

КЛАСТЕРНЫЙ АНАЛИЗ РЫНКА ОБЫКНОВЕННЫХ АКЦИЙ КАК СПОСОБ ДИВЕРСИФИКАЦИИ ИНВЕСТИЦИОННОГО ПОРТФЕЛЯ

*Г.И. ФОЩАН, кандидат экономических наук,
доцент кафедры теоретической экономики,
Кубанский государственный университет
e-mail: foshan@mail.ru*

*К.О. ЛИТВИНСКИЙ, кандидат экономических
наук, доцент, заведующий кафедрой экономики
и управления инновационными системами,
Кубанский государственный университет
e-mail: litvinsky@econ.kubsu.ru*

*А.Б. КИТАЙНОВ, студент, кафедра
бухгалтерского учета, аудита и
автоматизированной обработки данных,
Кубанский государственный университет
e-mail: akitainov@mail.ru*

Аннотация

В статье сформулированы основные направления анализа инвестиционной деятельности, приведена методика кластеризации рынка обыкновенных акции на основе корреляционной матрицы. Рассмотрены возможности диверсификации инвестиционных портфелей на основе полученных кластеров. Для некоторых акций, ставших основой приведенных инвестиционных портфелей, были построены регрессионные модели с целью фиксации структурных изменений рынка акций. По кластерной методике были построены различные портфели по признакам доходности и риска.

Ключевые слова: статистический анализ, корреляция, кластеры, диверсификация портфелей, регрессионные модели.

Рынки финансовых инструментов привлекали и продолжают привлекать людей, среди которых много профессиональных участников рынка и рискованных любителей. Привлекательность биржевых операций состоит в потенциальной возможности легкого обогащения. На первый взгляд несведущего инвестора решение может показаться достаточно простым: отследить среднесрочную

динамику ценовых колебаний ряда финансовых инструментов, сделать предположение о дальнейшем их поведении и войти в короткую или длинную позицию с целью извлечения прибыли на разнице покупки и продажи. Однако величина риска, которую принимает на себя инвестор, может оказаться неоправданно большой.

Современное понимание процессов рыночного ценообразования раскрывает три независимых течения: фундаментальный, технический и статистический анализ. Основная идея фундаментального анализа состоит в оценке справедливой стоимости акций с целью выявления недооцененных акций с высокой маржей безопасности. Конкретные методы оценки справедливой стоимости изучались и разрабатывались различными идеологами этого направления анализа (Бенджамин Грэм, Джон Бэрр Уильямс), и наиболее часто используемым является метод дисконтирования будущих доходов. Следствием всего фундаментального анализа является применимость его только в целях долгосрочного инвестирования, интерпретация же полученных данных требует опыта и профессионализма.

Другое направление – технический анализ, который делает акцент на краткосрочных колебаниях акций, пытаясь выигрывать

за счет быстро меняющихся настроений на рынке. Для данного анализа достаточно лишь наблюдать колебания на графиках цен и по ним делать выводы, так как согласно сторонникам технического анализа (Ч. Доу, С. Нисон, Р. Эллиотт, Дж. Мерфи и пр.), ценовые колебания не зависят ни от компании, ни от её отрасли. При техническом анализе условия, складывающиеся на рынках, могут игнорироваться, если не очевидны по графикам цен, и инвестирование становится не менее рискованным.

Ключевой концепцией статистического анализа является теория эффективного рынка, предпосылки которой были заложены Полом Кутнером и Юджином Фамой. Гипотеза эффективного рынка предполагает, что все участники рынка – рационально мыслящие инвесторы, каждый стремится спрогнозировать будущую стоимость отдельных ценных бумаг, и вся поступающая на рынок информация одновременно доступна каждому. Статистический подход к анализу инвестиционной деятельности, в частности, ведения инвестиционного портфеля является наиболее подходящим в условиях действия предпосылок эффективного рынка, к которому стремится развитая биржа.

Современные методы инвестиционного анализа базируются на синтезе принципов инвестирования всех трех направлений: фундаментальный, технический, статистический анализ, поскольку единой экономической теории, объединяющей их принципы, не существует. Портфельная теория, основанная Гарри Марковицем и Уильямом Шарпом, освещалась в статьях российских исследователей [1, 4–6], а математические модели инвестиционного портфеля в работах [2, 3, 7, 9].

Актуальность формирования инвестиционного портфеля подтолкнула к исследованию связи между колебаниями цен различных акций и возможности их кластеризации, что позволит создать практически полностью диверсифицированный инвестиционный портфель.

Объектом исследования является российский рынок обыкновенных акций. По состоянию на конец 2018 г. на российском фондовом

рынке обращается 218 видов обыкновенных и 54 вида привилегированных акций. Критерием активных торгов является отношение дней, в которых велись торги, к общему числу дней, такая доля должна составлять не менее 60 %. По этому критерию рассматривались только 176 обыкновенных акций. Так как в нерабочие дни ведется ценообразование в неявном виде, то можно предположить, что котировки на последний день торгов есть отправная точка в расчетах доходностей или поиска стратегии. Таким образом, мы получили однородные по времени и структуре массивы данных.

Выдвинем гипотезу о существовании статистических форм связи между колебаниями цен акций и при её подтверждении построим диверсифицированный инвестиционный портфель, огражденный от системного риска.

Для оценки силы связи между изменениями цен на пары акций будем использовать коэффициент парной корреляции. Чтобы его оценка была наиболее приближена к коэффициенту корреляции для генеральной совокупности, необходимо произвести достаточно большую выборку. Периодами такой выборки стали колебания котировок с 2005 по 2018 г. с периодичностью наблюдения в один день. Однако расчет коэффициента корреляции для всех лет неэффективен в силу нескольких причин:

1) за такой большой промежуток времени краткосрочные (2–3 года) ожидания инвесторов менялись несколько раз, имели место крупные экономические сдвиги (кризисы 2008, 2014 гг.), влияющие на взаимное поведение акций;

2) нерегулярность торгов и большое количество пропусков в днях.

Определим корреляционную матрицу для акций, торги по которым велись в 2005 г. (на рис. 1 представлен фрагмент данной матрицы, первые столбец и строка – биржевые идентификаторы).

Как показывают данные, многие акции связаны друг с другом ценовыми колебаниями, причем встречаются такие пары, для которых r_{ij} крайне мал, крайне велик, находится на умеренном уровне и даже отрицателен,

т.е. существуют обратно пропорциональные связи между некоторыми акциями. Это наталкивает на мысль о возможности выделения групп акций, в равной мере реагирующих на колебания цен других акций. Можно ожидать высоких коэффициентов корреляции для акций тех компаний, что работают в одной отрасли, и низких – для разнотраслевых. В то же время не исключается существование невыраженной статистической связи между компаниями из одного экономического сектора. Такую группировку называем кластеризацией по критерию силы статистической связи. Не исключено появление высоких коэффициентов корреляции для внешне не связанных компаний.

Согласно данным корреляционной таблицы, весьма сильная прямая статистическая связь присутствует в парах: SBER – GMKN (Сбербанк – «Норильский никель»); SNGS – GMKN («Сургутнефтегаз»); LKOH – GMKN (ЛУКОЙЛ); TATN – MFGS («Татнефть» – «Славнефть» – «Мегионнефтегаз»); LKOH – MFGS; LKOH – SNGS; LKOH – TATN; TATN – SNGS.

На первый взгляд совершенно логично, что пары образуют нефтяные компании. Это связано с тем, что они объединены олигополи-

стическими отношениями в вопросах ценообразования, уровня добычи нефти, объемами переработки и т. д. Однако кроме нефтяной группы появляется две акции, колебания цен которых также тесно статистически связаны, при этом внешних причин такой зависимости нет: акции Сбербанка и завода «Норильский никель». С одной стороны, вероятно, есть тесно связанные, но неизвестные факторы, объясняющие такую связь, однако для такой гипотезы потребуется предположить, что инвесторы полностью осведомлены обо всей информации, которая может поступить на рынок, а это достаточно далеко от реальности. С другой стороны, такую связь можно объяснить явлением «мнимой корреляции» – ситуацией, когда между исследуемыми рядами существует статистическая зависимость, но никакими разумными причинами объяснить её нельзя без включения дополнительных переменных, оказывающих влияние на первые два ряда.

На рис. 2 можно увидеть корреляционное поле, отражающее линейный характер связи между парой «нефтяной группы» TATN – LKOH. Как видно по форме корреляционного облака, связь между LKOH и TATN тесна, и её

	AFLT	AVAZ	GMKN	IRGZ	IRKT	KMAZ	MFGS	MGTS	MTSS	RTKM	SAGO	SARE	SBER	SIBN	SNGS	TATN	UTAR	LKOH	MSNG
AFLT	1	-0,28	-0,53	-0,68	-0,42	-0,48	-0,68	-0,53	-0,32	-0,41	-0,2	-0,32	-0,51	-0,46	-0,58	-0,66	-0,04	-0,62	-0,56
AVAZ	-0,28	1	0,531	0,462	0,589	0,702	0,494	0,575	0,112	0,226	0,64	0,51	0,541	0,535	0,487	0,49	0,136	0,43	0,742
GMKN	-0,53	0,531	1	0,894	0,816	0,911	0,889	0,939	0,494	0,747	0,328	0,802	0,967	0,863	0,97	0,947	0,077	0,957	0,638
IRGZ	-0,68	0,462	0,894	1	0,774	0,848	0,902	0,852	0,427	0,788	0,34	0,684	0,89	0,738	0,935	0,947	-0,02	0,947	0,699
IRKT	-0,42	0,589	0,816	0,774	1	0,827	0,733	0,841	0,396	0,665	0,399	0,606	0,808	0,746	0,829	0,781	0,149	0,795	0,669
KMAZ	-0,48	0,702	0,911	0,848	0,827	1	0,842	0,882	0,273	0,572	0,557	0,823	0,918	0,777	0,873	0,884	0,081	0,867	0,795
MFGS	-0,68	0,494	0,889	0,902	0,733	0,842	1	0,869	0,349	0,597	0,315	0,705	0,9	0,75	0,893	0,97	-0,04	0,956	0,682
MGTS	-0,53	0,575	0,939	0,852	0,841	0,882	0,869	1	0,51	0,679	0,3	0,681	0,919	0,832	0,918	0,909	0,096	0,918	0,683
MTSS	-0,32	0,112	0,494	0,427	0,396	0,273	0,349	0,51	1	0,709	-0,33	0,031	0,327	0,564	0,572	0,435	0,217	0,466	0,293
RTKM	-0,41	0,226	0,747	0,788	0,665	0,572	0,597	0,679	0,709	1	0,046	0,411	0,681	0,645	0,816	0,706	0,013	0,752	0,379
SAGO	-0,2	0,64	0,328	0,34	0,399	0,557	0,315	0,3	-0,33	0,046	1	0,544	0,432	0,241	0,264	0,323	0,04	0,264	0,456
SARE	-0,32	0,51	0,802	0,684	0,606	0,823	0,705	0,681	0,031	0,411	0,544	1	0,84	0,702	0,723	0,745	0,042	0,733	0,477
SBER	-0,51	0,541	0,967	0,89	0,808	0,918	0,9	0,919	0,327	0,681	0,432	0,84	1	0,813	0,927	0,94	-0,02	0,95	0,608
SIBN	-0,46	0,535	0,863	0,738	0,746	0,777	0,75	0,832	0,564	0,645	0,241	0,702	0,813	1	0,866	0,823	0,178	0,819	0,613
SNGS	-0,58	0,487	0,97	0,935	0,829	0,873	0,893	0,918	0,572	0,816	0,264	0,723	0,927	0,866	1	0,96	0,086	0,971	0,669
TATN	-0,66	0,49	0,947	0,947	0,781	0,884	0,97	0,909	0,435	0,706	0,323	0,745	0,94	0,823	0,96	1	0,003	0,988	0,694
UTAR	-0,04	0,136	0,077	-0,02	0,149	0,081	-0,04	0,096	0,217	0,013	0,04	0,042	-0,02	0,178	0,086	0,003	1	-0,02	0,122
LKOH	-0,62	0,43	0,957	0,947	0,795	0,867	0,956	0,918	0,466	0,752	0,264	0,733	0,95	0,819	0,971	0,988	-0,02	1	0,641
MSNG	-0,56	0,742	0,638	0,699	0,669	0,795	0,682	0,683	0,293	0,379	0,456	0,477	0,608	0,613	0,669	0,694	0,122	0,641	1

Рис. 1. Корреляционная матрица обыкновенных акций за 2005 г. (составлен авторами)

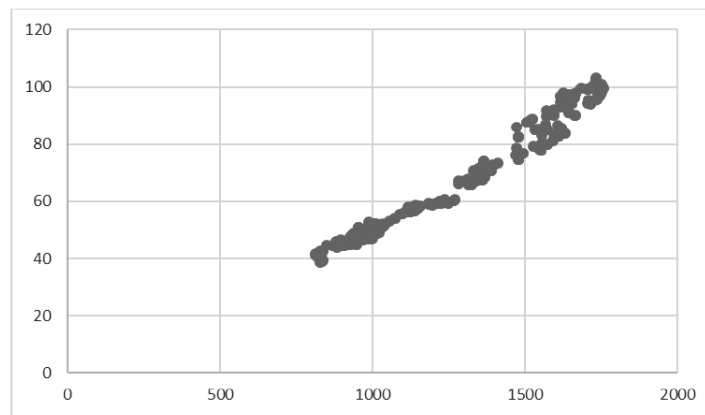


Рис. 2. Корреляционное поле TATN – LKOH по данным 2005 г.
(составлен авторами)

можно представить в виде линейной или экспоненциальной зависимости.

Стоит отметить, что при отборе акций по критерию меры связи между выборкой за 2017–2018 гг. было замечено: теснота связи между ценами различных акций менялась, в частности, зависимость SBER – GMKN стала умеренной и появились компании, постепенно примыкающие к нефтяной группе, формируя новую – «Тяжелая промышленность и нефтепереработка».

Кластеризацию будем производить следующим образом: сначала рассмотрим типичное поведение акций с самой высокой статистической зависимостью, затем перейдем к группам с более слабой связью. Таким образом, имея критерий силы связи между различными акциями, инвестор может определить, какие активы ему следует добавить в свой портфель. Считается, что связь велика, если $|r_{ij}| \geq 0,8$, в данном случае в эту группу входит две подгруппы: крайне тесно связанные акции – $|r_{ij}| \geq 0,95$ – и тесно связанные акции – $0,95 > |r_{ij}| \geq 0,8$. Следующая группа с $0,8 > |r_{ij}| \geq 0,5$ относится к акциям с умеренной связью, оставшийся интервал относится к слабой связи и статистической независимости.

Акции, слабо связанные между собой, могут составить ядро диверсифицированного портфеля в соответствии с пожеланиями инвестора относительно ожидаемой доходности и меры риска. Те же акции, что сильно связаны, могут быть консолидированы

по отраслевому признаку, так как ожидается одинаковое поведение компаний одних сегментов экономики (нефтяные, финансовые, торговые и иные группы), и представляться в нескольких портфелях в единственном экземпляре (одна компания).

Сначала инвестор постарается набрать акций из кластера со слабой связью, добавит несколько компаний из кластера умеренной зависимости и буквально одну-две акции из группы с крайне высокой ценовой связью. Такое поведение окажется наиболее логичным, так как потери по одной, хорошо коррелированной с многими другими акциями, составляющими портфель, чреваты масштабными убытками. Определившись со структурой, инвестор в соответствии со своими ожиданиями доходности и рискованностью может применить алгоритм отыскания оптимального распределения средств в портфеле Марковица [8] и разделить риск потерь между несколькими однородными по кластерной структуре портфелями.

Данную методологию, основанную на кластеризации, применим для построения трех модельных дифференцированных портфелей, в вершинах которых находятся акции ПАО «Акрон», «Фингруппы Будущее» и «ЛУКОЙЛ», так как они высоко коррелированы (коэффициент корреляции больше 0,92).

На следующем этапе выбираем компоненты корреляционной матрицы, которые отражают степень связи выбранной акции с другими 2–3 акциями с коэффициентом кор-

реляции не менее 0,8. Для полученных акций отыскиваем акции – кандидаты во второй кластер с коэффициентами корреляции не меньшими 0,5 и т.д. В процессе отбора акций по критерию тесноты связи важно помнить, что отобранные на определенном этапе акции могут быть связаны между собой нетипичной для своего кластера силой, что нарушает основную предпосылку данного кластерного анализа. Этого можно избежать, если отслеживать коэффициенты корреляции для акций одного кластера и допускать те пары, для которых связь не превышает характерной для данной группы. Результаты кластерного отбора для трех портфелей представлены в таблице.

В результате построены три портфеля, удовлетворяющие следующим 3 правилам:

1. В вершине каждого из них (первый кластер) находятся активы, имеющие весьма тесные связи друг с другом, в частности, АКРН и FTRE связаны тесной обратной статистической зависимостью, а АКРН и ЛКОН – тесной прямой. Таким образом, при падении цен на акции первого кластера из первого портфеля возрастут цены этого

же кластера, но уже второго портфеля, что создаёт некоторую межпортфельную подушку безопасности от убытков.

2. Второй кластер наполняется акциями, имеющими с активом первого кластера обратную статистическую связь, в нём коэффициент корреляции с акцией из первой группы находится в пределах от $-0,92$ до $-0,8$. Это значит: с большой вероятностью за изменением цены акции первого кластера последует обратное изменение цен акций из второго, что также выступает предохранительной мерой, однако теперь в рамках одного портфеля.

3. Инструменты третьего и четвертого кластеров достаточно слабо связаны между собой, а потому формируют ядро портфеля, при этом ввиду слабой статистической связи не важно, какая связь между этими акциями: прямая или обратная.

Теперь, построив структуры портфелей, реализуем первую возможную стратегию инвестора, используя теорию Марковица: максимальная доходность, сдерживаемая минимальным риском. На рис. 3 $R_{\text{мес}}$ – среднемесячная доходность соответствующей

Кластерный отбор акций

Кластер	Портфель №1	Портфель №2	Портфель №3	Критерий отнесения
Первый	AKRN	FTRE	ЛКОН	$ r_{ij} > 0,92$
Второй	CLSB	DVEC	VTBR	$0,92 \geq r_{ij} > 0,8$
	TNSE	GAZP	USBN	
Третий	ELTZ	ALNU	YAKG	$0,8 \geq r_{ij} > 0,5$
	MGVM	BSPB	VZRZ	
	PLSM	IRKT	TRCN	
	ARMD	MRKK	SIBG	
Четвертый	ASSB	AQUA	ZVEZ	$0,5 \geq r_{ij} $
	CHEP	GCHE	VSVD	
	DSKY	KRSB	UNAC	
	ENRU	LVHK	TUZA	
	IRAO	MFON	TRMK	
	KCHE	MRSB	TANL	
	ARSA	MTSS	SELG	
	ABRD	NFAZ	SARE	

акции, σ – риск акции, а W – доля акций в портфеле. При таком распределении среднемесячная доходность всего портфеля №1 составит 1,08 % при уровне риска 2,29 %, портфеля №2 – 0,41 и 3,49 % соответственно, портфеля №3 – 1,97 % и 3,8 % соответственно. Среднемесячная доходность всех инвестиций составляет 3,46 %.

По данным рис. 3 видно, что не все выделенные ранее акции были включены в портфели к рассмотрению, так как среднемесячная доходность была отрицательной.

Построенные структуры портфелей могут носить кратко- и среднесрочный характер надежности, иными словами, эти структуры необходимо пересматривать. Сигналом к такой необходимости может выступать ухудшение качества аппроксимации новых данных о торгах, построенных на основе регрессионных моделей. Поскольку каждый день появляется новая информация о результатах торгов, оценки модели будут также меняться, что говорит о возможности её использования в качестве индикатора структурных изменений на рынке. Механизм прост: если инвестор в ходе анализа выяснит,

что вклад ценовых колебаний одной акции на другие изменяется (например, уменьшается), то он сделает вывод об уменьшении степени связи между акциями, составляющими «верхушки» его портфелей. Это повлечет пересмотр всей структуры портфелей, так как именно представители первого кластера задают тон, что может уберечь инвестора от неоправданных рисков.

Построим модельное уравнение для введенных ранее портфелей. По виду графиков, представленных на рис. 4, можно констатировать, что эти ряды являются нестационарными с ярко выраженным повышающим трендом, а потому возникает предположение о существовании линейной зависимости между ценовыми колебаниями.

Построим первые модели вида $Y = bx + a$, где Y – цена акции АКРН, X – цена акции FTRE для первой регрессии и ЛКОН для второй регрессии. Для построения воспользуемся программой Eviews, результаты работы приведены на рис. 5.

Из рисунков видно, что все коэффициенты регрессии значимы, а коэффициенты детерминации для обеих моделей достаточно высоки. Первое уравнение объясняет до 91,9 %

	AKRN	MGVM	ABRD	ASSB	CHEP	DSKY	IRAO	KCHE
$R_{\text{мес}}$	1,45%	4,56%	1,54%	0,37%	0,64%	0,42%	0,03%	0,35%
σ	4,19%	43,93%	9,73%	5,95%	16,03%	4,98%	5,47%	16,77%
W	48,89%	0,00%	13,03%	12,02%	5,78%	16,03%	0,00%	4,25%
	DVEC	FTRE	GAZP	IRKT	AQUA	GCHE	LVHK	MFON
$R_{\text{мес}}$	3,76%	-7,09%	0,53%	7,47%	4,88%	1,58%	1,70%	0,47%
σ	13,65%	12,86%	5,39%	22,46%	23,10%	8,66%	14,47%	9,37%
W	2,13%	6,81%	43,14%	0,00%	0,00%	22,68%	8,52%	16,71%
	LKOH	TRCN	UNAC	VSVD	ZVEZ	TANL		
$R_{\text{мес}}$	1,97%	1,13%	1,94%	1,15%	1,30%	0,99%		
σ	4,03%	8,57%	9,38%	26,25%	19,85%	22,18%		
W	86,39%	0,00%	13,61%	0,00%	0,00%	0,00%		

Рис. 3. Структура портфелей 1–3 (сверху вниз) (составлен авторами)

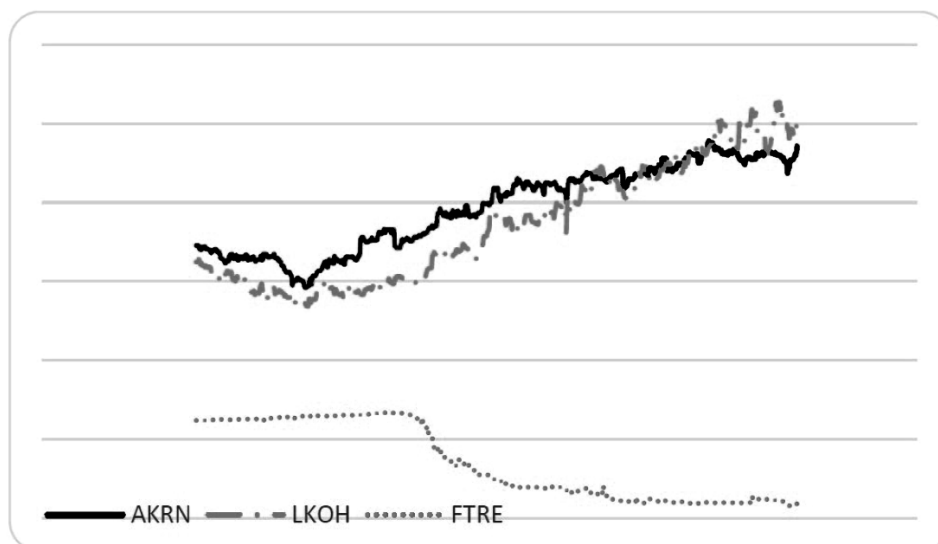


Рис. 4. График ценовых колебаний АКРН, FTRE, LKOH
(составлен авторами)

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
FTRE	-1.061255	0.012023	-88.26985	0.0000
C	4687.474	10.30194	455.0089	0.0000
R-squared	0.919081	Mean dependent var	3933.209	
Adjusted R-squared	0.918963	S.D. dependent var	530.2151	
S.E. of regression	150.9367	Akaike info criterion	12.87450	
Sum squared resid	15628379	Schwarz criterion	12.88768	
Log likelihood	-4426.828	Hannan-Quinn criter.	12.87960	
F-statistic	7791.566	Durbin-Watson stat	0.055675	
Prob(F-statistic)	0.000000			

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LKOH	0.667065	0.008252	80.83413	0.0000
C	1455.081	31.28465	46.51101	0.0000
R-squared	0.904988	Mean dependent var	3933.209	
Adjusted R-squared	0.904850	S.D. dependent var	530.2151	
S.E. of regression	163.5525	Akaike info criterion	13.03505	
Sum squared resid	18350104	Schwarz criterion	13.04823	
Log likelihood	-4482.057	Hannan-Quinn criter.	13.04015	
F-statistic	6534.156	Durbin-Watson stat	0.062921	
Prob(F-statistic)	0.000000			

Рис. 5. Уравнения регрессии для моделей АКРН – FTRE (сверху), АКРН – LKOH (снизу) (составлен авторами)

колебаний цен на акции АКРН ценами на FTRE, а второе до 90,4 % – ценами на LKOH. График подбора, подтверждающий высокую долю объясненной дисперсии признака, приведен ниже (рис. 6).

Однако данные модели обладают весьма серьезным недостатком – в них существует автокорреляция остатков. Это значит, что оценки коэффициентов регрессии, рассчитанные по МНК, будут неэффективны, а их

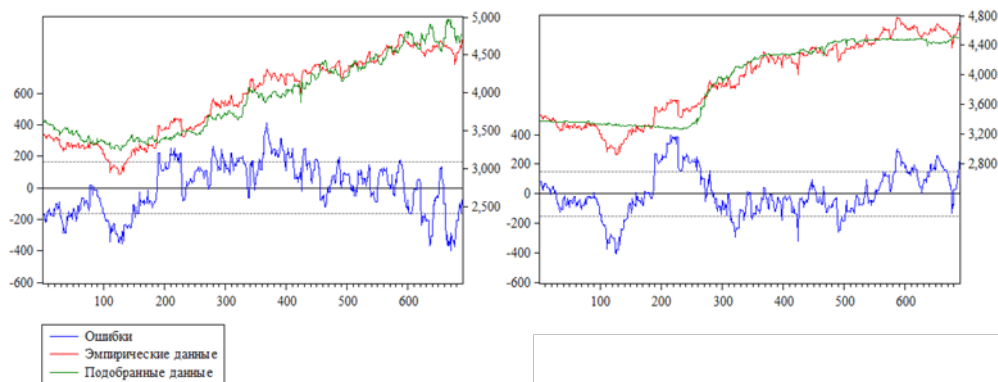


Рис. 6. Эмпирические и теоретические данные для моделей AKRN – LKOH (слева), AKRN – FTRE (справа) (составлен авторами)

стандартные отклонения заниженными, что может привести к ошибкам в статистических тестах. На серийную корреляцию указывает статистика Дарбина – Уотсона, близкая к 0, а также наглядное представление ошибок на рис. 6 (ошибки образуют свои собственные временные ряды, отличные от белого шума).

По графическому изображению ACF (рис. 7) можно предположить, что временной ряд AKRN ведет себя как тренд с очень близким к 1 значением b (что указывает на то, что этот процесс может быть случайным блужданием), а PACF принимает пиковое значение для лага 1, что свидетельствует о сильном влиянии цены предыдущего дня на цену текущего.

Построим вторую модель вида ARDL (p, q):

$$Y_t = b_1 Y_{t-1} + \dots + b_p Y_{t-p} + b_1 X_t + \dots + b_q X_{t-q} + a$$

Ввиду наличия в моделях лагового регрессанта для оценивания моделей применим метод максимального правдоподобия (рис. 8).

Для данных моделей коэффициенты являются значимыми, а коэффициенты множественной детерминации ожидаемо высоки. Однако, так как в модели присутствует лаговый регрессор, то применение теста Дарбина – Уотсона недопустимо. В связи с этим проверим гипотезу об отсутствии автокорреляции по критерию «Тест Бройша – Годфри» (рис. 9).

По данным тестов мы не можем отклонить гипотезу о наличии серийной корреляции в обеих моделях на 5 %-м уровне значимости, что указывает на возможность принятия ей противоположной.

Проверим модели на гомоскедастичность (постоянство дисперсий). Как видно (рис. 10), вероятности принятия предложенной гипотезы составляют 61,2 и 77,1 % соответственно.

Таким образом, последние модели наилучшим образом аппроксимируют теоретические данные, а остатки удовлетворяют всем основным предпосылкам регрессионного анализа. Графики аппроксимации данных и ошибок приведены ниже (рис. 11).

Предполагается, что построенная авторегрессионная модель с распределенным лагом не используется для прогностических целей, а выступает своеобразным индикатором структурных сдвигов на рынке – усиления или ослабления коэффициентов корреляции для пар акций. Их изменение, в свою очередь, потребует пересмотра инвестиционного портфеля, цепочка акций которого начинается именно с акции первого кластера, для ограждения инвестора от рисков.

Выше приведены модели для акций из 1-го кластера, но возможно построение по тем же алгоритмам других парных моделей с высокой статистической связью.

В заключение отметим, что, проанализировав большой массив данных и решив проблемы неоднородности рядов, в частности, когда

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.996	0.996	685.35	0.000
		2	0.992	0.035	1366.5	0.000
		3	0.988	0.009	2043.5	0.000
		4	0.985	0.033	2716.8	0.000
		5	0.982	0.012	3386.5	0.000
		6	0.978	0.027	4052.9	0.000
		7	0.975	-0.007	4715.9	0.000
		8	0.972	0.049	5376.1	0.000
		9	0.970	0.027	6033.8	0.000
		10	0.968	0.035	6689.2	0.000

Рис.7. Коррелограмма АКРН (составлен авторами)

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.*
AKRN(-1)	0.977329	0.008271	118.1581	0.0000
FTRE	-0.025094	0.009150	-2.742504	0.0063
C	108.7993	38.81511	2.803015	0.0052
R-squared	0.996218	Mean dependent var		3933.910
Adjusted R-squared	0.996207	S.D. dependent var		530.2828
S.E. of regression	32.66024	Akaike info criterion		9.814551
Sum squared resid	729616.8	Schwarz criterion		9.834343
Log likelihood	-3368.298	Hannan-Quinn criter.		9.822209
F-statistic	90079.24	Durbin-Watson stat		1.878961
Prob(F-statistic)	0.000000			
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.*
AKRN(-1)	0.998134	0.003715	268.7024	0.0000
LKOH	0.128466	0.026299	4.884898	0.0000
LKOH(-1)	-0.126134	0.026316	-4.793143	0.0000
R-squared	0.996304	Mean dependent var		3933.910
Adjusted R-squared	0.996293	S.D. dependent var		530.2828
S.E. of regression	32.28754	Akaike info criterion		9.791597
Sum squared resid	713059.7	Schwarz criterion		9.811389
Log likelihood	-3360.414	Hannan-Quinn criter.		9.799254
Durbin-Watson stat	1.869528			

Рис. 8. Уравнения регрессии для моделей АКРН – FTRE (сверху), АКРН – LKOH (снизу) (составлен авторами)

торги не велись, на основании предположения о равенстве курса акций последним известным котировкам, была выдвинута гипотеза о статистической связи между колебаниями цен акций и построена корреляционная матрица для 176 активно торгуемых акций. Элементы этой матрицы были дифференцированы по тесноте связи между ними. По результатам

наблюдения было выявлено, что такая связь не всегда обусловлена принадлежностью компании-эмитента к той или иной отрасли экономики. Может иметь место такое явление, как «ложная корреляция», не всегда объяснимая разумными причинами. Поиск истинных факторов, связывающих взаимные ценовые колебания, не эффективен с практической

Кластерный анализ рынка обыкновенных акций как способ...

Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Test:

F-statistic	1.302509	Prob. F(2,682)	0.2725
Obs*R-squared	2.614132	Prob. Chi-Square(2)	0.2706

Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Test:

F-statistic	1.429350	Prob. F(2,682)	0.2402
Obs*R-squared	2.867637	Prob. Chi-Square(2)	0.2384

Рис. 9. Тесты на автокорреляцию в моделях АКРН – FTRE (сверху), АКРН – ЛКОН (снизу) (составлен авторами)

Heteroskedasticity Test: Breusch-Pagan-Godfrey

F-statistic	0.488149	Prob. F(2,684)	0.6140
Obs*R-squared	0.979182	Prob. Chi-Square(2)	0.6129
Scaled explained SS	4.628712	Prob. Chi-Square(2)	0.0988

Heteroskedasticity Test: Breusch-Pagan-Godfrey

F-statistic	0.372320	Prob. F(3,683)	0.7730
Obs*R-squared	1.121667	Prob. Chi-Square(3)	0.7718
Scaled explained SS	5.463733	Prob. Chi-Square(3)	0.1408

Рис.10. Тесты на гетероскедастичность моделей АКРН – FTRE (сверху), АКРН – ЛКОН (снизу) (составлено авторами)

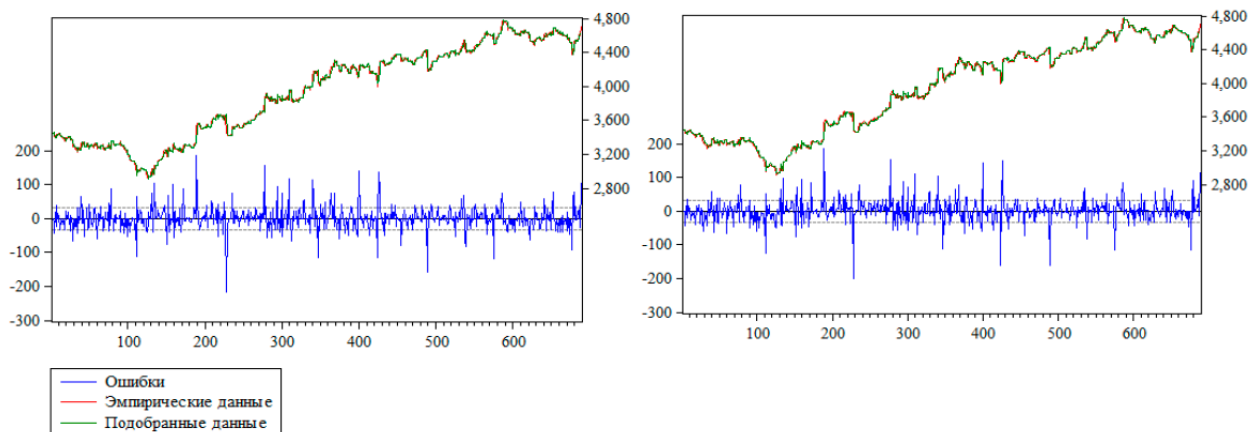


Рис. 11. Эмпирические и теоретические данные для моделей АКРН – ЛКОН (слева), АКРН – FTRE (справа) (составлен авторами)

точки зрения, так как инвестора беспокоят конкретно-прикладные и наглядные способы установления связи между колебаниями акций.

Приведена методика выделения групп (кластеризация) с крайне тесной, тесной, умеренной и слабой связью. На основе кластеризации предложена методика, позволяю-

щая собрать один и более портфелей из акций, принадлежащих различным кластерам. Применение теории портфеля Марковица позволило определить, сколько акций того или иного вида приобретать для заданного уровня риска и доходности портфеля. Однородность структуры портфелей позволяет статистически связать некоторые их уровни, например, в рамках кластеров с высоким и крайне высоким коэффициентом корреляции цену на акцию в одном портфеле через цены на другие акции из нескольких других портфелей, т.е. построить авторегрессионные модели. С одной стороны, такая связь позволит в какой-то степени прогнозировать изменение цен в отдельно взятом портфеле, а с другой – фиксировать межкластерное движение акций – изменение коэффициента корреляции в среднесрочной перспективе (через уравнения регрессии в стандартизированном виде), что позволит вовремя отреагировать и снизить возможный риск убытков.

Надеемся, что предложенная методика кластеризации рынка обыкновенных акций позволит инвестору принимать оптимальное решение для формирования инвестиционного портфеля.

Библиографический список

1. Белоглазов А.А. Управление портфелем акций на основе «полноценной» диверсификации рисков: автореф. дис. ... канд. экон. наук. Новосибирск, 2008. 25 с.
2. Вавилов С.А., Ермоленко К.Ю. Обобщенная задача стохастического управления инвестиционных портфелем // Вестник Санкт-Петербургского университета. Сер. Экономика. 2007. № 3. С.36–46.
3. Клитина Н.А. Формирование оптимального портфеля при заданном уровне доходности с помощью функции Лагранжа // Финансы и кредит. 2013. №37. С. 64–68.
4. Новикова М.А., Янчушка З.И., Бахтизин Р.Н. Формирование оптимального портфеля акций российских эмитентов нефтегазовой отрасли на основе использования кластерного анализа и нейронных сетей // Нефтегазовое дело. 2011. Т.9, №1. С. 125–130.
5. Распопова Е.А. Эффективная диверсификация портфеля рискованных активов на финансовом рынке // Вестник Челябинского государственного университета. 2006. № 1. С. 172–182.
6. Рутковский Б.И. Проверка гипотезы о лучшей диверсификации портфеля акций за счет включения в портфель слабо коррелированных акций // Ученые записки ИМЭИ. 2011. № 2. С. 42–45.
7. Турусикова Н.М. Исследование математической модели управления инвестиционным портфелем в непрерывном времени // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2007. №22. С. 112–114.
8. Markowitz H.M. Portfolio Selection // The Journal of Finance. 1952. Vol. 7.1, P. 77–91.
9. Skopinski A.I. Portfolio investment management based on double diversification // Economics and entrepreneurship. 2015. Vol. 3–2. P. 547–555.