2. Применение многомерного анализа по группе коррелированных процессов с использованием метрик многомерного статистического анализа. В частности, представляет интерес исследовать эффективность прецедентного прогноза на основе расстояния Махаланобиса, или других, достаточно нестандартных метрик, таких, как след Хотеллинга или след Пиллаи [8].

Исследования, выполненные по данной тематике, проводились в рамках бюджетной темы №0073–2019–0004 и Международного проекта ERASMUS+, Capacity building in higher education, №73751-EPP-1-2016-1-DE-EPPKA2-CBHE-JP.

The research described in this paper is partially supported by the state research 0073–2019–0004 and International project ERASMUS+, Capacity building in higher education, # 73751-EPP-1-2016-1-DE-EPPKA2-CBHE-JP.

1. Peters, E. E. Chaos and order in the capital markets: a new view of cycles, prices, and market volatility (2nd ed.)/ E.E. Peters – NY: John Wiley & Sons, 1996. – 288p.
2. Омельченко, А. В. Нестационарные процессы в газовой динамике/ А.В. Омельченко, В. Усков, А. Кожемякин – СПб.: Издательство БГТУ, 2005.
3. Advances in Data Mining. Applications and Theoretical Aspects – 18th Industrial Conference, ICDM 2018, New York, NY, USA, July 11-12, 2018, Proceedings. Lecture Notes in Computer Science, 10933, Springer 2018. – 452p.
4. Larose, D.T. Discovering knowledge in data. Second ed./ D.T. Larose, C.D. Larose – Wiley: 2014. – 336p.
5. Айвазян, С.А. Прикладная статистика. Основы моделирования и первичная обработка данных/ С.А. Айвазян, И.С. Енюков, Л.Д. Мешалкин/ Под ред. С.А. Айвазяна – М.: Финансы и статистика, 1993. – 471с.
6. Гухман, А.А. Введение в теорию подобия/ А.А. Гузман – ЛКИ: 2010. – 296с.
7. Макшанов, А.В. Технологии интеллектуального анализа данных/ А.В. Макшанов, А.Е. Журавлев – Лань: 2018. – 212с.
8. Айвазян, С.А. Прикладная статистика. Классификация и снижение размерности/ С.А. Айвазян, В.М. Бухштабер, И.С. Енюков, Л.Д. Мешалкин/ Под ред. С.А. Айвазяна – М.: Финансы и статистика, 1989. – 607с.

Мусаев А.А., Фенин М.М.

**Робастификация алгоритмов регрессионного анализа в задачах оценивания
изменения состояния нестационарных систем**

*Санкт-Петербургский Государственный Технологический Институт
(Россия, Санкт-Петербург)*

doi:10.18411/spc-12-05-2019-14

idsp: sciencepublic-12-05-2019-14

Статистическая технология робастификации алгоритмов оценивания позволяет снизить чувствительность формируемых оценок к вариациям вероятностных характеристик наблюдаемого процесса. В частности, робастные оценки менее чувствительны к вариациям функции распределения, и в определенных случаях применимы к обработке нестационарных процессов. При этом предполагается, что вариации функции распределения не выводят их за пределы некоторого априори заданного класса, характеризуемого известным набором ограничений. Расширение класса допустимых вариаций функции распределения неизбежно приводит к ориентации на более «загрубленные» методы обработки, и, как следствие к той или иной форме снижения качества оценивания. В частности, для алгоритмов формирования системной компоненты динамики котировок, снижение чувствительности следящего фильтра ведет к росту задержки оценки (лага), который, в свою очередь, приводит к снижению качества управления торговыми операциями.

Таким образом, возникает необходимость в построении версий робастификации алгоритмов обработки данных, позволяющий, с одной стороны, сохранить их устойчивость к вариациям статистических характеристик наблюдаемых процессов, а с

другой стороны, обеспечить их чувствительность к изменениям системной составляющей динамики котировок, используемой в процессе выработки управляющих решений.

Для решения данной задачи, в качестве следующего примера робастификации алгоритма обработки данных, рассмотрим задачу последовательного регрессионного оценивания системной составляющей процесса изменения котировки индекса фондового рынка по наблюдениям за состоянием валютного рынка. При этом в качестве регрессоров используем совокупность опорных валют {EURUSD, EURJPY, USDJPY}, определяющих динамику большинства основных трендов на валютном рынке.

Примеры изменения котировок индексов DJ и FTSE в течение одной торговой сессии и соответствующие им изменения котировок опорных валют представлены на рис. 1-2.

Рис. 1. Пример изменения котировок индекса DJ и соответствующие ему изменения котировок опорных валют

Рис. 2. Пример изменения котировок индекса FTSE и соответствующие ему изменения котировок опорных валют

Из приведенных графиков видно, что на всем интервале работы торговой сессии корреляционные связи между фондовыми индексами и значениями валютных инструментов выражены достаточно слабо. Тем не менее, несмотря на общую слабую линейную взаимосвязь, на коротких интервалах времени, прилежащих к моменту оценивания, корреляционные связи выражены более сильно и позволяют формировать достаточно точные оценки системной составляющей. В качестве примера на рис. 3-4 приведены регрессионные оценки индексов DJ и FTSE по опорным валютным регрессорам {EURUSD, EURJPY, USDJPY}, построенные на скользящем окне наблюдения, равным 10 минутным отсчетам.

В принципе, при удачном выборе скользящего окна наблюдения, регрессионные технологии скользящего оценивания позволяют получить эффективные торговые стратегии. Однако их эффективность будет существенно зависеть от структуры наблюдаемого процесса, которая, в силу своей хаотической природы, непрерывно меняется. Попытки создания адаптивных контуров (путем подстройки размера скользящего окна наблюдения) не приводят к положительному результату в силу наличия в рядах наблюдений хаотической компоненты (непериодического колебательного процесса).

Рассмотрим в качестве системной составляющей, используемой для формирования торговых решений, сглаженную ошибку регрессионной оценки. В основу предлагаемой стратегии лежит гипотеза о том, что валютные и фондовые рынки являются двумя взаимосвязанными процессами, отражающими общие мировые экономические процессы. В этом случае возникает принципиальная возможность восстановления значений индексов площадок фондового рынка по опорным валютным регрессорам. При этом можно предположить, что превышение регрессионной оценки индекса его текущей котировки, свидетельствует о рыночной недооценке этого индекса (с точки зрения состояния валютного рынка). В этом случае рынок, в силу своей корректирующей природы, будет увеличивать стоимость котировки индекса. И наоборот, если регрессионная оценка окажется ниже текущей котировки индекса, то это означает его переоценку с точки зрения валютного рынка и котировки индекса должны падать. Отсюда непосредственно вытекает вариант торговой стратегии, в соответствии с которой открытие позиции вверх следует осуществлять в случае перегиба сглаженной функции погрешности вниз, и, наоборот, открытие позиции надо осуществлять вниз в случае перегиба указанной функции вверх.

Рис. 3. Пример восстановления котировок индекса DJ по опорным валютным регрессорам

Рис. 4. Пример восстановления котировок индекса FTSE по опорным валютным регрессорам

Разумеется, выполнение данной гипотезы, и успешность основанной на ней торговой стратегии, следует ожидать только в среднем. На практике, имеют место ситуации, при которых данные соображения будут некорректными. Так, например, в случае, когда недооценка котировки индекса совпадает с сильным положительным трендом, как самого индекса, так и его оценки, то о снижении котировки индекса можно говорить лишь в относительных единицах, в том смысле, что динамика индекса и оценки будет сближаться. Однако общий положительный тренд останется доминирующим, результирующая динамика котировки будет направлена вверх и управление приведет к проигрышу.

Наилучшую эффективность соответствующая выдвинутой гипотезе торговая стратегия может дать на участках с сильной флуктуационной компонентой и незначительным общим трендом. В качестве соответствующего примера на рис. 5-6 приведены графики центрированных значений котировок индексов DJ и FTSE для однодневных сессий, графики их регрессионных оценок по валютным регрессорам и сглаженные графики изменения погрешностей их регрессионных оценок. Для наглядности значения сглаженных погрешностей (будем далее называть их невязками) увеличены в 4 раза.

Рис. 5. Динамика котировок DJ, ее регрессионная оценка и сглаженная погрешность оценивания

Рис. 6. Динамика котировок FTSE, ее регрессионная оценка и сглаженная погрешность оценивания

Осуществим идентификацию перегибов сглаженной функции невязок (погрешностей регрессионной оценки) в соответствии со вторым вариантом этой процедуры, описанным в предыдущем подразделе.

Рис. 7. Индикаторы открытия позиций для котировок DJ, построенные на основе невязок оценивания по МНК

Рис. 8. Индикаторы открытия позиций для котировок DJ, построенные на основе невязок оценивания по РМНК

Рис. 9. Индикаторы открытия позиций для котировок FTSE, построенные на основе невязок оценивания по МНК

Рис. 10. Индикаторы открытия позиций для котировок FTSE, построенные на основе невязок оценивания по РМНК

Рассмотрим перегибы линии невязок как идентификаторы моментов открытия позиций. Эффективность управления (открытия позиций) будем считать, используя подпрограмму Total, предназначенную для подсчета выигрышных и проигрышных открытий для заданных уровней выигрыша TP и проигрыша SL. На рис. 7-8 в качестве примера представлены динамика котировок индекса DJ, сглаженная линия невязок с тем же коэффициентом передачи экспоненциального фильтра $\alpha = 0.05$, и индикаторы открытия, соответствующие перегибам линии невязок, но обозначенные в виде звездочек на линии изменения котировок. На рис. 7 приведены графики, соответствующие оцениванию котировок DJ на основе описанного выше классического регрессионного оценивания по МНК на скользящем окне наблюдения в 20 одномоментных отсчетов.

На рис. 8 приведены аналогичные результаты, однако графики были построены на основе робастифицированного скользящего алгоритма по МНК (РМНК).

В основу робастификации регрессионного анализа положена вычислительная схема М-оценивания для случая класса засоренных нормальных распределений [1, 2]. В этой ситуации модификация вычислительного алгоритма может быть сведена к последовательной схеме винзорирования значений регрессоров, в роли которых, как уже отмечалось, выступают котировки опорных валют.

Схема винзорирования включает в себя последовательное формирование сглаженных значений регрессоров. В качестве сглаживающего алгоритма можно использовать любой последовательный фильтр (МНК, фильтр Калмана, фильтры с конечной памятью и т.п.). В данном случае для простоты повторно использовался экспоненциальный фильтр с таким же коэффициентом передачи $\alpha = 0.05$. Для данного конкретного примера при использовании традиционной регрессионной оценки относительное количество ошибочных открытий n_{Lost} составило 47.06%, в то время как для робастифицированной схемы - 40%. Как правило, неадаптированные схемы робастификации позволяют повысить качество управления не более, чем на 10%, однако этого значения во многих случаях оказывается достаточным чтобы перейти от проигрышной торговой сессии к выигрышной. В качестве подтверждающего примера, рассмотрим аналогичные результаты для восстановления значений индекса FTSE по котировкам тех же опорных валют в течении однодневной торговой сессии. Соответствующие графики представлены на рис. 9-10.

При использовании традиционной регрессионной оценки показатель качества управления (соотношение ошибочных и успешных открытий) составил 50.8%, в то время как для робастифицированной схемы – 46,6%.

Заключение. Приведенный анализ позволяет сделать вывод о том, что снижение чувствительности регрессионных оценок к вариациям функции распределения в рамках заданного класса допустимых распределений (то есть робастификация алгоритма оценивания) позволяет повысить качество управления торговыми операциями.

При этом динамическая подстройка робастифицированной версии, в отличие от традиционной схемы последовательного оценивания, не требуют высокой оперативности, поскольку относятся не к динамике наблюдаемого процесса, а к изменению достаточно широкого класса распределений. В связи с этим, данный подход допускает дальнейшее повышение эффективности за счет применения адаптивных

методов. Данный вопрос можно рассматривать как перспективу для продолжения настоящих исследований.

1. Мусаев А.А. Устойчивые методы определения движения. СПб.: МО СССР, 1989. 172 с.
2. Хьюбер П. Робастность в статистике // Пер. с англ. под ред. И.Г. Журбенко. М.: Мир, 1984. 303 с.

Оселедцева И.В.¹, Якуба Ю.Ф.², Резниченко К.В.²

Контроль качества коньячных дистиллятов на основе соотношения спиртов брожения

¹ФГБОУ ВО «Кубанский государственный технологический университет»
(Россия, Краснодар)

²ФГБНУ «Северо-Кавказский федеральный научный центр садоводства,
виноградарства, виноделия»
(Россия, Краснодар)

doi:10.18411/spc-12-05-2019-15

idsp: sciencepublic-12-05-2019-15

Реферат.

Представлен анализ исследования покомпонентного состава основных высших спиртов брожения в коньячных дистиллятах молодых и выдержанных в контакте с древесиной дуба (1-40 лет), выработанных в разных географических зонах стран СНГ и ЕС.

Обоснована целесообразность использования соотношения концентраций изоамилового и изобутилового спиртов при оценке качества дистиллятов. Установлено, что в дистиллятах, полученных с применением фракционированной перегонки столового виноматериала до концентрации этилового спирта в дистилляте не более 70 % об., концентрация изоамилового спирта превышает концентрацию изобутилового спирта в 2 и более раза. Показано, что значения отношения изоамиловый спирт/изобутиловый спирт в в готовой продукции (бренди, коньяк) на уровне 1,0 и менее могут быть обусловлены использованием дистиллятов с концентрацией этилового спирта свыше 90% об. с последующим разбавлением их водой до требуемых кондиций.

Введение.

Высшие спирты являются существенной ароматической составляющей дистиллятов и бренди [1]. Они переходят в вино непосредственно из винограда, а также синтезируются вследствие жизнедеятельности дрожжей из углеводов и аминокислот [2]. Основными спиртами брожения являются изоамиловый и изобутиловый, их доля составляет более 50% от общей суммы всех синтезируемых спиртов [2]. В наибольшем количестве дрожжами образуется изоамиловый спирт (от 40 до 70 % от всей суммы высших спиртов) [3]. Нормативный контроль содержания высших спиртов в дистиллятах и бренди осуществляется по суммарному показателю в соответствии с требованиями, установленными в Регламенте ЕС 110/2008/ЕС [4] и стандартах на продукцию, действующих на территории России [5,6].

Несмотря на тот факт, что накопление изобутилового и изоамилового спиртов происходит на стадии получения вина, при перегонке сформированный состав летучих примесей существенно изменяется в виду особенностей поведения разных летучих веществ во время дистилляции. Таким образом, соотношения концентраций отдельных спиртов могут быть рассмотрены в качестве основы для разработки расчетных критериев контроля качества дистиллятов, бренди и коньяков.

Материалы и методы исследований.