

УДК 004.932.2  
EDN: VURWDD

## Разработка метода выбора параметров сжатия видео для кодека AV1 на основе алгоритма многокритериальной оптимизации NSGA-II

Лосев А. П. ✉, Бучатский А. Н.

Санкт-Петербургский государственный университет телекоммуникаций им. проф. М. А. Бонч-Бруевича,  
Санкт-Петербург, 193232, Российская Федерация

**Постановка задачи.** Увеличение требований к пропускной способности сетей связи в результате распространения видео сверхвысокой четкости актуализирует вопросы обеспечения эффективного сжатия таких потоков при помощи видеокодеков. Современные видеокодеки, основанные на высокой вычислительной сложности за счет применения ресурсоемких математических операций, чрезвычайно требовательны к аппаратным ресурсам и являются ресурсоемкими в отношении времени сжатия видеопоследовательностей. **Целью исследования** является разработка алгоритма, позволяющего предсказывать наиболее оптимальные параметры для сжатия видео при помощи алгоритма многокритериальной оптимизации. Предлагается применять алгоритм NSGA-II и видеокодек AV1 как образцы алгоритма многокритериальной оптимизации и ресурсозатратного видеокодека, так как программные энкодеры для AV1 до сих пор требуют большого количества времени на сжатие видео. В качестве **методов** используется решение задачи многокритериальной оптимизации параметров сжатия видео в форме отдельных элементов указанной задачи, а также формирование Парето-оптимального набора ее решений как выходного элемента алгоритма с учетом специфики программного сжатия видео с применением библиотеки с открытым исходным кодом FFMpeg. Основными параметрами задачи многокритериальной оптимизации являются время сжатия, коэффициент сжатия, а также метрики объективной оценки качества (пиковое отношение сигнал / шум, индекс структурного сходства и многометодная оценка с методом слияния) в качестве полноценного набора используемых величин при программном сжатии видео. Элементом **новизны** представленного исследования является применение многокритериальной оптимизации к процессу сжатия видеопоследовательности и рассмотрение параметров видеокодека как коэффициентов для вышеупомянутой задачи. Также к элементам новизны можно отнести адаптивный метод расчетов, учитывающий разрешение и частоту входных кадров в видеопоследовательности. **Результат.** Использование представленного решения по применению многокритериальной оптимизации к видеопоследовательностям на этапе сжатия позволяет заранее спрогнозировать желаемые параметры для целевого видеофрагмента при конвертации видео из несжатого формата в сжатый, а также создает новые возможности для анализа влияния параметров видеокодеков на основе их моделирования в рамках многокритериальной оптимизации. Проведенное моделирование задачи пятикритериальной оптимизации с пятью поколениями из 40 особей в каждом позволило получить сводную таблицу для восьми показателей сжатия видео, таких как метрики объективной оценки качества, скорость цифрового потока, параметры кодека и время сжатия видео. **Практическая значимость.** Внедрение данного программного модуля в программы нелинейного монтажа видео обеспечит пользователей адаптивным подбором параметров кодека при экспорте видеопоследовательности, что позволит быстрее получать заданный результат. На основе представленного программного решения задачи многокритериальной оптимизации создана программа для ЭВМ, позволяющая проводить анализ видеопоследовательностей при помощи алгоритма, описанного в исследовании.

### Библиографическая ссылка на статью:

Лосев А. П., Бучатский А. Н. Разработка метода выбора параметров сжатия видео для кодека AV1 на основе алгоритма многокритериальной оптимизации NSGA-II // Вестник СПбГУТ. 2026. Т. 4. № 1. С. 3. EDN: VURWDD

### Reference for citation:

Losev A., Buchatskiy A. Development of a Choice Method for Video Compression Parameters of Codec AV1 with the Usage of NSGA-II Multi-Criteria Optimization Algorithm // Herald of SPbSUT. 2026. Vol. 4. Iss. 1. P. 3. EDN: VURWDD

**Ключевые слова:** *видеокодек, задача многокритериальной оптимизации, Парето-фронт, сжатие видео, видеокодек AV1, цветовое пространство YUV, алгоритм NSGA-II, пространственная и временная сложность видео*

### Актуальность исследования

Сжатие видеопотока для передачи и хранения информации – процесс, при котором необходимо достичь максимально возможного сокращения скорости цифрового потока при минимальном ухудшении субъективного и объективного качества изображения. Видеокодеки в основе алгоритмов работы применяют устранение избыточности в передаче цветов, яркости, внутрикадровой и межкадровой информации на основе человеческого восприятия данных параметров. Использование параметров сжатия является выбором между множеством критериев, влияющих на конечный результат (сжатый видеопоток или файл). Количество предустановок видеокодеков предоставляет широкий выбор входных параметров сжатия целевого видеофайла, однако воздействие части коэффициентов может быть неочевидно при использовании алгоритма сжатия отдельными группами пользователей.

Актуальность сжатия видеопоследовательностей при подготовке к передаче по современным каналам связи в виде файлов, а также при потоковом вещании через протоколы передачи видео, такие как SRT, RTSP и WebRTC, используемые в прямых трансляциях на видеоплатформах и в системах видеоконференцсвязи, обусловлена ограниченностью пропускной способности канала связи, особенно в условиях мобильных сетей, а также внедрением стандартов видео сверхвысокой четкости (4K, 8K). Также актуальность сжатия обосновывается ограниченностью пространства для хранения видеоданных, что особенно критично в сетях доставки контента и в системах круглосуточного видеонаблюдения.

При передаче видеоинформации в реальном времени через каналы связи, при видеонаблюдении, а также при использовании сервисов доставки контента основным приоритетом является баланс между качеством видеоинформации и скоростью передачи. Однако несжатое видео в разрешении 1920×1080 пикселей, 30 кадров в секунду, 24 бит/пиксель и длительностью в 1 минуту требует передачи 4,5 Гб информации. Такой объем трафика невозможен в условиях потребительских сетей связи, поэтому сжатие видеоинформации позволяет уменьшить объем видеопоследовательности в 10–50 раз.

Использование современных алгоритмов сжатия видео, таких как H.265, AV1 и VVC, позволяет сохранять качество передачи малых деталей в кадре при меньшей скорости цифрового потока по сравнению с предшествующими технологиями сжатия видео, что особенно важно для видеоинформации сверхвысокой четкости. Также использование данных алгоритмов способствует повышению доступности видеопотоков для целевых устройств, поддерживающих данные кодеки, и снижению задержек в реальном времени в областях, где они наиболее критичны (беспилотные транспортные средства, телемедицина).

На данный момент программные реализации кодека AV1 все еще используют высокие мощности вычислительных ресурсов для решения задач сжатия видеоинформации, особенно в сравнении с другими алгоритмами, что обусловлено системой цифровых фильтров внутри кодека. Практическое использование сжатия с помощью данного кодека затруднено его длительностью, из-за чего для предварительного выбора параметров видео необходим точный расчет во избежание повторных итераций сжатия в результате ошибочно выбранных коэффициентов. Актуальность решения задачи многокритериальной оптимизации (МКО) в контексте выбора параметра видеокодека является приоритетным направлением предварительного расчета параметров и формирования набора оптимальных по Парето решений для предоставления целевых результатов конечному пользователю.

### Пространственная и временная сложность видео

Наборы данных с видеопоследовательностями включают в себя различные образцы видео, используемые для широкого спектра задач – тестирования кодеков и алгоритмов компьютерного зрения, обучение моделей нейронных сетей и др. Многие из этих задач требуют высокой степени вариативности данных для тестирования и обучения, позволяющей наиболее точно протестировать алгоритмы и рассмотреть их работу в различных сценариях. Одним из критериев оценки видеопоследовательности является уровень пространственной и временной информации в видео. Под пространственной

информацией понимается уровень сосредоточенности информации в отдельном кадре видео, под временной — мера видоизменения видеопотока с течением времени.

Наборы видеопоследовательностей, используемых для данных задач, классифицируют по ряду критериев — источнику видео, разрешению видеопоследовательностей, динамическому диапазону и др. Однако наиболее важным из них является уровень сжатия видеопоследовательностей, а наборы данных разделяют на наборы из видео со сжатием и из видео без сжатия [1]. Алгоритмы вычисления пространственной и временной информации могут быть использованы во всех сценариях, поэтому видеопоследовательности в рамках данного исследования рассматриваются как образцы, содержащие информацию, вне зависимости от степени сжатия. Наборы данных, состоящие из видеопоследовательностей, сильно различаются между собой по содержащейся в них пространственной и временной информации. Настоящее исследование сосредоточено на нахождении оптимальных значений пространственной и временной информации для наборов данных видеопоследовательностей с использованием алгоритмов МКО.

#### *Математический расчет пространственной и временной видеоинформации*

Согласно рекомендациям Международного союза электросвязи от 29 октября 2023 г., [Subjective video quality assessment methods for multimedia applications](#), пространственная информация представляет максимальное количество пространственных деталей в видео.

Для заданной последовательности из  $N$  кадров пространственная информация ( $SI$ ) вычисляется посредством предварительной фильтрации единиц освещенности  $(i, j)$  для каждого кадра  $F_n = F_0, F_1, \dots, F_{N-1}$  с фильтром Собеля, затем производится вычисление стандартного отклонения для пикселей, обработанных фильтром Собеля с последующим вычислением максимума:

$$SI = \max_{0 \leq n \leq N-1} \left\{ \underset{\substack{1 \leq i \leq W-2 \\ 1 \leq j \leq H-2}}{\text{std}} \left[ \sqrt{[Gh_n(i, j)]^2 + [Gv_n(i, j)]^2} \right] \right\},$$

где  $W$  — ширина кадра;  $H$  — высота кадра;  $Gh_n(i, j)$  и  $Gv_n(i, j)$  являются результатами работы горизонтального и вертикального фильтра Собеля для детектирования краев, с ядром  $3 \times 3$  пикселя.

Соответственно, под временной информацией ( $TI$ ) понимается максимальное значение временного видоизменения между последовательными кадрами  $F_{n-1}$  и  $F_n$ , вычисляемое следующим образом:

$$TI = \max_{1 \leq n \leq N-1} \left\{ \underset{\substack{1 \leq i \leq W-1 \\ 1 \leq j \leq H-1}}{\text{std}} [F_n(i, j) - F_{n-1}(i, j)] \right\}.$$

Следует отметить, что в рамках данной работы пространственная и временная информация являются не превосходящими друг друга параметрами, формирующими Парето-фронт. Под Парето-фронтom понимается множество уникальных значений, соответствующих конкретным видеопоследовательностям, формирующим выборку для оптимального по имеющейся пространственной и временной информации набора данных. Основная цель настоящего исследования — проанализировать применимость различных алгоритмов МКО для поиска выборки видеопоследовательностей, обладающей наиболее оптимизированным соотношением пространственной и временной информации.

### **Обзор существующих алгоритмов МКО**

Главная идея, лежащая в основе алгоритмов МКО, состоит в том, чтобы при наличии двух или более целевых функций найти наилучшие по определенному критерию значения из общего множества решений. Данное исследование подразумевает под множеством решений набор видеопоследовательностей, а под целевыми функциями — показатели пространственной и временной сложности для них.

При выборе метода оптимизации в первую очередь необходимо определить класс алгоритмов для поиска оптимальных решений. В ходе решения задач оптимизации могут применяться различные

методы, такие как скаляризация задачи, использование эволюционных алгоритмов и алгоритмов локального поиска, точные и интерактивные методы. Методы скаляризации при решении задач МКО применяются с целью сведения задачи многокритериальности к однокритериальности посредством использования взвешенных сумм для каждого из параметров оптимизации.

Для задачи нахождения оптимальных параметров видеопоследовательностей при использовании подхода скаляризации целевая функция может принимать следующий вид:

$$f(vid) = x \cdot SI + y \cdot TI,$$

где  $x$  и  $y$  – численные коэффициенты для взвешенных сумм в рамках целевой функции.

Однако с учетом того, что и пространственная, и временная информация одинаково важны в рамках составления наборов данных, метод скаляризации многокритериальной задачи в данном сценарии использоваться не может. На основании этого в рамках исследования принято решение об использовании эволюционных алгоритмов как наиболее приоритетного подхода к поиску оптимального решения многокритериальной задачи. Для работы эволюционных алгоритмов оптимизации применяются генетические алгоритмы, позволяющие использовать математические процессы, схожие с генетическим скрещиванием, мутацией и популяционным отбором, чтобы сформировать выборку данных по принципу эволюционного отбора уникальных значений для нахождения глобального оптимума целевой функции. Среди таких алгоритмов стоит выделить NSGA-II, MOEA/D и C-TAEA как наиболее часто применяемые в задачах МКО.

Эволюционный алгоритм NSGA-II (аббр. от англ. Non-dominated Sorting Genetic Algorithm – алгоритм недоминированной сортировки) является генетическим и использует недоминированную сортировку для разделения выборки имеющихся решений на несколько Парето-рангов с последующей сортировкой по групповому положению. Основное отличие алгоритма NSGA-II в его способности сохранять вариативность внутри выборки благодаря сортировке по групповому расстоянию, так как при этом решения, отдаленные от основного скопления, сохраняются для дальнейшего использования, что и увеличивает вариативность. Структурная схема работы алгоритма NSGA-II представлена на рисунке 1, где  $P$  – родительское поколение,  $Q$  – поколение потомков,  $F$  – выборки из состава поколений.

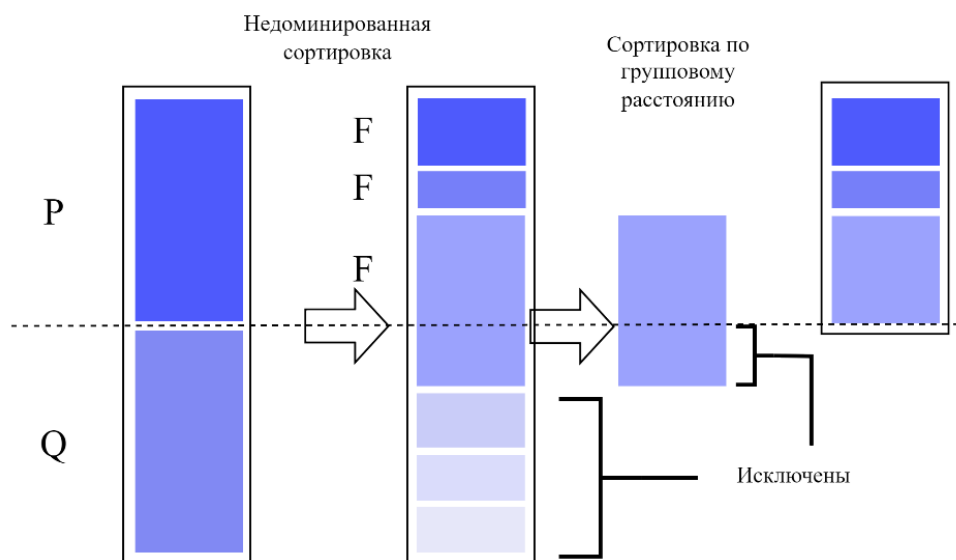


Рис. 1. Процесс сортировки поколений особей в алгоритме NSGA-II

Среди всех алгоритмов МКО NSGA-II является наиболее распространенным, косвенным признаком чего может служить следующий факт: на момент проведения исследования (декабрь 2025 г.), оригинальная статья, описывающая его, имеет 54 747 цитирований [2]. Данный алгоритм до сих пор нередко применяется в прикладных задачах МКО [3]. В числе его достоинств стоит упомянуть наличие приоритизации в выборке: посредством недоминированной сортировки алгоритм сохраняет наиболее выгодные образцы для дальнейшей работы. Он является расширенной версией алгоритма NSGA, однако версия

NSGA-II отличается выборкой в соответствии с приоритизацией значений, сниженной вычислительной нагрузкой и, в результате, более разнообразным Парето-фронтom.

*Алгоритм MOEA/D* (аббр. от англ. Multiobjective Evolutionary Algorithm based on Decomposition – многокритериальный эволюционный алгоритм, основанный на декомпозиции) применяет декомпозицию многокритериальной задачи в скалярном представлении посредством работы с набором весовых векторов для каждой из подзадач. Скаляризация многокритериальной задачи позволяет осуществлять параллельный запуск генетического алгоритма индивидуально на каждой из подзадач, что ускоряет нахождение оптимумов функций, из которых составляется итоговый Парето-фронт.

Рассмотрим работу алгоритма MOEA/D. Пусть  $\lambda^1, \dots, \lambda^N$  – множество равно распределенных векторов,  $z^*$  – эталонное значение. В соответствии с принципом декомпозиции проблема формирования Парето-фронта может быть представлена в виде  $N$  скалярных подпроблем оптимизации, полученных при применении скаляризации Чебышева.

Соответственно, целевая функция  $j$ -й подпроблемы может быть представлена следующим образом:

$$g^{te}(x|\lambda^j, z^*) = \max_{1 \leq i \leq m} \{\lambda_i^j |f_i(x) - z_i^*|\},$$

где  $\lambda^j = (\lambda_1^j, \dots, \lambda_m^j)^T$ .

Алгоритм MOEA/D минимизирует все  $N$  целевых функций одновременно во время исполнения. Следует отметить, что функция проблемы оптимизации  $g^{te}$  является непрерывной из  $\lambda$ , а оптимальное решение для  $g^{te}(x|\lambda^i, z^*)$  должно быть приближено к  $g^{te}(x|\lambda^j, z^*)$ , если значения  $\lambda^i$  и  $\lambda^j$  являются близкими. Следовательно, любая информация о данных значениях  $g^{te}$  с взвешенными векторами, которые близки к  $\lambda^i$ , должна быть полезна для оптимизации  $g^{te}(x|\lambda^i, z^*)$ . Это является главной целью алгоритма MOEA/D.

В алгоритме MOEA/D соседство весового вектора  $\lambda^i$  определено как множество нескольких ближайших весовых векторов в  $\{\lambda_1, \dots, \lambda_N\}$ . Соседство  $i$ -й подпроблемы состоит из всех подпроблем с весовыми векторами из соседства  $\lambda^i$ . Популяция составляется из наилучших решений, найденных для каждой подпроблемы. Только текущие решения соседних подпроблем используются как результат оптимизации подпроблемы в алгоритме MOEA/D.

*Алгоритм C-TAEA* (аббр. от англ. Two-Archive Evolutionary Algorithm for Constrained Multi-Objective Optimization – двухархивный эволюционный алгоритм для условной многокритериальной оптимизации) позволяет решать задачи МКО с ограничениями и использует в процессе вычисления два архива с целью раздельного управления: один архив – для управления качеством решений и приближением к Парето-фронту (хранит недоминированные решения), а другой – для выполнения ограничений (хранит решения, близкие к Парето-фронту) [4].

Для задачи МКО с ограничением, обозначенной как  $x$ , решение будет выглядеть в соответствии с формулой:

$$CV(x) = \sum_{j=1}^q \max\{g_j(x), 0\} + \sum_{k=1}^{\ell} \max\{|h_k(x)| - \delta_k, 0\},$$

где  $\delta_k$  – допустимое значение для ограничения  $k$ -го равенства.

Работа алгоритма C-TAEA выглядит следующим образом: генерируется начальная популяция  $P$ , оба архива инициализируются пустыми. Затем выполняется оценка и классификация для каждого решения  $x$ : если  $x$  допустимо, то решение попадает в потенциальный список для архива  $A$ , если  $x$  недопустимо, но близко к Парето-фронту, то решение попадает в потенциальный список для архива  $B$ . Далее выполняется обновление архивов: в архив  $A$  попадают недоминированные допустимые решения, а в архив  $B$  – недоминированные недопустимые решения, после чего выбираются дочерние выборки посредством оператора скрещивания и мутации. Балансировка алгоритма осуществляется с помощью коэффициента  $p$ : если в архиве  $A$  долгое время значения не изменяются, то  $p$  уменьшается; если архив  $B$  становится слишком большим, то  $p$  увеличивается. Это позволяет сохранять баланс между вниманием к границам и качеству.

## Практическая реализация алгоритма МКО для сжатия видео

Для эксперимента, позволяющего рассчитать Парето-оптимальный фронт параметров видео, был выбран алгоритм NSGA-II и его реализация в программной библиотеке *rufoo* для языка программирования Python [5]. В качестве тестовых были выбраны видеозаписи из набора данных UVG [1], представляющего собой 16 тестовых последовательностей с различными сценариями: съемка цветов крупным планом, динамичные съемки с ипподрома, съемка улицы в сумерках и др. Для тестового фрагмента использовалась последовательность *CityAlley*, содержащая медленную съемку улицы и Галатской башни в Стамбуле, сцену с контрастным освещением (тень в боковых зонах кадра, высокая яркость в центре), что позволяет оценить работу алгоритма на кадрах, имеющих множество составляющих с высокой и низкой яркостью. Программный код позволяет создавать временные файлы, сжатые при помощи видекодека AV1 и сохраняемые для последующего анализа с помощью объективных метрик оценки качества. После этой операции к полученным данным применяется алгоритм МКО NSGA-II, рассматривающий каждый индивидуальный процесс сжатия видео и расчета метрик для него как отдельный элемент поколения МКО. Программный код выполнялся с использованием кластера серверов Kubernetes для расчетов, что позволяло ускорить процесс решения задачи МКО. Ниже представлена зависимость ключевых показателей алгоритма МКО между собой в виде параллельных координат (рисунок 2).

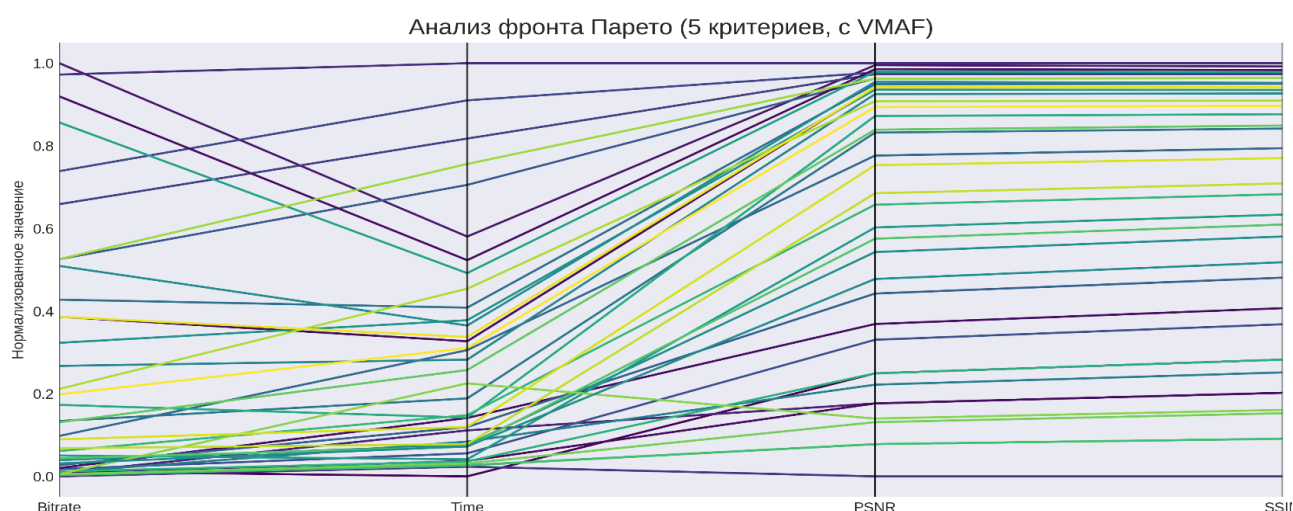


Рис. 2. Параллельные координаты ключевых показателей задачи МКО

Анализ зависимости ключевых показателей алгоритма МКО, приведенной на рисунке 2, показывает высокую степень корреляции между метриками PSNR (пиковое отношение сигнал / шум) и SSIM (индекс структурного сходства), в то время как продолжительность сжатия оказывается прямо пропорциональным целевой скорости цифрового потока. Однако в промежутке нормализованных значений скорости цифрового потока от 0,5 до 0,8 единиц по нормализованной шкале от 0 до 1 наблюдается резкое возрастание времени сжатия, что может быть обусловлено значительным увеличением сложности алгоритма на заданной скорости.

Данный алгоритм позволяет использовать последовательность кадров в цветовом пространстве YUV как исходный тестовый фрагмент для расчета оптимальных параметров его сжатия по набору целевых показателей, рассматривая проблему адаптации параметров сжатия как задачу пятикритериальной оптимизации по следующим характеристикам: скорость цифрового потока, время сжатия видеопотока в файл, метрики PSNR, SSIM и VMAF (многометодная оценка с методом слияния). Ниже продемонстрирован табличный вывод ключевых коэффициентов задачи сжатия видео за одно поколение пятикритериальной оптимизации (таблица 1).

Согласно анализу таблицы 1, результатом работы алгоритма является сводная матрица показателей, построчно представляющих различные параметры модели в ходе единичной итерации решения задачи МКО, где Bitrate — скорость цифрового потока видеофайла (Мбит/с); Time — время сжатия видеофайла (мин.); PSNR — метрика объективной оценки качества, пиковое соотношение сигнал / шум; SSIM — метрика объективной оценки качества, индекс структурного сходства; VMAF — метрика

объективной оценки качества, многометодная оценка с методом слияния; QP – коэффициент квантования изображения; Preset – предустановка параметров кодека для сжатия видео; Lookahead – коэффициент предварительного анализа будущих кадров видеопоследовательности. Для расчета взаимосвязей между показателями была рассчитана матрица корреляции по Пирсону (таблица 2).

Таблица 1. Результирующие показатели задачи МКО для одного поколения из 40 особей алгоритма

Bitrate	Time	PSNR	SSIM	VMAF	QP	Preset	Lookahead
2643,8	3,53	39,4	0,93	80,03	58,1	11,59	35,69
33009,05	5,82	42,83	0,96	82,26	26,72	11,71	17,17
82754,7	7,6	43,1	0,96	95,6	20,41	11,6	5,25
2306,5	4,31	39,04	0,93	95,61	60,49	10,63	21,52
80528,0	10,54	43,12	0,96	95,46	20,73	8,11	30,14
1688,4	3,69	38,17	0,92	71,28	62,99	10,89	5,41
2306,5	3,79	39,04	0,93	86,04	59,69	10,67	8,87
55099,35	9,26	42,99	0,96	95,33	24,4	8,03	30,21
61583,35	9,91	43,01	0,96	95,32	22,65	8,03	30,21
3107,75	3,92	39,81	0,94	82,25	55,81	11,4	27,36
44323,0	8,48	42,94	0,96	95,24	24,54	8,05	37,31
3330,05	4,52	40,0	0,94	93,28	54,69	11,47	31,23
3903,75	4,36	40,36	0,94	95,19	53,22	11,47	31,23
9625,75	5,67	42,02	0,95	93,01	41,22	8,11	24,91
36366,2	6,39	42,87	0,96	95,3	25,99	11,23	18,92
12551,55	4,85	42,29	0,95	93,76	38,21	10,88	5,01
2486,35	4,12	39,27	0,93	78,96	58,85	10,29	5,1
23364,35	5,51	42,75	0,96	95,03	29,78	11,58	19,98
4879,6	4,06	40,86	0,94	95,4	49,71	11,99	10,86
27893,15	6,18	42,81	0,96	95,11	28,01	9,41	18,89
5774,6	3,82	41,15	0,95	89,53	48,11	9,9	31,55
71126,05	6,98	43,02	0,96	77,7	21,71	11,6	5,25
15717,25	4,52	42,49	0,96	94,4	34,87	9,75	36,72
2643,8	3,78	39,4	0,93	95,26	58,1	9,43	36,8
1935,95	3,72	38,56	0,93	86,42	62,2	10,88	5,41
1935,95	3,71	38,56	0,93	74,52	61,87	10,77	24,3
42974,55	6,09	42,9	0,96	95,4	24,51	9,67	37,19
5238,85	4,03	41,02	0,95	88,98	48,58	11,24	8,59
6658,5	4,57	41,43	0,95	86,42	46,07	11,89	19,07
12309,95	5,33	42,33	0,95	93,95	37,81	8,2	23,76
76242,5	7,2	43,05	0,96	86,19	21,45	10,79	31,39
2119,45	3,75	38,82	0,93	76,26	61,49	10,65	27,37
2127,55	5,11	38,86	0,93	77,27	61,3	8,21	8,37
44323,0	8,83	42,94	0,96	95,38	24,69	8,05	37,31
18850,9	6,71	42,67	0,96	94,74	32,04	8,32	36,62
7210,45	4,07	41,56	0,95	91,11	44,87	9,63	13,3
4224,6	4,04	40,54	0,94	95,4	51,76	11,96	28,42
8948,8	4,37	41,9	0,95	92,37	42,35	10,77	16,17
33009,05	5,89	42,83	0,96	90,62	27,11	11,71	17,17
17773,5	5,71	42,6	0,96	94,97	33,0	8,59	8,23

Таблица 2. Матрица корреляции показателей многокритериальной оптимизации

Metric	Bitrate	Time	PSNR	SSIM	VMAF	QP	Preset	Lookahead
Bitrate	1,00	0,91	0,71	0,70	-0,06	-0,85	0,07	0,22
Time	0,91	1,00	0,72	0,71	-0,04	-0,83	-0,16	0,27
PSNR	0,71	0,72	1,00	0,98	-0,24	-0,96	0,05	0,06
SSIM	0,70	0,71	0,98	1,00	-0,24	-0,95	0,02	0,06
VMAF	-0,06	-0,04	-0,24	-0,24	1,00	0,19	0,18	-0,02
QP	-0,85	-0,83	-0,96	-0,95	0,19	1,00	-0,06	-0,13
Preset	0,07	-0,16	0,05	0,02	0,18	-0,06	1,00	-0,38
Lookahead	0,22	0,27	0,06	0,06	-0,02	-0,13	-0,38	1,00

Анализ показателей позволяет установить высокую взаимосвязь между скоростью цифрового потока и временем сжатия видео: чем меньше целевая скорость цифрового потока, тем меньше время сжатия. Выявлено, что показатель QP оказывает наибольшее влияние как на время сжатия и скорость цифрового потока, так и на метрики объективной оценки качества. Согласно субъективной оценке при просмотре полученных видеопоследовательностей, скорость цифрового потока ниже 4000 Мбит/с и показатель QP выше 32 приводят к увеличению количества в них блочных артефактов. Для выявления дополнительных зависимостей следует проанализировать отдельные составляющие, модифицируемые показателем Preset.

### Выводы

На основании проведенных экспериментов были рассмотрены примеры реализации алгоритма подбора оптимальных параметров для получения Парето-оптимального фронта решений задачи МКО в применении к сжатию видео. Данная программная разработка имеет потенциал к применению в программных продуктах, использующихся в видеомонтаже и программно-аппаратных комплексах потокового вещания. Кроме того, программная реализация позволяет адаптировать алгоритм под расширенный набор параметров кодека для более широкого анализа МКО подбора коэффициентов видеокодека.

### Литература

1. Mercat A., Viitanen M., Vanne J. UVG Dataset: 50/120fps 4K Sequences for Video Codec Analysis and Development // Proceedings of the 11<sup>th</sup> ACM Multimedia Systems Conference (8–11 June 2020, Istanbul, Turkey). 2020. PP. 297–302. DOI: 10.1145/3339825.339493
2. Deb K., Pratap A., Agarwal S., Meyarivan T. A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II // IEEE Transactions on Evolutionary Computation. 2002. Vol. 6. Iss. 2. PP. 182–197. DOI: 10.1109/4235.996017
3. Zvezdakova A., Zvezdakov S., Kulikov D., Vatolin D. Hacking VMAF with Video Color and Contrast Distortion // Proceedings of the 29<sup>th</sup> International Conference on Computer Graphics and Vision “CEUR Workshop Proceedings” (23–26 september 2019, Bryansk, Russian Federation). 2019. Vol. 2485. PP. 53–57. EDN: OZXYTG
4. Shan X., Li K. An Improved Two-Archive Evolutionary Algorithm for Constrained Multi-Objective Optimization // Evolutionary Multi-Criterion Optimization (EMO 2021). Lecture Notes in Computer Science. 2021. Vol. 12654. PP. 235–247. DOI: 10.1007/978-3-030-72062-9\_19
5. Blank J., Deb K. Pymoo: Multi-Objective Optimization in Python // IEEE Access. 2020. Vol. 8. PP. 89497–89509. DOI: 10.1109/access.2020.2990567. EDN: RALIRU

*Материалы статьи были представлены на VI Всероссийской научно-технической и научно-методической конференции магистрантов, аспирантов и их руководителей «Перспективные телекоммуникационные технологии и развитие цифровых кластеров в России и мире (ПКМ 2025)».*

**Статья поступила 19 декабря 2025 г.  
Одобрена после рецензирования 28 января 2026 г.  
Принята к публикации 04 февраля 2026 г.**

### Информация об авторах

*Лосев Арсений Павлович* – аспирант кафедры цифрового телевидения и метрологии Санкт-Петербургского государственного университета телекоммуникаций им. проф. М. А. Бонч-Бруевича. E-mail: losev.ap@sut.ru

*Бучатский Александр Николаевич* – кандидат технических наук, доцент, доцент кафедры цифрового телевидения и метрологии Санкт-Петербургского государственного университета телекоммуникаций им. проф. М. А. Бонч-Бруевича. E-mail: abuchatsky@sut.ru

# Development of a Choice Method for Video Compression Parameters of Codec AV1 with the Usage of NSGA-II Multi-Criteria Optimization Algorithm

A. Losev ✉, A. Buchatsky

The Bonch-Bruевич Saint Petersburg State University of Telecommunications,  
St. Petersburg, 193232, Russian Federation

**Purpose.** The development of algorithm which can predict the most optimal parameters for video compression with the usage of multi-criteria optimization algorithm (MCO). The proposed method concludes usage of NSGA-II algorithm and video codec AV1 as the examples of MCO algorithm and resource-heavy video codec, due to the reason that program encoders for AV1 are still requiring a significant amount of time for actual compression of video. **Methods.** The solution of a many-criteria problem for parameters of video compression as separate elements of MCO task. Calculating a Pareto-optimal set of coefficients for optimization task as an ending element of algorithm with the regard of specific features of software video compression with the usage of open-source program library FFMpeg. There were several parameters of MCO task: compression time, compression ratio, and the objective quality assessment metrics – PSNR, SSIM and VMAF, as the core subset of parameter used in video compression task. The primal **element of novelty** of this research is the usage of tasks for MCO to the process of video compression and observing the parameters of video codec as the coefficients for the aforementioned tasks. Another element of novelty is the adaptive calculation method that is considering the scale and the frame rate of the video. **Results.** Usage of this research about implementing MCO algorithm in video compression for video sequences allows to predict desired parameters for target video sequence during the conversion from raw video to compressed format, and the new possibilities for impact analysis of video codecs' parameters видеокodeков based on their modelling via MCO task. Executed modelling of 5-criteria optimization task from 40 entities in each generation allowed to obtain the unified table for eight parameters of video compression, such as objective video quality assessment scores, bitrate, codec parameters and compression time for video. **Practical relevance.** The implementation of this program module into the video editor software can accomplish the adaptive selection of the most optimal codec parameters before export of sequences, which can allow users to get the desired output faster. This solution is proposed for registration as the independent result of intellectual activity, which is an independent program.

**Key words:** video codec, multi-criteria optimization task, Pareto frontier, video compression, AV1 video codec, YUV colorspace, NSGA-II algorithm, spatial and temporal complexity of video

## Information about Authors

Losev Arseniy – Postgraduate Student at the Department of Digital Television and Metrology (The Bonch-Bruевич Saint Petersburg State University of Telecommunications). E-mail: losev.ap@sut.ru

Buchatsky Alexander – Ph. D. of Engineering Sciences, Associate Professor, Associate Professor of the Department of Digital Television and Metrology (The Bonch-Bruевич Saint Petersburg State University of Telecommunications). E-mail: abuchatsky@sut.ru