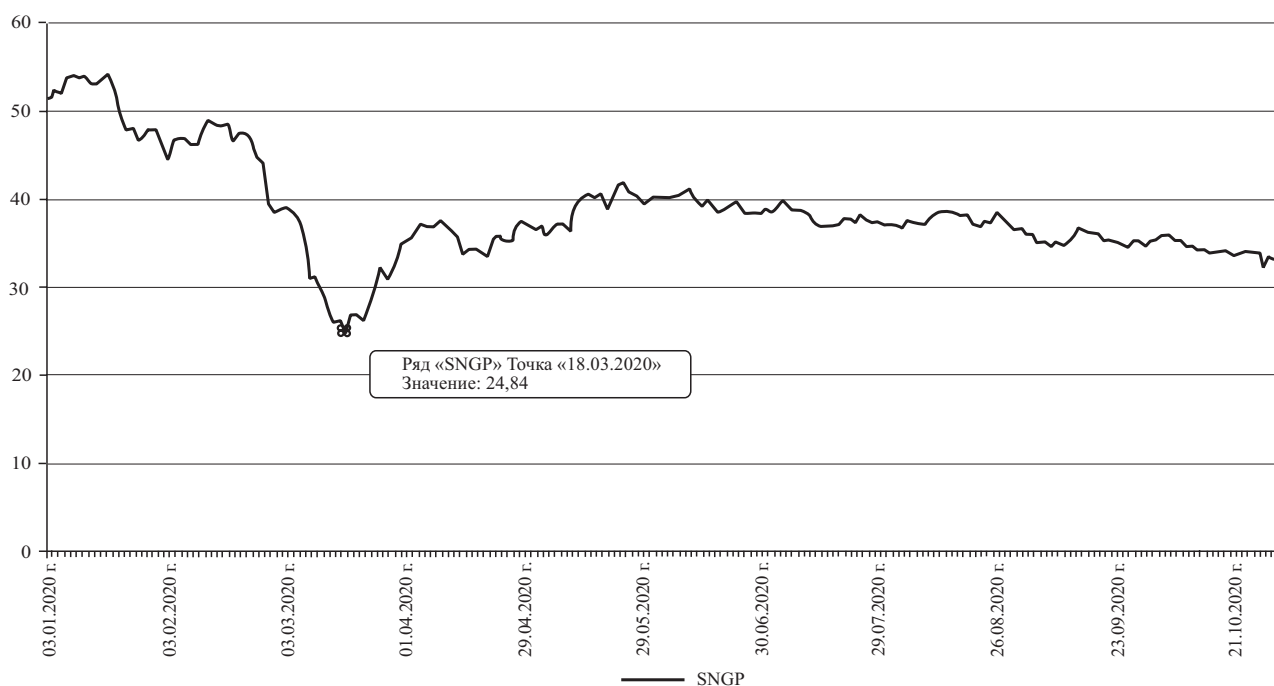


Рис. 3. Визуализация изменения цен закрытия обыкновенных акций ПАО «Сургутнефтегаз»

Источник: составлено авторами.

Как видно из данных рисунков 2, 3, 4, исходя из динамики изменения цен закрытия обыкновенных акций Роснефти, Лукойла, Газпромнефти и Сургутнефтегаза, изучаемый период можно условно разбить на два периода: до и после 18 марта 2020 г. В первом подпериоде, начиная с 3 января 2020 г., наблюдалась преимущественно тенденция снижения рыночной стоимости акций, пока не достигла своего наименьшего (минимального) значения 18 марта 2020 г. Во втором периоде (с указанной ранее даты) проис-

ходило чередование дней повышения цены закрытия акций с днями сокращения значения показателя. Однако за весь подпериод произошел рост рыночной стоимости акций четырех крупнейших нефтяных компаний России. Исходя из вышесказанного, далее расчеты проводятся на примере второго подпериода, то есть, начиная с 18 марта по 30 октября 2020 г. [7].

Исходная информация для проведения расчетов доходности инвестиционного портфеля по первому варианту представлена в таблице 7.

Таблица 7

Исходная информация для определения доходности инвестиционного портфеля по первому варианту

Нефтяная компания	Количество акций в портфеле, шт.	Рыночная стоимость пакета обыкновенных акций, руб.	Доля пакета акций в портфеле, %
ПАО «Роснефть»	1 068	249 912	24,95
ПАО «Лукойл»	67	251 518	25,11
ПАО «Газпромнефть»	1 042	250 080	24,97
ПАО «Сургутнефтегаз»	10 064	249 990	24,96
<i>Итого</i>	<i>x</i>	<i>1 001 500</i>	<i>100</i>

Источник: составлено авторами.

Таблица 8

Результаты расчета доходности инвестиционного портфеля (первый вариант)

Эмитент	Дата покупки	Дата продажи	Количество бумаг	Цена закрытия на дату покупки, руб.	Цена закрытия на дату продажи, руб.	Сумма покупки	Сумма продажи	Доход	Внутренняя ставка доходности, %
Роснефть	18.03.20	30.10.20	1 068	234	351,1	249 912	374 974,8	125 062,8	92,57
Лукойл	18.03.20	30.10.20	67	3 754	4045	251 518	271 015	19 497	12,81
СибНефть	18.03.20	30.10.20	1 042	240	273,45	250 080	284 943,9	34 854,9	23,46
Сургутнефтегаз	18.03.20	30.10.20	10 064	24,835	32,95	249 939,44	331 608,8	81 669,36	57,88
Доход полный								261 084,06	
Внутренняя ставка доходности портфеля									45,38 %

Источник: составлено авторами.

Как видно из данных таблицы 7, в нашем случае приблизительно равная доля (примерно 25 %) в инвестиционном портфеле (размером порядка 1 млн руб.) на дату приобретения ценных бумаг (на 18 марта 2020 г.) обеспечивается обыкновенными акциями Роснефти, Лукойла, Газпромнефти и Сургутнефтегаза в количестве, соответственно, 1068; 67; 1042 и 10 064 шт.

Расчеты доходности инвестиционного портфеля производятся автоматически в опции «Портфель ценных бумаг» на сайте Московской биржи.

Как видно из данных таблицы 8, в случае продажи портфеля ценных бумаг 30 октября 2020 г. инвестор получает доход (без учета выплат налогов и комиссий) 261 084 руб., или 26,07 % от размера первоначально инвестированных средств (1 001 500 руб.) за весь период (начиная с момента приобретения активов до момента их продажи). Годовая доходность инвестиционного портфеля,

сформированного из обыкновенных акций четырех крупнейших нефтяных компаний России в равных долях, составляет 45,38 % [9]. Необходимо отметить, что в расчетах учитывается только изменение курсовой стоимости акций компаний.

Перейдем ко второму варианту формирования инвестиционного портфеля. Здесь производится оптимизация по модели Г. Марковица. Решается прямая задача, заключающаяся в расчете наибольшей доходности портфеля из акций четырех крупнейших нефтяных компаний с учетом ограничения по риску. Исходной информацией для решения задачи являются данные о доходности и риске акций нефтяных компаний. Ограничение на риск в ходе решения задачи было задано в размере 2 %. Определение риска инвестиционного портфеля предполагает расчет парных коэффициентов ковариации для различного сочетания акций нефтяных компаний (табл. 9).

Таблица 9

Матрица парных коэффициентов ковариации обыкновенных акций крупнейших нефтяных компании России

Актив	ROSN	LKOH	SIBN	SNGP
ROSN	5,99			
LKOH	5,31	6,70		
SIBN	3,89	4,27	3,98	
SNGP	3,83	4,19	2,95	5,50

Источник: составлено авторами.

Таблица 10

Оптимальный инвестиционный портфель

Нефтяная компания	Количество акций в портфеле, шт.	Рыночная стоимость пакета обыкновенных акций, руб.	Доля пакета акций в портфеле, %
ПАО «Роснефть»	1 207	282 513	28,21
ПАО «Газпромнефть»	1 592	381 973	38,14
ПАО «Сургутнефтегаз»	13 567	337 014	33,65
Итого	x	1 001 500	100,00

Источник: составлено авторами.

Таблица 11

Результаты расчета доходности инвестиционного портфеля (второй вариант)

Эмитент	Дата покупки	Дата продажи	Количество бумаг	Цена закрытия на дату покупки, руб.	Цена закрытия на дату продажи, руб.	Сумма покупки	Сумма продажи	Доход	Внутренняя ставка доходности, %
Роснефть	18.03.20	30.10.20	1 207	234	351,1	282 438	423 777,7	141 339,7	92,57
Лукойл	18.03.20	30.10.20	1 592	240	273,45	382 080	435 332,4	53 252,4	23,46
СибНефть	18.03.20	30.10.20	13 657	24,835	32,95	336 936,45	447 032,65	110 096,205	57,88
Сургутнефтегаз									
Доход полный								304 688,305	
Внутренняя ставка доходности портфеля									53,57 %

Источник: составлено авторами.

Как видно из данных таблицы 9, все коэффициенты принимают положительные значения. Это указывает на одинаковую направленность изменения доходностей акций крупнейших нефтяных компании России, то есть предполагает одновременную тенденцию роста или снижения значений их соответствующего показателя.

Результаты решения задачи отражены в таблице 10.

Как видно из данных таблицы 10, при заданном 2 %-ом ограничении на риск получение наибольшей доходности обеспечивают обыкновенные акции Роснефти, Газпромнефти и Сургутнефтегаза, имеющие долю в инвестиционном портфеле, соответственно, в размере 28,21; 38,14 и 33,65 %.

В таблице 11 представлены результаты расчета доходности инвестиционного портфеля (второй вариант).

Портфель, сформированный в ходе решения оптимизационной задачи по модели Г. Марковица, обеспечивает инвестору более высокую доходность. Таким образом, результаты проделанной работы указывают на экономическую целесообразность для инвестора использования не только классических методов оценки рисков инвестирования, но и применения современных программных продуктов с целью прогнозирования доходности активов и решения оптимизационных задач на основе полученных данных.

Литература

1. Губина А.А., Атажанова Л.Д., Сагитова Н.С., Рахматуллина Ю.А., Фархиева С.А. Анализ факторов, влияющих на стоимость акций компаний энер-

гетической отрасли // Сибирская финансовая школа. 2021. № 2 (142). С. 91–94.

2. Аюев В.В. Нейросетевое моделирование в NeuroSolutions: учебное пособие / В.В. Аюев, Ю.С. Белов, Б.М. Логинов, М.Б. Логинова. Калуга: Издательство МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2015. 324 с.

3. Белолипцев И.И. Моделирование управленческих решений в сфере экономики в условиях неопределенности / И.И. Белолипцев, С.А. Горбатков, А.Н. Романов, С.А. Фархиева: под ред. А.Н. Романова. М.: ИНФРА-М, 2019. 299 с.

4. Выгодчикова И.Ю. Инструментарий принятия решений об инвестировании крупных российских компаний с использованием иерархической процедуры ранжирования и минимаксного подхода // Прикладная информатика. 2019. Т. 14, № 6 (84). С. 123–137.

5. Горский М.А., Сокин П.О., Юркевич Е.А. Особенности применения моделей оптимальных портфелей на развивающихся фондовых рынках // Вестник Алтайской академии экономики и права. 2020. № 5-1. С. 40–52.

6. Назарова Е.В., Жданова О.А. Модели формирования и оптимизации инвестиционного портфеля // Ученые записки Российской Академии предпринимательства. 2017. Т. 16, № 1. С. 111–117.

7. Назарова В.В., Левичев И.П. Разработка модели повышения эффективности управления инвестиционным портфелем // Экономический журнал Высшей школы экономики. 2017. Т. 21, № 3. С. 451–481.

8. Иванюк В.А., Абдикеев Н.М. Управление рыночными активами в условиях кризиса // Управленческие науки. 2018. Т. 8, № 1. С. 72–81.

9. Ярош А.А., Рахматуллина Ю.А. Механизм формирования оптимального инвестиционного портфеля ценных бумаг по модели Марковица на

примере акций крупнейших нефтяных компаний Российской Федерации // Сибирская финансовая школа. 2021. № 1 (141). С. 43–47.

Сведения об авторах

Ярош Антон Александрович – магистрант, ФГБОУ ВО «Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации» (Уфимский филиал), Уфа, Россия.
e-mail: yarosh@bk.ru

Рахматуллина Юлия Айратовна – канд. экон. наук, доцент, зав. кафедрой финансов и кредита, ФГБОУ ВО «Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации» (Уфимский филиал), Уфа, Россия.
e-mail: mardganieva@list.ru

PREDICTING THE RISKINESS OF INVESTING IN OIL COMPANY STOCKS USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

A. Yarosh

Ufa branch of the Financial University under Government of Russian Federation, Ufa, Russia

Yu. Rakhmatullina

Ufa Branch of the Financial University under Government of Russian Federation, Ufa, Russia

This article considers the problem of forecasting stock prices using the example of the largest oil companies in Russia (Rosneft, Lukoil, Gazpromneft and Surgutneftegaz) using artificial neural networks, and also analyzes the profitability of an investment portfolio formed from ordinary shares of the four largest oil companies in Russia in equal shares and with optimal their value determined in the course of solving the direct problem according to the G. Markowitz model using predictive values.

Key words: risk, profitability, securities portfolio, Markowitz model, investment portfolio, neuromodeling, Bayesian ensemble, forecasting, stock closing price.

References

1. Gubina A.A., Atazhanova L.D., Sagitova N.S., Rakhmatullina Yu.A., Farkhieva S.A. Analysis of factors affecting the value of shares of energy companies, *Sibirskaya finansovaya shkola*, 2021, no. 2(142), pp. 91–94. (In Russ.)
2. Ayuev V.V., Belov Yu.S., Loginov B.M., Loginova M.B. *Neirosetevoe modelirovanie v NeuroSolutions*. [Neural network modeling in NeuroSolutions], Kaluga: Izdatel'stvo MGTU im. N.E. Bauman, 2015, 324 p.
3. Beloliptsev I.I., Gorbakov S.A., Romanov A.N., Farkhieva S.A. *Modelirovanie upravlencheskikh reshenii v sfere ekonomiki v usloviyakh neopredelennosti* [Modeling of management decisions in the field of economics under conditions of uncertainty], Moscow: INFRA-M, 2019, 299 p.
4. Vygodchikova I.Yu. Tools for making decisions about investing in large Russian companies using a hierarchical ranking procedure and a minimax approach, *Prikladnaya informatika*, 2019, vol. 14, no. 6, pp.123–137 (In Russ.)

5. Gorskii M.A., Sokerin P.O., Yurkevich E.A. Features of application of optimal portfolio models in emerging stock markets, *Vestnik Altaiskoi akademii ekonomiki i prava*, 2020, no. 5-1, pp. 40–52. (In Russ.)
6. Nazarova E.V., Zhdanova O.A. Investment portfolio formation and optimization models, *Uchenye zapiski Rossiiskoi Akademii predprinimatel'stva*, 2017, vol. 16, no. 1, pp. 111–117. (In Russ.)
7. Nazarova V.V., Levichev I.P. Development of a model for improving the efficiency of investment portfolio management, *Ekonomicheskii zhurnal Vysshei shkoly ekonomiki*, 2017, vol. 21, no. 3, pp. 451–481. (In Russ.)
8. Ivanyuk V.A., Abdikeev N.M. Managing market assets in a crisis, *Upravlencheskie nauki*, 2018, vol. 8, no. 1, pp. 72–81. (In Russ.)
9. Yarosh A.A., Rakhmatullina Yu.A. The mechanism of formation of the optimal investment portfolio of securities according to the Markovitz model on the example of shares of the largest oil companies of the Russian Federation, *Sibirskaya finansovaya shkola*, 2021, no. 1 (141), pp. 43–47. (In Russ.)

About the authors

Anton A. Yarosh – graduate student, Ufa branch of the Financial University under Government of Russian Federation, Ufa, Russia.
e-mail: yarosh@bk.ru

Yuliya A. Rakhmatullina – Candidate of Economic Sciences, Associate Professor, Head of Finance and credit department, Ufa Branch of the Financial University under Government of Russian Federation, Ufa, Russia.
e-mail: mardganieva@list.ru