

УДК 336.005.075.80

Оценка риска портфеля интеллектуальных активов на основе методологии VaR (EaR)

Д-р экон. наук, профессор **Воронов В.С.** box864tmn@yandex.ru
Санкт-Петербургский государственный экономический университет (СПбГЭУ)
г. Санкт-Петербург, Садовая 21

Канд. экон. наук, доцент **Дарушин И.А.** i.darushin@spbu.ru
Санкт-Петербургский государственный университет (СПбГУ)
г. Санкт-Петербург, Университетская наб., 7/9

Концепции бизнеса новых киберпосредников на рынке интеллектуальной собственности в последние годы быстро трансформируются в направлении агрегирования сверхбольших портфелей интеллектуальных активов. В частности, в предыдущей работе мы анализировали модели агрегаторов готовых цифровых изображений (микрофотостоков), видео, звуковых и литературных (текстовых) произведений. Существенное внимание было уделено только общим принципам управления рисками больших портфелей активов авторского права. В данной работе, во-первых, более подробно анализируются особенности рыночного механизма продажи таких активов. В графической форме представлена статистика продаж конкретного цифрового изображения в структурных ценовых категориях за длительный период времени. Во-вторых, методология VaR (EaR), хорошо известная в финансовой инженерии, адаптирована и впервые применена для количественной оценки рисков авторского портфеля интеллектуальных активов (цифровых изображений). Для решения задачи использован непараметрический метод исторического моделирования на основе эмпирических распределений величин дохода по портфелю. Затем сделаны оценки расхождения результатов при использовании различных подходов, включая простую параметрическую модель. В работе доказано, что методология VaR (EaR) может успешно использоваться для портфелей активов подобного класса.

Ключевые слова: активы авторского права, историческое моделирование, непараметрическая модель, EaR.

DOI:10.17586/2310-1172-2016-9-3-12-23

VaR (EaR) Methodology for the Intellectual Assets Portfolio Risk Evaluation

D. Sc., prof. **Voronov V.S.** box864tmn@yandex.ru
St. Petersburg State University of Economics,
St. Petersburg, 21 Sdovaya st.

Ph.D., Assoc. Prof. **Darushin I.A.** i.darushin@spbu.ru
St. Petersburg State University,
St. Petersburg, 7/9 Universitetskaya nab.

Over the last years, business concepts of new cyber intermediaries in the market of intellectual property have quickly transformed towards aggregating extra large portfolios of intellectual assets. Namely, in our previous work we analyzed aggregator models for digital images, video, audio and literary works (texts). Main focus was solely put on general concepts of managing risks related to large portfolios of copyright assets. In this paper, at first, we study specific nature of a market mechanism involved in sale of such assets. Sales statistics over a long time for a certain digital image is presented graphically in structured price brackets. Secondly, VaR (EaR) methodology, well known in financial engineering, is adapted and applied for the first time for quantitative evaluation of risks related to real intellectual assets (digital images) portfolio. Based on empirical distribution of revenue positions across a portfolio, a nonparametric method of historical simulation is applied to solve the task. Next, divergence of results of different approaches was evaluated including a simple parametric model. Our work proves that VaR (EaR) model can be successfully used for the portfolios of such assets class.

Keywords: Copyright asset, Earnings-at-Risk, Historical simulation, Non-parametric model.

Введение

В конце 2000-х гг. на рынке интеллектуальной собственности произошел своего рода «тихий» инвестиционный прорыв, в результате которого в конкретных, четко обозначенных сегментах электронной коммерции сформировались совершенно новые институциональные группы финансовых посредников, оперирующих сверхбольшими портфелями активов авторского права [7], [15]. В частности, немалый интерес представляют финансовые модели молодых посреднических компаний, предлагающих потребителям широкий спектр услуг на рынках готовых изображений и видеозаписей (*Stock Imagery*); готовых звукозаписей и звуковых эффектов (*Stock Audio*) [1]. Сходную, но имеющую некоторые отличия модель создали агрегаторы авторских текстов и подобных им литературных произведений (*Article Writing Services*). Из этого списка уже понятно, что в совокупности компании, о которых идет речь, поставляют значительную массу креативного контента современного Интернета.

В предыдущей работе мы отмечали в деятельности таких компаний явное сходство с патентными агрегаторами, которое заключается как минимум в общем подходе к формированию сверхбольших портфелей интеллектуальных активов [1], [11]. Это сходство не случайно, т. к. в экономической теории в начале 2000-х гг. были сделаны выводы о подобии экономических функций авторского права и патентов [16]. В свою очередь, эти выводы опирались на более ранние исследования экономических свойств авторского права, или, в терминологии тех лет «культурной интеллектуальной собственности» [9], [13].

Понятие сверхбольшого портфеля можно пояснить следующими количественными соотношениями: если портфели наиболее крупных современных патентных агрегаторов включают десятки тысяч патентов на изобретения и подобных им активов промышленной собственности, то взятые для сравнения портфели, например, агрегаторов цифровых изображений (микрофотостоков) в 2016 г. уверенно приближаются к отметке 100 млн. единиц активов каждый [1].

Общие принципы управления рисками больших портфелей активов, в том числе активов авторского права известны [4]. В данной статье, прежде всего, подробно анализируются особенности рыночного механизма продажи таких активов (Разделы 2 и 3). Здесь же в графической форме впервые представлена подробная статистика продаж конкретного цифрового изображения в структурных ценовых категориях за длительный период времени. Раздел 3 посвящен постановке задачи портфельного анализа и адаптации методологии VaR (EaR) к активам данного класса. В Разделе 4 показан алгоритм и результаты количественной оценки рисков авторского портфеля интеллектуальных активов (цифровых изображений). Для решения задачи использован непараметрический метод исторического моделирования. На основе эмпирического анализа сделаны оценки расхождения результатов при использовании различных подходов, включая простую параметрическую модель. Краткие итоги и выводы содержатся в заключительном разделе.

Особенности механизма продажи активов авторского права

Разновидности активов авторского права, используемые в качестве базовых активов в моделях новых агрегаторов, являются «удобными» с точки зрения применимости методов финансовой инженерии для анализа рисков [13]. Это объясняется тем, что продажа прав (RF-лицензий) на использование активов авторского права данного класса имеет принципиально иной (по сравнению с ценными бумагами или патентами) рыночный механизм. Определяющим фактором волатильности дохода в нем является не плавающая рыночная котировка цены, а количество продаж актива. Т.е. доход зависит от спроса, но спрос отражается не на рыночной цене, а на количестве продаж [15].

Понятие убытка в обычном смысле к таким активам неприменимо, поскольку процесс их продажи носит, условно говоря, бинарный характер – актив либо не продается, либо продается и приносит доход. Здесь важнейшей особенностью является то, что один и тот же актив может продаваться многократно, при этом каждая продажа приносит фиксированную сумму дохода. Однако, в свою очередь, эта фиксированная сумма дохода от каждой продажи зависит еще и от того, в какой ценовой категории куплено, например, цифровое изображение (по подписке, по запросу, единичная покупка и др.), какая лицензия требуется покупателю (стандартная, расширенная, редакционная и др.), какой размер и формат. Под форматом здесь подразумевается не только физический размер изображения, но и принципиально различающийся электронный формат векторных и растровых изображений, используемых для разных целей.

Исходные данные для анализа

Пример изображений взят нами не случайно, т.к. выход на финансовый рынок лидера микрофотостоков – компании *Shutterstock* открыл доступ к огромному объему полезной для анализа информации [12]. Кроме того, доступна информация, которую все крупные фотостоки в той или иной форме предоставляют авторам изображений. По нашим наблюдениям, обычно, чем крупнее компания, тем более полную информацию для

анализа она дает. В частности, *Shutterstock* хранит все данные по всем изображениям, и позволяет автору найти когда, какое из его изображений было продано, по каким ключевым словам его искали покупатели, и т. д. В разделе «Итоги продаж» личного кабинета непрерывно выводится информация о количестве проданных работ и доходах по каждой категории продаж, включая:

- *25-A-Day* (самая популярная подписка);
- *On Demand* (поиск и покупка «по требованию»);
- *Single & Other Sale* (одиночные и другие продажи),

а также продаж изображений, специально подготовленных для использования в качестве наклеек для компакт-дисков, продаж по партнерским ссылкам, продаж видеофутажей и т. д. Информация обновляется ежедневно. Кроме того, в разделе «Статистика по галерее изображений» можно найти дополнительно:

- дату включения каждого изображения в портфель фотостока (после инспекторской проверки);
- суммарное количество его продаж за всё время экспозиции портфеля;
- суммарный доход от его продаж;
- по каким ключевым словам покупатели нашли это изображение, а также процент загрузок (покупок)

по каждому из указанных ключевых слов.

На диаграммах (рис. 1 и 2) показаны примеры обработанных данных для конкретного изображения, взятого из реально существующего авторского портфеля. На диаграммах оно обозначено условно как изображение S. Данное изображение было включено в портфель *Shutterstock* в октябре 2011 г., к началу 2016 г. было продано более 600 раз и принесло автору суммарный доход более \$300. Диаграмма на рис. 1 дает очень наглядное представление о пропорции количества продаж по подписке (*25-A-Day*) с другими видами продажи (*On Demand* и др. виды).

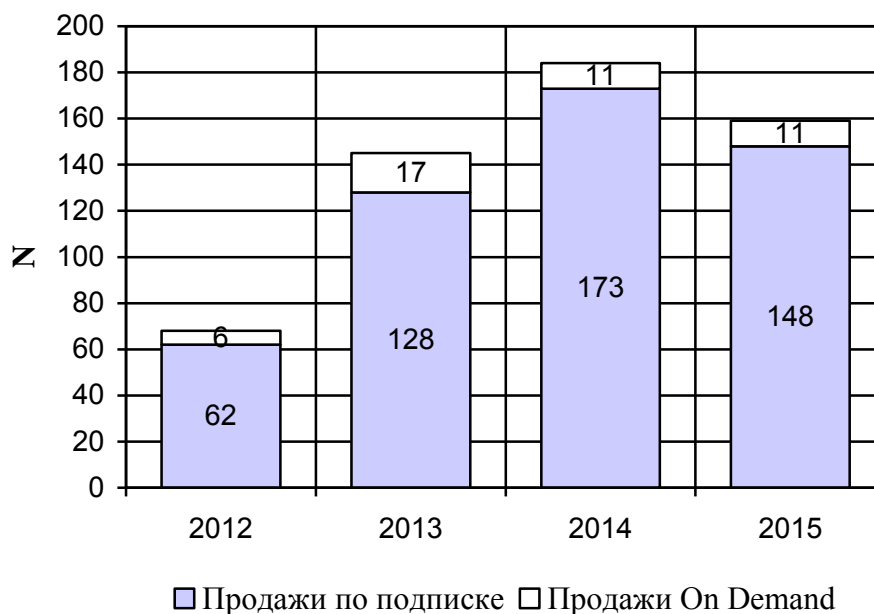


Рис. 1. Количество продаж изображения S за 2012-2015 гг

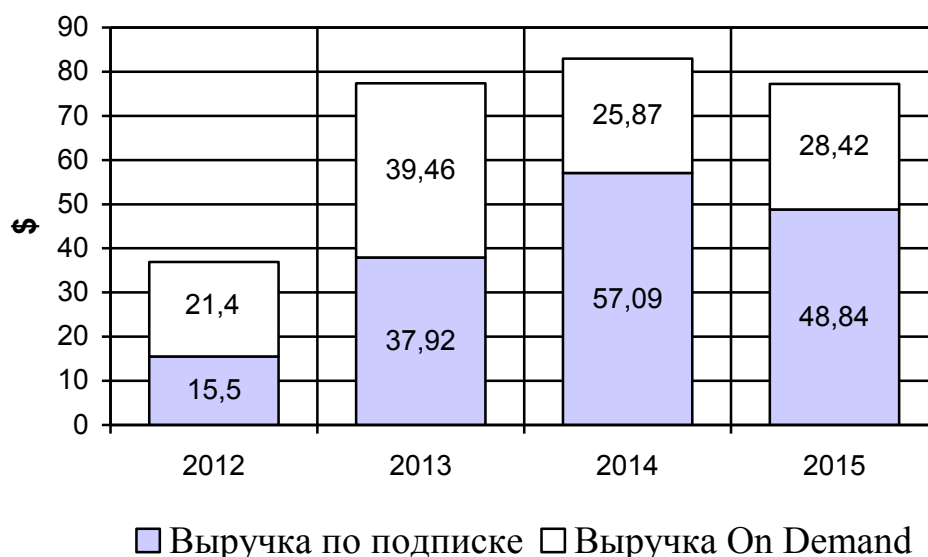


Рис. 2. Выручка от продажи изображения S за 2012-2015 гг.

С одной стороны, графики демонстрируют популярность продажи по подписке – в течение четырех лет она многократно превышала все остальные формы продажи. В частности, для данного изображения доля *On Demand* в количестве продаж в среднем не превышает 9 %. С другой стороны, за счет более высокой стоимости, продажи *On Demand, Single* и им подобные всё же дают очень весомый вклад в сумму выручки за тот же период, что можно видеть на диаграмме рис. 2. Для данного изображения их доля в выручке в среднем превышает 44 %, что близко к общему показателю *Shutterstock* (около 50 %), упомянутому выше. Таким образом, несмотря на большую популярность подписок можно отметить, что для данного актива в среднем десятая доля других форм продаж обеспечивает почти половину всей выручки.

Как отмечено выше, другие фотостоки также предоставляют авторам различные сведения о количестве просмотров и продаж [1]. Например, компания *Dreamstime*, кроме прочего, приводит подробные сведения в разрезе проданных размеров файлов и видов лицензий. Компания *Bigstockphoto* помимо общей статистики по продажам выводит для каждого изображения оригинальный показатель «Популярность», рассчитываемый как количество продаж, деленное на количество дней экспозиции он-лайн, и умноженное на 1000.

$$Pop. = \frac{D}{Exp.} \cdot 1000;$$

где *Pop.* - показатель популярности; *D* – количество продаж; *Exp.* – количество дней экспозиции он-лайн. Показатель популярности выводится в целых числах, при этом значения меньше единицы приравниваются нулю.

Постановка задачи портфельного анализа

Наш углубленный интерес к статистике продаж изображений неслучаен, т.к. в совокупности с анализом общего распределения продаж по портфелю такие данные, в конечном счете, могли бы помочь найти количественный ответ на ключевые вопросы:

1. Каким должен быть портфель изображений, чтобы с заданной доверительной вероятностью (например, 95 % или 99 %) приносить автору требуемую сумму дохода за фиксированный период времени, например квартал или год;

2. Каким может быть квартальный или годовой доход (с заданной доверительной вероятностью) компании-агрегатора, управляющей портфелем, включающим N млн. изображений.

Нетрудно заметить, что формулировки этих вопросов очень близки к постановке задач стоимостной оценки риска с помощью семейства моделей, известных под названием *VaR (Value at Risk)* и *EaR (Earnings at Risk)*. В настоящее время показатели риска, разработанные в рамках этих модельных концепций, широко используются для оценки максимальных сумм убытка или дохода по портфелю ценных бумаг (финансовых активов) в течение определенного периода времени с заданной доверительной вероятностью [6], [8]. Однако необходимо отметить, что эти модели разрабатывались с учетом специфических рисков финансового рынка и традиционных подходов к оценке стоимости и доходности портфелей финансовых активов (ценные бумаги, валюта). Интересующий нас доход по портфелю интеллектуальных активов подвержен влиянию совершенно других факторов риска. Эти факторы тоже являются рыночными, но речь идет о рынке интеллектуальной

собственности [13]. В отношении исследуемых активов они могут быть связаны, например, с тематикой изображений, их форматами и качеством, сезонностью спроса на конкретные виды изображений, модой, и даже меняющимся отношением потребителей к фотостокам.

В связи с этим, так же, как и в случае с финансовыми активами, следует говорить не только о максимальном доходе, но и определить доверительную вероятность, с которой он может быть получен. Эта вероятность показывает, сколько раз из каждых ста случаев доход достигнет некоторого установленного уровня. При такой формулировке доверительной вероятности на первом этапе решения нашей задачи используем показатель риска типа VaR (EaR) для ответа на вопрос: «Каким может быть максимальный совокупный доход по портфелю интеллектуальных активов, например, в 99 % или 95 % случаев в течение следующих суток?». В литературе аналогичный показатель для финансовых активов иногда обозначают как $DEaR$ (*Daily Earnings at Risk*). Уровень доверительной вероятности в подобных задачах обычно задается заранее, и, главным образом, зависит от требований к точности расчетов [3]. В нашем случае он также зависит от характеристик портфеля и субъективного отношения его владельца или, соответственно, отношения компании-агрегатора авторских портфелей.

Адаптация модели VaR (EaR) к исследуемому классу активов

Как известно, для получения стоимостной оценки риска с помощью рассматриваемого семейства моделей необходимо, прежде всего, определить функцию распределения доходов, которые может принести портфель (в нашем случае – портфель интеллектуальных активов) в течение определенного периода времени. Затем нужно определить точку на соответствующем плече графика этой функции, которая и будет соответствовать требуемому уровню доверительной вероятности X . Например, если будет задан уровень $X = 99\%$, то искомый показатель будет равен девяносто девятому перцентилю распределения вероятных величин дохода в установленном периоде времени [3].

Для определения показателей VaR (EaR) на практике в настоящее время используют хорошо известные параметрические (дисперсионные, ковариационные) и непараметрические методы. В параметрических методах, как отмечено выше, требуется заранее знать или обоснованно задать функцию распределения случайной величины и параметры ее распределения. В частности, в параметрических моделях, используемых для оценки риска ценных бумаг, обычно предполагается, что их доходность подчиняется нормальному или логнормальному распределению [10]. Однако исследований работ, подтверждающих эту гипотезу для распределения доходов по портфелям интеллектуальных активов исследуемого нами класса, не имеется.

Непараметрические методы в таких случаях представляют больший интерес, так как в них распределение доходов может быть найдено опытным путем. Например, функция распределения дохода может быть построена на основе данных статистических наблюдений по портфелю за длительные периоды (методы исторического моделирования), или с помощью методов Монте-Карло. Дело в том, что эмпирические данные, используемые для исторического моделирования, уже содержат всю информацию о виде распределения и динамике анализируемой величины (в данном случае дохода), а также, что очень важно – о корреляции между активами. Поэтому, при наличии достаточного количества наблюдений методы на основе исторического моделирования рассматриваются как адекватная альтернатива параметрическим методам.

Историческое моделирование

Отметим, что торговля в системах электронной коммерции, включая исследуемые сегменты рынка интеллектуальной собственности, происходит непрерывно круглые сутки без выходных дней. Поэтому, в отличие от расчетов по ценным бумагам, в нашем примере количество торговых дней, как и во всех системах электронной коммерции, равно количеству дней в году. Для количественных оценок использовались данные статистических наблюдений за 500 дней по портфелю, из которого было взято изображение для построения диаграмм на рис. 1 и 2. Такой объем выборки и доверительная вероятность 99% очень удобны для исходного прогнозирования с однодневным горизонтом. В соответствии с хорошо известной методикой исторического моделирования данные за каждый из 500 дней позволяют описать 500 альтернативных сценариев случайного события, которое может произойти на следующий (501-й) день [5]. Естественно, что для этого в каждом сценарии необходимо знать точную величину дохода в денежном выражении.

Далее необходимо отметить, что в известных примерах с использованием методов исторического моделирования для портфелей финансовых активов (например, ценных бумаг) справедливо предполагается равная вероятность получения доходов и убытков в любом сценарии. Поэтому обычно функция распределения дохода строится симметрично относительно значения величины математического ожидания, равного или близкого к нулю [5]. Однако в нашем случае, в силу изложенных выше особенностей рыночного механизма продажи активов, доход не может быть отрицательным, и основной интерес для количественных оценок представляет правая часть распределения.

Собственно, искомый показатель EaR будет представлять собой уровень дохода, соответствующий перцентилю заданной доверительной вероятности. Например, если она будет составлять 99 %, то в соответствии с методикой, при наличии 500 наблюдений (сценариев) 99-м перцентилем будет являться значение в интервале между пятым и шестым из лучших значений суточного дохода.

Данные статистических наблюдений для наглядности и удобства эмпирического анализа обычно размещают в таблицах. Структура данных всех сценариев, использованных нами для расчета величины EaR исследуемого портфеля по состоянию на 1 апреля 2015 г. показана в табл. 1. В колонке (3) «Количество продаж во всех категориях» находятся суммарные значения $N_{\Sigma i}$ количества продаж изображения во всех категориях за i – тые сутки на соответствующую дату, а в следующей колонке (4) – суммарный доход E_i на эту же дату. Каждый сценарий в этой таблице представлен соответствующей строкой с номером i и календарной датой. Таким образом, любой сценарий, взятый в отдельности, подразумевает, что значения указанных в нем переменных за период с 30 марта по 1 апреля могут оказаться точно такими же, как на соответствующую календарную дату, указанную во второй колонке.

Таблица 1

Сценарии, составленные для расчета по состоянию на 1 апреля 2015 г

№ сценария	Дата	Количество продаж во всех категориях	Сумма дохода
(1)	(2)	(3)	(4)
500	31.03.2015	$N_{\Sigma 500}$	E_{500}
499	30.03.2015	$N_{\Sigma 499}$	E_{499}
498	29.03.2015	$N_{\Sigma 498}$	E_{498}
...
2	12.11.2013	$N_{\Sigma 2}$	E_2
1	13.11.2013	$N_{\Sigma 1}$	E_1
0	14.11.2013	$N_{\Sigma 0}$	E_0

Таким образом, данные всех сценариев являются исходным материалом для эмпирического анализа распределения величины полученного совокупного дохода по портфелю за исследуемый период.

Эмпирический анализ результатов исторического моделирования

Как известно, даже предварительный визуальный анализ гистограммы любого распределения дает много полезной информации. Гистограмма, построенная по нашим данным за 500 дней (суток), показана на рис. 3. Ее вид говорит о том, что, во-первых, она отчетливо асимметрична и имеет выраженный правый «хвост». Понятно, что коэффициент асимметрии распределения, найденный с помощью набора стандартных функций MS Excel имеет очень высокое значение 2,64.

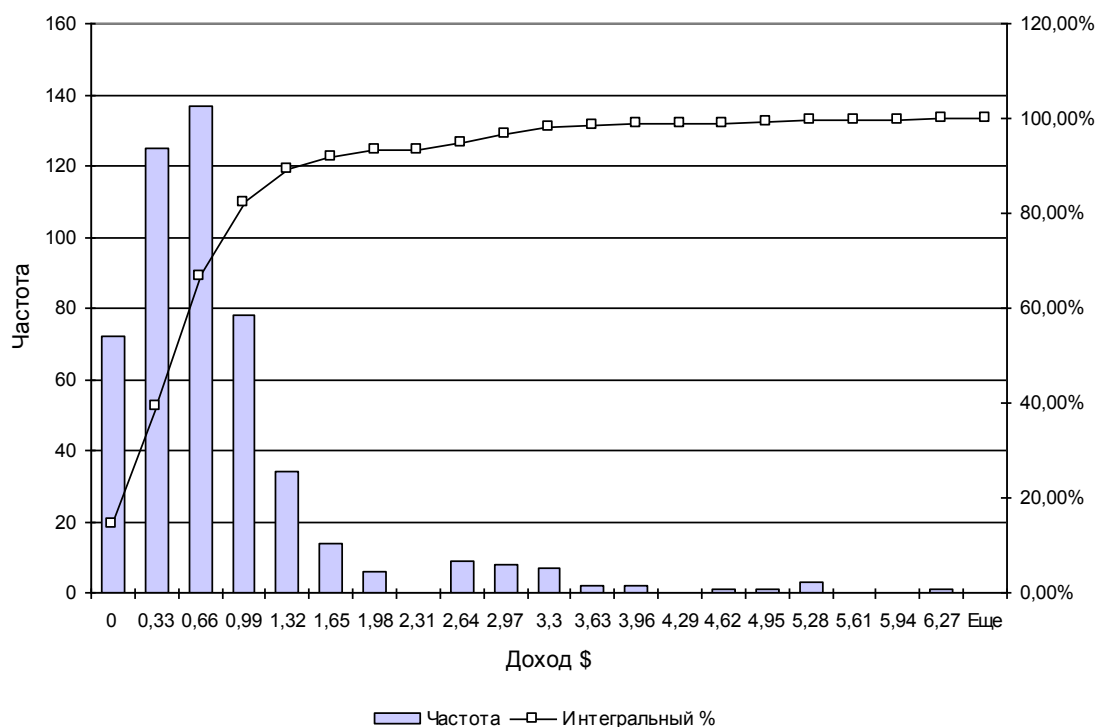


Рис. 3. Гистограмма эмпирического распределения дохода по портфелю за период наблюдений 500 дней

Во-вторых, вид гистограммы говорит о том, что распределение имеет визуально выраженный бимодальный характер. Немного забегаая вперед, отметим, что в таких случаях обоснованное разделение выборки на две части иногда позволяет получить два распределения, более близких к симметричному.

Тем не менее, поскольку в непараметрической модели формально характер распределения не имеет значения, мы получили возможность определить в первом приближении искомый показатель *EaR (DEaR)*. Для этого были проранжированы значения совокупных доходов, использованные во всех сценариях. Результат ранжирования приведен в табл. 2.

Таблица 2

Ранжированные доходы

Ранг	Сценарий	Доход (\$)
1	41	6,06
2	319	5,18
3	26	4,96
4	398	4,96
5	166	4,94
6	117	4,46
7	83	3,95
8	46	3,80
...

По данным табл. 2, стоимостная оценка риска для доверительной вероятности 99 %, найденная как пятый-шестой лучший результат находится в интервале \$4,46 – \$4,94. Для проверки результата были использованы также и другие возможные способы расчета. В частности, с помощью набора статистических функций *MS Excel* было получено расчетное значение соответствующего перцентиля равное \$4,47. Обычная интерполяция значения этого же перцентиля дает величину \$4,43. Наконец, из таблицы значений интегральной функции распределения, сопутствующей выводу гистограммы, в интервале доверительных вероятностей от 98,3 % до 99,02 % получили значения дохода в интервале \$4,29 – \$4,62.

Поскольку полученный результат оказался вполне устойчивым, теми же средствами *MS Excel* для доверительной вероятности 95% было найдено значение суточного дохода \$2,50. Из таблицы интегральной

функции распределения при доверительной вероятности от 94,92% до 96,68% получили значения дохода в интервале \$2,64 – \$2,97.

Результаты, полученные для первого, достаточно грубого распределения уже можно интерпретировать в рамках концепции *EaR* следующим образом:

– в течение следующих суток (24 часов) доход по исследуемому портфелю составит менее \$4,46 с вероятностью 99 %, или менее \$ 2,5 с вероятностью 95 %;

– владелец портфеля имеет основания ожидать, что в среднем его доход в течение 99 дней из каждых ста не будет превышать \$4,46 (или что он может оказаться больше \$2,5 лишь в течение каждых 5 дней из каждых ста).

Уточнение результатов с учетом ценовой структуры совокупного дохода

Далее попробуем уточнить результаты, вновь обратив внимание на то, что характер гистограммы явно указывает на наличие двух максимумов. Первый приходится на диапазон значений менее \$1, второй – около \$2,65. Анализ происхождения вариантов, формирующих правый хвост (2-й максимум) распределения, показывает, что все они соответствуют продажам в категориях “*On-Demand*” и им подобным. Их частоты примерно в 20 раз ниже, а ценовые значения выше, чем у продаж по подписке. Если не рассортировать данные, то в силу особенностей метода результат ранжирования (Таблица 2) всегда будет отражать вероятность дохода только в данной ценовой категории.

Для уточнения результатов анализа вновь напомним, что цена нашего актива фиксирована в нескольких категориях, которые покупатели выбирают самостоятельно [12]. Компании-агрегаторы изображений устанавливают индивидуальные цены, но в целом для упрощения их можно разделить на две группы. К первой группе отнесем только цены продаж по подписке. Они являются самыми низкими, но на них, как было показано выше, приходится максимальное количество продаж. Ко второй группе отнесем цены во всех остальных категориях, т.е. “*On-Demand*”, “*Single*” и им подобных. На них приходится меньшая доля продаж, но цены в этих категориях выше, что дает существенный доход (см. диаграмму на рис. 2).

Зная ценовые уровни в двух группах и количество продаж активов в каждой категории, зададим структуру совокупного дохода по портфелю следующим образом:

$$E_{\Sigma} = P_1 \cdot N_1 + (P_2 \cdot N_2 + P_3 \cdot N_3 + \dots), \quad (1)$$

где P_1 - цена продажи по подписке; P_2, P_3 - цены продажи «*On-Demand*» и других подобных категорий; N_1 - количество продаж по подписке; N_2, N_3 - количество продаж «*On-Demand*» и в других подобных категориях.

Распределение величины совокупного дохода E_{Σ} нами уже получено (см. рис. 3). Далее, учитывая структуру совокупного дохода, заданную выше простой формулой (1) с учетом категорий продаж, попробуем разобраться и в структуре эмпирического распределения дохода. Попутно отметим, что модель *VaR (EaR)* можно использовать как для оценки дохода, так и для оценки количества продаж. Если же продажи точно идентифицируются в разрезе категорий (т.е. конкретный агрегатор раскрывает такую информацию), то можно оценить параметры риска еще и отдельно для каждой ценовой категории.

Поскольку разделение статистических данных по ценовым категориям за исследуемый период не представляет трудностей, следующее распределение было построено (см. гистограмму на рис. 4) только по данным продаж по подписке. Коэффициент асимметрии этого распределения получился равным 0,68. Это значительно лучше, чем у исходной гистограммы. Повторяя весь алгоритм расчета для нового распределения, мы получили стоимостную оценку риска для доверительной вероятности 99% в узком интервале около \$1,98. Расчет с использованием пакета функций *MS Excel* подтвердил это значение. Прямая интерполяция дала значение \$1,9. Из таблицы интегральной функции распределения при доверительной вероятности в интервале от 98 % до 100 % получили значения дохода в интервале \$1,65 – \$1,98.

Соответственно, такие же расчеты для доверительной вероятности 95% дают значение около \$1,32.

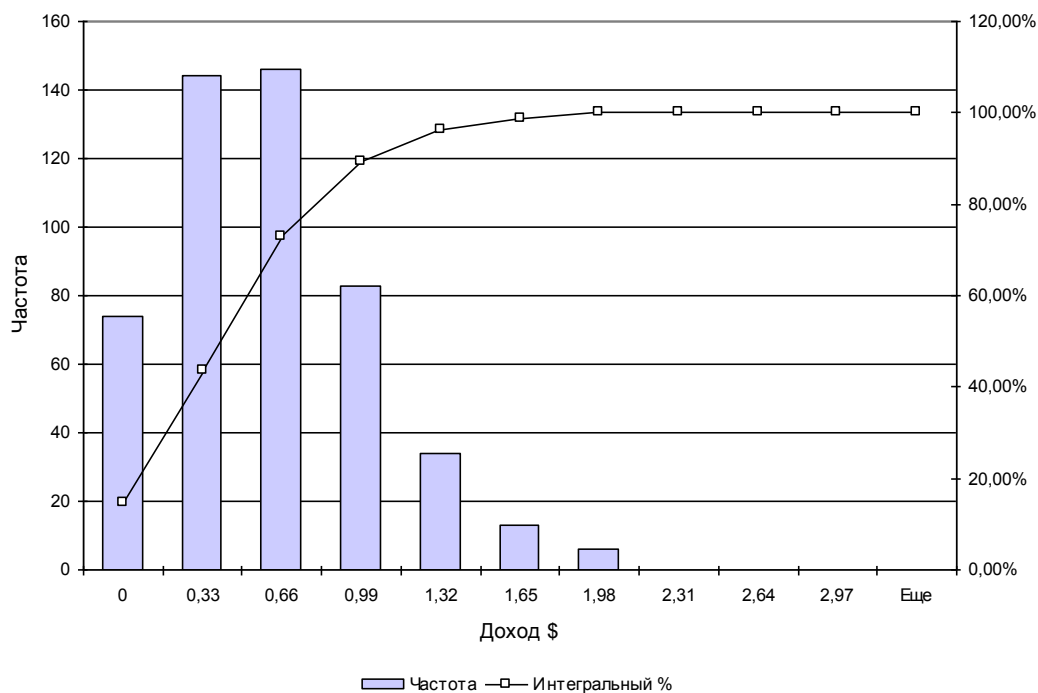


Рис. 4. Гистограмма эмпирического распределения дохода в категории продаж «По подписке» за период наблюдений 500 дней

Таким образом, результат показал, что систематизация наблюдений позволяет существенно скорректировать оценки и привязать их к конкретным ценовым категориям.

Уточнение результатов для другого прогнозного периода

Однако возможности метода на этом не исчерпываются. В частности, еще раз обратим внимание на то, что поскольку для расчетов использовались ежедневные (суточные) наблюдения, то и результаты были получены как показатели, характеризующие прогноз ценового риска портфеля на одни (предстоящие) сутки.

Для перехода к прогнозам риска в другом периоде (например, неделя или месяц) в рамках данной концепции обычно пересчитывают однодневный показатель, используя известную формулу:

$$EaR_T = EaR_1 \cdot \sqrt{T} , \tag{2}$$

где EaR_T – показатель риска для периода продолжительностью T (дней); EaR_1 – расчетный показатель для одних суток. Использование квадратного корня для расчета показателя в другом периоде связано с предположением о том, что дисперсия случайной величины, имеющей нормальное распределение, линейно распределена во времени. Однако, как было показано выше, полученные эмпирические распределения доходов могут существенно отличаться от нормальных. Кроме того, данный подход слабо согласуется с экономическим содержанием ценового риска, т.к. показатель риска, рассчитанный по формуле (2) для большей длительности всегда получают в фиксированное число раз больше, чем суточное значение [2].

Для решения этой проблемы нами был использован другой подход. Он заключается в том, что, если имеются наблюдения за достаточно длительный период, то показатель можно определить значительно более точно, например, для недельных периодов. В частности, наши данные позволили с высокой точностью произвести расчеты недельного показателя риска за 70 недель наблюдений. Предварительно заметим, что эмпирически найденный EaR_7 мы сможем сравнить с его значением, рассчитанным по формуле (2).

В расчетах недельного показателя были использованы те же исходные данные, но с дополнительной предварительной обработкой. Во-первых, данные были сгруппированы по неделям. Во-вторых, продажи по подписке за каждую календарную неделю по всей выборке были просуммированы так, чтобы каждая неделя была представлена одним усредненным значением выручки от продаж.

Из полученных данных за 70 недель вновь была сформирована таблица сценариев, но в ней каждая строка теперь соответствовала конкретной неделе. Как и на предыдущем этапе, данные всех сценариев были использованы для анализа эмпирического распределения величины полученного дохода за исследуемый период,

но уже с разбивкой по неделям, а не по суткам. Повторяя все шаги для нового расчетного периода, мы получили следующее распределение (рис. 5). По его гистограмме визуально заметно, что полученное распределение более симметрично, чем все предыдущие. Действительно, коэффициент асимметрии этого распределения оказался равным 0,43. Проверки по различным критериям также показали, что такое распределение уже можно приближенно считать нормальным.

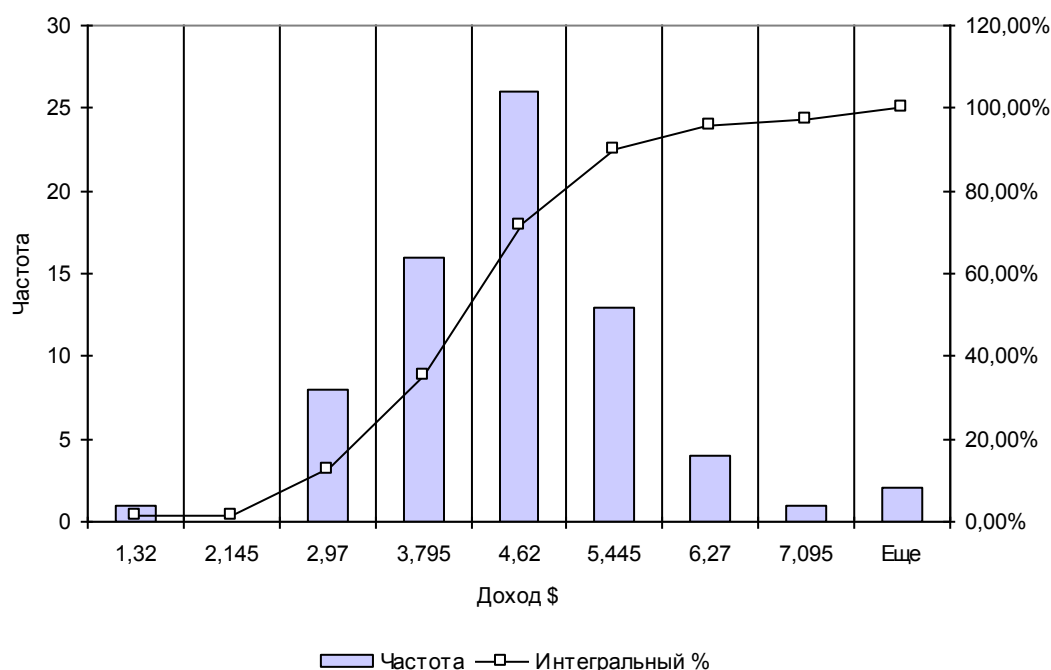


Рис. 5. Гистограмма эмпирического распределения дохода в категории продаж «По подписке» за период наблюдений 500 дней с разбивкой по неделям

Поскольку взятое количество недель не позволяет найти нужный перцентиль простым ранжированием сценариев, составление таблицы ранжированных значений дохода в данном случае не потребовалось. С помощью набора статистических функций *MS Excel* было получено значение соответствующего перцентиля (для доверительной вероятности 99%), равное \$7,46 (т.е. $EaR_7(99\%) = \$7,46$). Прямая интерполяция значения этого же перцентиля дала величину \$7,40. В таблице интегральной функции распределения, сопутствующей выводу гистограммы, уровням доверительной вероятности более 97% соответствуют значения дохода, начиная от \$7,1.

Соответственно, для доверительной вероятности 95% таким же способом было получено значение недельного дохода равное \$5,94 (т.е. $EaR_7(95\%) = \$5,94$). В таблице значений интегральной функции уровням доверительной вероятности в интервале от 94,92% до 96,68% соответствуют значения дохода в интервале \$5,45 - \$6,27.

Вернувшись к упрощенной формуле (2) мы сделали расчеты при соответствующих уровнях доверительной вероятности для такого же недельного прогноза. Расчеты дали следующие результаты:

$$EaR_7(99\%) = EaR_1 \cdot \sqrt{7} = \$1,98 \cdot \sqrt{7} = \$5,24,$$

$$EaR_7(95\%) = EaR_1 \cdot \sqrt{7} = \$1,32 \cdot \sqrt{7} = \$3,49.$$

Таким образом, трансформация однодневной оценки риска по формуле (2) дала значения на 30%-40% ниже, чем эмпирические оценки, сделанные в рамках непараметрической модели методом исторического моделирования.

Параметрическая модель

В связи с тем, что, как уже отмечено выше, последнее распределение (рис. 5) можно с хорошим приближением считать нормальным, нами также сделана попытка оценить эмпирические результаты с помощью известной параметрической модели [5]. Для этого были использованы значения математического ожидания и стандартного отклонения величины дохода, полученные при обработке наших исходных данных с помощью набора статистических функций *MS Excel*.

Мы исходили из того, что в нашем случае стандартное отклонение имеет размерность самой величины дохода по портфелю и определяет некоторый стандартный среднеквадратичный интервал случайных величин, симметричный относительно ожидаемого среднего значения дохода. В отличие от обычного портфеля ценных бумаг нам не известна стоимость анализируемого портфеля интеллектуальных активов. Кроме того, в силу уже упомянутых особенностей механизма продаж доход по портфелю не может быть отрицательным, и соответственно, математическое ожидание величины этого дохода не может быть равным нулю, как в классической модели VaR для ценных бумаг и валют. По таблице нормального распределения (функция Лапласа) уровню доверительной вероятности 99% соответствуют 2,33 стандартных отклонения (соответственно, для уровня 95% – 1,65 стандартных отклонений). Это говорит о том, что нормально распределенная величина дохода по портфелю с вероятностью 99% (95%) находится в окрестностях математического ожидания на расстоянии, не превышающем 2,33 (1,65) стандартных отклонения, т.е.:

$$EaR_T = E_T + 2,33 \cdot \sigma_T. \quad (3)$$

Распределение, приведенное на Рис. 5 характеризуется математическим ожиданием величины дохода $E_7 = \$4,26$ и стандартным отклонением равным $\sigma_7 = \$1,13$. Соответственно, для интересующих нас уровней доверительной вероятности получили:

$$EaR_7(99\%) = \$4,26 + \$1,13 \cdot 2,33 = \$6,89;$$

$$EaR_7(95\%) = \$4,26 + \$1,13 \cdot 1,65 = \$6,13,$$

что гораздо ближе к эмпирическим оценкам, сделанным в рамках непараметрической модели методом исторического моделирования. Таким образом, простая параметрическая модель дала достаточно близкие результаты при условии, что предварительно была подтверждена нормальность распределения случайной величины дохода.

Сравнение полученных результатов подтвердило оценки, имеющиеся в обширной литературе, посвященной использованию методологии VaR для портфелей ценных бумаг. В частности, трансформация однодневного показателя риска в показатель другого периода (часто приводится пример для 10-дневного периода с умножением на $\sqrt{10}$) изредка допускается, но считается очень плохой аппроксимацией [6], [8]. В то же время, непараметрические модели дают более точные оценки VaR (EaR), т.к. эмпирические распределения доходности активов не является строго нормальным, и, например, характеризуется более толстыми «хвостами» [10].

Заключение

Главной целью данной работы являлось подтверждение возможности использования известной методологии оценки риска к новому классу активов. Для достижения этой цели были решены несколько задач. Во-первых, был детально проанализирован рыночный механизм продажи активов авторского права в среде электронной коммерции. Выявлены существенные отличия этого механизма от механизма продажи финансовых активов, например, ценных бумаг, валют. Подготовлены исходные данные для количественного анализа риска авторского портфеля цифровых изображений, принятых в коллекцию крупного микросточка.

Во-вторых, известная методология VaR (EaR) была адаптирована для целей портфельного анализа риска интеллектуальных активов исследуемого класса. Для этого из широкой гаммы модельных концепций был выбран непараметрический метод исторического моделирования. Исходные данные о доходах по портфелю за 500 дней были структурированы для анализа в рамках сценарного подхода.

В-третьих, были выполнены расчеты соответствующих дневных (суточных) риск-метрик портфеля и проведен анализ результатов исторического моделирования, затем выполнены уточняющие оценки расхождения результатов с использованием различных подходов, включая простую параметрическую модель. Последнее стало возможным благодаря тому, что в результате эмпирического анализа был подтвержден нормальный характер распределения наблюдаемой случайной величины дохода по портфелю в более длинных, недельных периодах.

Таким образом, наши расчеты и последующий эмпирический анализ результатов доказали, что концепция VaR (EaR) вполне применима для портфелей интеллектуальных активов. Ее адаптация к особенностям рыночного механизма продажи таких активов позволяет с достаточной точностью делать количественные оценки риска портфеля в различных временных периодах с заданной доверительной вероятностью. Наличие достаточного количества наблюдений позволяет вполне обоснованно применять для этих целей хорошо апробированные непараметрические методы.

Наша дальнейшая работа включает более углубленный предварительный анализ исходных данных, а также использование подхода на основе методов Монте-Карло. Также представляет интерес исследование причин и последствий взаимной корреляции подобных активов в портфеле.

Литература

1. *Воронов В.С.* Агрегаторы изображений на финансовом рынке: приток свежего капитала и новые инвестиционные риски // Научный журнал НИУ ИТМО. Серия «Экономика и экологический менеджмент». – 2016, № 1 (24), с. 81-91.
2. *Дарушин И.А.* Финансовый инжиниринг: инструменты и технологии: монография. – М.: Проспект, 2015.
3. Сигел Э. Практическая бизнес-статистика: Пер. с англ. – М.: Издат. дом «Вильямс», 2002.
4. Современные финансовые рынки: монография / [В.В. Иванов и др.]; под ред. В.В. Иванова. – М.: Проспект, 2014.
5. *Халл, Джон К.* Опционы, фьючерсы и другие производные финансовые инструменты / пер. с англ. – М.: ООО «И.Д.Вильямс», 2014.
6. Christoffersen P. Value-at-risk models. – Handbook of Financial Time Series, 2009.
7. Glückler J., Panitz R. Survey of the Global Stock Image Market 2012. Part I: Players, Products, Business. – Heidelberg: GSIM Research Group, 2013.
8. Jorion P. Value at Risk: The New Benchmark for Managing Financial Risk. – McGraw-Hill, 2006.
9. Landes W.M., Posner R.A. An Economic Analysis of Copyright Law // Journal of Legal Studies, University of Chicago. – 1989, June, Vol. XVIII, p. 326.
10. Manganelli S., Engle R. Value at risk models in finance. Working paper series 75. – European Central Bank, 2001.
11. Myhrvold N. Funding Eureka! // Harvard Business Review. – 2010, March, pp. 40-50.
12. Shutterstock Annual Report 2015. [электронный ресурс] URL: <http://investor.shutterstock.com/phoenix.zhtml?c=251362&p=proxy> (Дата обращения 31.07.2016)
13. Towse R. Copyright and artists: A view from cultural economics // Journal of Economic Surveys. – 2006, 20(4), pp. 567–585.
14. Varian H. Copying and copyright // Journal of Economic Perspectives. – 2005, 19(2), pp.121-138.
15. Voronov V., Ivanov V. The Rise of Cyber Market for Stock Art: Assets Aggregation and the Wealth of Mass Creativity. Proceedings of the 27th International Business Information Management Association (IBIMA), ISBN: 978-0-9860419-6-9, 4-5 May 2016. – Milan, 2016, pp. 537-545.
16. Watt R. Copyright and Economic Theory. – Edward Elgar, 2000.

References

1. Voronov V. Imagery Aggregators on Financial Market: Capital Fresh Stream and New Investment Risk // Journal of Environmental Economics and Management. – 2016, 1 (24), pp. 81–91.
2. Darushin I.A. Financial Engineering: Instruments and Technologies. – Moscow, Prospect, 2015.
3. Siegel A.F. Practical Business Statistics. – Academic Press, 2011.
4. Sovremennye Finansovye Rynki [Modern Financial Markets] / V. Ivanov (ed). – Moscow, Prospect, 2014.
5. Hull J.C. Options, Futures & Other Derivatives. – Prentice Hall, 2011.
6. Christoffersen P. Value-at-risk models. – Handbook of Financial Time Series, 2009.
7. Glückler J., Panitz R. Survey of the Global Stock Image Market 2012. Part I: Players, Products, Business. – Heidelberg: GSIM Research Group, 2013.
8. Jorion P. Value at Risk: The New Benchmark for Managing Financial Risk. – McGraw-Hill, 2006.
9. Landes W.M., Posner R.A. An Economic Analysis of Copyright Law // Journal of Legal Studies, University of Chicago. – 1989, June, Vol. XVIII, p. 326.
10. Manganelli S., Engle R. Value at risk models in finance. Working paper series 75. – European Central Bank, 2001.
11. Myhrvold N. Funding Eureka! // Harvard Business Review. – 2010, March, pp. 40–50.
12. Shutterstock Annual Report 2015. [электронный ресурс] URL: <http://investor.shutterstock.com/phoenix.zhtml?c=251362&p=proxy> (Дата обращения 31.07.2016)
13. Towse R. Copyright and artists: A view from cultural economics // Journal of Economic Surveys. – 2006, 20(4), pp. 567–585.
14. Varian H. Copying and copyright // Journal of Economic Perspectives. – 2005, 19(2), pp.121–138.
15. Voronov V., Ivanov V. The Rise of Cyber Market for Stock Art: Assets Aggregation and the Wealth of Mass Creativity. Proceedings of the 27th International Business Information Management Association (IBIMA), ISBN: 978-0-9860419-6-9, 4-5 May 2016. – Milan, 2016, pp. 537–545.
16. Watt R. Copyright and Economic Theory. – Edward Elgar, 2000.