

***Теория и методы
оптимизации***

Предлагается метаэвристический метод комбинаторной оптимизации, который базируется на двух популяционных подходах – алгоритмах оптимизации муравьиными колониями и N-метода. Этот метод предназначен для решения широкого круга задач комбинаторной оптимизации. Его эффективность проиллюстрирована на основе результатов вычислительного эксперимента по решению ряда известных задач комбинаторной оптимизации.

© Л.Ф. Гуляницкий, С.И. Сиренко,
2009

УДК 519.21

Л.Ф. ГУЛЯНИЦКИЙ, С.И. СИРЕНКО

**ГИБРИДНАЯ МЕТАЭВРИСТИКА,
ОСНОВАННАЯ НА ОПТИМИЗАЦИИ
МУРАВЬИНЫМИ КОЛОНИЯМИ
И N-МЕТОДЕ**

Введение. Задачи комбинаторной оптимизации (КО) возникают во многих областях применения вычислительных методов, в частности, таких как искусственный интеллект, исследование операций, биоинформатика, планирование, маршрутизация, составление расписаний, распределение ресурсов и др. [1]. Большинство практически важных задач КО относится к числу NP-трудных, что наряду с возможными погрешностями в задании исходных данных и существенным количеством локальных минимумов целевой функции делает нецелесообразным использование точных алгоритмов решения ввиду значительных вычислительных затрат. Эти и другие аспекты, а также прогресс в разработке высокопроизводительных средств вычислительной техники обусловили интенсивное развитие в последние годы класса приближенных методов, которые получили название метаэвристических [2]. Хотя метаэвристические методы в ряде случаев уступают по точности специальным методам решения отдельных задач КО, в силу своей структуры и гибкости они позволяют создавать на основе единой вычислительной схемы приближенные алгоритмы решения довольно широкого класса задач с приемлемой для практики трудоемкостью. Несмотря на отсутствие на данный момент общепринятого формального определения, метаэвристические методы можно понимать как комбинацию двух техник: общая схема строится на базовом методе, в который включается та или иная встроенная процедура.

Важным аспектом есть то, что встроенная процедура – это в большинстве случаев самостоятельный алгоритм решения той же задачи, что и метаэвристический метод в целом. Многие из разработанных метаэвристических методов относятся к классу популяционных алгоритмов [2], т.е. алгоритмов, в которых, в отличие от траекторных, на каждой итерации обрабатывается не один, а сразу несколько вариантов решения.

Далее предлагается и анализируется метаэвристический метод решения задач КО, разработанный на основе комбинации двух популяционных подходов: оптимизации муравьиными колониями и *H*-метода.

В разд. 1 приведено формальное определение задачи КО. В разд. 2 описана метаэвристика *H*-метода [3], который является развитием метода деформированных многогранников [4]. Метод имеет определенные аналогии с известным в недифференцируемой непрерывной оптимизации методом Нелдера–Мида, применяя в процессе поиска оптимального решения специальным образом определенные отрезки. Близкие идеи были предложены Гловером [5, 6] в контексте табу поиска. Позже они получили развитие вместе с рассеянным поиском и известны под названием перекомпоновка маршрутов (Path Relinking) [7]. Алгоритмы оптимизации муравьиными колониями [8, 9], которые представляют класс методов роевого интеллекта и успешно применяются к сложным задачам КО, рассмотрены в разд. 3. Эти алгоритмы являются многоагентными оптимизационными системами с распределенной непрямой формой общения между агентами.

Разработанный метаэвристический метод описан в разд. 4, где рассмотрены его пошаговая структура и особенности. В разд. 5 изложены результаты вычислительного эксперимента по решению задач коммивояжера и многомерных задач о назначении [10]. Выводы и возможные направления развития исследования приведены в заключении.

1. Определение задачи комбинаторной оптимизации

Приведем формальное определение задачи КО [3, 11]. Пусть заданы $Y = \{1, \dots, m\}$, Z – некоторое дискретное пространство, φ – гомоморфизм, $\varphi: Y \rightarrow Z$, удовлетворяющий заданной системе ограничений Ω .

Определение 1. Под комбинаторным объектом κ будем понимать триаду

$$\kappa = (\varphi, Z, \Omega).$$

Определение 2. Задачей КО, называется задача нахождения такого $x^* \in X$, что

$$x^* = \arg \min \{f(x) : x \in D \subseteq X\},$$

где X – пространство решений задачи, элементами которого являются комбинаторные объекты; $D \subseteq X$ – подпространство допустимых решений, определяемое некоторым предикатом Π , $f: X \rightarrow \mathbb{R}$ – заданная целевая функция задачи.

2. Общая схема H -метода

В ряде алгоритмов КО во избежание концентрации поиска в ограниченной подобласти пространства X и повышения точности получаемых решений используются процедуры возмущения [12] или скрещивания и мутации (как в эволюционных методах) [1]. Заметим, что подобные процедуры порождают подмножества варианта решения, которые не согласованы с топологией пространства X . При этом примером подобного согласования является H -метод.

На рис. 1 показана модификация H -метода, которая используется в разработанном метаэвристическом подходе. От стандартного H -метода [3, 13] эта модификация отличается отсутствием инициализации начальной популяции, явно указанным сохранением наилучшего найденного решения и тем, что алгоритм возвращает множество вариантов решений последней популяции.

Ключевой этап H -метода – решение подзадач, определение которых требует введения понятия d -отрезка [4], соединяющего две точки $x, y \in X$, если $X = (X, d)$ – метрическое пространство с метрикой d .

Определение 3. Назовем d -отрезком $/x, y/$, $x, y \in X$, упорядоченную совокупность точек $x_i \in X, i = 1, \dots, k$, удовлетворяющих условию: $x_1 = x, x_k = y$, $d(x, x_i) + d(x_i, y) = d(x, y), i = 1, \dots, k$, и $d(x, x_i) < d(x, x_{i+1}), i = 1, \dots, k - 1$. При этом не существует точки $z \in X$, такой, что $\exists i \in \{1, \dots, k - 1\} : z \notin \{x_i, x_{i+1}\}, d(x_i, z) + d(z, x_{i+1}) = d(x_i, x_{i+1})$.

```

procedure H ( $P, x$ );
begin
  repeat
     $P^{\setminus} := \emptyset$ ;
    for  $i := 1$  to  $k$  do
      ОтборДляВариации ( $x, y \in P$ );
      ПостроениеПолуинтервала  $\langle x, x^{\circ} / : y \in \langle x, x^{\circ} / \ \& \ f(y) \leq f(x)$ ;
       $z := \arg \min \{f(u) : u \in \langle x, x^{\circ} / , u \notin L(y)\}$ ;
      ТраекторныйМетод ( $z$ );
       $P^{\setminus} := P^{\setminus} \cup z$ ;
      if  $f(x) > f(z)$  then
         $x := z$ ;
      end if
    end for;
     $P := \text{ОтборПопуляции}(P, P^{\setminus})$ ;
  until не выполняется условие завершения;
  return  $P, x$ ;
end

```

РИС. 1. Модифицированная метаэвристика H -метода

Определение 4. Назовем d -интервалом $\langle x, y \rangle$, упорядоченную совокупность $/x, y/$ без точек x, y , а d -полуинтервалом $\langle x, y/$ – совокупность $/x, y/$ без точки x .

На итерации H -метода происходит порождение множества вариантов решений. Процедура *ОтборДляВариации* некоторым образом отбирает пару x, y вариантов решений, на основании которых строится и решается подзадача вида

$$\arg \min \{f(u) : u \in \langle x, x^\infty / , y \in \langle x, x^\infty / , u \notin L(y), f(y) \leq f(x)\},$$

где $L(y)$ – окрестность точки y , точки которой, находящиеся на построенном полуинтервале, исключаются из рассмотрения, а x^∞ – точка, максимально удаленная в пространстве вариантов решений от точки x . Ко всем найденным субоптимальным таким образом решениям применяется траекторный метод (например, локальный поиск). Порожденное множество вариантов решений P' обновляет текущую популяцию P с помощью процедуры *ОтборПопуляции*.

3. Оптимизация муравьиными колониями

В последние годы активно развиваются методы так называемого роевого интеллекта, в которых совокупность сравнительно простых агентов конструирует стратегию своего поведения без наличия глобального управления [14]. Один из широко известных роевых методов – метод оптимизации муравьиными колониями (ОМК). По аналогии с биологической моделью, ОМК базируется на непрямом обмене информацией колонии агентов, называемых искусственными муравьями, использующих феромонные следы как коммуникационное средство [8]. Феромонные следы в ОМК служат распределенной численной информацией, которая, наряду с эвристической информацией о задаче, используется муравьями для недетерминированного конструирования решений задачи и которую муравьи адаптивно изменяют для отображения опыта, накопленного в процессе поиска решения. Важно отметить, что хотя каждый муравей достаточно сложен, чтобы найти решение задачи, хорошие решения, обычно, появляются только в результате коллективного взаимодействия между муравьями, посредством записи / считывания значений феромонных следов. В известном смысле, это является распределенным процессом обучения, в котором отдельные агенты, муравьи, не адаптируются, а наоборот, адаптивно изменяют вид задачи и ее восприятие другими агентами.

Кроме построения муравьями решений, метаэвристика ОМК включает еще две процедуры (рис. 2) [8]: обновление феромонных значений и действия демона (включение процедуры действий демона необязательное). Главная процедура метаэвристики ОМК – *Планирование Действий* не определяет, каким образом распланированы и синхронизированы *Построение Муравьями Решений*, *Обновление Феромона* и *Действия Демона*, что оставляет разработчику свободу в определении способа взаимодействия этих трех процедур.

```

procedure ОМК()
  while (не выполняется условие завершения)
    Планирование Действий
      Построение Муравьями Решений();
      Обновление Феромона();
      Действия Демона(); {необязательно}
    end Планирование Действий
  end while
end procedure

```

РИС. 2. Метаэвристика оптимизации муравьиными колониями

Обновление феромонных значений включает как увеличение – добавление муравьями феромона согласно построенному ими решению, так и уменьшение – испарение феромона, процесс с помощью которого интенсивность феромонного следа автоматически уменьшается со временем. Испарение осуществляет полезную форму «забывания», содействуя исследованию новых областей в пространстве поиска и избеганию очень быстрой сходимости алгоритма к субоптимальной области.

Действия демона могут использоваться для осуществления централизованных процедур, которые не могут быть выполнены отдельными муравьями. Например, активация процедуры локальной оптимизации или сбор глобальной информации, которая может быть использована для принятия решения: будет или не будет полезным откладывание дополнительного феромона для отклонения процесса поиска от локальной перспективы.

4. Метаэвристический метод на основе синтеза алгоритмов ОМК и *H*-метода

Предлагается новый метаэвристический метод КО, который базируется на использовании идей двух вышеописанных популяционных методов – ОМК и *H*-метода. Алгоритмы этого метода сохраняют положительные стороны обоих использованных подходов. Разработанный подход является методом, который конкретизацией проблемно-зависимых частей позволяет решать как некоторый класс близких по постановке задач КО, так и задачи КО из разных классов. Метаэвристика предложенного подхода, который назовем ОМК-*H* методом, показана на рис. 3.

В начале работы метаэвристики ОМК-*H* осуществляется инициализация алгоритма ОМК, в частности феромонных значений T . Затем выполняется построение муравьями решений с последующим применением к этим решениям траекторного метода (например, локального поиска). На основе полученного множества вариантов решений S обновляются феромонные значения (необязательно) и это множество как начальная популяция передается в модификацию алгоритма *H*-метода (см. рис. 1) вместе с текущим лучшим

найденным решением x . На основе возвращенных H -методом вариантов решений происходит обновление феромонных значений. В завершение итерации алгоритма выполняются действия демона (необязательно). Описанные действия, начиная с этапа построения решений, повторяются до выполнения условий останова алгоритма ОМК. Алгоритм возвращает наилучшее найденное решение.

С точки зрения структуры данное комбинирование агрегирует такие две альтернативы. С одной стороны, ОМК выступает генератором начальных популяций для H -метода. С другой стороны, H -метод выступает в качестве усложненной процедуры демона (вместо обычно используемых алгоритмов локального поиска) для улучшения решений, построенных муравьями. В зависимости от соотношения условий останова в ОМК и H -методе при реализации ОМК-Н, он может быть более близок к тому или другому исходному методу.

Описанный алгоритм разработан для статических задач КО. Применение данного подхода к динамическим задачам требует дальнейшего развития метаэвристики ОМК-Н с учетом уже полученных результатов применения алгоритмов ОМК к динамическим задачам.

```

procedure ОМК-Н( $x$ )
    ИнициализацияФеромонныхЗначений( $T$ );
     $x :=$  НекотороеРешение();
    repeat
         $S := \emptyset$ ;
        for  $i:=1$  to  $m$  do
             $s :=$  ПостроениеРешения( $T$ );
            if ДопустимоеРешение( $s$ ) then
                ТраекторныйМетод ( $s$ );
                if  $f(x) > f(s)$  then
                     $x := s$ ;
                end if
             $S := S \cup s$ ;
        end if
    end for;
    ОбновлениеФеромонныхЗначений( $T, S, x$ );    {необязательно}
    Н( $S, x$ );
    ОбновлениеФеромонныхЗначений( $T, S, x$ );
    ДействияДемона();                            {необязательно}
    until не выполняется условие завершения;
    return  $x$  ;
end procedure
    
```

РИС. 3. Метаэвристика, комбинирующая оптимизацию муравьиными колониями и H -метод

Целесообразность предложенного комбинирования можно обосновать такими соображениями. Во-первых, оба базовых метода представляют два принципиально отличных подхода исследования пространства решения: ключевой идеей ОМК является многоагентный поиск, а в основе H -метода лежит использование глобального сканирования пространства решений. Во-вторых, предложенное объединение согласовано с идеологией обоих методов. Поэтому комбинирование этих метаэвристических концепций потенциально повышает вероятность нахождения более точных решений.

При параллельной реализации возможно организовывать более сложное взаимодействие базовых методов – ОМК и H -метода. Разработка и исследование параллельных комбинированных метаэвристических методов на основе ОМК и H -метода – одно из важных направлений дальнейших исследований.

5. Вычислительный эксперимент

Поскольку теоретическое исследование алгоритмов КО крайне редко позволяет получать практически применимые результаты, принято анализировать показатели эффективности путем проведения вычислительных экспериментов. С этой целью обычно используют «классические» модели КО – такие, например, как задача коммивояжера (ЗК) [1]. Для проведения вычислительного эксперимента, кроме ЗК, была выбрана еще одна NP -трудная задача – многомерная задача о назначении (МЗН). Кратко 3-мерный вариант этой задачи можно описать как «минимизацию суммарной стоимости назначения объектов на позиции в моменты времени» [10].

В проведенном вычислительном эксперименте по решению серии задач коммивояжера предложенный подход сравнивался с реализованным алгоритмом H -метода для ЗК и одним из наиболее эффективных алгоритмов оптимизации муравьиными колониями для решения ЗК – алгоритмом ММАС [16], реализация которого взята из пакета ACOTSP [17]. На основе предварительного анализа были выбраны такие значения параметров H -метода: количество точек текущей популяции составляло 50, на каждой итерации порождалось новые 20 точек, точка x^∞ и полуинтервал среди всех возможных определялись случайным образом, окрестность $L(y)$ состояла только из точки y . В качестве траекторного алгоритма взята реализация алгоритма 3-opt [1] из пакета ACOTSP [17]. В алгоритме ММАС количество муравьев составляло 50, коэффициент испарения феромона [9] $\rho = 0.5$, в псевдослучайном пропорциональном правиле выбора [9], которое применяли муравьи при построении решений, были такие значения параметров $\alpha = 1$, $\beta = 2$. В качестве деятельности демона в алгоритме ММАС ко всем построенным муравьями решениям применялся алгоритм 3-opt. Параметрам алгоритма ОМК_Н были присвоены те же значения, что и у базовых методов.

В табл. 1 приведены результаты 20 вариантов решения задач, взятых из Интернет-библиотеки TSPLIB [18]. Здесь число в названии задачи обозначает ее размерность, f^* – известное значение целевой функции в точке глобального минимума; f – лучшее найденное соответствующим алгоритмом значение целевой функции; δ – средняя относительная погрешность алгоритма (%); t_{lim} – ограничение на время работы алгоритма; t – среднее время, на протяжении которого алгоритмом было найдено лучшее решение на ПЭВМ класса Pentium-IV 2,66 ГГц (с).

Для проведения вычислительного эксперимента по решению МЗН были реализованы H -метод, вариант алгоритма MMAS и разработанный алгоритм ОМК-Н. В качестве траекторного алгоритма использовался детерминированный локальный поиск с окрестностями, построенными с использованием транспозиционной метрики.

В табл. 2 приведены усредненные результаты 20 вариантов решения МЗН с известными уникальными оптимальными решениями, которые были получены с помощью генератора задач МЗН, предложенного в [19]. В дополнение к прежним обозначениям, здесь d обозначает количество измерений в задаче, а n – размерность каждого измерения. Параметрам всех сравниваемых методов были присвоены те же значения, что и в эксперименте по решению ЗК.

Как свидетельствуют результаты вычислений, во всех задачах, которые использовались в исследовании, ОМК-Н показал лучшие по точности результаты (либо одинаковые, в случае когда все алгоритмы нашли оптимальное решение), при этом время работы было сравнимым или лучшим. Именно достижение повышения эффективности предложенного метода по сравнению с базовыми методами является важным, поскольку цель работы заключалась в разработке и исследовании подхода, который может быть использован для решения широкого круга задач КО. Отметим, что разработка эффективных алгоритмов решения ЗК и МЗН, ввиду широкого круга их практических применений и сложности, также является важным направлением исследований.

ТАБЛИЦА 1. Результаты решения ЗК

Задача	f^*	$t_{lim}, (с)$	MMAS			H			ОМК -Н		
			f	$\delta(\%)$	$t(c)$	f	$\delta(\%)$	$t(c)$	f	$\delta(\%)$	$t(c)$
a280	2579	2	2579	0,00	0,45	2579	0,00	0,27	2579	0,00	0,35
pcb442	50778	20	50778	0,24	12,33	50778	0,19	8,00	50778	0,18	9,19
rat783	8806	40	8806	0,11	27,12	8806	0,25	31,65	8806	0,18	31,54
d1291	50801	60	50828	0,19	37,09	50820	0,19	35,46	50801	0,15	33,80
pr2392	378032	80	380001	0,87	78,74	380761	0,93	78,98	379923	0,81	62,72

ТАБЛИЦА 2. Результаты решения МЗН

Задача		f^*	MMAS			H			ОМК -Н		
d	n		f	$\delta(\%)$	$t(c)$	f	$\delta(\%)$	$t(c)$	f	$\delta(\%)$	$t(c)$
5	5	26	26	0,38	2,36	27	4,23	0,03	26	0,78	2,73
10	3	13	14	7,69	0,01	14	7,69	0,03	14	7,69	0,02
5	8	31	32	3,23	1,02	32	5,8	0,06	32	3,23	0,35
5	12	53	55	4,15	3,75	55	6,03	0,13	54	3,01	1,94
3	100	482	560	16,76	10,27	559	16,35	8,87	558	16,16	12,8

Заключение. Предложенный подход, который базируется на двух популяционных методах – оптимизации муравьиными колониями и *H*-методе, показал свою эффективность при экспериментальном исследовании. Комбинирование стратегий поиска, согласованное со структурой базовых методов, позволило достичь лучших показателей эффективности при решении ряда задач КО.

Важной целью дальнейших исследований может стать экспериментальное сравнение предложенного подхода с другими приближенными методами КО, а также получение теоретических условий сходимости и трудоемкости алгоритмов метода, предназначенных для решения конкретных классов задач КО. Целесообразно также исследовать вопросы эффективной реализации алгоритмов ОМК-Н на многопроцессорных вычислительных системах.

Л.Ф. Гуляницкий, С.И. Сиренко

ГІБРИДНА МЕТАЕВРИСТИКА, ЩО ЗАСНОВАНА НА ОПТИМІЗАЦІЇ МУРАШИННИМИ КОЛОНІЯМИ І *H*-МЕТОДІ

Пропонується метаевристичний метод комбінаторної оптимізації, який базується на двох популяційних підходах – алгоритмах оптимізації мурашиними колоніями та *H*-методу. Цей метод призначений для розв'язання широкого кола задач комбінаторної оптимізації. Ефективність запропонованого підходу проілюстрована на основі результатів обчислювального експерименту з розв'язання ряду задач комбінаторної оптимізації.

L.F. Hulianytskyi, S.I. Sirenko

HYBRID METAHEURISTIC BASED ON ANT COLONY OPTIMIZATION AND *H*-METHOD

A metaheuristic method for solving combinatorial optimization problems is proposed, which is based on two population methods – ant colony optimization and *H*-method. The method is applicable to a wide range of combinatorial optimization problems. The efficiency of the approach proposed is illustrated by numerical experiment on solving well-known combinatorial optimization problems.

1. *Hoos H.H., Stützle T.* Stochastic Local Search: Foundations and Applications. – San Francisco: Morgan Kaufmann Publ., 2005. – 658 p.
2. *Blum C., Roli A., Alba E.* An introduction to metaheuristic techniques // Parallel metaheuristics: A new class of algorithms (Ed. E.Alba). – Hoboken: John Wiley & Sons. – 2005. – P. 3–42.
3. *Гуляницкий Л.Ф., Сергиенко И.В.* Метаевристический метод деформированного многогранника в комбинаторной оптимизации // Кибернетика и системный анализ. – 2007. – № 6. – С. 70–79.
4. *Гуляницкий Л.Ф.* Метод деформаций в дискретной оптимизации // Исследование операций и АСУ. – 1989. – Вып. 34. – С. 30–33.
5. *Glover F.* Genetic algorithms and scatter search: Unsuspected potentials // Statistics and Computing. – 1994. – № 4. – P. 131–140.

6. *Glover F.* Tabu search for nonlinear and parametric optimization (with links to genetic algorithms) // *Discrete Applied Mathematics*. – 1994. – N 49. – P. 231–255.
7. *Glover F.* A template for scatter search and path relinking // *Artificial Evolution: Lecture Notes in Computer Sci.* (Eds. J.-K. Hao, E. Lutton, E. Ronald, M. Schoenauer, D. Snyers). – Springer, 1997. – **1363**. – P. 13–54.
8. *Dorigo M., Stützle T.* *Ant Colony Optimization*. – Cambridge: MIT Press, MA, 2004. – 348 p.
9. *Dorigo M., Blum C.* Ant colony optimization theory: A survey // *Theoretical computer sci.* – 2005. – **344**. – P. 243–278.
10. *Grundel Don A., Krokhmal P.A., Oliveira C.A.S., Pardalos P.M.* On the number of local minima for the multidimensional assignment problem // *J. Combinatorial Optimization*. – 2007. – **13**, N 2. – P. 1–18.
11. *Гуляницький Л.Ф.* До формалізації та класифікації задач комбінаторної оптимізації // *Теорія оптимальних рішень*. – 2008. – № 7. – С. 45–49.
12. *Lourenço H. R., Martin O., Stützle T.* Iterated local search // *Handbook of Metaheuristics: International Series in Operations Research & Management Sci.* / Eds. F. Glover and G. Kochenberger. – Norwell: Kluwer Academic Publishers, MA, 2002. – **57**. – P. 321–353.
13. *Гуляницький Л.Ф.* Один гібридний алгоритм комбінаторної оптимізації // *Abstract of Int. Ukrainian-Polish Workshop "Problems of Stochastic and Discrete Optimization"* (May 10–15, 2005, Kaniv, Ukraine). – Kaniv, 2005. – P. 63–65.
14. *Kennedy J., Eberhart R. C.* *Swarm Intelligence*. – San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, 2001. – 512 p.
15. *Raidl G.R.* A Unified View on Hybrid Metaheuristics // *Lecture Notes in Computer Sci.* – Springer-Verlag, 2006. – **4030**. – P. 1–12.
16. *Stützle T., Hoos H.* Max – Min Ant System // *Future Generation Computer Systems*. – 2000. – N 8. – P. 889–914.
17. *Stützle T.* ACOTSP, Version 1.0 // <http://www.aco-metaheuristic.org/aco-code>. – 2004.
18. TSPLIB // <http://elib.zib.de/pub/mp-testdata/tsp/tsplib/tsplib.html>.
19. *Grundel D.A., Pardalos P.M.* Test Problem Generator for the Multidimensional Assignment Problem // *Computational Optimization and Applications*. – 2005. – N 30. – P. 133–146.

Получено 29.10.2008

Об авторах:

Гуляницький Леонід Федорович,

доктор технических наук, ведущий научный сотрудник
Института кибернетики имени В.М. Глушкова НАН Украины,
hulianytsky@voliacable.com

Сиренко Сергей Игоревич,

аспирант Института кибернетики имени В.М. Глушкова НАН Украины.
s.sirenko@gmail.com