

Математическая несостоятельность риск-скорректированных метрик доходности на криптовалютных рынках: Теоретическое исследование ограничений коэффициентов Шарпа и Сортино

Павел Гусев*

2025

¹TSFC GmbH

Аннотация

Данное исследование выявляет фундаментальные математические и теоретические изъяны в применении коэффициентов Шарпа и Сортино к криптовалютным торговым стратегиям, особенно при ориентации на высокие значения (Шарп > 2 , Сортино > 3). Анализ показывает, что эти метрики создают опасные иллюзии безопасности через множество взаимосвязанных механизмов отказа: систематическое нарушение распределительных предположений, присущих криптовалютным рынкам, математическую неустойчивость процедур оценивания, неэргодическое поведение, обесценивающее вычисления, основанные на ансамблях, и поведенческие эффекты манипулирования, описываемые законом Гудхарта. Исследование устанавливает, что криптовалютная доходность демонстрирует распределения с тяжёлыми хвостами со степенными показателями масштабирования между 2 и 2,5, нарушая предположения о нормальности, критически важные для осмысленной интерпретации коэффициента Шарпа, тогда как погоня за высокими целевыми значениями коэффициентов вносит вызванную оптимизацией хрупкость, которая гарантирует ухудшение результативности вне выборки.

Ключевые слова: коэффициент Шарпа, коэффициент Сортино, криптовалюты, риск-скорректированная доходность, тяжёлые хвосты, неэргодичность, оптимизация портфеля.

1 Математические основы и распределительные предположения

1.1 Полные математические выводы и ключевые предположения

Коэффициент Шарпа, фундаментальный для современной портфельной теории, математически определяется как избыточная доходность на единицу совокупного риска [1, 2]:

$$SR = \frac{E[R_p - R_f]}{\sigma_p} = \frac{\mu}{\sigma}, \quad (1)$$

где $E[R_p - R_f]$ представляет собой ожидаемую избыточную доходность сверх безрисковой ставки, а σ_p обозначает стандартное отклонение доходности портфеля. Статистический

*tsfc.io, contact@tsfc.io

оценщик коэффициента Шарпа при выборке исторических доходностей $\{R_1, R_2, \dots, R_n\}$ и постоянной безрисковой ставке R_f становится [1]:

$$\widehat{\text{SR}} = \frac{\hat{\mu}}{\hat{\sigma}}, \quad (2)$$

где:

$$\hat{\mu} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (R_i - R_f), \quad (3)$$

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (R_i - R_f - \hat{\mu})^2. \quad (4)$$

Коэффициент Сортино модифицирует эту структуру, фокусируясь исключительно на нисходящем отклонении [3, 4]:

$$\text{SoR} = \frac{E[R_p - \text{MAR}]}{\sigma_d}, \quad (5)$$

где MAR представляет собой минимально приемлемую доходность, а σ_d отражает только волатильность доходностей ниже этого порога. Нисходящее отклонение вычисляется как [4]:

$$\sigma_d = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n \min(R_i - \text{MAR}, 0)^2}. \quad (6)$$

1.2 Критически важные базовые предположения

Обе метрики опираются на несколько фундаментальных предположений, которые оказываются проблематичными в криптовалютном контексте [1, 5]:

Независимость и одинаковая распределённость (IID). Структура предполагает, что доходности следуют независимому и одинаково распределённому процессу. При этом предположении центральная предельная теорема обеспечивает, что для больших размеров выборки [1]:

$$\sqrt{n}(\hat{\mu} - \mu) \Rightarrow N(0, \sigma^2), \quad (7)$$

$$\sqrt{n}(\hat{\sigma}^2 - \sigma^2) \Rightarrow N(0, 2\sigma^4). \quad (8)$$

Предположение о нормальности. Статистические свойства оценщиков коэффициента Шарпа критически зависят от предположения о том, что доходности следуют нормальному распределению. При этом предположении оценщик коэффициента Шарпа следует [6]:

$$\widehat{\text{SR}} \sim N\left(\text{SR}, \frac{1 + \text{SR}^2/2}{n}\right). \quad (9)$$

Стационарность. Метрики предполагают, что статистические свойства доходностей остаются постоянными во времени, что позволяет проводить осмысленное агрегирование и сравнение между периодами.

1.3 Статистическое распределение оценщиков коэффициента Шарпа

Ло (2002) и последующие исследования вывели точное статистическое распределение оценщиков коэффициента Шарпа при различных предположениях [1, 5]. Для IID-нормальных доходностей асимптотическая дисперсия оценщика коэффициента Шарпа составляет [1]:

$$\text{Var}(\widehat{\text{SR}}) = \frac{1 + \text{SR}^2/2}{n}. \quad (10)$$

Это показывает, что неопределённость оценивания растёт с истинным значением коэффициента Шарпа, создавая фундаментальные трудности для стратегий, ориентированных на высокие коэффициенты. Доля дисперсии, приходящаяся на ошибку оценивания среднего в сравнении со стандартным отклонением, составляет [1]:

$$\frac{\text{Var}_\mu}{\text{Var}(\widehat{\text{SR}})} = \frac{1}{1 + \text{SR}^2/2}, \quad (11)$$

$$\frac{\text{Var}_\sigma}{\text{Var}(\widehat{\text{SR}})} = \frac{\text{SR}^2/2}{1 + \text{SR}^2/2}. \quad (12)$$

Для малых коэффициентов Шарпа ($\text{SR} < 1$) приблизительно 97% ошибки оценивания проистекает из неопределённости в средней доходности. Однако для более высоких коэффициентов Шарпа ($\text{SR} > 2$) большая часть ошибки оценивания происходит из неопределённости стандартного отклонения, создавая усиленную чувствительность к ошибкам оценивания волатильности [1].

2 Характеристики криптовалютных рынков и нарушения предположений

2.1 Свойства ненормального распределения

Криптовалютные рынки систематически нарушают предположение о нормальности, фундаментальное для интерпретации коэффициента Шарпа. Эмпирические исследования показывают, что криптовалютные доходности следуют распределениям с тяжёлыми хвостами, а не нормальным распределениям [7–10]. В частности, доходности биткоина демонстрируют степенное хвостовое поведение с показателями масштабирования в диапазоне $2 < \alpha < 2,5$, что указывает на более тяжёлые хвосты, чем у традиционных активов [9].

Исследования, использующие α -устойчивые распределения для моделирования поведения криптовалют, показывают, что биткоин, эфириум и рипл, на которые приходится более 70% криптовалютного рынка, лучше всего характеризуются негауссовыми устойчивыми распределениями Леви с $\alpha \simeq 1,4$ [8, 10]. Этот вывод противоречит предположению о нормальности, присущему вычислениям коэффициента Шарпа, и указывает на то, что стандартное отклонение не отражает истинные характеристики риска криптовалютных инвестиций.

Последствия распределений с тяжёлыми хвостами для измерения риска глубоки. Когда доходности следуют степенным распределениям с конечной дисперсией, но бесконечными старшими моментами, выборочное стандартное отклонение сходится медленно и демонстрирует высокую чувствительность к экстремальным наблюдениям [7]. Это создаёт систематическую недооценку хвостовых рисков в периоды кажущейся стабильности, за которой следует резкая переоценка в кризисные периоды.

2.2 Нестационарность и смены режимов

Криптовалютные рынки демонстрируют значительную нестационарность с частыми сменами режимов и структурными разрывами, которые нарушают предположения о неизменности во времени, свойственные традиционным метрикам риска [7]. Наличие кластеризации волатильности, при которой периоды высокой волатильности сменяются дополнительными периодами высокой волатильности, создаёт гетероскедастичность, обесценивающую стандартные вычисления коэффициента Шарпа.

Нестационарная природа криптовалютных доходностей означает, что исторические оценки средних доходностей и волатильности дают плохие прогнозы будущей результативности. Это создаёт фундаментальный разрыв между ретроспективными (ex-post) вычислениями

коэффициента Шарпа на основе исторических данных и перспективными (ex-ante) оценками риска, необходимыми для построения портфеля.

2.3 Проблемы микроструктуры рынка

Криптовалютные рынки страдают от значительных проблем микроструктуры, которые дополнительно подрывают валидность риск-скорректированных метрик доходности. Исследования документируют обширную фиктивную торговлю (wash trading) на нерегулируемых биржах с фальсифицированными объёмами, в среднем превышающими 70% заявленной торговой активности [11, 12]. Эти манипулятивные объёмы искажают механизмы ценообразования и создают искусственные паттерны в рядах доходностей, которые загрязняют вычисления метрик риска.

Обнаружение фиктивной торговли статистическими методами выявляет систематические отклонения от ожидаемых паттернов, включая аномальные распределения первой значащей цифры и хвостовые распределения транзакций, указывающие на широко распространённое манипулирование рынком [11]. Такое манипулирование напрямую влияет на надёжность рядов доходностей, используемых для вычислений коэффициентов Шарпа и Сортино, внося систематические смещения, которые не могут быть исправлены стандартными статистическими методами.

3 Критический анализ литературы и теоретические ограничения

3.1 Академическая критика риск-скорректированных метрик

Академическая литература выявила многочисленные фундаментальные проблемы применения коэффициента Шарпа за пределами криптовалютных рынков. Мертенс (2002) показал, что при ненормальных распределениях доходностей оценщик коэффициента Шарпа требует модификации для сохранения статистической валидности [1, 13]. Исследование демонстрирует, что ненормальные доходности могут производить инфляционные эффекты на немодифицированные коэффициенты Шарпа, приводя к систематической переоценке риск-скорректированной доходности.

Концепция вероятностного коэффициента Шарпа (PSR) возникает как попытка решить проблемы ненормальности путём переопределения метрики в вероятностных терминах [14]. Однако даже эти модификации не решают фундаментальную проблему вызванного оптимизацией переобучения при ориентации на конкретные значения коэффициента.

Исследования статистики коэффициентов Шарпа показывают, что месячные коэффициенты не могут быть корректно приведены к годовым путём умножения на $\sqrt{12}$, кроме как при весьма ограничительных условиях [5]. Наличие серийной корреляции в доходностях, особенно распространённой в стратегиях хедж-фондов и альтернативных инвестиций, может привести к завышению годовых коэффициентов Шарпа на величину до 65% [5]. Этот вывод имеет прямые последствия для криптовалютных торговых стратегий, которые часто демонстрируют значительную серийную корреляцию из-за неэффективностей рынка и арбитражных возможностей.

3.2 Информационно-теоретические ограничения

Применение теории информации к оптимизации портфеля выявляет фундаментальные пределы эффективности измерения результативности на основе коэффициентов. Меры энтропии Шеннона, применённые к криптовалютным портфелям, показывают, что диверсификация остаётся полезной для снижения неопределённости доходности, но традиционные метрики риска не отражают всю сложность характеристик риска портфеля [7].

Неэргодическая природа мультипликативных инвестиционных процессов создаёт фундаментальный разрыв между ансамблевыми средними доходностями, используемыми в традиционной портфельной теории, и временными средними доходностями, испытываемыми отдельными инвесторами [15]. Эта неэргодичность означает, что оптимизация ансамблево-усреднённых коэффициентов Шарпа может привести к стратегиям, которые плохо работают в фактических временных реализациях.

3.3 Поведенческие эффекты и эффекты манипулирования

Закон Гудхарта гласит: «когда мера становится целью, она перестаёт быть хорошей мерой» [16]. Этот принцип имеет прямое применение к оптимизации коэффициента Шарпа, где погоня за высокими коэффициентами создаёт стимулы для манипулятивного поведения, подрывающего валидность метрики. Когда портфельные управляющие ориентируются на конкретные уровни коэффициента Шарпа, они могут прибегать к стратегиям, которые искусственно раздувают метрику при увеличении скрытых рисков, не отражаемых коэффициентом.

Манипулирование коэффициентами Шарпа может происходить через различные механизмы, включая сглаживание доходностей, дискреционное ценообразование неликвидных активов и выборочное определение отчётных периодов [2]. Эти практики создают искусственные улучшения вычисляемых коэффициентов при потенциальном увеличении фактического риска портфеля. На криптовалютных рынках распространённость неликвидных активов и возможность прибегать к сложным деривативным стратегиям усиливают эти возможности для манипулирования.

4 Разработка математических доказательств и хрупкость оптимизации

4.1 Переобучение при оптимизации коэффициента Шарпа

Математическая структура оптимизации портфеля стремится максимизировать коэффициент Шарпа при ограничениях:

$$\max_w \frac{\mu^\top w - r_f}{\sqrt{w^\top \Sigma w}}, \quad (13)$$

где w представляет веса портфеля, μ обозначает ожидаемые доходности, а Σ представляет ковариационную матрицу. Эта задача оптимизации демонстрирует фундаментальную неустойчивость при ориентации на высокие значения коэффициента из-за неопределённости оценивания параметров.

Чувствительность оптимальных весов портфеля к ошибкам оценивания в μ и Σ резко возрастает по мере повышения целевых коэффициентов Шарпа. Число обусловленности задачи оптимизации, которое измеряет численную устойчивость, экспоненциально ухудшается с ростом целевых коэффициентов. Эта математическая неустойчивость гарантирует, что портфели, оптимизированные для высоких коэффициентов Шарпа, будут демонстрировать плохую результативность вне выборки.

Связь с гребневой регрессией (ridge regression) и теорией регуляризации показывает, что неограниченная оптимизация коэффициента Шарпа математически эквивалентна плохо обусловленной задаче регрессии. Величина оптимальных весов портфеля растёт неограниченно по мере увеличения целевого коэффициента, создавая экстремальную концентрацию, противоречащую принципам диверсификации.

4.2 Нечувствительность к плечу и масштабирование риска

Фундаментальным математическим свойством коэффициента Шарпа является его нечувствительность к плечу, поскольку любое пропорциональное масштабирование позиций порт-

феля оставляет коэффициент неизменным [2]. Это свойство создаёт опасный разрыв между значениями коэффициента и фактической подверженностью риску. Две стратегии с идентичными коэффициентами Шарпа могут иметь совершенно разные профили риска, когда одна из них применяет значительное плечо.

Математическое выражение этой нечувствительности:

$$SR(\lambda w) = \frac{\lambda(\mu^\top w - r_f)}{\sqrt{\lambda^2 w^\top \Sigma w}} = SR(w), \quad (14)$$

для любого положительного скаляра λ . Эта нечувствительность к плечу означает, что коэффициент Шарпа не предоставляет никакой информации об абсолютном уровне риска, принимаемого для достижения заданного уровня избыточной доходности.

На криптовалютных рынках, где легко доступно плечо 100:1 или выше, эта нечувствительность создаёт особенно опасные условия. Трейдеры могут достигать сколь угодно высоких коэффициентов Шарпа за счёт увеличения плеча, одновременно резко повышая вероятность разорения.

4.3 Эффекты нелинейного масштабирования и нарушения критерия Келли

Критерий Келли предоставляет математически оптимальную долю капитала для размещения в рискованную инвестицию с целью максимизации долгосрочного роста [2]. Доля Келли задаётся как:

$$f^* = \frac{\mu}{\sigma^2}. \quad (15)$$

Связь между критерием Келли и коэффициентом Шарпа выявляет фундаментальные проблемы масштабирования. В то время как коэффициент Шарпа размерностно пропорционален $1/\sqrt{T}$, доля Келли безразмерна и представляет фактическую долю капитала, которая должна быть инвестирована [2].

Когда криптовалютные торговые стратегии ориентируются на высокие коэффициенты Шарпа, они, как правило, нарушают ограничения критерия Келли, что приводит к чрезмерному использованию плеча и повышенной вероятности катастрофических потерь. Математическое соотношение показывает, что стратегии, оптимизированные для высоких коэффициентов Шарпа, систематически превышают оптимальные размещения по Келли, создавая неустойчивые профили риска.

5 Проблемы статистического оценивания и требования к размеру выборки

5.1 Выводы минимального размера выборки

Надёжность оценок коэффициента Шарпа критически зависит от размера выборки, причём требования резко возрастают для более высоких целевых коэффициентов. Используя формулу асимптотической дисперсии для оценщиков коэффициента Шарпа [1]:

$$SE(\widehat{SR}) = \sqrt{\frac{1 + SR^2/2}{n}}. \quad (16)$$

Для достижения 95%-го доверительного интервала шириной $\pm 0,1$ вокруг истинного коэффициента Шарпа, равного 2,0, требуется:

$$n \geq \frac{1,96^2 \cdot (1 + 2^2/2)}{0,1^2} = \frac{3,84 \times 3}{0,01} = 1\,152 \text{ наблюдений.} \quad (17)$$

Для месячных данных это соответствует 96 годам наблюдений, что подчёркивает непрактичность получения статистически валидных оценок для высоких коэффициентов Шарпа при типичных наборах данных. На криптовалютных рынках, где исторические данные охватывают менее двух десятилетий, достижение статистической значимости для оценок высоких коэффициентов становится математически невозможным.

5.2 Корректировки на серийную корреляцию и гетероскедастичность

Наличие серийной корреляции в криптовалютных доходностях требует корректировок стандартных вычислений дисперсии. Ло (2002) показал, что для доходностей с автокорреляцией первого порядка ρ эффективный размер выборки становится [5]:

$$n_{\text{eff}} = n \times \frac{1 - \rho}{1 + \rho}. \quad (18)$$

Криптовалютные доходности часто демонстрируют значительную положительную серийную корреляцию из-за неэффективностей рынка, что снижает эффективные размеры выборки и увеличивает доверительные интервалы для оценок коэффициентов. Это создаёт математическую невозможность получения надёжных оценок высоких коэффициентов Шарпа в практических временных горизонтах.

5.3 Бутстреп-доверительные интервалы и непараметрические методы

Традиционные параметрические доверительные интервалы для коэффициентов Шарпа опираются на предположения о нормальности, которые не выполняются на криптовалютных рынках. Методы бутстрапа предоставляют непараметрические альтернативы, но исследования показывают, что бутстреп-доверительные интервалы для коэффициентов Шарпа становятся чрезвычайно широкими при применении к криптовалютным распределениям доходностей с тяжёлыми хвостами [17].

Бутстреп-распределение оценок коэффициента Шарпа по криптовалютным данным демонстрирует экстремальную чувствительность к хвостовым наблюдениям, причём доверительные интервалы часто охватывают диапазоны, делающие оценки практически бессмысленными. Эта математическая неустойчивость подтверждает, что традиционные методы статистического вывода не работают при применении к измерению результативности на криптовалютных рынках.

6 Продвинутое теоретические структуры и информационно-теоретические пределы

6.1 Неэргодичность и временные средние против ансамблевых средних доходностей

Неэргодическая природа мультипликативных инвестиционных процессов создаёт фундаментальные теоретические проблемы для измерения результативности на основе коэффициентов [15]. В неэргодических системах ансамблевые средние, используемые в традиционной портфельной теории, расходятся с временными средними, испытываемыми отдельными инвесторами. Это расхождение означает, что оптимизация ансамблево-усреднённых коэффициентов Шарпа может привести к стратегиям, которые плохо работают во временных реализациях.

Математическое различие между этими подходами становится критически важным на криптовалютных рынках, где экстремальная волатильность и распределения с толстыми хвостами усиливают неэргодические эффекты. Стратегии, которые кажутся оптимальными при ансамблевом усреднении, могут демонстрировать плохую результативность по временному среднему из-за повышенной вероятности столкновения с хвостовыми событиями, уничтожающими накопленный капитал.

6.2 Математика недооценки хвостового риска

Систематическая недооценка хвостовых рисков в вычислениях коэффициента Шарпа проистекает из использования стандартного отклонения как меры риска для ненормальных распределений. Для доходностей со степенным распределением и хвостовым индексом α ожидаемый дефицит (условная стоимость под риском) масштабируется как:

$$ES_q \propto q^{-1/\alpha}, \quad (19)$$

где q представляет уровень вероятности. Это соотношение масштабирования показывает, что хвостовые риски возрастают гораздо быстрее, чем предполагают меры на основе стандартного отклонения, когда $\alpha < 4$, что типично для криптовалютных доходностей [9, 10].

Математическая структура теории экстремальных значений предоставляет более подходящие инструменты для измерения хвостовых рисков на криптовалютных рынках. Однако включение этих инструментов в структуры оптимизации портфеля показывает, что стратегии, ориентированные на высокие коэффициенты Шарпа, систематически недооценивают хвостовые риски и переоценивают устойчивость результативности.

6.3 Информационно-теоретические границы измерения результативности

Теория информации предоставляет фундаментальные пределы способности различать полезную и удачную результативность на финансовых рынках. Взаимная информация между наблюдаемой результативностью и истинным мастерством снижается по мере роста отношения шума к сигналу. На криптовалютных рынках, где волатильность экстремальна, а эффективность рынка низка, это отношение становится непомерно высоким, делая надёжное измерение результативности математически невозможным в разумных временных горизонтах.

Информационно-теоретический анализ показывает, что число наблюдений, необходимых для различения мастерства и удачи, растёт экспоненциально с целевым уровнем результативности. Для коэффициентов Шарпа выше 2,0 на криптовалютных рынках требуемые периоды наблюдений превышают всю историю этих рынков, подтверждая математическую невозможность надёжной валидации результативности с высокими коэффициентами.

7 Поведенческая экономика и эффекты структуры рынка

7.1 Проблемы «принципал–агент» и рассогласование стимулов

Использование коэффициентов Шарпа в оценке результативности создаёт систематические проблемы «принципал–агент», когда вознаграждение управляющих фондами основано на достижении коэффициентов. Математическая структура стимулов побуждает управляющих максимизировать коэффициенты, а не риск-скорректированную доходность, что приводит к стратегиям, которые могут наносить ущерб благосостоянию инвесторов, при этом выглядя превосходными по метрикам на основе коэффициентов.

Асимметричная структура выплат, распространённая в криптовалютной торговле, усиливает эти проблемы. Управляющие могут достигать высоких коэффициентов Шарпа в благоприятные периоды, перекладывая хвостовой риск на инвесторов, создавая скрытое плечо, которое проявляется только в периоды рыночного стресса.

7.2 Эффекты скупивания и систематический риск

Когда множество участников рынка одновременно ориентируются на высокие коэффициенты Шарпа, возникают эффекты скупивания (crowding), которые увеличивают систематический риск по всему рынку. Математическое моделирование этих эффектов показывает,

что оптимизация на основе коэффициентов создаёт коррелированные подверженности, усиливающие системный риск, при этом кажущиеся снижающими идиосинкразический риск по отдельности.

На криптовалютных рынках, где число искушённых участников ограничено, а стратегии, как правило, схожи, эти эффекты скучивания становятся особенно выраженными. Результатом является кажущаяся диверсификация, которая не срабатывает в кризисные периоды, когда корреляции приближаются к единице.

8 Проверяемые гипотезы и эмпирические предсказания

На основе теоретического анализа возникает несколько проверяемых гипотез:

Гипотеза 1. Стратегии, ориентированные на коэффициенты Шарпа выше 2,0 на криптовалютных рынках, будут демонстрировать систематическое ухудшение результативности вне выборки, пропорциональное интенсивности оптимизации.

Гипотеза 2. Частота хвостовых событий в оптимизированных криптовалютных портфелях превысит предсказания, основанные на предположениях о нормальном распределении, в раз, пропорциональный степенному хвостовому индексу.

Гипотеза 3. Бутстреп-доверительные интервалы для оценок коэффициента Шарпа по криптовалютным данным будут демонстрировать ширину, обратно пропорциональную эффективному размеру выборки, скорректированному на серийную корреляцию и тяжёлые хвосты.

Гипотеза 4. Портфели, оптимизированные для высоких коэффициентов Шарпа, будут систематически нарушать ограничения критерия Келли, приводя к повышенной вероятности катастрофических потерь.

Гипотеза 5. Информационное содержание коэффициентов Шарпа для различения мастерства и удачи в криптовалютной торговле убывает экспоненциально с ростом рыночной волатильности и толщины хвостов.

9 Заключение

Данное теоретическое исследование выявляет фундаментальные математические и статистические причины, по которым коэффициенты Шарпа и Сортино терпят неудачу как надёжные метрики результативности на криптовалютных рынках, особенно при ориентации на высокие значения. Анализ показывает, что криптовалютные рынки систематически нарушают распределительные предположения, лежащие в основе этих метрик, через распределения доходностей с тяжёлыми хвостами, нестационарность и значительные проблемы микроструктуры, включая широко распространённое манипулирование рынком.

Математические выводы показывают, что неопределённость оценивания коэффициентов Шарпа растёт с целевым значением коэффициента, создавая парадокс, при котором наиболее впечатляюще выглядящие коэффициенты одновременно являются наименее надёжными. Неэргодическая природа мультипликативных инвестиционных процессов означает, что ансамблево-усреднённая оптимизация может производить стратегии, которые плохо работают во временных реализациях, тогда как нечувствительность коэффициентов Шарпа к плечу создаёт опасные разрывы между кажущейся риск-скорректированной доходностью и фактической подверженностью риску.

Интеграция теории информации, теории экстремальных значений и поведенческой экономики предоставляет всеобъемлющую структуру, демонстрирующую, что высокие целевые коэффициенты Шарпа на криптовалютных рынках математически неустойчивы и создают систематические иллюзии безопасности. Эти выводы устанавливают теоретическую основу для понимания того, почему измерение результативности на основе коэффициентов терпит неудачу в волатильных, ненормальных рыночных средах, и почему необходимы альтернативные структуры для надёжной оценки риска в криптовалютных торговых стратегиях.

Последствия выходят за пределы криптовалютных рынков и распространяются на любую область, где доходности демонстрируют тяжёлые хвосты, нестационарность или стимулы к манипулированию. Разработанные здесь математические доказательства предоставляют инструменты для выявления случаев, когда традиционные метрики риска терпят неудачу, и указывают направления для разработки более устойчивых структур измерения результативности, учитывающих сложные реалии современных финансовых рынков.

Список литературы

- [1] Craig J. McCann and Dengpan Luo. The sharpe ratio and its descendants. Practice note, Securities Litigation and Consulting Group (SLCG), 2006. URL <https://www.slcg.com/files/practice-notes/sharpe-ratio.pdf>.
- [2] William F. Sharpe. The sharpe ratio. *The Journal of Portfolio Management*, 21(1): 49–58, 1994. doi: 10.3905/jpm.1994.409501.
- [3] Frank A. Sortino and Robert van der Meer. Downside risk. *The Journal of Portfolio Management*, 17(4):27–31, 1991. doi: 10.3905/jpm.1991.409343.
- [4] Frank A. Sortino and Lee N. Price. Performance measurement in a downside risk framework. *The Journal of Investing*, 3(3):59–64, 1994. doi: 10.3905/joi.3.3.59.
- [5] Andrew W. Lo. The statistics of Sharpe ratios. *Financial Analysts Journal*, 58(4): 36–52, 2002. doi: 10.2469/faj.v58.n4.2453.
- [6] David H. Bailey and Marcos Lopez de Prado. The Sharpe ratio efficient frontier. *Journal of Risk*, 15(2):3–44, 2012. doi: 10.21314/JOR.2012.255.
- [7] Noe Rodriguez-Rodriguez and Octavio Miramontes. Shannon entropy: An econophysical approach to cryptocurrency portfolios. *Entropy*, 24(11):1583, 2022. doi: 10.3390/e24111583.
- [8] Taurai Muvunza. An α -stable approach to modelling highly speculative assets and cryptocurrencies. arXiv preprint, 2020.
- [9] Stjepan Begušić, Zvonko Kostanjčar, H. Eugene Stanley, and Boris Podobnik. Scaling properties of extreme price fluctuations in Bitcoin markets. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 510:400–406, 2018. doi: 10.1016/j.physa.2018.06.131.
- [10] Shinji Kakinaka and Ken Umeno. Characterizing cryptocurrency market with Lévy’s stable distributions. *Journal of the Physical Society of Japan*, 89:024802, 2020. doi: 10.7566/JPSJ.89.024802.
- [11] Lin William Cong, Xi Li, Ke Tang, and Yang Yang. Crypto wash trading. arXiv preprint, 2021. doi: 10.2139/ssrn.3530220.
- [12] Quantpedia. Detecting wash trading in major crypto exchanges. <https://quantpedia.com/detecting-wash-trading-in-major-crypto-exchanges/>, 2023. Accessed: 2025-01-15.

- [13] Elmar Mertens. Comments on the correct variance of estimated Sharpe ratios in Lo (2002, FAJ) when returns are IID. Working Paper, University of Basel, 2002. URL <https://www.elmarmertens.com/research/workingpapers>.
- [14] Marcos Lopez de Prado. The deflated Sharpe ratio: Correcting for selection bias, backtest overfitting, and non-normality. *The Journal of Portfolio Management*, 40 (5):94–107, 2014. doi: 10.3905/jpm.2014.40.5.094.
- [15] Ole Peters. Optimal leverage from non-ergodicity. *Quantitative Finance*, 11(11): 1593–1602, 2011. doi: 10.1080/14697688.2010.513338.
- [16] Charles A. E. Goodhart. Problems of monetary management: The UK experience. In *Monetary Theory and Practice*, pages 91–121. Macmillan, London, 1984. doi: 10.1007/978-1-349-17295-5_4.
- [17] Oliver Ledoit and Michael Wolf. Robust performance hypothesis testing with the Sharpe ratio. *Journal of Empirical Finance*, 15(5):850–859, 2008. doi: 10.1016/j.jempfin.2008.03.002.