

Санкт-Петербургский государственный университет

ЛЕНЬ Ирина Александровна

Выпускная квалификационная работа

Система моделирования
рандомизированных алгоритмов в
условиях неопределенностей и конечного
числа наблюдений

Уровень образования: магистратура

Направление *09.04.04 «Программная инженерия»*

Основная образовательная программа *ВМ.5666.2019 «Программная инженерия»*

Научный руководитель:
д.ф.-м.н., проф., О.Н. Граничин

Рецензент:
старший инженер ООО «Техкомпания Хуавей» Н.В. Устюжанин

Санкт-Петербург
2021

Saint Petersburg State University

Irina Len

Master's Thesis

A System for Modeling of Randomized
Algorithms under Uncertainties for Finite
Number of Observations

Education level: master

Speciality *09.04.04 «Software Engineering»*

Programme *BM.5666.2019 «Software Engineering»*

Scientific supervisor:
Sc.D, prof. O.N. Granichin

Reviewer:
senior engineer at “Huawei Technologies Ltd.” N.V. Ustiuzhanin

Saint Petersburg
2021

Оглавление

1. Введение	4
2. Постановка задачи	6
3. Обзор	7
3.1. Задача оценки неизвестных параметров	7
3.2. Обработка изображений	8
4. Модификация метода знако-возмущенных сумм	12
4.1. Модель наблюдений	12
4.2. Метод знако-возмущенных сумм	13
4.3. Модификация метода знако-возмущенных сумм	14
5. Прототип системы	18
5.1. Алгоритмы	18
5.2. Общие настройки прототипа	19
5.3. Одиночный эксперимент	20
5.4. Запуск серии экспериментов	20
5.5. Расчет метрик	21
6. Апробация системы и эксперименты	23
6.1. Условия эксперимента	23
6.2. Описание эксперимента	23
6.3. Результаты	24
7. Заключение	27
Список литературы	28

1. Введение

Адаптивное управление, фильтрация шумов, выявление неявных характеристик систем по результатам экспериментов - все это является актуальными задачами в современной теории управления [1, 8, 9]. Реальные процессы моделируются с помощью математических моделей (зачастую весьма неточных), в которых имеются помехи, а также потенциальные внешние возмущения системы. Однако, не всегда можно заранее однозначно предсказать, какого типа шумы появятся в системе. Например, это актуально для задачи управления командой (роем) роботов [3].

В настоящее время активно развиваются рандомизированные методы решения задач оптимизации [13, 21, 24]. Эти методы позволяют с помощью случайного возмущения значений некоторых входных или внутренних параметров моделирования получить хороший результат с некой вероятностью для решения различных переборных задач, таких как, например, балансировка нагрузки в сетях [20], распределение целей между сенсорами [15]. Также рандомизация наблюдаемых процессов позволяет минимизировать влияние на результат систематических погрешностей.

При оценке неизвестных параметров в случае статистических неопределенностей чаще всего используют подходы на основе оптимизации функционала среднего риска [16, 18]. Если количество наблюдений достаточно большое, то можно применять метод наименьших квадратов, опираясь на центральную предельную теорему и закон больших чисел [19]. Однако, если нет возможности провести достаточное количество экспериментов, то использование традиционных подходов может дать неточные результаты, так как в таком случае не гарантируются корректные условия для их применения. Поэтому необходимы методы, которые могут дать оценку параметров при небольшом количестве наблюдаемых данных.

Метод знако-возмущенных сумм (Sign Perturbed Sums, SPS) позволяет по малому числу наблюдений получить доверительный интервал

для оцениваемого параметра с большой степенью достоверности. Этот метод впервые был предложен для линейной модели наблюдений в статье Б.Касаи, М. Кампи и Э.Вейера [14].

Малое количество наблюдений может быть обусловлено большим объемом данных, появляющихся в ходе одного измерения. Например, современные фотографии в исходном виде имеют объем более 20 МБ при разрешении 4000x2000 пикселей, соответственно сделать много кадров не получится в силу ограниченности ресурсов и скорости записи файлов на носитель. Для получения хорошего изображения одной фотографии может быть недостаточно. На одиночном изображении в случайных местах пиксели по цвету и яркости могут не соответствовать действительности. Такой эффект называют цифровым шумом. Он может возникать при высоких значениях светочувствительности датчиков (ISO, International Standards Organization), больших значениях выдержки или некоторых технических характеристик матриц камер. В плохих условиях съемки (например, недостаточная освещенность пространства) необходимо выставить большие значения для ISO или выдержки, чтобы получить полезный сигнал. Также наличие серия снимков дает возможность отфильтровать цифровой шум. Так как кадров у нас ограниченное и малое количество, то для фильтрации цифровых шумов можно применить метод знако-возмущенных сумм. Однако количество обрабатываемой информации достаточно велико, что делает актуальной задачу модификации метода знако-возмущенных сумм в направлении распараллеливания обработки данных.

Поскольку не существует универсального метода оценки неизвестного параметра, целесообразно иметь систему, в которой реализованы несколько алгоритмов и есть возможность сравнить результаты их работы. Также важно иметь возможность сравнить результаты выполнения алгоритмов с разными параметрами по заданным метрикам.

2. Постановка задачи

Целью работы является разработка прототипа системы моделирования рандомизированных алгоритмов в условиях неопределенностей и конечного числа наблюдений. Для достижения этой цели необходимо решить следующие задачи:

- выполнить обзор предметной области, существующих решений и подходов;
- модифицировать алгоритм знако-возмущенных сумм для параллельной обработки данных и сравнить с исходным;
- разработать прототип системы для моделирования работы алгоритмов с конечным числом наблюдений;
- провести апробацию работы системы и алгоритмов на задаче обработки изображений, снятых при плохих условиях.

3. Обзор

3.1. Задача оценки неизвестных параметров

Чтобы точно описать поведение объектов в реальном мире, необходимо подобрать модель, которая лучше всего отобразит их взаимодействие между собой и с окружающим миром. Однако из-за обилия таких отношений разработать строгую математическую модель практически невозможно, поэтому на исследуемую модель накладывают ограничения и закладывают разные виды потенциальных помех.

В науке теория для оценки неизвестных параметров системы при наличии статистических неопределенностей хорошо исследована [10, 23]. Для обработки зашумленных наблюдаемых данных часто используются методы на основе минимизации функционала среднего риска [2, 4]. Однако для их применения требуется большое количество наблюдений, а также накладывается ограничение на помехи. Часто предполагают, что помехи являются или могут быть аппроксимированы случайными независимыми величинами с гауссовским распределением. Если помехи имеют отличное от этого распределение, то по центральной предельной теореме предполагается, что при большом числе наблюдений распределение суммы помех будет близко к нормальному. Однако при наличии конечной выборки наблюдений с произвольными помехами, чье количество может быть небольшим, традиционные подходы будут давать неточные значения из-за несоответствия условий для их применения. В связи с этим можно использовать методы, которые строят доверительные множества, содержащие истинное значение с некоторой вероятностью [7, 11].

Далее в секции 4 будет описан алгоритм знако-возмущенных сумм, который позволяет решать задачи оценки неизвестных параметров при малом числе наблюдений. В текущей работе апробация метода будет проведена на задаче обработки изображений, снятых в плохих условиях (в частности фильтрации шумов на кадрах, полученных при съемке с низкой освещенностью пространства). Однако, реальная модель на-

блюдений для этой задачи очень сложна, поэтому в рамках выпускной квалификационной работы будет использована модель с ограничениями на вид шума (раздел 4.1).

3.2. Обработка изображений

3.2.1. Цифровое представление и обработка изображений

Цифровой формат изображения представляет собой прямоугольную матрицу, где каждый элемент называют пикселем. В текущей работе рассматривается вариант, когда три различных цветовых канала стандартного датчика организованы в виде матрицы Байера [12]. Байеровская матрица — это массив цветных фильтров RGB, распределенных по квадратной сетке фотодатчиков. Такое расположение цветных фильтров используется в большинстве цифровых датчиков изображения, используемых в цифровых камерах, видеокамерах и сканерах для создания цветного изображения (рис. 1). Также особенностью байеровской матрицы является то, что она содержит в себе 50% зеленых (G, Green) пикселей и по 25% синих (B, Blue) и красных (R, Red). В связи с этим выделяют четыре основных паттерна для последующей цветовой обработки изображений: RGGB, BGGR, GBRG, GRBG (рис. 2).

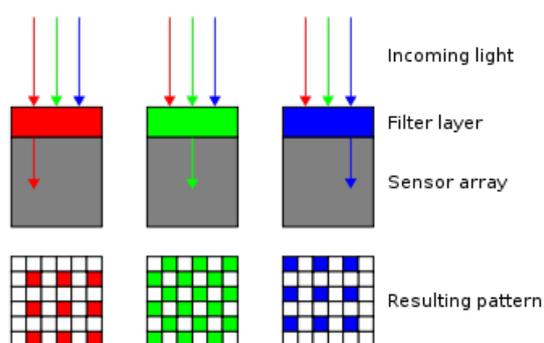


Рис. 1: Принцип образования байеровской матрицы.

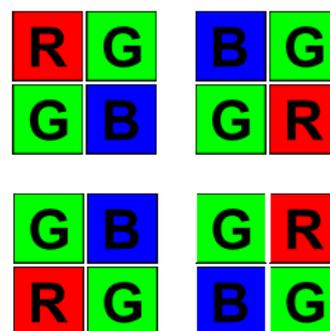


Рис. 2: Типы байеровских матриц (слева направо, сверху вниз): RGGB, BGGR, GBRG, GRBG.

Для того, чтобы получить изображение, где каждый пиксель будет иметь все три цветовых канала, применяется экстраполяция для

матрицы с каждым отдельным цветовым каналом. Такой процесс декодирования с учетом используемого паттерна называется дебайеринг или демозаикинг. На рисунке 3 представлена схема получения изображения с тремя цветовыми каналами. В качестве интерполяционного алгоритма (Interpolation algorithm) можно использовать метод ближайшего соседа, билинейную или бикубическую интерполяцию.

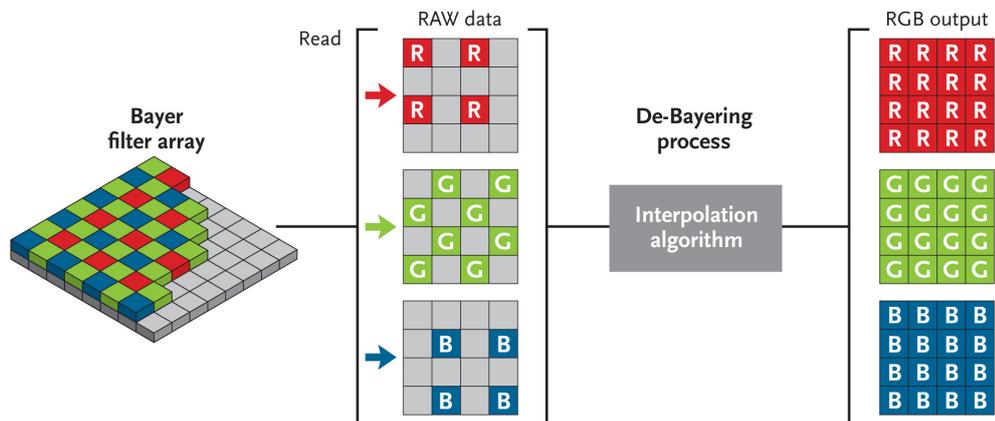


Рис. 3: Общая схема получения изображения, состоящего из трех цветовых каналов

3.2.2. Гамма-коррекция

Поскольку в работе в частности рассматриваются изображения, снятые в условиях низкой освещенности, для отображения результатов на экране к финальному изображению будет применяться гамма-коррекция. Она проводится в соответствии со следующей формулой:

$$Y = X^\gamma, \quad (1)$$

где X — изображение для коррекции, нормированное по максимальному возможному значению цветового канала; γ — коэффициент для настройки яркости; Y — результат коррекции.

Гамма-коррекция позволяет изменить нелинейно яркость изображения. Такая формула обусловлена нелинейностью восприятия яркости изображения человеческим глазом (рис. 4): при $\gamma > 1$ изображения становятся пропорционально менее яркими, а при $\gamma < 1$ — более яркими (рис. 5).

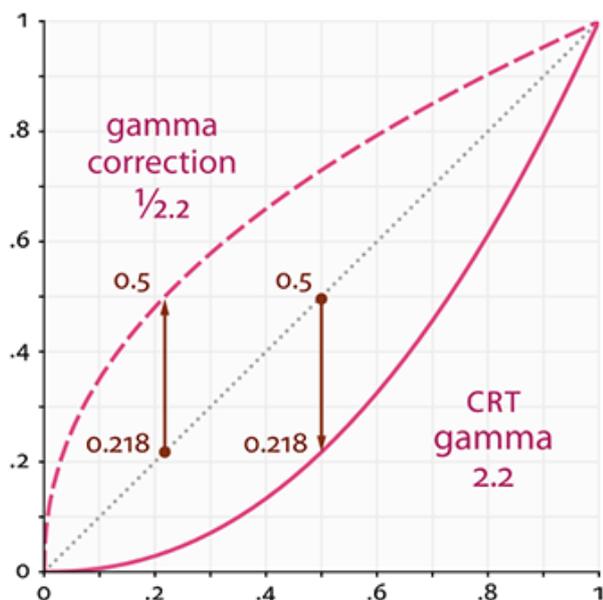


Рис. 4: График, описывающий изменение яркости цвета с помощью гамма-коррекции

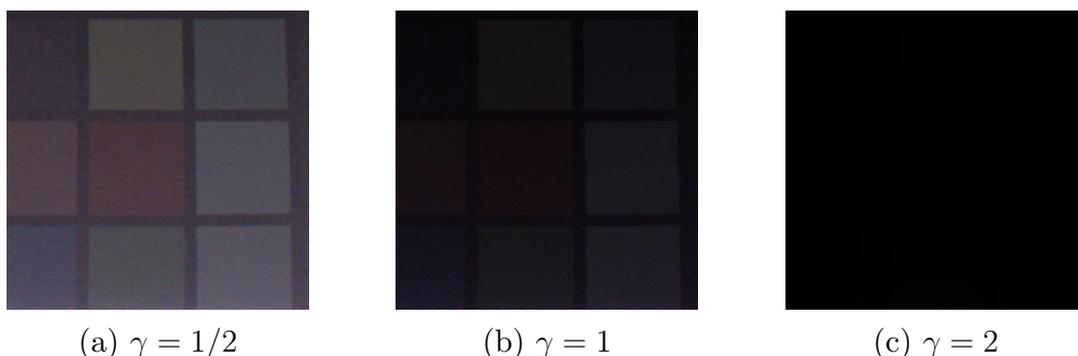


Рис. 5: Пример изображений с гамма-коррекцией при разных гамма

3.2.3. Метрики

Для сравнения качества полученных после фильтрации шума изображений используют различные метрики. Они рассчитываются относительно некоего эталонного кадра — изображения, где цифровые шумы отсутствуют. Введем следующие общие обозначения для описания метрик, используемых в рамках текущей работы:

- w, h — ширина и высота изображения соответственно;
- x_k — значение пикселя с номером k в эталонном изображении;
- x_k^* — значение пикселя с номером k , полученное с помощью алго-

ритма изображении;

- bit_deph — количество бит, выделенное на значения интенсивности в каждом пикселе.

Для оценки качества отфильтрованных изображений в текущей работе используются следующие метрики:

- Среднеквадратическая ошибка (MSE, Mean Square Error):

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{k \in 0..w \cdot h} (x_k^* - x_k)^2. \quad (2)$$

- Среднее отклонение по модулю (L_1):

$$L_1 = \frac{1}{N} \sum_{k \in 0..w \cdot h} |x_k^* - x_k|. \quad (3)$$

- Максимальное отклонение по модулю (L_∞):

$$L_\infty = \max_{k \in 0..w \cdot h} |x_k^* - x_k|. \quad (4)$$

- Структурная схожесть (SSIM, structure similarity) [17]:

$$SSIM(X, X^*) = \frac{(2\mu_X \mu_{X^*} + c_1)(2\sigma_{XX^*} + c_2)}{(\mu_X^2 + \mu_{X^*}^2 + c_1)(\sigma_X^2 + \sigma_{X^*}^2 + c_2)}, \quad (5)$$

где μ_X, μ_{X^*} — математическое ожидание эталонного и полученного изображений соответственно; σ_X, σ_{X^*} — дисперсия эталонного и полученного изображений соответственно; $\sigma_{XX^*} = \mathbb{E}[(X - \mathbb{E}X)(X^* - \mathbb{E}X^*)]$ — ковариация значений эталонного и полученного изображений; $c_1 = (0.01 \cdot (2^{bit_deph} - 1))^2$, $c_2 = (0.03 \cdot (2^{bit_deph} - 1))^2$ — специальные коэффициенты.

- Пиковое отношение сигнала к шуму (PSNR, Peak Signal-to-Noise Ratio):

$$PSNR = 20 \log_{10} \left(\frac{2^{bit_deph} - 1}{\sqrt{MSE}} \right). \quad (6)$$

4. Модификация метода знако-возмущенных сумм

4.1. Модель наблюдений

Рассмотрим общую модель наблюдений, в рамках которой корректно использовать метод знако-возмущенных сумм [22].

Пусть $f(u, \theta)$ — функция двух векторных аргументов: $u \in \mathbb{R}^k$ и $\theta \in \Theta \subseteq \mathbb{R}^d$, $f : \mathbb{R}^k \times \Theta \rightarrow \mathbb{R}$, у f есть непрерывная производная во всех внутренних точках множества Θ и заранее известно, что f — адекватная модель системы с неизвестным параметром $\theta = \theta^*$, который необходимо оценить. Соответственно, для оценки этого параметра используются данные, которые описаны в следующей модели наблюдений:

$$y_t = f(u_t, \theta^*) + v_t, \quad (7)$$

где $y_t \in \mathbb{R}$ — наблюдения (выходы), $v_t \in \mathbb{R}$ — случайные внешние помехи с симметричным распределением, u_t — известный план наблюдений (входы), который задается заранее, $\theta^* \in \Theta$ — истинное значение параметра, T — общее количество экспериментов, $t \in 1..T = \{1, 2, \dots, T\}$ — номер эксперимента.

Необходимо по последовательности входов u_1, \dots, u_T и наблюдениям y_1, \dots, y_T построить доверительное множество $\hat{\Theta}_T \subseteq \Theta$ такое, что при заданном пользователем уровне достоверности p верно следующее: $P(\theta^* \in \hat{\Theta}_T) \geq p$.

В текущей работе будет использована функция $f(u_t, \theta^*) = \theta^*$, так как мы считаем, что на фотосенсор попадает просто информация с неким симметричным шумом. Тогда модель наблюдений выглядит следующим образом:

$$y_t = \theta^* + v_t, \quad (8)$$

где: y_t — наблюдаемое значение; $\theta^* \in \mathbb{R}$ — искомое значение; v_t — помехи наблюдений (симметричные); $t \in 1..T$ — номер наблюдения; T — количество наблюдений.

4.2. Метод знако-возмущенных сумм

Метод знако-возмущенных сумм [6, 14] состоит из двух этапов: инициализация параметров и формирование доверительного множества. На первом этапе задается доверительная вероятность p через параметры M и q , а также генерируются случайные величины $\beta_{i,t}$ для построения разных вариантов возмущений системы. Параметр M отвечает за количество генерируемых возмущенных сумм в зависимости от количества наблюдений и на текущем этапе исследований подбирается эмпирически. В зависимости от значения p и требуемого значения доверительной вероятности подбирается значение q . На втором этапе применяется операция $SPS_indicator(\theta)$ для проверки потенциальных значений интервала $\theta \in \mathbb{R}$ попадут они в результирующее доверительное множество или нет.

4.2.1. Инициализация

1. Выбрать доверительную вероятность $p = 1 - q/M$, где q и M — натуральные числа: $M > q > 0$
2. Сгенерировать $(M - 1)T$ одинаково распределенных независимых бернуллиевских случайных величин $\beta_{i,t} = \pm 1 : P(\beta_{i,t} = 1) = P(\beta_{i,t} = -1) = 0.5$ для $t = 1..T$ и $i = 1..M$.
3. Построим доверительное множество с помощью функция $SPS_indicator(\theta)$: если для θ функция вернула 1, то элемент попадает в доверительное множество, инаеаче нет.
Таким образом, $\hat{\Theta}_t = \{\theta \in \mathbb{R}^d | SPS_indicator(\theta) = 1\}$.

4.2.2. $SPS_indicator(\theta)$

1. Для полученного значения θ рассчитать значение невязок: $\delta_t(\theta) = y_t - \theta, t = 1..T$.
2. Вычислить сумму всех невязок $H_0(\theta)$, взвешенную сумму всех

невязок $H_i(\theta)$ с весами $\beta_{i,t}$ из первого этапа для $i \in 1..M$

$$H_0(\theta) = \sum_{t=1}^T \delta_t(\theta) \quad (9)$$

$$H_i(\theta) = \sum_{t=1}^T \beta_{i,t} \delta_t(\theta) \quad (10)$$

3. Возвести в квадрат полученные значения $H_i(\theta), i \in 0..M$ и отсортировать их по возрастанию. Обозначим позицию $H_0^2(\theta)$ в этом упорядоченном множестве через $R(\theta)$.
4. Если $R(\theta) \leq M - q$, то $SPS_indicator(\theta)$ возвращает 1, иначе 0.

В текущей реализации алгоритма операции в пункте 3 выполняются дольше всего, так как необходимо провести сортировку M значений, а потом найти в отсортированном массиве позицию $H_0^2(\theta)$. В самом плохом случае необходимо будет сделать $M^2 + M$ операций для каждого проверяемого значения θ . Встает вопрос о распараллеливании вычислений, так как проверять потенциальные значения θ можно независимо друг от друга. Графические ускорители позволяют обрабатывать параллельно большие объемы данных. Они эффективно работают с матричными операциями, однако скорость обработки логических операций (сортировка, сравнение) остается не очень высокой. Следовательно, этап формирования доверительного множества можно преобразовать в матричный вид, при этом минимизировав по возможности количество логических операций.

4.3. Модификация метода знако-возмущенных сумм

Возьмем для простоты случай, когда значения θ ограничены и дискретны: $\theta \in 0..K$. Тогда этап формирования доверительного интервала выглядит следующим образом:

1. Построить матрицу невязок размерности $N \times K$:

$$\delta = \begin{pmatrix} 0 & \dots & K \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & K \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} y_1 & \dots & y_1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ y_N & \dots & y_N \end{pmatrix}, \text{shape} = (N, K) \quad (11)$$

2. Матрица β размерности $M \times N$ выглядит следующим образом: первая строка состоит только из единиц, а последующие из сгенерированных $\beta_{i,t}$:

$$\beta = \begin{pmatrix} 1 & \dots & 1 \\ \pm 1 & \dots & \pm 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \pm 1 & \dots & \pm 1 \end{pmatrix}, \text{shape} = (M, N) \quad (12)$$

3. Перемножить матрицы β и δ и возвести в квадрат каждый элемент получившейся матрицы. Обозначим результат операции как RES . Он представляет собой матрицу из $H_i^2(\theta)$, $\theta \in 0..K$, $i \in 0..M$.

$$RES = \begin{pmatrix} H_0^2(0) & H_0^2(1) & \dots & H_0^2(K) \\ H_1^2(0) & H_1^2(1) & \dots & H_1^2(K) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ H_M^2(0) & H_M^2(1) & \dots & H_M^2(K) \end{pmatrix} \quad (13)$$

4. Вычесть первую строку матрицы RES из всех строк этой матрицы:

$$RES1 = \begin{pmatrix} H_0^2(0) & \dots & H_0^2(K) \\ H_1^2(0) & \dots & H_1^2(K) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ H_M^2(0) & \dots & H_M^2(K) \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} H_0^2(0) & \dots & H_0^2(K) \\ H_0^2(0) & \dots & H_0^2(K) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ H_0^2(0) & \dots & H_0^2(K) \end{pmatrix} =$$

$$= \begin{pmatrix} 0 & \dots & 0 \\ H_1^2(0) - H_0^2(0) & \dots & H_1^2(K) - H_0^2(K) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ H_M^2(0) - H_0^2(0) & \dots & H_M^2(K) - H_0^2(K) \end{pmatrix} \quad (14)$$

5. По полученной на предыдущем шаге матрице, построить матрицу знаков: если $H_i^2(\theta) - H_0(\theta) > 0$ тогда на позиции (i, θ) будет 1, иначе -1 для всех $\theta \in 0..K, i \in 1..M$:

$$SIGNS = \begin{pmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 \\ \pm 1 & \pm 1 & \dots & \pm 1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \pm 1 & \pm 1 & \dots & \pm 1 \end{pmatrix} \quad (15)$$

6. Просуммировать элементы вдоль столбца матрицы:

$$SUM = \left(\sum_{i=1}^M \pm 1 \quad \dots \quad \sum_{i=1}^M \pm 1 \right), \text{shape} = (1, K) \quad (16)$$

7. Обозначим k номер позиции в этой матрице. Если на позиции k $\sum_{i=1}^M \pm 1 > 2 \cdot q - M$, то k попадает в доверительное множество, иначе – нет.

Такое ограничение было получено следующим образом: в матрице $SIGNS$ из формулы (15) +1 на позиции (i, θ) означает, что $H_0(\theta) < H_i(\theta)$, а -1, что $H_0(\theta) > H_i(\theta)$. Из алгоритма, описанного в 4.2.2, можно сделать вывод, что значений больших $H_0(\theta)$ должно быть больше q , а тех, кого меньше $H_0(\theta)$ меньше $M - q$. Соответственно их сумма больше $2 \cdot q - M$:

$$\frac{\begin{matrix} \sum_i 1 > q, & i \in 1..M : H_0(\theta) < H_i(\theta) \\ \sum_i -1 < M - q, & i \in 1..M : H_0(\theta) > H_i(\theta) \end{matrix}}{\sum_{i=1}^M 1 > 2 \cdot q - M} \quad (17)$$

Если в предыдущей реализации в самом плохом случае было необходимо провести $\theta(M^2 + M)$ операций сравнения, то в матричном виде

количество сравнений сократилось до θ операций.

5. Прототип системы

В процессе выполнения выпускной квалификационной работы был разработан прототип для моделирования работы алгоритмов с конечным числом наблюдений, позволяющий настраивать параметры алгоритмов и визуализировать результаты работы алгоритма. Для апробации работы системы была использована задача обработки изображений, снятых при плохих условиях. Соответственно весь интерфейс был адаптирован для удобной работы в рамках этой задачи.

Система была реализована с помощью языка Python3. Для реализации вычислений были использованы библиотеки NumPy, PyTorch. Они позволяют эффективно работать с матричными вычислениями, а PyTorch обладает API для подключения и работы с последними версиями CUDA. Графический интерфейс написан с помощью пакета PyQt5, формирование итогового изображения из матрицы Байера (раздел 3.2.1) проводилась с помощью opencv-python.

Система позволяет работать в нескольких режимах:

- одиночный эксперимент;
- запуск серии экспериментов;
- расчет метрик.

5.1. Алгоритмы

В качестве алгоритмов фильтрации шумов были реализованы алгоритм знако-возмущенных сумм (раздел 4.3) и усреднение по N кадрам. Предполагается, что полученные кадры удовлетворяют модели (8).

Усреднение по N кадрам соответствует следующей формуле:

$$X = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^N Y_t, \quad (18)$$

где X — результат вычислений, N — число суммируемых кадров, Y_t — полученные на вход матрицы Байера для $t \in 0..N$.

Для фильтрации с помощью алгоритма знако-возмущенных сумм сначала строится доверительный интервал для каждого пикселя в изображении, а затем выбирается середина этого интервала в качестве результирующего значения.

5.2. Общие настройки прототипа

На рисунке 6 представлено главное окно прототипа системы. На вкладке *Raw File Settings* вводятся параметры для загружаемого файла. На вход системе подается файл в формате **.raw*, в котором записана серия кадров в виде байеровских матриц с заданными шириной (*Width*), высотой (*Height*), битностью пикселя (*Color bits*) и общим количеством таких кадров (*Frames*). Также в системе можно выбрать тип байеровской матрицы (*Pattern*) и количество начальных кадров, которое необходимо пропустить (*Skip*). Последний параметр необходим, если при записи серии первые кадры сильно отличаются от последующих кадров в серии из-за разогрева устройства съемки.

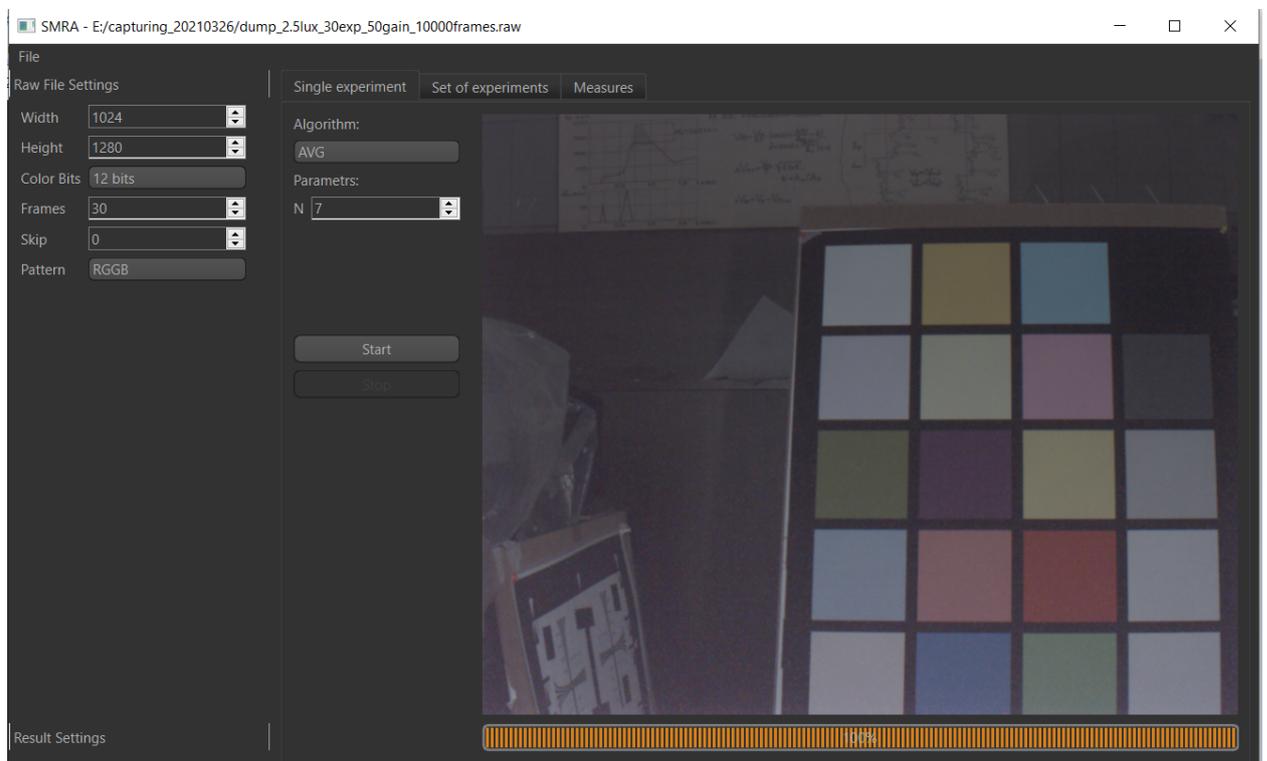
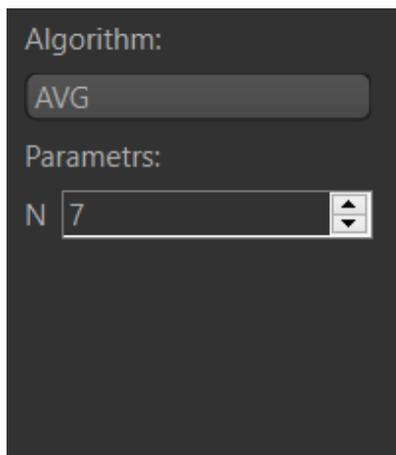


Рис. 6: Основное окно прототипа с открытой вкладкой для расчета одиночного эксперимента

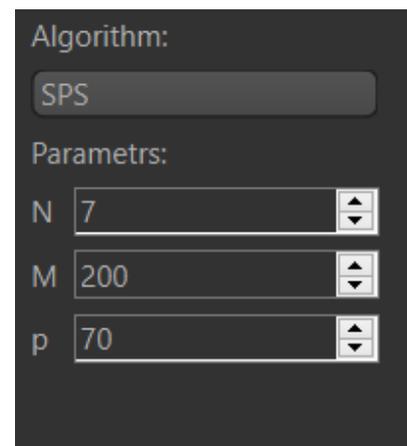
5.3. Одиночный эксперимент

Режим для проведения одиночного эксперимента (*Single experiment*) позволяет выбрать алгоритм обработки серии изображений для получения одного результирующего кадра: в текущей реализации доступны алгоритм усреднения по N кадрам (*AVG*) и метод знако-возмущенных сумм (*SPS*). Для усреднения задается только количество случайных кадров N (рис. 7а), которые будут выбраны из серии. Для алгоритма знако-возмущенных сумм задается число случайных кадров N из загруженной серии, параметр алгоритма M и доверительная вероятность p (рис. 7б).

По окончании расчетов выводится картинка с учетом значения параметра для гамма-коррекции (*Result Settings->Gamma*). Результат можно сохранить в виде байеровской матрицы (*Save->RAW*) и в виде цветной картинки с учетом гамма-коррекции (*Save->PNG*).



(а) Параметры для алгоритма простого усреднения по N кадрам



(б) Параметры для алгоритма знако-возмущенных сумм

Рис. 7: Фрагмент окна настройки параметров алгоритмов

5.4. Запуск серии экспериментов

Вкладка для запуска серии экспериментов (*Set of experiments*) позволяет пользователю выбрать какие алгоритмы запустить и с какими параметрами. Например, можно зафиксировать один из параметров или

выставить для него первое, последнее проверяемое значение и шаг проверки.

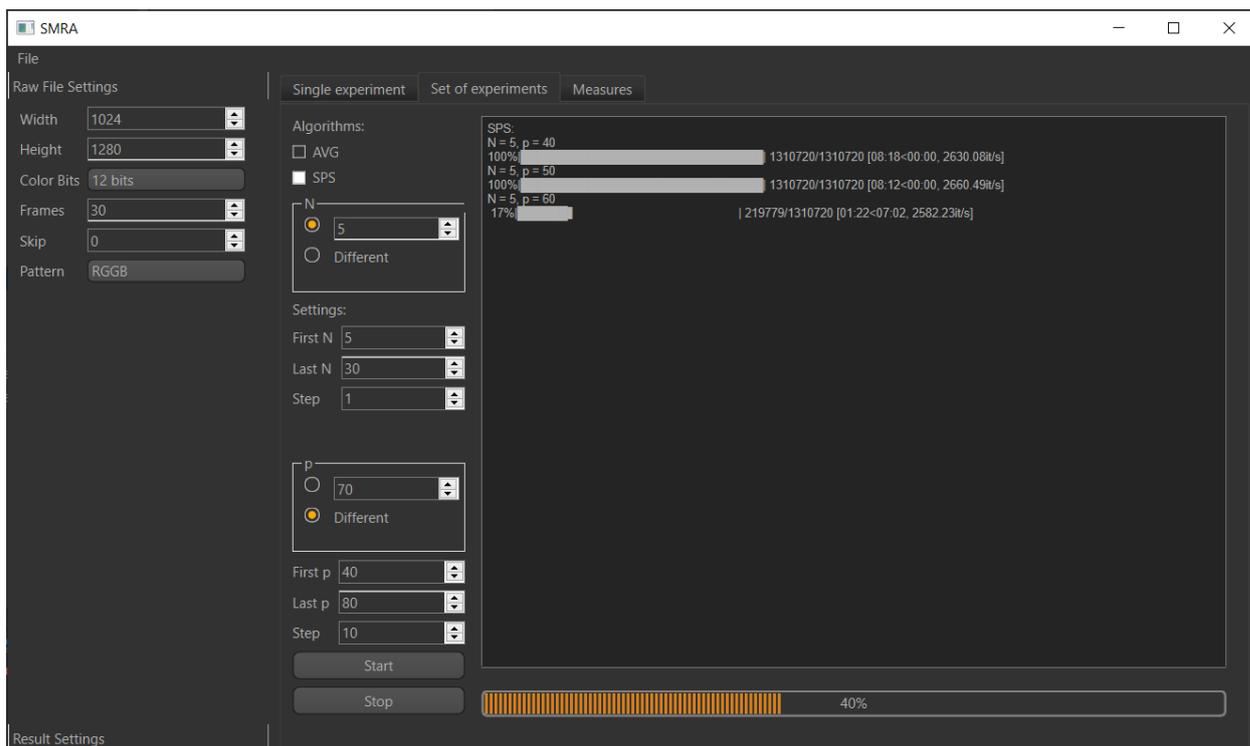


Рис. 8: Основное окно прототипа с открытой вкладкой запуска серии экспериментов

Например, на рисунке 8 для работы выбран алгоритм *SPS* с фиксированным количеством кадров $N = 5$ и переменным значением доверительной вероятности p в диапазоне от 40 до 80 процентов с шагом 10. На текущем этапе исследований параметр M берется с предыдущей вкладки.

В процессе расчетов результаты работы алгоритмов записываются в папку `results` с именем файла с постфиксом, содержащим название алгоритма и его параметры.

5.5. Расчет метрик

Вкладка для расчета метрик (*Metrics*), описанных в 3.2.3 позволяет выбрать файл с эталонным изображением для сравнения, задать папку, в которой находятся изображения, которые надо сравнить и выбрать

метрики, которые необходимо рассчитать (рис. 9). На экране отображается таблица с рассчитанными метриками. Так же есть возможность сохранить результаты в *.csv файл.

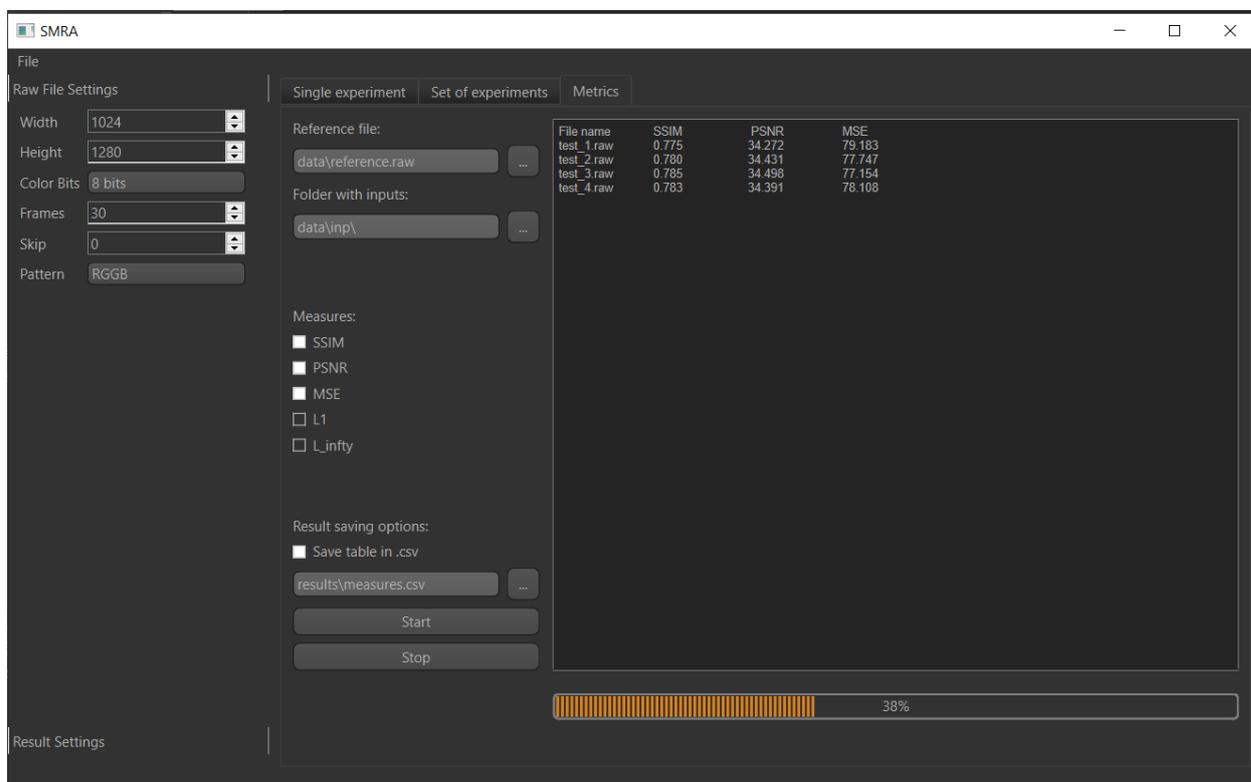


Рис. 9: Основное окно прототипа с открытой вкладкой расчета метрик

6. Апробация системы и эксперименты

6.1. Условия эксперимента

На камеру была снята серия изображений из 10000 кадров, сохраненных в виде матрицы Байера. Размер изображения $w = 1024, h = 1280$, глубина одного пикселя в байеровской матрице 12 бит. Уровень освещенности измерялся с помощью люксметра около камеры, который показывал, сколько света приходит на объектив камеры. Для параллельных расчетов с помощью PyTorch использовалась графическая карта nVidia GeForce GTX 1050TI.

Для сравнения линейной и параллельной реализаций также использовались RAW файлы с искусственно измененной битностью сигнала, чтобы проверить влияние размера матрицы на скорость вычислений (так как наибольшее количество операций производится над матрицами (13), (14), (15) размерности $M \times K$ и (16) размерности $1 \times K$).

6.2. Описание эксперимента

В ходе выполнения выпускной квалификационной работы были проведены сравнения работы алгоритма знако-возмущенных сумм и усреднения с использованием одинакового количества кадров в рамках одного эксперимента, а также проведено сравнение скоростей работы линейной и параллельной реализации алгоритма знако-возмущенных сумм.

6.2.1. Визуальное сравнение работы алгоритмов

Для визуализации результатов работы алгоритма знако-возмущенных сумм и усреднения по N кадрам был выбран эксперимент со следующими параметрами: выбраны 10 случайных кадров из серии в 10000 кадров, для алгоритма знако-возмущенных сумм параметры $T = 10, M = 200, q = 60$ (при таких значениях доверительная вероятность p равна 0.70).

6.2.2. Сравнение скоростей работы линейной и параллельной реализации

Для сравнения скорости работы линейной и параллельной реализации алгоритма были заданы параметры алгоритма: $T = 15, M = 200, q = 10$ (при таких значениях доверительная вероятность p равна 0.95). Эксперимент с такими параметрами проводился для миллиона наборов испытаний по T наблюдений и разных значений K (количество проверяемых значений, $\theta \in 0..K$).

6.2.3. Метрическое сравнение работы алгоритмов

Для проведения метрического сравнения алгоритмов использовался заранее подготовленный эталонный снимок. Сравнение проводилось для $N = 5, 10, 15, 20$ кадров, для метода знако-возмущенных сумм дополнительно проверялось при какой доверительной вероятности p будут получены лучшие результаты ($p = 0.4, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9$).

6.3. Результаты

На рисунках 10а и 10б представлены фрагменты изображений, полученных с помощью усреднения 10 кадров и обработки методом знако-возмущенных сумм с доверительной вероятностью $p = 0.70$. По фрагментам видно, что ярко выраженные синие и красные шумы сглаживаются, при этом не размывается границы цветов на карте.

В таблице 1 приведены результаты работы линейной и параллельной реализации алгоритма. На основании этого можно сделать вывод, что вычислительная скорость алгоритма возрастает более, чем в 50-100 раз при параллельной реализации алгоритма. Однако она имеет насыщение, то есть время расчетов не увеличится при уменьшении матрицы для вычислений. А также при малом значении $K = 128$ преимущество от распараллеливания меньше накладных расходов на само распараллеливание, вследствие чего итоговая вычислительная скорость очень низкая.



(a)



(b)

Рис. 10: Изображение, полученное с помощью усреднения (10a) и обработки методом знако-возмущенных сумм (10b) одних и тех же 10 случайных кадров из серии

K	Линейная реализация (ит. в с)	Параллельная реализация (ит. в с)	Ускорение (разы)
4095	20 ± 1	2498 ± 19	124,9
2047	41 ± 1	4023 ± 7	98,1
1023	81 ± 2	5678 ± 32	70,1
511	160 ± 3	5716 ± 12	35,7
255	319 ± 5	5673 ± 17	17,8
128	621 ± 6	1016 ± 21	1,6

Таблица 1: Сравнение скорости работы линейной и параллельной реализации метода знако-возмущенных сумм

Результаты эксперимента по сравнению результатов выполнения алгоритмов по метрикам представлены в таблице 2. Жирным шрифтом выделены лучшие значения для пар *AVG* (усреднение по N кадрам) и *SPS* (метод знако-возмущенных сумм) в рамках одного эксперимента. По таблице видно, что алгоритм знако-возмущенных сумм практически везде лучше усреднения. Даже при малом количестве кадров ($N = 5$) он дает лучшее значение для структурной схожести, чем при большем количестве кадров для усреднения.

		<i>SSIM</i>		<i>PSNR</i>		$\sqrt{(MSE)}$		L_1		L_∞	
<i>p</i>	<i>N</i>	AVG	SPS	AVG	SPS	AVG	SPS	AVG	SPS	AVG	SPS
0.4	5	0.768	0.78	34.197	34.431	79.873	77.747	66.783	65.502	900	899
0.4	10	0.772	0.783	34.169	34.391	80.131	78.108	67.735	66.533	856	856
0.4	15	0.773	0.784	34.194	34.423	79.897	77.821	67.532	66.273	857	857
0.4	20	0.774	0.786	34.267	34.495	79.237	77.181	66.817	65.579	843	844
0.6	5	0.775	0.786	34.088	34.299	80.885	78.938	68.628	67.464	855	855
0.6	10	0.781	0.792	34.271	34.488	79.192	77.241	67.169	65.994	857	858
0.6	15	0.78	0.79	34.2	34.419	79.842	77.854	67.81	66.602	846	847
0.6	20	0.778	0.789	34.117	34.326	80.608	78.693	68.66	67.536	848	849
0.8	5	0.774	0.784	34.05	34.248	81.236	79.404	68.385	67.234	825	827
0.8	10	0.776	0.786	34.122	34.326	80.571	78.697	67.735	66.543	842	842
0.8	15	0.775	0.785	34.05	34.253	81.242	79.358	68.531	67.332	829	829
0.8	20	0.776	0.786	34.105	34.305	80.728	78.888	68.026	66.864	838	838
0.9	5	0.833	0.84	34.176	34.342	80.071	78.547	66.558	65.49	714	715
0.9	10	0.833	0.84	34.163	34.342	80.186	78.552	66.621	65.442	737	737
0.9	15	0.834	0.841	34.179	34.359	80.044	78.396	66.599	65.396	723	723
0.9	20	0.835	0.842	34.277	34.455	79.144	77.534	65.661	64.488	730	731

Таблица 2: Таблица с метриками для сравнения результатов работы алгоритма усреднения по N кадрам и метода знако-возмущенных сумм.

7. Заключение

В ходе работы выполнены следующие задачи:

- выполнен обзор и сравнение метода знако-возмущенных сумм и усреднения по нескольким кадрам, снятых в плохих условиях;
- разработана параллельная модификация метода знако-возмущенных сумм с помощью преобразований к матричным вычислениям;
- разработан прототип системы для моделирования работы алгоритмов с конечным числом наблюдений, позволяющий настраивать параметры алгоритмов и визуализировать результаты работы алгоритма;
- проведена апробация работы прототипа системы для задачи обработки изображений, снятых при плохих условиях.

Модификация метода знако-возмущенных сумм дает ускорение вычислений в среднем в 100 раз по сравнению с классическим вариантом, что подтверждено при апробации системы.

По результатам исследований была подготовлена статья для конференции молодых ученых "Навигация и управление движением" и принята к публикации [5].

Код прототипа системы является коммерческой тайной в рамках гранта №УВН2020095061 "Обработка изображений на основе compressing sensing для улучшения перцептуального качества в условиях экстремально низкой освещенности", поэтому не выносится на защиту.

Список литературы

- [1] Вапник В. Н. Восстановление зависимостей по эмпирическим данным. — М.: Наука, 1979.
- [2] Волкова М. В., Граничин О. Н. Минимизация функционала типа среднего риска на основе конечного (возможно малого) набора экспериментальных данных // Стохастическая оптимизация в информатике. — 2018. — Т. 13. — С. 3–35.
- [3] Граничин О.Н., Сергеев С.Ф. Самоорганизация и искусственный интеллект в группах автономных роботов: методология, теория, практика. — СПб.: ООО "Издательство ВВМ", 2020. — С. 125.
- [4] Колбин В.В., Свищикова М.В. Один прямой метод стохастической оптимизации // Известия Саратовского Университета. Новая серия. — 2012. — Т. 12, № 4. — С. 11–14.
- [5] Лень И.А. Модификация метода знако-возмущенных сумм для параллельных вычислений // Материалы XXIII конференции молодых ученых «Навигация и управление движением». — 2021.
- [6] О возможности применения метода знако-возмущенных сумм для обработки результатов динамических испытаний / М.В. Волкова, О.Н. Граничин, Г.А. Волков, Ю.В. Петров // Вестник СПбГУ. — 2018. — Т. 63, № 1. — С. 30–40.
- [7] Поляк Б.Т., Хлебников М.В., Щербаков П.С. Управление линейными системами при внешних возмущениях. Техника линейных матричных неравенств. — М.: ЛЕНАНД, 2014. — С. 560.
- [8] Степанов О.А. Основы теории оценивания с приложениями к задачам обработки навигационной информации. Ч.1. — СПб.: ГНЦ РФ ЦНИИ «Электроприбор», 2010. — С. 509.
- [9] Фомин В. Н. Математическая теория обучаемых опознающих систем. — Л.: Изд-во Ленингр. ун-та., 1976.

- [10] Цыпкин Я.З. Информационная теория идентификации. — М.: Наука, 1995. — С. 336.
- [11] Bai E.W., Nagpal K.M., Tempo R. Bounded-error parameter estimation: noise models, recursive algorithms // *Automatica*. — 1996. — Vol. 32, no. 7. — P. 985–999.
- [12] Bayer B. Color Imaging Array-US Patent 3. — 1976.
- [13] Calafiore G., Polyak B. Stochastic algorithms for exact and approximate feasibility of robust LMIs // *IEEE Trans. Autom. Control*. — 2001. — Vol. 46. — P. 1755–1759.
- [14] Csáji B., Campi M., Weyer E. Sign-Perturbed Sums: A New System Identification Approach for Constructing Exact Non-Asymptotic Confidence Regions in Linear Regression Models // [IEEE Transactions on Signal Processing](#). — 2015. — Vol. 63, no. 1. — P. 169–181.
- [15] Erofeeva V., Granichin O., Len I. Sparsity-Promoting Sensor Selection in Multi-Target Tracking Problem // *Proceedings of The 9th International Scientific Conference on Physics and Control*. — 2019. — P. 78–83.
- [16] Granichin O., Volkovich Z.V., Toledano-Kitai D. [Randomized Algorithms in Automatic Control and Data Mining](#). — Springer Nature, 2015. — Vol. 67 of Intelligent Systems Reference Library. — ISBN: [978-3-642-54785-0](#).
- [17] Image quality assessment: from error visibility to structural similarity / Zhou Wang, A.C. Bovik, H.R. Sheikh, E.P. Simoncelli // [IEEE Transactions on Image Processing](#). — 2004. — Vol. 13, no. 4. — P. 600–612.
- [18] Kushner H., Yin G. *Stochastic Approximation Algorithms and Recursive Algorithms and Applications*. — New York. Springer-Verlag., 2003.

- [19] Ljung L. System identification : theory for the user.— 2nd ed. edition.— Englewood Cliffs (N.J.) : Prentice-Hall, 1999.— ISBN: [0136566952](#).
- [20] Network Traffic Load Balancing Protocol / N. Amelina, A. Chernov, O. Granichin et al. // European Control Conference 2020 (ECC 2020).— 2020.— P. 906–910.
- [21] Schweppe F.C. Uncertain Dynamic Systems.— New York London: Prentice-Hall., 1973.
- [22] Sign-perturbed sums approach for data treatment of dynamic fracture tests / Marina Volkova, G. Volkov, O. Granichin, Y. Petrov // 2017 IEEE 56th Annual Conference on Decision and Control (CDC).— 2017.— P. 1652–1656.
- [23] Svishchikova M. V. One problem of nonlilear stochastic programming // International Journal of Applied Mathematics and Statistics.— 2014.— Vol. 52, no. 7.— P. 1–7.
- [24] Tempo R., Calafiore G., Dabbene F. [Randomized algorithms for analysis and control of uncertain systems. With applications.](#) 2nd revised ed.— New York: Springer-Verlag., 2013.— ISBN: [978-1-4471-4609-4](#).