

ПОКАЗАТЕЛЬ ХЕРСТА КАК МЕРА ФРАКТАЛЬНОСТИ КУРСОВОЙ СТОИМОСТИ АКЦИЙ В УПРАВЛЕНИИ ИНВЕСТИЦИОННЫМИ СИСТЕМАМИ

Сизых Д.С.,

*Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН
Институт Национальный исследовательский университет «Высшая школа
экономики» (НИУ ВШЭ)
D.Sizykh@gmail.com*

Сизых Н.В.

*Институт Национальный исследовательский университет «Высшая школа
экономики» (НИУ ВШЭ)
sizykh_n@mail.ru*

Аннотация: Проведенное исследование подтвердило, что применение коэффициента Херста в отношении оценки прогнозного состояния временного ряда по курсам акций и устойчивости его тренда способно улучшить получаемые результаты, но только на краткосрочном временном периоде. Показатели Херста могут использоваться как дополнительные (риск данных по прогнозу) и позволяют повысить надежность прогнозных данных в крупномасштабных инвестиционных системах.

Ключевые слова: управление инвестиционными системами, показатель Херста, модель прогнозирования Хольта-Уинтерса, курсы акций.

Введение

Эффективность работы современных инвестиционных систем, которые относятся к крупномасштабным системам, во многом зависит от своевременности и качества информационного обеспечения. Существенную часть информационного обеспечения таких систем составляют прогнозные данные. Поскольку эффективность принимаемых на их основе управленческих решений зависит именно от соответствия полученного прогноза действительности, то значимость развития методологии и инструментария для прогнозных оценок является актуальной. Что касается развития различных инвестиционных систем, то особое значение имеет прогнозирование котировок ценных бумаг. Как отмечают аналитики фондового рынка, современные методы и инструменты прогнозирования курсовой стоимости акций фондового рынка не обладают приемлемой эффективностью [4,6,8,14]. Инвестиционные процессы требуют использования все новых, более эффективных и универсальных способов управления ценными бумагами на фондовом рынке. Для этих целей достаточно часто используются и совершенствуются различные модели технического

анализа. Современные алгоритмы машинного обучения упростили возможность аналитикам совершенствовать модели для прогнозирования цен акций.

Применение машинного обучения способствует тому, что новые модели могут быть легко разработаны и адаптированы на основе прошлых данных. Применяя машинное обучение и обучая его на прошлых данных, можно прогнозировать движение цены акций, а также соотношение движения в течение определенного фиксированного промежутка времени. Это позволяет учесть различные особенности влияния случайных факторов (особенности изменившейся ситуации) и быстро адаптировать имеющуюся модель с учетом изменившихся условий.

Качественным решением многих проблем в области прогнозирования котировок ценных бумаг и оценки рынка может быть фрактальный анализ. Его практическое применение часто игнорируется трейдерами и инвесторами. Однако, в настоящее время имеются данные исследований, указывающие на то, что фрактальный анализ временных рядов помогает эффективно оценить наличие и стабильность тренда на рынке. Но, при этом следует отметить, что практических исследований по применению в прогнозировании рыночных процессов коэффициента Херста недостаточно. Коэффициент Херста является одним из основных значений фрактального анализа и имеет возможность повысить эффективность прогнозных данных при анализе временных рядов.

Целью проведенного исследования являлось изучение возможности применения коэффициента Херста для повышения информативности прогнозирования курсов акций при принятии решений в управлении инвестиционными системами. Наиболее востребовано решение данного вопроса различными автоматизированными системами на фондовых рынках, автоматизированными системами для консультаций инвесторов, робоэдвайзерами и пр. При выполнении данного исследования был проведен анализ существующих методов и алгоритмов прогнозирования курсов акций; исследованы и подобраны наиболее точные методы прогнозирования для конкретных данных по курсам акций для ведущих ИТ-компаний; оценен коэффициент Херста для курсов акций ведущих ИТ компаний; исследованы возможности эффективного применения показателя Херста для прогноза курсов акций.

1 Коэффициент Херста в анализе временных рядов

Показатель Херста (Hurst) определяет случайность характера изменений уровней временного ряда, а, значит, может характеризовать трендовость.

Данный показатель был предложен Гарольдом Эдвином Херстом и применяется для любых временных рядов даже с неизвестными распределениями [2,3,6,14]. А, значит, он вполне подходит для анализа котировок акций.

Показатель Херста, H , рассчитывается как:

$$R/S = (aN)^H,$$

отсюда:

$$H = \frac{\log(R/S)}{\log(aN)},$$

где

H – коэффициент Херста;

S – стандартное отклонение уровней временного ряда;

R – величина накопленного отклонения;

N – значение количества анализируемых временных периодов;

l – константа, которая эмпирическим путем была рассчитана для рядов на небольшой период времени и составила 0,5. При небольшом числе наблюдений происходит переоценка показателя Херста, поэтому рекомендуется для исследований финансовых данных использовать постоянное значение $a = \pi/2$.

Стандартное отклонение S определяется как:

$$S = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_i - \bar{Y})^2},$$

где \bar{Y} – является средним арифметическим из серии наблюдений за N периодов:

$$\bar{Y} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Y_i,$$

Значение размаха скопленного отклонения R можно оценить следующим образом:

$$R = \max(Z_u) - \min(Z_u)$$

где Z_u - является накопленным отклонением ряда от среднего значения \bar{Y} :

$$Z_u = \sum_{i=1}^u (Y_i - \bar{Y})$$

Э. Найманом была предложена формула для расчета показателя Херста для данных с малым числом наблюдений: [3]

$$H_T = \frac{\lg\left(\frac{R}{S_T}\right)}{\lg\left(\pi * \frac{N}{2}\right)} (-0,0011 * \ln(N) + 1,0136)$$

Данной формулой воспользуемся при оценке показателя Херста в проводимом исследовании временных рядов котировок акций.

Значения коэффициента Херста изменяются в интервале от 0 до 1. При этом:

- если $0 < H < 0.5$ – имеется антиперсистентный временной ряд, для которого более вероятна смена предыдущего направления;
- если $H = 0.5$ – имеется стохастический временной ряд, для которого возможна любая смена направления;
- если $0.5 < H < 1$ – имеется персистентный временной ряд, для которого смена предыдущего направления наименее вероятна [2,3,6].

Таким образом, можно определять случайность характера изменений уровней временного ряда для прогнозных показателей, а это имеет отношение к анализу трендовости.

Поскольку многие исследователи указывают на то, что показатель Херста может оценивать трендовость временного ряда, то в данном исследовании проведем сравнение показателей коэффициента Херста с показателями коэффициента Спирмена и критерием Кендела на примере анализа временных рядов (котировки акций ведущих информационных компаний). С помощью коэффициента Спирмена проверяется устойчивость тенденции изменений временного ряда, а наличие тренда во временном ряду характеризует критерий Кендела. Таким образом, проверим, совпадают ли показатели Спирмена и Кендела, и как, определяемые ими характеристики трендовости временного ряда, соотносятся с показателями Херста [6,7,11].

Коэффициент Спирмена позволяет определять устойчивость временного ряда (противоположность колеблемости) и устойчивость направленности его изменений (устойчивость тенденции). Для оценки коэффициента воспользуемся формулой:

$$\rho = 1 - \frac{6 * \sum_{i=1}^n \Delta_i^2}{n^3 - n},$$

где n – число уровней временного ряда;

Δ_i^2 – квадрат разности рангов уровней временного ряда и номеров периодов времени.

Коэффициент Спирмена изменяется от +1 (полное совпадение рангов уровней, начиная с наименьшего, и номеров периодов времени по их хронологическому порядку) до -1 (полная противоположности рангов уровней и номеров периодов времени). Значение +1 характеризует полную устойчивость возрастания уровней временного ряда, а -1 характеризует полную устойчивость процесса снижения уровней. Если ранги уровней временного ряда хаотично чередуются между собой, то коэффициент Спирмена близок к 0 и показывает неустойчивость любой тенденции.

Критерий Кендела определяем по следующей формуле:

$$\tau = \frac{4 * p}{n * (n - 1)} - 1,$$

где p – число уровней временного ряда Y ;
 r – количество случаев, при которых $Y_j > Y_i$, для всех $j > i$.

Критерий Кендела τ меняется от -1 до $+1$. При этом знак минуса указывает на спадающий тренд, плюс – на возрастающий тренд. Чем ближе значение критерия τ к ± 1 , тем четче проявляется тренд в рассматриваемом временном ряду.

Таким образом, исходя из анализа методов оценки показателей Спирмена И Кендела, можно предположить, что они оценивают одну и ту же характеристику временного ряда, которая характеризует наличие тренда во временном ряду за рассматриваемый период. Но этот показатель не может характеризовать прогнозное изменение показателей. Конечно, если имеется устойчивый тренд и значения близки к ± 1 , то логично предположить, что во временном ряду сохранится имеющаяся тенденция изменений уровней ряда. Показатель Херста призван оценивать вероятность прогнозного изменения ряда.

2 Особенности прогнозирования курсов акций с использованием коэффициента Херста

В процессе выполнения данного исследования предварительно выбирался метод прогнозирования, позволяющий получить наиболее точные прогнозные показатели. Исходные данные: средние ежемесячные показатели котировок акций 26 ведущих информационных компаний за период 2015-2017 г.г. В общем случае имеем временной ряд, в структуре данных которого есть сложившийся тренд и сезонность. Сопоставление результатов прогнозирования показало, что наиболее точные данные для прогнозирования котировок акций по месяцам можно получить с помощью трех параметрической модели Хольта-Уинтерса, согласно которой прогнозные показатели определяются по формуле: [7]

$$\hat{y}_{t+p} = (L_t + pT_t)S_{t-s+p},$$

Где \hat{y}_{t+p} – прогноз по методу Хольта-Уинтерса на p периодов;

L_t — экспоненциально сглаженная величина за текущий период;

p — порядковый номер периода, на который делается прогноз;

T_t — тренд за текущий период;

S_{t-s+p} — коэффициент сезонности за этот же период в последнем сезоне.

Экспоненциально сглаженная величина за текущий период рассчитывается как:

$$L_t = \alpha \frac{Y_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}),$$

где L_t — сглаженная величина на текущий период;

α — коэффициент сглаживания ряда;

S_{t-s} — коэффициент сезонности предыдущего периода;

Y_t — текущее значение ряда;

L_{t-1} — сглаженная величина за предыдущий период;

T_{t-1} — значение тренда за предыдущий период.

Коэффициент сглаживания ряда α задается вручную в интервале от 0 до 1.

Значение тренда определяется как:

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1},$$

где T_t — значение тренда на текущий период;

β — коэффициент сглаживания тренда;

L_t — экспоненциально сглаженная величина за текущий период.

Коэффициент сглаживания тренда β задается вручную в интервале от 0 до 1.

Сезонность оценивается как:

$$S_t = \gamma \frac{Y_t}{L_t} + (1 - \gamma)S_{t-s},$$

где S_t — коэффициент сезонности для текущего периода;

γ — коэффициент сглаживания сезонности;

S_{t-s} — коэффициент сезонности за этот же период в предыдущем сезоне.

Для оценки точности прогноза использовались следующие показатели [6,7,11]:

MAPE — средняя ошибка аппроксимации:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|Y_t - \hat{Y}_t|}{\hat{Y}_t},$$

MAD — среднее абсолютное отклонение:

$$MAD = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |Y_t - \hat{Y}_t|,$$

MPE — средняя процентная ошибка:

$$MPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t},$$

MSE — среднеквадратическая ошибка и RMSE — корень из среднеквадратичной ошибки:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2}{n}},$$

где Y_t — фактический объем ряда за анализируемый период;

\hat{Y}_t — значение прогнозного показателя ряда за анализируемый период;

n — количество периодов.

Показатель MPE используется для оценки смещения прогноза, то есть для определения типа прогноза: завышенный или недооцененный. Если средняя процентная ошибка меньше нуля, то прогноз является завышенным. А если средняя процентная ошибка больше нуля, то прогноз занижен и показатель недооценен.

Показатель MPE используется для оценки смещения прогноза, то есть для определения типа прогноза: завышенный или недооцененный. Если средняя процентная ошибка меньше нуля, то прогноз является завышенным. А если средняя процентная ошибка больше нуля, то прогноз занижен и показатель недооценен. Наиболее распространенной оценкой точности прогнозирования является оценка MSE, которая указывает на среднее значение квадратов ошибок. Что касается показателя RMSE, то незначительное отклонение его значения от среднего абсолютного отклонения указывает на отсутствие в модели прогнозирования грубых ошибок.

3 Практические результаты исследования возможности применения коэффициента Херста для прогнозирования курсов акций

Для прогнозирования был выбран метод Хольта-Уинтерса. Модель строилась по данным котировок акций ежемесячно за три года 2015-2017 г.г., а прогноз производился на 2018 г. [9]. При этом подбирались коэффициенты α , β , γ . Выбор параметров осуществлялся с помощью «умного» поиска и минимизации ошибок по известным дата-моделям. В качестве примера в таблице 1. приведены значения коэффициентов сглаживания временного ряда котировок акций.

Таблица 1 Коэффициенты сглаживания ряда, тренда и сезонности α , β и γ в моделях Хольта-Уинтерса для прогноза курса акций некоторых IT-компаний на 2018 год

Компания	Коэффициент сглаживания ряда, α	Коэффициент тренда, β	Коэффициент сезонности, γ
Alibaba Group Holding Ltd	0,9	0,0001	0,1
Alphabet Inc	0,9	0,1	0,3
Amadeus IT Group	0,9	0,1	0,3
B2W Cia Digital	0,9	0,1	0,3
eBay Inc.	0,9	0,1	0,3
Expedia Group	0,9	0,1	0,3
Fiserv Inc	0,9	0,1	0,3
Groupon Inc	0,2	0,0001	0,001
Rakuten Inc	0,9	0,1	0,3
Tencent Holdings Limited	0,9	0,001	0,0001
TripAdvisor Inc	0,4	0,5	0,999

Компания	Коэффициент сглаживания ряда, α	Коэффициент тренда, β	Коэффициент сезонности, γ
Twitter Inc	0,9	0,1	0,3
Yandex N.V.	0,9	0,1	0,3

Оценки качества прогноза, полученные с помощью модели Хольта-Уинтерса для некоторых интернет-компаний приведены в таблице 2.

Таблица 2 Оценки качества прогноза, полученные с помощью модели Хольта-Уинтерса для некоторых IT-компаний, на 2018 год

Компания	MAD	MAPE	MPE	RMSE
Amazon.com Inc	272,70	15,89	15,06	311,27
Alibaba Group Holding Ltd	17,53	10,38	0,26	20,11
Alphabet Inc	82,63	7,63	-4,72	103,02
Amadeus IT Group	7,48	9,20	6,44	9,94
ASOS.com	9,56	19,60	-6,05	14,24
B2W Cia Digital (BTOW3 BZ)	5,50	16,94	16,94	7,15
Baidu, Inc.	35,29	18,40	-16,99	49,79
Booking Holdings	96,75	4,81	4,15	107,98
Cimpress N.V.	17,59	13,53	-2,00	22,55
eBay Inc.	6,57	20,58	-17,10	7,99
EDreams ODIGEO	564,64	14,71	1,23	811,35
Expedia Group	10,26	8,33	4,70	11,73
Facebook Inc	30,10	19,99	-19,49	39,95
Fiserv Inc	4,68	6,11	5,82	5,25
Groupon Inc	0,64	17,89	-15,39	0,84
JD.com Inc (JD US)	7,56	25,98	-11,19	9,16
Naver Corporation	51507,62	6,95	-4,49	67450,57
NetEase Inc	32,74	13,89	-8,50	37,91
Netflix Inc	100,92	30,44	30,44	109,33
Rakuten Inc	87,45	11,01	-8,46	108,19
salesforce.com Inc (CRM US)	19,77	14,27	14,27	22,24
Tencent Holdings Limited	7,21	17,36	-13,92	8,93
TripAdvisor Inc	9,84	18,87	13,69	11,65
Twitter Inc	5,44	15,67	15,33	6,96
Yandex N.V.	6,08	18,97	-12,10	7,14
Zalando	6,47	21,50	-15,41	9,23

Что касается точности прогноза, то для всех компаний имелась незначительная ошибка прогнозирования по показателю MAD. Корень из среднеквадратичной ошибки MSE не сильно отклоняется от среднего абсолютного отклонения, что говорит об отсутствии в модели грубых ошибок в прогнозе. По показателю MPE у пятнадцати компаний прогноз немного завышенный, а у остальных 11-ти – немного заниженный. Точность прогноза в отношении исследованных 26 компаний оказалась приемлемой для проведения дальнейшего исследования: у пяти компаний была очень высокой, у семнадцати компаний – высокой и только у четырех компаний – удовлетворительной. Такие значения получены, поскольку прогнозировался усредненный показатель котировок акций по месяцам. Все это указывает, что применение методов Хольта-Уинтерса для средне и долгосрочных прогнозов курсов акций может быть рекомендовано для использования менеджерами и инвесторами.

Показатель Херста в данном исследовании оценивался по данным временного ряда котировок акций по месяцам за период одного года, то есть - 12 месяцев. Оценка проводилась отдельно за 2015, 2016 и 2017 г.г. Поэтому прогноз рассматривался на последующий период по месяцам. Поскольку имеется небольшое количество наблюдений, то оценка коэффициента Херста проводилась по усовершенствованной формуле Э. Наймана. Показатели Херста по всем интернет компаниям приведены в таблице 3.

Таблица 3 Показатели Херста, рассчитанные по годам на 2015-2017 г.г., ед.

Компании	За 2015 год	За 2016 год	За 2017 год
Amazon.com Inc	0,553	0,546	0,503
Alphabet Inc	0,543	0,539	0,513
Amadeus IT Group	0,408	0,538	0,509
Alibaba Group Holding Ltd	0,491	0,547	0,576
Baidu, Inc.	0,516	0,461	0,594
Booking Holdings	0,440	0,533	0,519
eBay Inc.	0,500	0,574	0,525
Expedia Group	0,550	0,465	0,573
Facebook Inc	0,550	0,535	0,574
Fiserv Inc	0,541	0,445	0,533
Netflix Inc	0,558	0,529	0,576
Rakuten Inc	0,577	0,440	0,560
Tencent Holdings Limited	0,412	0,551	0,558
Twitter Inc	0,547	0,477	0,506
Yandex N.V.	0,480	0,534	0,559
Zalando	0,521	0,554	0,495
EDreams ODIGEO	0,539	0,517	0,472
NetEase Inc	0,457	0,555	0,412
Groupon Inc	0,565	0,467	0,544
Naver Corporation	0,530	0,549	0,343
Cimpress N.V.	0,501	0,525	0,534
TripAdvisor Inc	0,379	0,481	0,472
ASOS.com	0,490	0,572	0,302
B2W Cia Digital (BTOW3 BZ)	0,547	0,468	0,580
JD.com Inc (JD US)	0,504	0,504	0,530
salesforce.com Inc (CRM US)	0,433	0,544	0,547
Максимум	0,577	0,574	0,594
Минимум	0,357	0,440	0,302

Анализ полученных значений показал, что большинство интернет-компаний (примерно 60% - 70%) имеют значение Херста более 0.5. При этом наибольшие показатели Херста отмечены по данным за 2016 г. Таким образом, можно прийти к заключению, что рынок акций интернет-компаний является фрактальным, а значит, использование стандартного статистического анализа является проблематичным. Чем выше значение показателя Херста, тем меньше «шум», больше персистентность и более явные тренды. Эти данные указывают, что рынком учитывается некоторое время полученная информация, и это влияние со временем ослабевает, при этом медленнее, чем кратковременные зависимости.

При выполнении данного исследования определялась вероятность смены предыдущего направления временного ряда котировок акций. Было установлено, что для прогноза на 1 месяц данная зависимость выполняется на более, чем 90%, для прогноза на 2 месяца – вероятность более 75%, далее данная зависимость резко снижается. Использовать данный показатель при оценке

прогноза на период 6 месяцев и более не представляется возможным. Выявлено наличие среднего уровня взаимосвязи показателей Херста с показателем точности прогноза.

Динамика изменения показателя Херста за период 2015-2017 г.г. показана на рисунке 1.

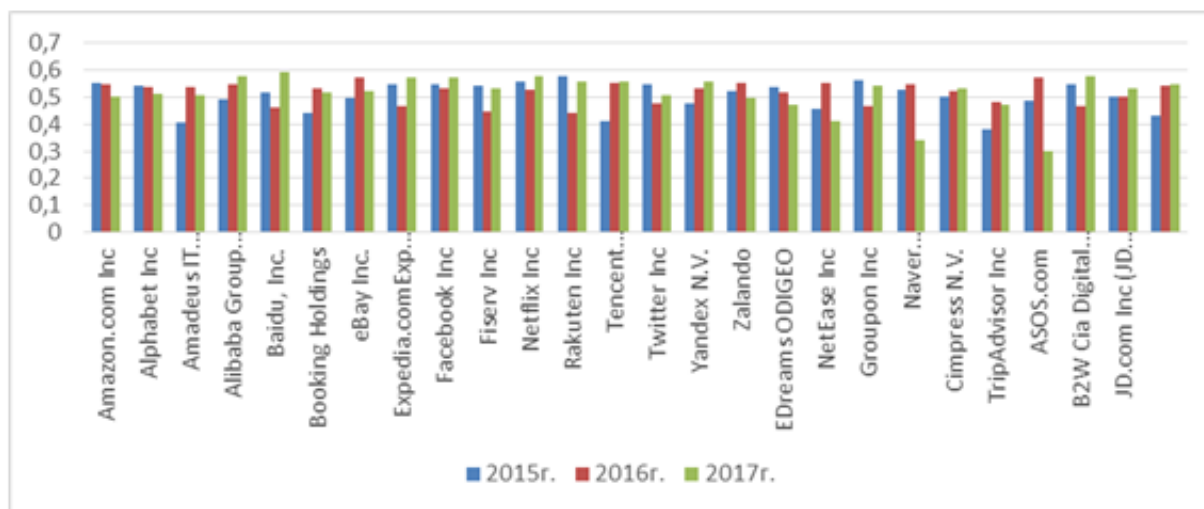


Рис. 1. Диаграмма динамики показателей Херста за период 2015-2017 г.г., ед.

В данном исследовании был проведен анализ тренда временных рядов котировок акций по коэффициенту Спирмена и критерию Кендела. Полученные данные сопоставлялись с коэффициентом Херста (см. рисунок 2).

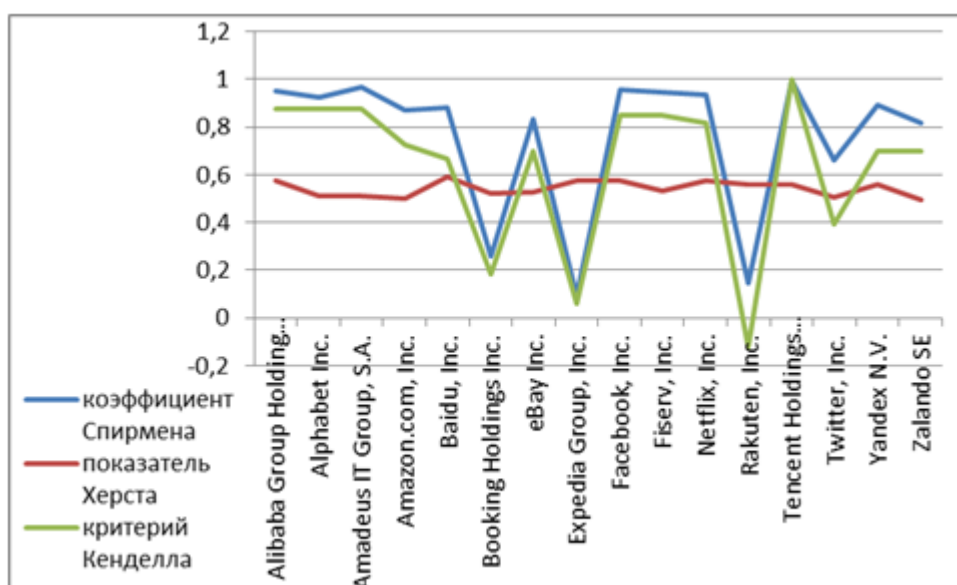


Рисунок 2. Показатели по коэффициенту Спирмена, критерию Кендела и коэффициенту Херста для интернет компаний за 2017 год.

Следует отметить, что коэффициент Спирмена и критерий Кендела оценивают один и тот же показатель, характеризующий тренд временного ряда (коэффициент корреляции между этими показателями составляет более 90%). Коэффициент Херста практически не взаимосвязан с показателями Спирмена и Кендела, а значит оценивает иное свойство временного ряда, то есть не трендовость (корреляция отрицательная и составляет от -4,5% до -5%). Поэтому сомнительным является утверждение некоторых аналитиков о том, что показатель Херста может характеризовать наличие или отсутствие тренда во временном ряду котировок акций [3,10,12,13]

В процессе проведения данного исследования была предпринята попытка определить содержательную характеристику коэффициента Херста относительно динамических показателей временного ряда котировок акций и относительно показателей доходности и риска (риск оценивался по показателю среднеквадратического отклонения доходности). Среди динамических показателей

ряда использовались следующие показатели ряда котировок акций: амплитуда (размах) колебаний котировок; значение 1% прироста котировок; среднее квадратическое отклонение котировок; линейный коэффициент вариации; колеблемость по абсолютной величине; коэффициент вариации, коэффициент колеблемости; коэффициент устойчивости; индекс устойчивости; коэффициент осцилляции; коэффициент Спирмена; коэффициент стабильного роста котировок акций; индекс относительной силы, Relative Strength Index RSI; критерий Кендела. Оценивались коэффициенты корреляции между показателем Херста и различными динамическими характеристиками ряда, а также был проведен многомерный факторный анализ по показателям динамических характеристик и показателю Херста. Что касается показателей взаимосвязи, то по данным за три года не было установлено ни одного показателя более или менее устойчивой взаимосвязи коэффициента Херста с динамическими показателями ряда котировок акций. Стоит лишь отметить, что небольшая взаимосвязь (30-40%%) имеется между коэффициентом Херста и показателем колеблемости временного ряда.

По результатам факторного анализа стабильно за все три года (отдельно по годам) показатель Херста выделялся в отдельную группу, не совмещаясь ни с одним из динамических показателей ряда. Все это указывает на то, что показатель Херста не отражает динамические характеристики ряда, а отражает фрактальную характеристику и оценивает показатель риска, т.е. вероятность прогнозного показателя. Сопоставление показателя риска временного ряда по среднеквадратическому отклонению доходности акций с показателем Херста выявило взаимную корреляцию на уровне 30-35 %% (см. рисунок 3). Но данный факт требует дальнейшего исследования для установления причин и устойчивости данной взаимосвязи.

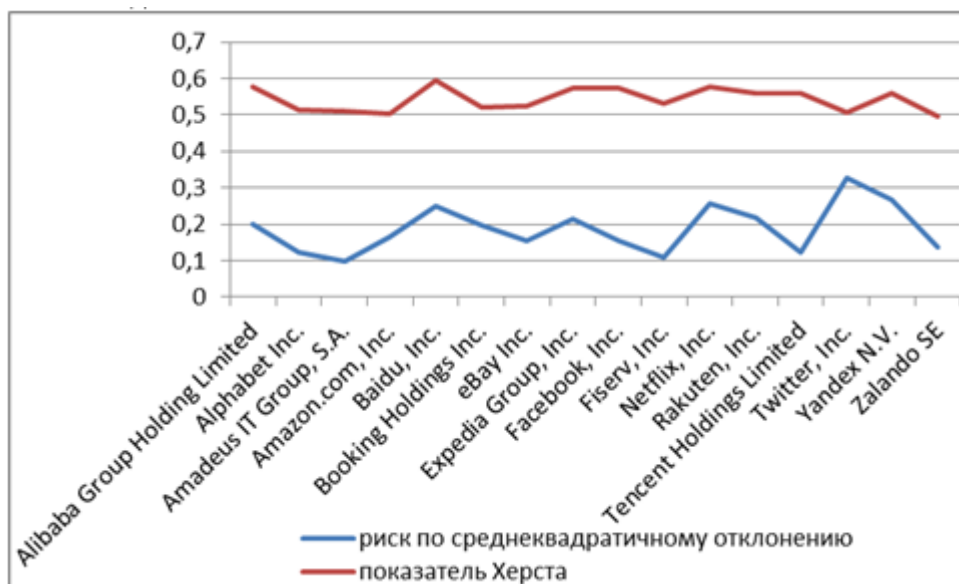


Рисунок 3. Показатели риска по среднеквадратическому отклонению доходности акций и коэффициент Херста за 2017 г.

В общем случае имеем временной ряд, в структуре данных которого есть сложившийся тренд и сезонность. Сопоставление результатов прогнозирования показало, что наиболее точные данные для прогнозирования котировок акций по месяцам можно получить с помощью трех параметрической модели Хольта-Уинтерса, согласно которой прогнозные показатели определяются по формуле: [7]

Заключение

Таким образом, применение показателя Херста в отношении оценки прогнозного состояния ряда и устойчивости тренда, способно улучшить прогноз по котировкам акций, но только на краткосрочном временном периоде. Но эти показатели могут использоваться только в дополнении к данным прогноза по показателям Хольта-Уинтерса как мера риска.

Данное исследование еще раз подтвердило, что взаимосвязь показателя Херста и прогнозных показателей ряда носит стохастический характер. Длина горизонта прогнозирования, для которого можно использовать показатель Херста достаточно мала и, по видимому, она может значимо

отличаться для иных временных рядов и в зависимости от разных временных периодов. Константу Херста можно использовать только как меру риска при прогнозировании по временным рядам. При этом следует поправить заключение, сделанное Э.Петерсом о том, что при анализе риска акций преимущественно использовать не стандартное отклонение, а фрактальное измерение, к которому и относится показатель Херста [6,14]. Как было установлено в данном исследовании: стандартное отклонение и показатель Херста оценивают достаточно разные характеристики риска, поэтому эти показатели лучше использовать совместно, как дополняющие друг друга. Таким образом, использование фрактального анализа позволяет повысить эффективность прогнозирования и принятия последующих решений.

В завершении исследования был разработан сам алгоритм и рекомендации к автоматизации процесса прогнозирования курсов акций ведущих IT-компаний с использованием коэффициента Херста. Предложенный автоматизированный процесс прогнозирования с использованием показателя Херста может использоваться менеджерами компаний и инвесторами для принятия эффективных решений.

Литература

1. *Beran J.* Statistics for Long-Memory Processes // New York: Chapman & Hall. 1994.
2. *Cebrazil C, Turk J.* Comparison of Daubechies wavelets for Hurst parameter estimation // Elec Eng & Comp Sci. 2010.
3. *Clegg, R. G.* A Practical Guide to Measuring the Hurst Parameter // International Journal of Simulation: Systems, Science & Technology. 2004.
4. *Graham B.* The Intelligent Investor The Definitive Book On Value Investing // Collins Business Essentials. 2006.
5. *Moody J., Wu L.* Price Behavior and Hurst Exponents of Tick-By-Tick // Proceedings of Conference on Computational Intelligence for Financial Engineering. 1995.
6. *Peters E.* Chaos and order in the capital market // Wiley. 1996.
7. *Wassana, S.; Thomas, L.; Chamnein, C.* Long-Term Sales Forecasting Using Lee-Carter and Holt-Winters Methods // The Journal of Applied Business Research. 2011.
8. *Wenling J. Yang, Parwada J.* Predicting stock price movements: an ordered probit analysis on the Australian Securities Exchange // Quantitative Finance. 2012.
9. Инвестирование. Котировки акций [Электронный ресурс] // Платформа Investing.com. URL: <https://ru.investing.com/equities/>
10. *Кузнецов С.Б., Гладковский О. П.* Фрактальный анализ котировок ВТБ // Сибирская Академия Государственной Службы. 2010.
11. Мандельброт Б. Фрактальная геометрия природы. М.; Ижевск: Институт компьютерных исследований. 2010. 656 с.
12. *Некрасова И.В.* Показатель Херста как мера фрактальной структуры и долгосрочной памяти финансовых рынков // Южный федеральный университет. 2015.
13. *Осипов Г.С.* Оценка фрактальности финансовых временных рядов с помощью показателя Херста // Международный журнал гуманитарных и естественных наук. – 2017. – №4. – С. 46-52.
14. *Петерс Э.* Хаос и порядок на рынках капитала. - М.: Мир, 2000.