

Вестник Евразийской науки / The Eurasian Scientific Journal <https://esj.today>

2022, №2, Том 14 / 2022, No 2, Vol 14 <https://esj.today/issue-2-2022.html>

URL статьи: <https://esj.today/PDF/47ECVN222.pdf>

Ссылка для цитирования этой статьи:

Гайомей, Д. Прогнозирование волатильности доходности финансовых активов с использованием высокочастотных данных и квантификаторов информационной среды / Д. Гайомей, А. А. Зайцев, Д. Г. Родионов // Вестник евразийской науки. — 2022. — Т. 14. — № 2. — URL: <https://esj.today/PDF/47ECVN222.pdf>

For citation:

Gayomey J., Zaytsev A.A., Rodionov D.G. Forecasting the volatility of financial assets' returns using high-frequency data and quantifiers of the information environment. *The Eurasian Scientific Journal*, 14(2): 47ECVN222. Available at: <https://esj.today/PDF/47ECVN222.pdf>. (In Russ., abstract in Eng.).

УДК 519.862.6

Гайомей Джон

ФГАОУ ВО «Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого», Санкт-Петербург, Россия
Ассистент
E-mail: gayomey@hotmail.com

Зайцев Андрей Александрович

ФГАОУ ВО «Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого», Санкт-Петербург, Россия
Институт промышленного менеджмента, экономики и торговли
Профессор Высшей инженерно-экономической школы
Доктор экономических наук, доцент
E-mail: andrey_z7@mail.ru
РИНЦ: https://elibrary.ru/author_profile.asp?id=705725

Родионов Дмитрий Григорьевич

ФГАОУ ВО «Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого», Санкт-Петербург, Россия
Институт промышленного менеджмента, экономики и торговли
Директор Высшей инженерно-экономической школы
Доктор экономических наук, профессор
E-mail: rodion_dm@mail.ru
РИНЦ: https://elibrary.ru/author_profile.asp?id=421413

Прогнозирование волатильности доходности финансовых активов с использованием высокочастотных данных и квантификаторов информационной среды

Аннотация. Сегодня новостная информация постоянно генерируется и быстро распространяется в цифровой информационной среде. Эмоции в новостной информации влияют на действия и поведение людей в реальном мире. Таким образом, систематический анализ новостной информации позволит прогнозировать как краткосрочные, так и среднесрочные эмоциональные трансформации потребителей новостной информации, а также влияние этого на реальный мир. В данном исследовании предлагается использовать систематический анализ новостной информации для прогнозирования волатильности доходности финансовых активов. Мы разработали и оценили модель для прогнозирования волатильности доходности финансовых активов с использованием высокочастотных данных и квантификаторов информационной среды. Оценка нашей модели волатильности (модель реализованной волатильности на основе настроений — модель SRV) в торговле опционами показала, что комбинация высокочастотных оценок волатильности с эффективной системой

количественных показателей эмоций в новостной информации о финансовых активах полезна для прогнозирования волатильности доходности акций. Для акций Bank of America было показано, что модель SRV, сформированная на основе оценок волатильности реализованным оценщиком ядра, а также отрицательных и положительных эмоций в новостной информации, эффективна при прогнозировании волатильности акций Bank of America. Исследование также показало, что модель SRV, основанная на модулированной оценке реализованной ковариации и положительных и отрицательных эмоциях в новостной информации, дает точный прогноз волатильности акций Coca-Cola и Microsoft. На основе результатов эмпирического анализа был сделан вывод о том, что систематический анализ новостной информации полезен для прогнозирования волатильности доходности финансовых активов, однако его эффективности зависит от конкретной компании.

Ключевые слова: волатильность; цифровая информационная среда; квантификаторы информационной среды; высокочастотные данные; высокочастотные оценщики волатильности

Введение

Волатильность является ключом ко многим прикладным вопросам в области финансов и финансового инжиниринга, таким как ценообразование и распределение активов, управление рисками и т. д. Таким образом, наличие точных методов и моделей для оценки и прогнозирования волатильности доходности финансовых активов имеет большое значение в финансах и финансовом инжиниринге.

Обычно используемые методы и модели для оценки и прогнозирования волатильности доходности финансовых активов включают семейство моделей «ARCH-GARCH» и стохастической волатильности [1–7], а также реализованные показатели волатильности [8–19]. Однако эти подходы имеют известные ограничения, которые делают их применение в эмпирической работе неудовлетворительным. Например, оценка «ARCH-GARCH» и стохастические модели волатильности часто дают неудовлетворительные результаты. В частности, прогнозы неточны. Более того, стандартизированные доходности обычно имеют «жирные хвосты», что приводит к поиску подходящих распределений ошибок, которые могут адекватно отражать эмпирические распределения доходности.

Сегодня новостная информация постоянно генерируется и быстро распространяется в цифровой информационной среде. Информационная среда — это место, где люди и автоматизированные системы наблюдают, ориентируются, принимают решения и действуют на основе информации, и поэтому она является основной средой принятия решений. Новостная информация отражает объективные изменения во внешней среде. В результате характеристики новостного фона могут эффективно влиять на эмоциональное состояние потребителя новостей [20]. Эмоции, в свою очередь, влияют на действия и поведение людей в реальном мире [21]. Таким образом, систематический анализ новостной информации позволит прогнозировать как краткосрочные, так и среднесрочные эмоциональные трансформации исследуемой аудитории, а также влияние этого на объективный мир [20].

В данном исследовании предлагается использовать анализ новостной информации для прогнозирования волатильности доходности финансовых активов. Наша гипотеза заключается в том, что изменение тона (эмоциональной окраски) новостного фона информационной среды может повлиять на изменения цены, доходности и волатильности доходности финансовых активов. Таким образом, исследование предлагает использовать подход к анализу настроений для прогнозирования волатильности доходности фондового рынка. Анализ настроений — это процесс извлечения эмоционального намерения автора из текста; он помогает извлечь чувства автора по отношению к предмету.

Целью данного исследования является разработка и оценка модели прогнозирования волатильности доходности финансовых активов с использованием высокочастотных данных и квантификаторов информационной среды. В этом исследовании мы используем термин "высокочастотные финансовые данные" для обозначения наблюдений, отобранных на временном горизонте, меньшем, чем торговый день, например, 1-минутные, 1-секундные или даже тиковые данные. Также под термином «квантификаторы» информационной среды понимается как уровень эмоциональных компонентов — «уровень позитивности», «уровень негативности» и «уровень нейтральности» — в текстовой новостной информации. Существует много типов эмоций, а также их классификационных признаков, однако для анализа естественного языка обычно используются три эмоциональные характеристики текстовой информации — нейтральность, негативность и позитивность. Эти три характеристики формируют универсальную основу для оценки тональной составляющей естественной текстовой информации. Поэтому термин «квантификаторы» информационной среды характеризует уровень присутствия в новостном информационном фоне той или иной эмоциональные характеристики текстовой информации.

Объектом исследования является фондовый рынок США. Предметом исследования выступают методы оценки и прогнозирования волатильности доходности финансовых активов.

Метод и Материалы

Модель прогнозирования реализованной волатильности доходности

В этом исследовании предлагается модель волатильности, известная как модель реализованной волатильности, основанная на настроениях (модель SRV), для прогнозирования волатильности доходности финансовых активов. Модель SRV использует анализ настроений в новостной информации для прогнозирования волатильности доходности финансовых активов. Другими словами, модель SRV оценивает волатильность доходности финансовых активов, учитывая корреляцию между настроениями, полученными из новостной информации (заголовки новостей, аннотации к новостям, «твиты», новости о конкретной компании и т. д.) и волатильностью доходности финансовых активов.

Три характеристики текстовой новостной информации (нейтральность, негативность и позитивность) формируют универсальную основу для оценки тональной составляющей естественной текстовой информации. Следовательно, для разработки нашей модели мы проанализировали корреляцию между вышеуказанными эмоциональными характеристиками новостной информации и волатильностью доходности финансовых активов. В частности, мы изучали связь между нейтральными, позитивными и негативными характеристиками новостной информации о Bank of American, Coca-Cola и Microsoft и волатильностью доходности акций этих компаний. Основываясь на эмпирической взаимосвязи (корреляции), обнаруженной между переменными, мы построили регрессионную модель, используя контролируемое обучение для прогнозирования волатильности доходности финансовых активов.

Формулировку модели SRV можно описать следующим образом. Пусть r_t и RV_t — ряды пониженных доходностей и реализованных показателей ежедневного изменения цены акций в день t соответственно. Кроме того, давайте предположим, что $r_t = h_t^{1/2} Z_t$ где Z_t — инновационный термин с нулевым средним значением и единичной дисперсией. Учитывая вышесказанное, динамика модели SRV задается

$$SRV_t = \beta_0 + \beta_1 RV_{t-1} + \beta_2 VP_{t-1} + \beta_3 VN_{t-1} + \varepsilon_t$$

где SRV_t — прогноз реализованной волатильности на основе настроений на день t , RV_{t-1} — реализованная волатильность в день $t-1$, VP_{t-1} — волатильность позитивных настроений в день $t-1$, VN_{t-1} — изменение негативных настроений в день $t-1$, а ε_t — стандартная случайная величина со средним значением, равным нулю, и дисперсией, равной 1. Приведенная выше модель SRV оценивается методом обычных наименьших квадратов в предположении, что в момент времени t условное среднее значение ε_t равно нулю [22; 23].

Метод оценки качества прогноза волатильности доходности

В этом исследовании мы оценили эффективность прогнозирования волатильности доходности модели SRV в торговле опционами. В частности, мы оценивали точность прогнозирования модели SRV, анализируя прибыль, которую дилеры опционов могли бы получить от торговли, основываясь на ее прогнозе волатильности. С этой целью мы проанализировали данные торгов европейскими опционами "колл" и "пут" на акции Bank of America, Coca-Cola и Microsoft в течение 24 торговых дней, следуя стратегиям торговли опционами, созданным на основе прогноза волатильности модели SRV. Мы создали следующие стратегии торговли опционами:

1. Стратегия «covered call» / «reverse covered call» — Cov_RCov.Call.
2. Стратегия «protective put» / «reverse protective put» — Prot_RProt.Put.
3. Стратегия «bull call spread» / «bear call spread» — BullCall_BearCall.
4. Стратегия «bear put spread» / «bull put spread» — BearPut_BullPut.
5. Стратегия «long straddle» / «short straddle» — LongStrad_ShortStrad.
6. Стратегия «long strangle» / «short strangle» — LongStrang_ShortStrang.

Затем мы условно покупали и продавали европейские опционы "колл" и "пут" на акции Bank of America, Coca-Cola и Microsoft в течение 24 торговых дней (02.08.2021–02.09.2021), следуя вышеуказанным стратегиям торговли опционами. Затем мы рассчитали общую прибыль от стратегий торговли опционами в конце 25-го торгового дня (03.09.2021) и провели сравнения. Общая прибыль каждой стратегии торговли опционами была рассчитана путем суммирования ежедневных прибыли стратегии за 24 торговых дня. Стратегия торговли опционами с наибольшей прибылью была признана лучшей торговой стратегией.

Данные

Чтобы спрогнозировать волатильность вышеуказанных акций, мы получили исторические данные о ценах закрытия (данные о ценах за 5 минут) для акции Bank of America, Coca-Cola и Microsoft от [Finam](https://www.finam.ru). Данные охватывали период 06.02.2020–02.09.2021. Мы также загружали цепочки опций для Bank of America, Coca-Cola и Microsoft в конце каждого торгового дня из Yahoo Finance. Цепочки опционов охватывали период с 02.08.2021 по 02.09.2021. Мы использовали дневные цены акций за период 03.08.2021–03.09.2021 при определении прибыли по стратегиям торговли опционами. Мы также получили ежедневную новостную информацию (заголовки новостей и аннотации к новостям) о Bank of America, Coca-Cola и Microsoft за период 01.05.21–02.08.2021 от Google News. Наконец, мы получили информацию о постоянно увеличивающейся безрисковой ставке от Министерства финансов США (US Department of the Treasury).

Методы высокочастотных оценки волатильности

Для оценки волатильности доходности акций, лежащих в основе опционных контрактов, в этом исследовании использовались недавно предложенные высокочастотные оценщики волатильности (high frequency volatility estimators). Ниже перечислены используемые высокочастотные оценки волатильности:

1. Реализованная дисперсия / реализованная волатильность (Realized variance / realized volatility) — Этот высокочастотный оценщик волатильности вычисляет ежедневную реализованную дисперсию (RV).
2. Реализованные ковариации с помощью усреднения по подвыборке (Realized covariances via subsample averaging) — Это оценщик вычисляет реализованные отклонения путем усреднения RV по частично перекрывающимся сеткам [8].
3. Модулированная реализованная ковариация (Modulated realized covariance) — Это оценщик вычисляет одномерную или многомерную предварительно усредненную оценку Хауча и Подольского [9].
4. Оценка ковариации в двухкратном масштабе (Two-time scale covariance estimator) — Этот высокочастотный оценщик волатильности вычисляет матрицу ковариации Чжана и др. в двухкратном масштабе [8; 10].
5. Надежная оценка ковариации в двух временных масштабах (Robust two-time scale covariance estimator) — Это оценщик вычисляет надежную матрицу ковариации в двух временных масштабах Бодта и Чжана [11].
6. Реализованный оценщик ядра (Realized kernel estimator) — Это оценщик вычисляет реализованную ковариацию с использованием оценки ядра. Для этого исследования мы использовали оценки ядра Епанечникова, Парцена и модифицированного ядра Туки Ханнинга.
7. Реализованная ковариация двух мощностей (Realized bipower covariance) — Вычисляет реализованную ковариацию двух мощностей Барндорф-Нильсена и Шепарда [12].
8. Минимальная реализованная дисперсия (Min Realized Variance) — Вычисляет $r\text{MinRVar}$, определенный в Андерсен и другие [13].
9. Медианная реализованная дисперсия (Median Realized Variance) — Вычисляет $r\text{MinRVar}$, определенный в Андерсен и другие [13].
10. Пороговая ковариация (Threshold Covariance) — Вычисляет матрицу пороговой ковариации, предложенная в Гобби и Манчини [14].
11. Ковариация Хаяси-Йошиды (Hayashi-Yoshida covariance) — Вычисляется оценка ковариации Хаяси-Йошиды [15].
12. Реализованная ковариация, взвешенная по дальности (Realized outlyingness weighted covariance) — Вычисляет Реализованную ковариацию, взвешенную по дальности ($r\text{OWCov}$), определенную в Boudt et al. [19].
13. Реализованная полуразность высокочастотного ряда доходности (Realized semi-variance of high frequency return series) — Вычисляет реализованные полуразности, определенные в Барндорф-Нильсен и др. [16]. В этом исследовании мы оценили как «Realized semi-variance-downside», так и «Realized semi-variance-upside» (Реализованная полудисперсия-вниз и полудисперсия-вверх).

14. Реализованная дисперсия на основе диапазона (Range-based Realized Variance) — Вычисляется оценка на основе реализованного диапазона, предложенная Кристенсенем и Подольским [18]. Для этой оценки мы выбрали $M_k = 10$ и $\lambda = 0,7$. M_k — длина блока, т. е. количество высокочастотных возвратов в каждом неперекрывающемся блоке (K), а λ — коэффициент дисперсии. Обратите внимание, что $M_k = 10$ и $\lambda = 0,7$ используются для умеренно ликвидных активов.
15. Реализованная дисперсия на основе квантилей (Quantile-based Realized Variance) — Вычисляет реализованную дисперсию на основе квантилей, разработанную Кристенсенем, Ооменом и Подольским [19]. Для этой оценки мы выбрали следующие гиперпараметры на основе рекомендаций, приведенных в Кристенсен и другие [19]: (i) $M_k = 40$, $\lambda = (0.9, 0.93, 0.95)$ и $\alpha = (0.3, 0.3, 0.4)$; (ii) $M_k = 20$, $\lambda = (0.8, 0.85, 0.9, 0.95)$ и $\alpha = (0.1, 0.2, 0.3, 0.3)$ где M_k — длина блока, λ — квантили доходности и α — вес квантиля.

Мы оценили волатильность акций, используя все оценщики высокочастотной волатильности, приведенные выше. В результате было получено 19 разные прогнозов (моделей) SRV. Для удобства представления в табличной форме мы сократили прогнозы (модели) SRV следующим образом:

- SRV.RV, SRV.AV, SRV.MRC, SRV.TS, SRV.RTS, SRV.Epa, SRV.Par, SRV.mTH, SRV.BP, SRV.MiRV, SRV.MeRV, SRV.Thr, SRV.HY, SRV.OW, SRV.SV.do, SRV.SV.up, SRV.RRV, SRV.QRV, SRV.mQRV соответственно.

Для оценки опционных контрактов мы использовали формулы Блэка-Шоулза-Мертон для цен европейских опционов "колл" и "пут" [24, с. 333].

Результаты

В этом разделе мы представляем результаты созданных и используемых стратегий торговли опционами, а также общую прибыль различных моделей SRV. Сначала мы представляем результаты, полученные для опционов на акции Bank of America. Затем следует результат по опционам на акции Coca-Cola и Microsoft соответственно.

Опционы на акции Bank of America (BAC)

В таблице ниже представлена прибыль от стратегий торговли опционами, созданных на основе прогноза волатильности с помощью моделей SRV.

Таблица 1

Прибыль от стратегий торговли опционами за 24 торговых дней — BAC

Модель SRV	Cov_RCov.Call	Prot_RProt.Put	BullCall_BearCall	BearPut_BullPut	LongStrad_ShortStrad	LongStrang_ShortStrang
SRV.RV	-13.06	6.24	-0.48	2.17	7.62	-12.23
SRV.AV	-6.55	-6.33	-1.28	-0.10	-19.44	-20.75
SRV.MRC	2.66	-10.97	0.84	-2.60	-30.50	-26.29
SRV.TS	-4.44	-7.93	-2.16	-0.82	-20.36	-19.17
SRV.RTS	3.65	-12.61	-0.50	-3.84	-23.74	-21.11
SRV.Epa	-14.86	6.98	0.85	5.57	14.36	9.63
SRV.Par	-14.86	6.98	0.85	5.57	14.36	9.63
SRV.mTH	-14.86	6.98	0.85	5.57	14.36	9.63
SRV.BP	-7.19	-2.74	-2.78	-0.10	-1.38	-16.11
SRV.MiRV	-9.75	-2.74	-3.40	-0.10	-1.38	-19.39
SRV.MeRV	-3.41	-7.53	-1.28	-2.06	-11.94	-19.19
SRV.Thr	2.60	-9.57	-2.16	-2.06	-24.98	-20.57
SRV.HY	-4.44	-7.93	-2.82	-0.82	-10.38	-15.97

Модель SRV	Cov_RCov.Call	Prot_RProt.Put	BullCall_BearCall	BearPut_BullPut	LongStrad_ShortStrad	LongStrang_ShortStrang
SRV.OW	3.65	-12.61	-2.32	-3.84	-25.90	-26.29
SRV.SV.do	2.48	-12.61	-0.86	-5.50	-19.44	-23.47
SRV.SV.up	-1.30	-7.97	1.52	-0.22	-15.06	-15.71
SRV.RRV	-11.52	-0.12	-1.78	-0.08	7.62	-15.45
SRV.QRV	-3.39	-7.36	-0.20	-3.72	-6.92	-13.13
SRV.mQRV	-6.61	-2.33	-2.24	-2.54	-8.28	-19.37

Примечание: (i) Выделенные ячейки указывают максимальную прибыль по каждой стратегии торговли опционами. (ii) Лучшая стратегия торговли опционами — это стратегия длинного стрэддла — короткого стрэддла. Предпочтительной оценкой волатильности в рамках этой стратегии являются основанные на настроениях реализованные оценки ядра (SRV.Epa, SVR.Par, SRV.mTH). (iii) Источник: Расчеты авторов на основе анализа эмпирических данных о доходностях Bank of America

Результаты, приведенные в таблице 1 выше, показывают, что оптимальной стратегией торговли опционами с точки зрения прибыли от торговли является стратегия «Long straddle» / «Short straddle» (стратегия длинного стрэддла-короткого стрэддла). Общая прибыль составила 14,36 доллара за 24 торговых дня (02.08.2021–02.09.2021). Предпочтительной моделью волатильности в рамках этой стратегии является модель SRV, основанная на реализованных ядрах. Приведенный выше результат также показывает, что большинство моделей SRV, построенных с использованием других высокочастотных оценок волатильности, зафиксировали потери. Это ясно подтверждает, что модель SRV, основанная на реализованной оценке ядра, и положительные и отрицательные настроения/эмоции в новостной информации об акции Bank of America полезна для прогнозирования волатильности этой акции.

В таблице 2 ниже показана совокупная прибыль моделей SRV (т. е. прибыль от всех стратегий торговли опционами в течение 24 торговых дней (02.08.2021–02.09.2021)).

Таблица 2

Совокупная прибыль или убыток моделей волатильности, основанных на настроениях, за 24 торговых дня — ВАС

Модель SRV	Общая прибыль или убыток	Ранг
SRV.RV	-9.74	2
SRV.AV	-54.45	10
SRV.MRC	-66.86	18
SRV.TS	-54.88	16
SRV.RTS	-58.16	8
SRV.Epa	22.53	1
SRV.Par	22.53	1
SRV.mTH	22.53	1
SRV.BP	-30.30	9
SRV.MiRV	-36.76	5
SRV.MeRV	-45.41	8
SRV.Thr	-56.74	12
SRV.HY	-42.36	7
SRV.OW	-67.32	19
SRV.SV.do	-59.41	11
SRV.SV.up	-38.74	13
SRV.RRV	-21.33	17
SRV.QRV	-34.72	4
SRV.mQRV	-41.37	6

Примечание: (i) Ячейка, выделенная зеленым цветом, указывает на наилучшую оценку волатильности, основанную на прибыли от торговли. (ii) Источник: Расчеты авторов на основе анализа эмпирических данных о доходностях Bank of America

Приведенные выше результаты ясно показывают, что модель SVR, основанная на реализованных ядрах (SRV.Epa, SRV.Par, SRV.mTH), превзошла все другие модели волатильности SVR. Положительная прибыль в размере 22,53 доллара означает, что модель SVR, основанная на реализованных ядрах, правильно прогнозирует занижение/завышение цен на рынке, на что указывают показатели подразумеваемой волатильности, которые являются слишком низкими или высокими.

Опционы на акции Coca-Cola

В таблице 3 ниже обобщена прибыль от стратегий торговли опционами, созданных на основе прогноза волатильности с помощью моделей SRV.

Таблица 3

Прибыль от стратегий торговли опционами за 24 дня — КО

Модель SRV	Cov_RCov.Call	Prot_RProt.Put	BullCall_BearCall	BearPut_BullPut	LongStrad_ShortStrad	LongStrang_ShortStrang
SRV.RV	-9.00	6.93	1.86	-0.07	-10.63	-7.45
SRV.AV	-4.84	4.57	3.48	-1.57	-8.65	-4.01
SRV.MRC	3.96	-3.23	2.58	-2.05	4.59	13.41
SRV.TS	0.44	5.43	2.58	-1.57	-8.65	-3.19
SRV.RTS	0.36	-1.93	2.44	-1.49	3.79	11.63
SRV.Epa	-9.00	6.93	2.02	-0.07	-10.63	-9.97
SRV.Par	-9.00	6.93	2.02	-0.07	-10.63	-9.97
SRV.mTH	-9.00	6.93	2.02	-0.07	-10.63	-9.97
SRV.BP	-6.64	5.43	3.72	-1.01	-8.65	-4.73
SRV.MiRV	-4.84	4.51	2.06	-0.61	-8.65	-5.21
SRV.MeRV	-5.56	5.43	3.48	-0.61	-10.41	-4.01
SRV.Thr	-0.16	3.23	2.44	-0.35	-7.05	4.91
SRV.HY	-3.20	4.57	3.48	-1.17	-9.64	-4.01
SRV.OW	0.84	-1.93	2.44	-1.49	3.79	13.41
SRV.SV.do	-2.90	3.53	2.44	-1.17	-8.95	0.21
SRV.SV.up	-0.54	3.23	2.44	-0.35	-4.69	5.43
SRV.RRV	-7.36	6.93	2.02	-0.07	-9.93	-8.65
SRV.QRV	-2.86	5.31	2.08	-1.01	-8.29	-2.77
SRV.mQRV	-6.64	5.43	2.02	-1.01	-8.65	-6.97

Примечание: (i) Выделенные ячейки указывают максимальную прибыль по каждой стратегии торговли опционами. (ii) Лучшая стратегия торговли опционами — это стратегия "Long strangle-Short strangle". Предпочтительным показателем оценки волатильности в рамках этой стратегии является SRV.OW и SRV.MRC. (iii) Источник: Расчеты авторов на основе анализа эмпирических данных о доходностях Coca-Cola

Приведенная выше таблица показывает, что для опционов на акции Coca-Cola, оптимальной стратегией торговли опционами является стратегия «Long strangle-Short strangle» с общей прибылью 13,41 доллара за 24 торговых дня. Оптимальными моделями SRV в рамках этой стратегии являются модели SRV, основанные на модулированной реализованной ковариации и реализованной ковариации, взвешенной по удаленности (т. е. SRV.MRC и SRV.OW). Результат в таблице 3 выше также показывает, что общая прибыль стратегии «Long strangle-Short strangle» значительно выше, чем прибыль других стратегий торговли опционами (\$13,41 > \$3.96, \$6.93, \$3.72, \$-0.07, 4.59). Этот результат подтверждает, что модели SRV.MRC и SRV.OW эффективны при прогнозировании волатильности акций Coca-Cola.

В таблице 4 ниже показана совокупная прибыль моделей SRV от всех стратегий торговли опционами в течение 24 торговых дней для акции Coca-Cola.

Таблица 4

Совокупная прибыль или убыток моделей
волатильности, основанных на настройках, за 24 торговых дня — КО

Модель SRV	Общая прибыль или убыток	Ранг
SRV.RV	-18.36	16
SRV.AV	-11.02	10
SRV.MRC	19.26	1
SRV.TS	-4.96	6
SRV.RTS	14.80	3
SRV.Epa	-20.72	19
SRV.Par	-20.72	19
SRV.mTH	-20.72	19
SRV.BP	-11.88	12
SRV.MiRV	-12.74	13
SRV.MeRV	-11.68	11
SRV.Thr	3.02	5
SRV.HY	-9.97	9
SRV.OW	17.06	2
SRV.SV.do	-6.84	7
SRV.SV.up	5.52	4
SRV.RRV	-17.06	15
SRV.QRV	-7.54	8
SRV.mQRV	-15.82	14

Примечание: (i) Ячейка, выделенная зеленым цветом, указывает на наилучшую оценку волатильности, основанную на прибыли от торговли. (ii) Источник: Расчеты авторов на основе анализа эмпирических данных о доходностях Coca-Cola

Приведенные выше результаты ясно подтверждают, что модель SRV, основанная на модулированной реализованной ковариации (SRV.MRC), дает оптимальный прогноз волатильности акций Coca-Cola. Положительная прибыль в размере 19,26 доллара означает, что модель SRV.MRC правильно прогнозирует занижение/завышение цен на рынке, на что указывают показатели подразумеваемой волатильности, которые являются слишком низкими или высокими.

Опционы на акции Microsoft

В таблице 5 ниже показана прибыль стратегий торговли опционами, созданных на основе прогнозов волатильности моделей SRV.

Таблица 5

Прибыль от стратегий торговли опционами за 24 дня — MSFT

Модель SRV	Cov_RCov.Call	Prot_RProt.Put	BullCall_BearCall	BearPut_BullPut	LongStrad_ShortStrad	LongStrang_ShortStrang
SRV.RV	-62.82	48.11	17.55	4.66	47.48	40.85
SRV.AV	-51.48	-0.41	5.27	-5.78	47.48	18.55
SRV.MRC	-33.22	-20.43	3.47	-4.12	121.14	110.29
SRV.TS	-51.48	-2.49	4.09	-8.74	48.82	20.59
SRV.RTS	-37.40	-30.29	0.49	-4.12	84.58	81.71
SRV.Epa	-55.82	40.23	17.55	-0.54	47.48	33.81
SRV.Par	-55.82	40.23	17.55	-0.54	47.48	33.81
SRV.mTH	-55.82	40.23	17.55	-0.54	47.48	33.81
SRV.BP	-41.76	8.79	5.27	-8.74	47.48	40.85
SRV.MiRV	-41.76	5.39	-2.47	-8.74	47.48	45.83
SRV.MeRV	-41.76	-2.49	-2.47	-8.74	48.82	20.59
SRV.Thr	-40.48	-12.71	0.85	-5.78	63.38	63.33
SRV.HY	-41.76	-3.81	-2.47	-8.74	47.48	18.55

Модель SRV	Cov_RCov.Call	Prot_RProt.Put	BullCall_BearCall	BearPut_BullPut	LongStrad_ShortStrad	LongStrang_ShortStrang
SRV.OW	-37.40	-30.29	5.03	-10.68	52.08	65.85
SRV.SV.do	-41.76	-11.63	1.57	-6.16	30.82	27.77
SRV.SV.up	-29.34	-19.11	0.85	-10.92	112.30	110.81
SRV.RRV	-58.48	37.05	12.51	-0.54	47.48	40.85
SRV.QRV	-58.48	-2.19	4.09	-5.78	48.34	78.49
SRV.mQRV	-58.48	17.99	6.79	-0.54	47.48	40.85

Примечание: (i) Выделенные ячейки указывают максимальную прибыль по каждой стратегии торговли опционами. (ii) Лучшая стратегия торговли опционами — это стратегия стрэддла. Предпочтительным оценщиком волатильности в рамках этой стратегии является SRV.MRC. (iii) Источник: Расчеты авторов на основе анализа эмпирических данных о доходностях Microsoft

Результат в таблице выше показывает, что для акций Microsoft предпочтительной стратегией торговли опционами является стратегия «Long straddle-Short straddle» с общей прибылью 121,14 доллара за 24 торговых дня. Предпочтительной моделью SRV в рамках этой стратегии является SRV.MRC (модель SRV, основанная на модулированной реализованной ковариации).

В таблице 6 ниже представлена совокупная прибыль от приведенных выше стратегий торговли опционами и моделей SRV.

Таблица 6

Совокупная прибыль или убыток моделей волатильности, основанных на настройках, за 24 торговых дня — MSFT

Модель SRV	Общая прибыль или убыток	Ранг
SRV.RV	95.83	3
SRV.AV	13.63	16
SRV.MRC	177.13	1
SRV.TS	10.79	17
SRV.RTS	94.97	4
SRV.Epa	82.71	5
SRV.Par	82.71	5
SRV.mTH	82.71	5
SRV.BP	51.89	12
SRV.MiRV	45.73	13
SRV.MeRV	13.95	15
SRV.Thr	68.59	9
SRV.HY	9.25	18
SRV.OW	44.59	14
SRV.SV.do	0.61	19
SRV.SV.up	164.59	2
SRV.RRV	78.87	8
SRV.QRV	64.47	10
SRV.mQRV	54.09	11

Примечание: (i) Выделенные ячейки указывают наилучшие оценки волатильности, основанные на прибыли от торговли. (ii) Источник: Расчеты авторов на основе анализа эмпирических данных о доходностях Microsoft

Приведенные выше результаты показывают, что модель SRV, основанная на модулированной реализованной ковариации (SRV.MRC), эффективна для прогнозирования волатильности акций Microsoft. Об этом свидетельствует положительная прибыль в размере 177,13 долларов, заработанная моделью SRV.MRC. Высокая положительная прибыль в размере 177,13 долларов означает, что модель SRV.MRC правильно прогнозирует

занижение/завышение цен на рынке и, таким образом, позволяет опционным трейдерам формулировать эффективные торговые стратегии на основе ее сигналов.

Заключение

Целью исследования являлась разработка и оценка модели прогнозирования волатильности доходности финансовых активов с использованием высокочастотных данных и квантификаторов информационной среды. С этой цели мы разработали методику прогнозирования волатильности доходности финансовых активов учитывая корреляцию между настроениями, полученными из новостной информации (негативность и позитивность) и волатильностью доходности финансовых активов. Мы также проанализировали эффективности прогнозирования волатильности доходности нашей модели (модель SRV) при ценообразовании и торговли опционами на акции «Bank of America», «Coca-Cola» и «Microsoft» в течение 24 торговых дней.

Результаты анализа эффективности прогнозирования волатильности доходности модели SRV подтверждают, что

1. модель SRV, основанная на реализованной оценке ядра и положительных и отрицательных настроениях/эмоциях в новостной информации об акции Bank of America, полезна для прогнозирования волатильности этой акции. Она превзошла все конкурирующие модели SRV с общей прибылью в 22,53 доллара.
2. модель SRV, основанная на модулированной реализованной ковариации (SRV.MRC), дает оптимальный прогноз волатильности акций Coca-Cola. Об этом свидетельствует положительная прибыль в размере 19,26 доллара.
3. модель SRV, основанная на модулированной реализованной ковариации (SRV.MRC), эффективна для прогнозирования волатильности акций Microsoft. Об этом свидетельствует положительная прибыль в размере 177,13 долларов, заработанная моделью SRV.MRC.

Положительная прибыль приведенных выше моделей волатильности подразумевает, что они правильно прогнозируют занижение/завышение цен на рынке и, таким образом, позволяют трейдерам опционов формулировать эффективные торговые стратегии на основе их сигналов.

Таким образом, можно сделать вывод о том, что систематический анализ новостной информации может широко использоваться для прогнозирования волатильности доходности финансовых активов и формирования эффективных инвестиционных стратегий, в т. ч. и в реальном секторе экономики [25].

ЛИТЕРАТУРА

1. Engle, R.F., & Bollerslev, T. (1986). Modelling the persistence of conditional variances. *Econometric reviews*, 5(1), 1–50.
2. Nelson, D.B. (1991). Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 347–370.
3. Glosten, L.R., Jagannathan, R., & Runkle, D.E. (1993). On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks. *The journal of finance*, 48(5), 1779–1801.
4. Ding, Z., Granger, C.W., & Engle, R.F. (1993). A long memory property of stock market returns and a new model. *Journal of empirical finance*, 1(1), 83–106.
5. Hentschel, L. (1995). All in the family nesting symmetric and asymmetric garch models. *Journal of financial economics*, 39(1), 71–104.
6. Engle, R.F., & Lee, G. (1999). A long-run and short-run component model of stock return volatility. *Cointegration, causality, and forecasting: A Festschrift in honour of Clive WJ Granger*, 475–497.
7. Engle, R.F., & Sokalska, M.E. (2012). Forecasting intraday volatility in the us equity market. multiplicative component garch. *Journal of Financial Econometrics*, 10(1), 54–83.
8. Zhang, L., Mykland, P.A., & Aït-Sahalia, Y. (2005). A tale of two time scales: Determining integrated volatility with noisy high-frequency data. *Journal of the American Statistical Association*, 100(472), 1394–1411.
9. Hautsch, N., & Podolskij, M. (2013). Preaveraging-based estimation of quadratic variation in the presence of noise and jumps: theory, implementation, and empirical evidence. *Journal of Business & Economic Statistics*, 31(2), 165–183.
10. Zhang, L. (2011). Estimating covariation: Epps effect, microstructure noise. *Journal of Econometrics*, 160(1), 33–47.
11. Boudt, K., & Zhang, J. (2015). Jump robust two-time scale covariance estimation and realized volatility budgets. *Quantitative Finance*, 15(6), 1041–1054.
12. Barndorff-Nielsen, O.E., & Shephard, N. (2004). Power and bipower variation with stochastic volatility and jumps. *Journal of financial econometrics*, 2(1), 1–37.
13. Andersen, T.G., Dobrev, D., & Schaumburg, E. (2012). Jump-robust volatility estimation using nearest neighbor truncation. *Journal of Econometrics*, 169(1), 75–93.
14. Mancini, C., & Gobbi, F. (2012). Identifying the brownian covariation from the co-jumps given discrete observations. *Econometric Theory*, 28(2), 249–273.
15. Hayashi, T., & Yoshida, N. (2005). On covariance estimation of non-synchronously observed diffusion processes. *Bernoulli*, 11(2), 359–379.
16. Boudt, K., Croux, C., & Laurent, S. (2011). Outlyingness weighted covariation. *Journal of Financial Econometrics*, 9(4), 657–684.
17. Barndorff-Nielsen, O., Kinnebrock, S., & Shephard, N. (2010). Volatility and time series econometrics: Essays in honor of Robert F. Engle, chapter measuring downside risk-realised semivariance.

18. Christensen, K., & Podolskij, M. (2007). Realized range-based estimation of integrated variance. *Journal of Econometrics*, 141(2), 323–349.
19. Christensen, K., Oomen, R., & Podolskij, M. (2010). Realised quantile-based estimation of the integrated variance. *Journal of Econometrics*, 159(1), 74–98.
20. Rodionov, Dmitry Grigorievich, Evgeny Aleksandrovich Konnikov, and Olga Anatolyevna Konnikova. "Methodology of system analysis of the information environment". *Economic Sciences* 196 (2021): 160–174.
21. Сущность, функции и виды чувств и эмоций. — Текст: электронный // Энциклопедия Экономиста: [сайт]. — URL: <https://www.grandars.ru/college/psihologiya/emocii-i-chuvstva.html> (дата обращения: 1.04.2022).
22. Rodionov, D., Zaytsev, A., Konnikov, E., Dmitriev, N., & Dubolazova, Y. (2021). Modeling changes in the enterprise information capital in the digital economy. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 7(3), 166.
23. Zaytsev A.A., Close R.S., Rakhmeeva I.I., Dmitriev N.D. (2021). Building a model of financial management of digital technologies in the fields of combinatorial effects.
24. Hull, J.C. (2018). *Options, Futures and Other derivatives*. Tenth Edition, Pearson Education.
25. Зайцев А.А., Дмитриев Н.Д. Оценка потенциальных рисков инвестиционного проекта в АПК методом Монте-Карло // Журнал правовых и экономических исследований. 2018. № 4. С. 138–143.

Gayomey John

Peter the Great Saint Petersburg Polytechnic University, Saint Petersburg, Russia
E-mail: gayomey@hotmail.com

Zaytsev Andrey Aleksandrovich

Peter the Great Saint Petersburg Polytechnic University, Saint Petersburg, Russia
E-mail: andrey_z7@mail.ru
RSCI: https://elibrary.ru/author_profile.asp?id=705725

Rodionov Dmitry Grigorievich

Peter the Great Saint Petersburg Polytechnic University, Saint Petersburg, Russia
E-mail: rodion_dm@mail.ru
RSCI: https://elibrary.ru/author_profile.asp?id=421413

Forecasting the volatility of financial assets' returns using high-frequency data and quantifiers of the information environment

Abstract. Today, news information is constantly generated and quickly disseminated in the digital information environment. Emotions in news information influence people's actions and behavior in the real world. Thus, a systematic analysis of news information will make it possible to predict both short- and medium-term emotional transformations of consumers of news information, as well as the impact of this on the real world. In this study, it is proposed to use a systematic analysis of news information to predict the volatility of returns of financial assets. We developed and evaluated a model for predicting the volatility of financial assets returns using high-frequency data and quantifiers of the information environment. Evaluation of our volatility model (sentiment based realized volatility model — SRV model) in option trading revealed that a combination of high frequency volatility estimators with an effective system of quantifiers of emotions in news information about financial assets is useful in forecasting the volatility of stock returns. For Bank of America stock, it was found that the SRV model formulated based on volatility estimates by the realized kernel estimator and negative and positive emotions in news information is effective in predicting the volatility of Bank of America stock. The study also found that the SRV model based on the modulated realized covariance estimator and positive and negative emotions in news information gives accurate forecast of volatility for Coca-Cola and Microsoft stocks. Based on the results of the empirical analysis, it was concluded that a systematic analysis of news information is useful for predicting the volatility of financial assets returns, however its effectiveness is company specific.

Keywords: volatility; digital information environment; quantifiers of the information environment; high-frequency data; high frequency volatility estimators