# МИНОБРНАУКИ РОССИИ САНКТ-ПЕТЕРБУРГСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ЭЛЕКТРОТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ «ЛЭТИ» ИМ. В.И. УЛЬЯНОВА (ЛЕНИНА) Кафедра МО ЭВМ

#### ОТЧЕТ

#### по научно-исследовательской работе

**Тема:** Реализация бенчмарка и сравнение эффективности эвристических алгоритмов решения задачи покрытия множества

Студент гр. 7381	Вологдин М.Д.
Преподаватель	Васькин П.И.

Санкт-Петербург

2022

## ЗАДАНИЕ НА НАУЧНО-ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКУЮ РАБОТУ

Студент Вологдин М.Д.						
Группа 7381						
Тема работы: Реализация бенчмарка и сравнение эффективности						
эвристических алгоритмов решения задачи покрытия множества						
Задание на работу:						
Реализация алгоритма генерации таблиц покрытия на Python						
Предполагаемый объем пояснительной записки:						
Не менее 10 страниц.						
Дата выдачи задания: 11.10.2022						
Дата сдачи реферата: 20.12.2022						
Дата защиты реферата: 27.12.2022						
Студент Вологдин М.Д.						
Преподаватель Васькин П.И.						
<u> </u>						

### СОДЕРЖАНИЕ

Введение	5
1. Постановка задачи	6
2. Результаты работы в осеннем семестре	7
2.1. План	7
2.1.1. Детализация постановки задачи на осенний семестр	7
2.2. Оригинальный алгоритм генерации таблицы покрытия	7
2.3. Псевдокод алгоритма	10
2.4. Пример работы алгоритма	12
2.5. Описание предполагаемого метода решения	13
2.6. Ссылка на репозиторий с исходным кодом	14
3. План работы на Весенний семестр	15
3.1. Детализация постановки задачи на весенний семестр	15
3.2. Обоснование актуальности разработки	15
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	16
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ	17
ПРИЛОЖЕНИЕ А	19

#### **АННОТАЦИЯ**

В рамках данной работы был рассмотрен и реализован оригинальный алгоритм генерации таблиц покрытия. Данный алгоритм будет использоваться в дальнейших исследованиях как источник данных для экспериментов над алгоритмами решения задачи покрытия множества.

#### **SUMMARY**

Within the framework of this work, an original algorithm for generating coverage tables was considered and implemented. This algorithm will be used in further research as a data source for experiments on algorithms for solving the set covering problem.

#### **ВВЕДЕНИЕ**

Задача покрытия множества относится к классу NP-полных комбинаторных задач, точное решение которых состоит в полном переборе всех возможных вариантов.

Множество практических задач опирается на задачу покрытия множеств: построение расписаний, расположение пунктов обслуживания, построение электронных схем и т.п. На сегодняшний день нахождение оптимальных решений задачи не перестает быть актуальным, в связи с чем, существует большое количество эвристических алгоритмов её решения.

**Целью** данной работы является проведение сравнительного анализа эвристических алгоритмов решения задачи покрытия множества

Объектом исследования в данной работе выступают эвристические алгоритмы решения задачи покрытия множества

**Предмет исследования** — мощность приближенно-оптимального решения и время работы эвристических алгоритмов решения задачи покрытия множества

**Практическая значимость работы** и необходимость проведения исследования заключается в том, что для сравнения эвристик в задаче покрытия множества не существует иного способа, кроме как непосредственное сравнение одной эвристики с другой.

Для выполнения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

- Определение списка алгоритмов для исследования
- Реализация алгоритмов решения задачи покрытия множества
- Проведение экспериментов по сравнению алгоритмов на различных наборах данных
  - Классификация алгоритмов и анализ полученных результатов

#### 1. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Пусть  $A = \left(a_{ij}\right)$  — произвольная матрица размера  $m \times n$  с элементами  $a_{ij} \in \{0,1\}$  без нулевых строк и столбцов. Будем говорить, что в A столбец i покрывается строкой j, если  $a_{ij} = 1$ . Подмножество строк называется покрытием, если в совокупности они покрывают все столбцы матрицы A. Требуется найти покрытие минимальной мощности (невзвешенная задача покрытия). Вводя переменные  $x_j$ , равные 1, если строка j входит в искомое покрытие, и равные 0 в противном случае, приходим к следующей формулировке задачи о покрытии: минимизировать сумму  $\sum_{j=1}^m x_j$  при ограничениях

$$\sum_{i=1}^{m} a_{ij} x_j, i = 1, ..., n, x_j \in \{0,1\}, j = 1, ..., m$$

Введем обозначения:

 $M = \{1,...,m\}, N = \{1,...,n\}$  — множества номеров строк и столбцов матрицы A;

 $N_i = \{i \in N \mid a_{ij} = 1\} \ - \text{множество столбцов, покрываемых строкой } j \in M \ ;$   $M_j = \{j \in M \mid a_{ij} = 1\} \ - \text{множество строк, покрывающих столбец } i \in N \ .$ 

Подмножество строк  $J\subseteq M$  является покрытием, если  $\bigcup_{j\in J} N_i = N$  .

Решение таблицы покрытия (ТП) состоит в нахождении минимума |J| среди всех покрытий J. Покрытие J называется тупиковым, если при любом  $j \in J$  множество  $J \setminus \{j\}$  не является покрытием. Очевидно, что решение задачи следует искать среди тупиковых покрытий.

#### 2. РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ В ОСЕННЕМ СЕМЕСТРЕ

#### 2.1.План

#### 2.1.1. Детализация постановки задачи на осенний семестр

Реализовать все нереализованные эвристики, которые будут сравниваться и спланировать эксперимент по сравнению эвристик. Оригинальные эвристики должны быть реализованы либо на SQL в среде MS SQL Server 2019, либо на Python.

#### 2.2. Оригинальный алгоритм генерации таблицы покрытия

При сравнении алгоритмов решения задачи покрытия множества немаловажным аспектом является процесс генерации таблиц покрытия, на которых будут проводиться эксперименты. Описанный алгоритм был предложен П.И. Васькиным специально для данного исследования.

Обозначим через 
$$T = \begin{pmatrix} t_{11} & \dots & t_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ t_{m1} & \cdots & t_{mn} \end{pmatrix}$$
 таблицу покрытия (ТП), в которой

 $t_{ji}=1$ , если строка  $s_{j}$  покрывает столбец  $c_{i}$ , в противном случае  $t_{ji}=0$ . Следовательно, метаинформация псевдослучайного датчика таблиц покрытия должна включать в свой состав свой состав:

- 1. m число строк ТП
- n число столбцов ТП

Обозначим через  $S = \{s_1,...,s_j,...,s_m\}$ — множество строк формируемой таблицы покрытия, а через  $C = \{c_1,...,c_i,...,c_n\}$  — множество ее столбцов. В качестве третьего параметра метаинформации возьмем  $P = \{p_1,...,p_k,...,p_k,...,p_k\}$  распределение вероятностей, где  $p_k$  — вероятность того, что столбец имеет k ненулевых элементов.

Так как дополнительным требованием к генерируемым таблицам является требование цикличности (невозможность применения точных правил преобразования таблицы покрытия), то  $p_1 = 0$ . В противном случае будет получаться существенное количество столбцов, и строки, покрывающие эти столбцы, точно должны быть выбраны в решении ТП.

Так как вероятность применимости правила удаления столбцов с большим количеством отметок велика, то  $k_{\rm max} < m$ . Слишком большое значение  $k_{\rm max}$  будет приводить к невозможности получить частоты столбцов, соответствующие распределению вероятностей P.

Пусть  $L = \{l_2, ..., l_k, ..., l_{k_{\max}}\}$  — множество, в котором каждый элемент  $l_k$  равен количеству столбцов ТП с k отметками. Тогда общее число отметок в генерируемой ТП должно быть  $L_T = \sum_{k=2}^{k_{\max}} k \times l_k$ .

Обозначим через  $\tilde{S}_i$  множество множеств строк, допустимых для выбора отметок столбца, получаемого на шаге i . В начале генерации ТП  $\tilde{S}_1 = \{S\}$  .

Рассмотрим первый шаг генерации ТП. В множестве  $\tilde{S}_1$  только один член — множество всех строк ТП. При выборе отметок для первого столбца не существует никаких ограничений — любая строка равновероятна. Обозначим через  $S(c_1) = \{s_1(c_1),...,s_{\rho}(c_1),...,s_{l_1}(c_1)\}$  множество строк с ненулевыми значениям в первом столбце ТП. При назначении строк для второго столбца нужно не допустить появления в нем вместе всех этих строк. Математически это можно реализовать исключением множества S, вместо которого нужно добавить в  $\tilde{S}_2$  множества, полученные декомпозицией S по множеству  $S(c_1)$ :  $D(S,S(c_1))=\{\{S-s_{\rho}(c_1), \rho\in[1,l_1]\}\}$ . Таким образом, вместо одного множества в  $\tilde{S}_2$  включаются  $l_1$  множеств с мощностью на единицу меньшей, чем мощность S.

На втором шаге множество допустимых строк выбираем из элементов множества  $\tilde{S}_2$ . Для оптимизации алгоритма множество  $\tilde{S}$  должно быть упорядочено по убыванию мощности его элементов. На втором шаге мощность всех элементов множества  $\tilde{S}$  одинакова, поэтому можно выбрать для назначения строк с ненулевым значениями во втором столбце любой из них. Указанный подход гарантирует, что столбцы 1 и 2 не будут соответствовать условию их исключения из ТП.

Рассмотрим выбор ненулевых значений столбца  $c_i$ . В качестве множества допустимых строк  $\hat{S}_i$  будем использовать любой элемент множества  $\hat{S}_i$  наибольшей мощности. Если  $|\hat{S}_i| < l_i$ , то это означает, что требуемое распределение вероятностей P достичь невозможно. Если  $|\hat{S}_i| < 2$ , то к этому добавляется невозможность достижения требуемого числа столбцов n.

После определения псевдослучайным образом множества  $S(c_i)\subseteq \widehat{S}_i$  формируем множество  $\widetilde{S}_{i+1}$ . Пусть  $\widetilde{S}_i=\{\widetilde{s}_{i1},...,\widetilde{s}_{i\nu},...,\widetilde{s}_{i\nu_{\max}}\}$ . Множество  $\widetilde{S}_{i+1}$  получается в результате рассмотрения каждого элемента множества  $\widehat{S}_i$ . Если  $S(c_i)\subseteq \widetilde{s}_{i\nu}$ , то во множество  $\widetilde{S}_{i+1}$  добавляются множества полученные декомпозицией  $D(\widetilde{s}_{i\nu},S(c_i))$ , иначе  $\widetilde{s}_{i\nu}$  переносится во множество  $\widetilde{S}_{i+1}$  без декомпозиции. Таким образом  $\widetilde{S}_{i+1}$  увеличивается на  $|\widetilde{s}_{i\nu}\cap S(c_i)|$  членов, в том случае, если новые члены не являются нестрогими подмножествами других.

Можно заметить, что мощность множества  $\hat{S}_i$  растёт очень быстро, однако в предполагаемых сценариях использования (n близко к m) на последнем шаге будет оставаться много невостребованных элементов. Для оптимизации алгоритма будем использовать эвристическую функцию  $h(\hat{S}_i)$ , которая ограничит рост мощности  $\hat{S}_i$ .

Предложенная эвристическая функция состоит из 2х условий:

- 1. Все элементы из S содержатся в  $\widehat{S}_i$  хотя бы в единичном экземпляре
  - 2. Мощность множества  $|\hat{S}_i| >= \sqrt{n}$

Исходный код алгоритма на языке Python представлен в приложении А.

#### 2.3. Псевдокод алгоритма

Псевдокод предложенного алгоритма выглядит следующим образом:

Вход: m – число строк ТП, n – число столбцов ТП,

 $P = \{p_1, ..., p_k, ..., p_{k_{max}}\}$  – распределение вероятностей

Выход: Готовая таблица покрытия

$$\tilde{S}_0 = \lceil \{1, \dots, m\} \rceil$$

 $L = [i \cdot n \text{ for } i \text{ in } P] \# L = \{l_2, ..., l_k, ..., l_{k_{\text{max}}}\}$ 

$$T = egin{pmatrix} 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 \end{pmatrix} \# \, c_i - c$$
толбец  $i$  матрицы

*for i, rows \_ count in L*:

 $ilde{S}_{i}.sort()$  # copmupoвка элементов  $ilde{S}_{i}$  по длине

 $S(c_i) = choose\_rows \big(rows\_count \big)$ # выбор строк  $T\Pi$ , которые будут заполнены в текущем столбце

 $fillig(T,S(c_1)ig)$ # заполнение этих строк в результирующей  $T\Pi$ 

$$\tilde{S}_{i+1} = decomposition(\tilde{S}_i, S(c_1))$$

return T

Важные вспомогательные функции выглядят следующем образом:

• Функция для выбора строк

```
choose\_rows(rows\_count): s = choose\_min\_row(T) \# выбор строки c наименьшим количеством отметок \tilde{s}_{iv} = any \left( s \subseteq \tilde{S}_i \right) \# выбираем любой элемент из \tilde{S}_i в котором есть строка s return \ \tilde{s}_{iv} \left[ 0 : rows\_count \right] \# возвращаем rows\_count элементов из <math>S(c_i) Примечание: возвращаемое множество должно содержать s
```

#### • Функция декомпозиции:

```
decomposition(\tilde{S}_{i},S):
\tilde{S}_{i+1} = []
for s_{iv} in \tilde{S}_{i}:
if S \subseteq \tilde{s}_{iv}:
for s_{p} in S:
if \left(\begin{vmatrix} s_{iv} \setminus s_{p} \end{vmatrix} > 2 \text{ and } s_{iv} \setminus s_{p} \text{ не является подмножеством} \\ nюбого из элементов \tilde{S}_{i+1} \end{vmatrix}\right):
\tilde{S}_{i+1}.append\left(s_{iv} \setminus s_{p}\right)
else:
if \left(\begin{vmatrix} s_{iv} \end{vmatrix} > 2 \text{ and } s_{iv} \text{ не является подмножеством} \\ nюбого из элементов \tilde{S}_{i+1} \right):
\tilde{S}_{i+1}.append\left(s_{iv}\right)
if h(\tilde{S}_{i}):
break
return \tilde{S}_{i+1}
```

#### 2.4. Пример работы алгоритма

Запустим алгоритм при n = 8, m = 8,  $P = \{0, 0.3, 0.4, 0.3\}$ . Результат вывода программы представлен на рис. 1 и в табл. 1.

С помощью описанного ранее Муравьиного алгоритма было найдено решение этой таблицы. Это решение выделено цветом.

```
cols cols_count

0 {1, 5, 6} 3

1 {0, 3, 7} 3

2 {2, 3} 2

3 {2, 4, 6} 3

4 {0, 4, 6} 3

5 {2, 4, 5, 7} 4

6 {4, 5, 6, 7} 4

7 {1, 3, 7} 3

time 0.01695418357849121

Process finished with exit code 0
```

Рисунок 1 – Пример вывода программы

Таблица 1 – Пример сгенерированной таблицы									
	1	2	3	4	5	6	7	8	
1*		V				V	V		
2*	V			V				V	
3			V	V					
4*			V		V		V		
5	V				V		V		
6			V		V	V		V	
7					V	V	V	V	
8		V		V				V	

Несложно определить, что сгенерированная таблица является цикличной, т.е. никакое множество отметок в строке\столбце не является подмножествам множества отметок в любой другой строке\столбце, а также отсутствуют столбцы с единственной отметкой.

#### 2.5. Описание предполагаемого метода решения

Последующие исследование предполагает использование генератора таблиц покрытия, реализованного в данной работе, для генерации таблиц, которые впоследствии будут служить источником данных для алгоритмов их решения.

Список исследуемых алгоритмов выглядит следующим образом:

- Жадный алгоритм
- Муравьиный алгоритм
- Генетический алгоритм (в разных реализациях)
- Алгоритм черной дыры
- Алгоритм светлячков

Поскольку многие из выбранных алгоритмы сильно зависят от параметров метаэвристики, которую они реализуют, то каждый алгоритм можно рассматривать как семейство схожих алгоритмов.

Предполагаемое решение предусматривает использование стороннего программного обеспечения (Далее CTS – Cover Table Solver) для упрощения проведения экспериментов. Также использование данного ПО поможет сосредоточиться именно на результатах, не отвлекаясь на собственную подобную разработку. Интерфейс CTS представлен на рис. 2.

CTS работает только с алгоритмами на SQL SERVER 2019, поэтому алгоритмы, разрабатываемые на Python, будут внедрены как внутренние SQL процедуры.

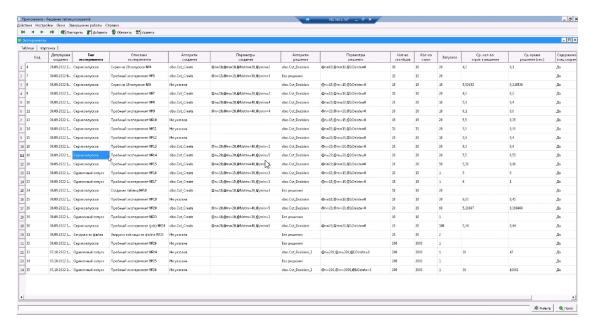


Рисунок 2 – Интерфейс используемого ПО

#### 2.6. Ссылка на репозиторий с исходным кодом

https://github.com/Makkksx/VKR2023



#### 3. ПЛАН РАБОТЫ НА ВЕСЕННИЙ СЕМЕСТР

#### 3.1. Детализация постановки задачи на весенний семестр

Планирование и проведение экспериментов по сравнению эвристик, которые реализованы либо на SQL в среде MS SQL Server 2019, либо на Python, а также исследование полученных результатов.

#### 3.2. Обоснование актуальности разработки

Множество практических задач опирается на задачу покрытия множеств: построение расписаний, расположение пунктов обслуживания, построение электронных схем и т.д.

Создание работоспособной и эффективной эвристики больше искусство, чем наука. Когда эвристика придумана, возникает необходимость оценить ее качество. Другого способа, кроме непосредственного сравнения этой эвристики с другими, не существует. Из чего следует важность научного исследования, основанного на качественном сравнении эвристик.

#### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В результате работы в течение семестра был реализован и исследован эвристический алгоритм генерации таблиц покрытия. Алгоритм, адаптированный под применение в решаемой задаче, был разработан на языке Python, а также внедрён как внешняя функция в Microsoft SQL Server и будет использоваться в дальнейших исследованиях.

#### СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

- 1. Dorigo M., Stützle T. Ant colony optimization: overview and recent advances //Handbook of metaheuristics. 2019. C. 311-351.
- 2. Blum C. Ant colony optimization: Introduction and recent trends //Physics of Life reviews. 2005. T. 2. №. 4. C. 353-373.
- 3. Bonabeau E. et al. Swarm intelligence: from natural to artificial systems. Oxford university press, 1999. №. 1.
- 4. Glover F. Future paths for integer programming and links to artificial intelligence //Computers & operations research. − 1986. − T. 13. − №. 5. − C. 533-549.
- 5. Еремеев А. В., Заозерская Л. А., Колоколов А. А. Задача о покрытии множества: сложность, алгоритмы, экспериментальные исследования //Дискретный анализ и исследование операций. 2000. Т. 7. N0. 2. С. 22-46.
- 6. Goldberg D. E. Genetic algorithms in search, optimization and machine learning. Reading, MA: Addison-Wesley, 1989.
- 7. Alexandrov D.; Kochetov Yu. Behavior of the ant colony algorithm for the set covering problem // Operations Research Proceedings 1999 (Magdeburg, 1999). Berlin: Springer, 2000. P. 255-260.
- 8. Коновалов И. С., Остапенко С. С., Кобак В. Г. Сравнение эффективности работы точных и приближенных алгоритмов для решения задачи о покрытии множества //Advanced Engineering Research. 2017. Т. 17. №. 3 (90).
- 9. Grossman T., Wool A. Computational experience with approximation algorithms for the set covering problem //European journal of operational research.  $-1997. T. 101. N_{\odot}. 1. C. 81-92.$
- 10. Дроздов С. Н. Комбинаторные задачи и элементы теории вычислительной погрешности //Таганрог: Изд-во ТРТУ. 2000. Т. 61.

11. Ramalhinho-Lourenço H., Pinto J. L., Portugal R. Metaheuristics for the bus-driver scheduling problem. - 1998.

# ПРИЛОЖЕНИЕ А ИСХОДНЫЙ КОД

```
import random
import time
from collections import Counter
from functools import reduce
from math import sqrt
import pandas as pd
class TPGeneration:
    def init (self, n cols=20, n rows=10, vr=None):
        if vr is None:
            vr = [0.0, 0.3, 0.4, 0.3]
        if sum(vr) > 1:
            raise Exception("sum(vr) must be <=1")</pre>
       vrn = [0] + [int(i * n_cols) for i in vr]
        vrn[-1] = n_{cols} - sum(vrn) + vrn[-1]
        self.vrn = vrn
        self.n_cols = n_cols
        self.n_rows = n_rows
        self.result = pd.DataFrame({"cols": [set() for
                                                                    in
range(n rows)], "cols count": [0] * n rows})
        self.candidates = [set(range(n rows))]
        self.col choice = list(range(n cols))
        random.shuffle(self.col choice)
    def pretty_df(self):
        new_df = pd.DataFrame({"Row_": [], "Col_": []})
        for i in range(len(self.result.cols)):
            for j in self.result.loc[i, "cols"]:
                new df.loc[len(new df)] = [i, j]
```

```
return new df
    def _update_candidates(self, new_candidates, new_candidate):
        if len(new candidate) >= 2 and not any(j >= new candidate for
j in new candidates):
            new candidates.append(new candidate)
    def post process(self):
        self.result['cols count'] = self.result['cols'].apply(len)
    def _decomposition(self, rows_cur):
        new_candidates = []
        need_cols_in_candidates = set(
            i for i in range(len(self.result.cols_count)) if not
pd.isnull(self.result.cols count[i]))
       while self.candidates:
            candidate = next((i for i in self.candidates if not
i.isdisjoint(need cols in candidates)), None)
            if not candidate:
                if len(new candidates) >= sqrt(self.n cols):
                    break
                else:
                    candidate = max(self.candidates, key=len)
            self.candidates.remove(candidate)
            if set(rows cur) <= candidate:</pre>
                for el in rows cur:
                    new_candidate = candidate.copy()
                    new candidate.discard(el)
                    self._update_candidates(new_candidates,
new_candidate)
            else:
                self. update candidates(new candidates, candidate)
```

```
need cols in candidates = need cols in candidates
(reduce(lambda x, y: x | y,
new candidates) if new candidates else set())
            if (not need_cols_in_candidates) and (len(new_candidates)
>= sqrt(self.n cols)):
                break
        # print(len(new candidates), len(self.col choice))
        self.candidates = new_candidates
    def _fill_rows(self, rows_cur):
        i_cur = self.col_choice.pop(0)
        self.result.loc[rows_cur, 'cols_count'] += 1
        self.result.loc[rows_cur, 'cols'].apply(lambda
                                                                   x:
x.add(i cur))
    def choose rows(self, marks count):
        while True:
            str need = self.result.cols count.idxmin()
            candidates = [list(i) for i in self.candidates if str need
in i]
            if candidates:
                break
            self.result.loc[str need, 'cols count'] = None
        rows = next((i for i in candidates if len(i) >= marks_count),
None)
        if rows is None:
            return max(candidates, key=len)
        random.shuffle(rows)
        rows.remove(str_need)
        rows = [str_need] + rows
        return rows[0:marks count]
```

```
def generate(self):
        for marks_count in range(len(self.vrn)):
            for _ in range(self.vrn[marks_count]):
                if not self.candidates:
                    break
                random.shuffle(self.candidates)
                rows_cur = self._choose_rows(marks_count)
                self._fill_rows(rows_cur)
                if self.col_choice:
                    self._decomposition(rows_cur)
        self._post_process()
        return self.result
gen = TPGeneration(n_cols=100, n_rows=100, vr=[0.0, 0.1, 0.1, 0.1,
0.1, 0.1, 0.1, 0.1, 0.1, 0.1, 0.1]
time start = time.time()
print(gen.generate())
print("time", time.time() - time start)
gen.pretty_df().to_csv('result.csv', header=None, index=False)
```