

1. Введение

ε-алгоритм

ε-алгоритм (эпсилон – алгоритм) был предложен Питером Винном в 1956 году для вычисления преобразования Шенкса, и до сих пор является одним из самых важных алгоритмов ускорения сходимости, используемых в Численном Анализе, Методах решения уравнений, включая дифференциальные и интегральные, а также во многих других сферах.

Ускорение достигается за счет преобразования (трансформации) последовательности. Последовательность $\{S_n\}$, которая расходится или сходится так медленно, что практически не применима, превращается, с помощью функции T , в последовательность $\{T_n\}$, которая сходится быстрее

$$T: \{S_n\} \rightarrow \{T_n\}, n \in N_0$$

Считается, что функция T ускоряет сходимость, если $\{T_n\}$ сходится к S быстрее, чем $\{S_n\}$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{|T_n - S|}{|S_n - S|} = 0$$

Трансформация последовательности позволяет улучшить сходимость и/или значительно уменьшить количество необходимых итераций.

Одним из первых методов ускорения сходимости является алгоритм Δ^2 (Дельта 2), открытый Александром Крейгом Эйткеном в 1926 году. **Метод Эйткена** не является теоретически обоснованным, но при приближенных значениях параметров позволяет увеличить скорость сходимости [1].

Метод Эйткена

Пусть

$$S_n - S \simeq C\lambda^n, C \neq 0, |\lambda| < 1, n \in N_0, \quad (1.1)$$

где C и λ некоторые константы. Тогда:

$$S_{n-1} - S = C\lambda^{n-1}, \quad S_n - S = C\lambda^n, \quad S_{n+1} - S = C\lambda^{n+1}$$

Следовательно,

$$(S_{n+1} - S_n)^2 = C^2 \lambda^{2n} (\lambda - 1)^2, \quad (S_{n+1} - 2S_n + S_{n-1}) = C\lambda^{n-1} (\lambda - 1)^2$$

Откуда получаем:

$$\frac{(S_{n+1} - S_n)^2}{(S_{n+1} - 2S_n + S_{n-1})} = C\lambda^{n+1} = S_{n-1} - S$$

Стало быть:

$$S \simeq S_{n+1} - \frac{(S_{n+1} - S_n)^2}{(S_{n+1} - 2S_n + S_{n-1})}$$

Однако, из – за неточности в качестве следующей итерации мы должны взять значение, близкое к S .

Из этого метода и выводится алгоритм Δ^2 :

$$A_1^{(n)} = S_{n+1} - \frac{(S_{n+1} - S_n)^2}{(S_{n+1} - 2S_n + S_{n-1})}, n \in N_0$$

Обозначим операторы: $\Delta S_n = S_{n+1} - S_n$ и $\Delta^2 S_n = S_{n+1} - 2S_n + S_{n-1}$

Однако если использовать Δ^2 на A_1^n для улучшения точности, то это позволит вывести рекурсивную формулу:

$$A_0^{(n)} = S_n, A_{k+1}^{(n)} = A_k^{(n)} - \frac{(\Delta A_k^{(n)})^2}{\Delta^2 A_k^{(n)}}, k, n \in N_0 \quad (1.2)$$

Благодаря этой формуле, алгоритм можно имплементировать, используя один одномерный массив.

Δ^2 особенно хорошо подходит для последовательностей с линейной сходимостью (отклонение от их предела ведет себя до бесконечности, как геометрическая последовательность).

К сожалению, это численно нестабильный алгоритм: рекомендуется вычислять последовательность S_n , а также $A_k^{(n)}$ с большим количеством значащих цифр. Некоторые записи алгоритма меньше распространяют ошибки округления, например:

$$A_1^{(n)} = S_{n+1} + \frac{1}{\frac{1}{S_{n+2} - S_{n+1}} - \frac{1}{S_{n+1} - S_n}}$$

2. Эпсилон Алгоритм

Обобщением формулы (1.1) является:

$$S_n = S + \sum_{j=0}^{k-1} C_j (\lambda_j)^n, \quad |\lambda_0| > |\lambda_1| > \dots > |\lambda_{k-1}|, \forall i \lambda_i \neq 1, \quad k, n \in \mathbf{N}_0. \quad (2.1)$$

Однако, Δ^2 в обобщенной формуле (1.2) для $k > 1$ точно не дает (2.1). Вместо этого используется Преобразование Шенкса, которое определено следующим отношением определителей Ханкеля:

$$e_k(S_n) = \frac{\begin{vmatrix} S_n & S_{n+1} & \dots & S_{n+k} \\ \Delta S_n & \Delta S_{n+1} & \dots & \Delta S_{n+k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \Delta S_{n+k-1} & \Delta S_{n+k} & \dots & \Delta S_{n+2k-1} \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ \Delta S_n & \Delta S_{n+1} & \dots & \Delta S_{n+k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \Delta S_{n+k-1} & \Delta S_{n+k} & \dots & \Delta S_{n+2k-1} \end{vmatrix}} = \frac{H_{k+1}(S_n)}{H_k(\Delta^2 S_n)}, \quad k, n \in \mathbf{N}_0$$

Где $H_k(u_n)$ обозначает определитель Ханкеля:

$$H_0(u_n) = 1, \quad H_k(u_n) = \begin{vmatrix} u_n & u_{n+1} & \dots & u_{n+k-1} \\ u_{n+1} & u_{n+2} & \dots & u_{n+k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ u_{n+k-1} & u_{n+k} & \dots & u_{n+2k-2} \end{vmatrix}, \quad k, n \in \mathbf{N}_0$$

Оно полностью соответствует (2.1).

Определители Ханкеля в Преобразовании Шенкса могут быть вычислены нелинейной рекурсией:

$$H_0(u_n) = 1, \quad H_1(u_n) = u_n, \quad n \in \mathbf{N}_0 \quad (2.2)$$

$$H_{k+2}(u_n)H_k(u_{n+2}) = H_{k+1}(u_n)H_{k+1}(u_{n+2}) - [H_{k+1}(u_{n+1})]^2 \quad k, n \in \mathbf{N}_0$$

Подробнее о Преобразовании Шенкса можно узнать в файле **Проект_ПОПК.pdf**, а реализация находится в файле **shanks_transformation.h**.

Рекурсивная схема (2.2) довольно сложна, и ε -алгоритм Винна существенно упрощает ее, убирая необходимость в вычислении определителей Ханкеля:

$$\varepsilon_{-1}^{(n)} = 0, \quad \varepsilon_0^{(n)} = S_n, \quad \varepsilon_{k+1}^{(n)} = \varepsilon_{k-1}^{(n+1)} + \left[\varepsilon_k^{(n+1)} - \varepsilon_k^{(n)} \right]^{-1}, \quad k, n \in \mathbf{N}_0 \quad (2.3)$$

ε -алгоритм является обобщением устаревшего алгоритма Δ^2 и был крайне важным шагом в ускорении сходимости. Результатом работы алгоритма будет ε -таблица (эпсилон-таблица), которая в теории бесконечна, но при ограниченном n даст треугольник.

$$\begin{array}{ccccccc}
& & \varepsilon_0^{(0)} = S_0 & & & & \\
\varepsilon_{-1}^{(1)} = 0 & & & \varepsilon_1^{(0)} & & & \\
& \varepsilon_0^{(1)} = S_1 & & \varepsilon_2^{(0)} & & & \\
\varepsilon_{-1}^{(2)} = 0 & & \varepsilon_1^{(1)} & & \varepsilon_3^{(0)} & & \\
& \varepsilon_0^{(2)} = S_2 & & \varepsilon_2^{(1)} & & \varepsilon_4^{(0)} & \\
\varepsilon_{-1}^{(3)} = 0 & & \varepsilon_1^{(2)} & & \varepsilon_3^{(1)} & & \dots \\
& \varepsilon_0^{(3)} = S_3 & & \varepsilon_2^{(2)} & & \varepsilon_4^{(1)} & \\
\varepsilon_{-1}^{(4)} = 0 & & \varepsilon_1^{(3)} & & \varepsilon_3^{(2)} & & \dots \\
& \varepsilon_0^{(4)} = S_4 & & \varepsilon_2^{(3)} & & & \\
\vdots & & \vdots & & \vdots & &
\end{array}$$

Винн доказал, что каждый $2k$ (четный) ряд ε -таблицы эквивалентен k преобразований Шенкса:

$$\varepsilon_{2k}^{(n)} = e_k(S_n), \quad k, n \in N_0$$

Нечетные же значения нужны лишь для промежуточных вычислений и не несут практической ценности:

$$\varepsilon_{2k+1}^{(n)} = 1/e_k(\Delta S_n), \quad k, n \in N_0$$

Из формулы (2.3) очевидно, что ε -алгоритм связывает величины, расположенные в четырех вершинах ромба. И самым эффективным решением будет вычисление диагоналей таблицы, постепенно считая новые значения за счет увеличения n .

ε -алгоритм можно представить в виде двух одномерных массивов. Реализация находится в файле ***epsilon_algorithm.h***. Однако, в книге за авторством Брезински описан вариант реализации через одномерный массив и несколько дополнительных переменных [2].

3. Проблема катастрофического сокращения точности и модификация Винна

Природа проблемы:

Стандарт IEEE754 – широко используемый формат представления чисел с плавающей точкой. Он использует только ограниченное количество битов. Например, представление с двойной точностью использует 64 бита. 1 бит – знак, 11 битов на порядок и 52 бита на мантиссу:

S_0 – знак, $E_1 E_2 \dots E_{11}$ – порядок, $F_{12} F_{13} \dots F_{63}$ – мантисса. [3, стр. 18]

Из-за ограниченного числа битов, для чисел с плавающей точкой имеется фундаментальное ограничение – при операциях с близкими числами возникает катастрофическая потеря значащих разрядов.

Рассмотрим пример: пусть имеются три переменные типа double: x, y, z:

```
double x = 1.0000000000000001; // фактическое значение:  $1 + 5 \cdot 2^{-52}$ 
double y = 1.0000000000000002; // фактическое значение:  $1 + 9 \cdot 2^{-52}$ 
double z = y - x;                // Теоретически:  $1.0 \cdot 10^{-15}$ 
                                // Практически:  $8.88 \cdot 10^{-16}$  (11%
                                ошибка)
```

По логике, z должен быть равен 1.0×10^{-15} , но на практике ответ будет равен 8.88×10^{-16} , что дает 11% относительной ошибки.

В алгоритме проблема катастрофического сокращения особенно критична при вычислении разности $\epsilon_k^{(n+1)} - \epsilon_k^{(n)}$. Когда эти значения очень близки:

1. Результат может стать нулевым, вызывая в конечном итоге деление на ноль,
2. Или слишком маленькое число, которое, при делении на него, приведет к экспоненциальному росту ошибки.

Для решения этой проблемы существуют следующие решения:

Учетверенная точность

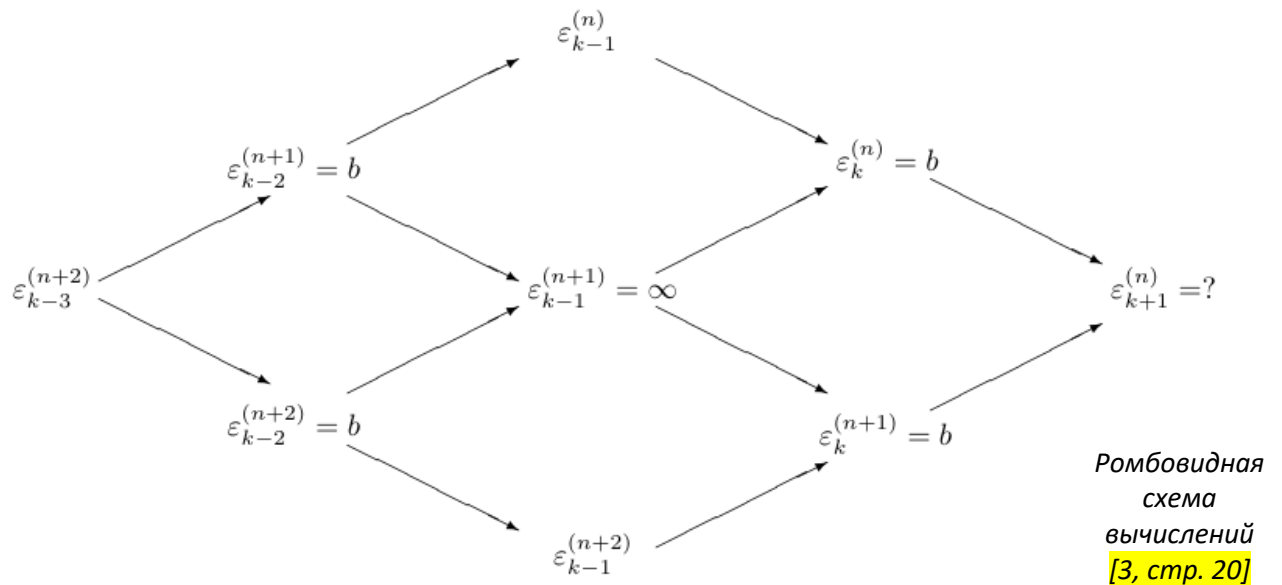
Использование форматов числа четвертой точности 128-битных чисел (float 128/Quad) [3, стр. 19] отодвигает порог возникновения проблемы до $\sim 10^{-34}$, но не устраняет её полностью.

Модификация Винна

Питер Винн предложил специальное правило для случаев, когда $\epsilon_{k-2}^{(n+1)} = \epsilon_{k-2}^{(n+2)} = b$, [3, стр. 20] что вызывает:

- Бесконечность в $\varepsilon_{k-1}^{(n+1)}$,
- Неопределённость в $\varepsilon_{k+1}^{(n)}$

Графическое представление проблемы:



Модифицированная формула:

$$\varepsilon_{k+1}^{(n)} = \frac{a}{\left(1 + \frac{a}{\varepsilon_{k-1}^{(n+1)}}\right)}, \text{ где } a = \frac{\varepsilon_{k-1}^{(n+2)}}{\left(1 - \frac{\varepsilon_{k-1}^{(n+2)}}{\varepsilon_{k-1}^{(n+1)}}\right)} + \frac{\varepsilon_{k-1}^{(n)}}{\left(1 - \frac{\varepsilon_{k-1}^{(n)}}{\varepsilon_{k-1}^{(n+1)}}\right)} - \frac{\varepsilon_{k-3}^{(n+2)}}{\left(1 - \frac{\varepsilon_{k-3}^{(n+2)}}{\varepsilon_{k-1}^{(n+3)}}\right)}, \quad k, n \in N_0 \quad (3.1)$$

[3, стр. 21]

Эта формула позволяет нам проигнорировать $\varepsilon_{k-2}^{(n+1)}$ и $\varepsilon_{k-2}^{(n+2)}$, однако требует хранить в памяти целый набор из 4 переменных: $\varepsilon_{k-1}^{(n+1)}$, $\varepsilon_{k-1}^{(n+2)}$, $\varepsilon_{k-1}^{(n)}$ и $\varepsilon_{k-3}^{(n+2)}$ для получения $\varepsilon_{k+1}^{(n)}$. [3, стр. 21]

Программная реализация этой формулы описана в файле: ***epsilon_algorithm_two.h***. Для хранения столбцов ε -таблицы используется четырехмерный массив, кроме того, что бы избежать возможной ошибки в виде деления на 0, которая все равно может возникнуть при очень большом катастрофическом сокращении, применяем резервное правило (если правило 3.1 не позволило избежать ошибки):

$$\varepsilon_{k+1}^{(n)} = \varepsilon_{k-1}^{(n)}$$

Критерий остановки алгоритма:

Можно использовать и другой метод борьбы с катастрофическим сокращением: создание константы t , которая остановит алгоритм при достижении необходимой абсолютной погрешности.

- Абсолютная погрешность: $\left| \varepsilon_k^{(0)} - S \right| < t$ (если предел S известен),
- Относительная погрешность: $\left| \varepsilon_k^{(0)} - \varepsilon_{k-2}^{(0)} \right| < t$ (если предел неизвестен).

4. Итерационные методы

Скалярный ε -алгоритм позволяет значительно ускорить сходимость численных методов, таких как метод простой итерации и метод Ньютона.

Метод простой итерации (метод неподвижной точки)

Цель задач с фиксированной точкой состоит в том, чтобы найти действительное число $x \in I$ ($I \subset \mathbb{R}$) такое, что для $f : I \rightarrow \mathbb{R}$

$$f(x) = x.$$

Метод решения задачи с фиксированной точкой заключается в построении последовательности, генерируемой S_0 даёт

$$S_{n+1} = f(S_n), \quad \forall n \in \mathbb{N},$$

пока последовательность $(S_n)_n$ не сойдётся. Критерием остановки является $|f(S_n) - S_n| \leq \delta$ с небольшим положительным вещественным числом. Построение итераций с фиксированной точкой имеет то преимущество, что оно простое в реализации. Однако сходимость сгенерированной последовательности к решению не гарантирована (она зависит от некоторых свойств функции f) и часто является линейной с низкой скоростью сходимости. Метод простой, но может расходиться или сходиться медленно (обычно линейная скорость). [3, стр. 21]

Метод Ньютона

Мы используем метод Ньютона, когда хотим найти действительное число $x \in I$ ($I \subset \mathbb{R}$)

такое, что для $f : I \rightarrow \mathbb{R}$

Метод Ньютона — это итерационный метод.

S_0 — задано

$$S_{n+1} = S_n - \frac{f(S_n)}{f'(S_n)}, \quad \forall n \in \mathbb{N},$$

пока последовательность $(S_n)_n$ не сойдётся. Критерием остановки является $|f(S_n)| \leq \delta$, где δ — малое положительное действительное число.

Метод Ньютона обладает квадратичной сходимостью (порядка 2) при определенных допущениях, и это его главное преимущество. Однако для этого требуется производная от функции f .

ε -алгоритм в этом случае не ускоряет сходимость, поскольку метод Ньютона уже сходится быстро. Более того, иногда ε -алгоритм даже ухудшает точность из-за численных ошибок.

Вывод: ε -алгоритм эффективен при применении к медленно сходящимся методам (линейная сходимость), но не обязательно улучшает результат при применении к быстро сходящимся (высокого порядка) методам. [3, стр. 23]

5. Векторный ϵ -алгоритм

Векторная форма ϵ -алгоритма также была изучена П. Винном. Формулировка этого алгоритма основана на выражении (2.3) скалярного ϵ -алгоритма и адаптирована для работы с векторами. Векторная версия ϵ -алгоритма позволяет ускорять сходимость последовательностей векторов, в отличие от скалярного случая. Однако, поскольку операции деления векторов не определены, необходимо изменить формулу. Векторный ϵ -алгоритм, предложенный П. Винном, использует скалярные произведения для замены делений.

Пусть $(S_n)_n$ - векторная последовательность с $S_n \in \mathbb{R}^d$, для $n \in \mathbb{N}$.

$$\epsilon_{-1}^{(n)} = 0 \in \mathbb{R}^d, \quad \epsilon_0^{(n)} = S_n \in \mathbb{R}^d, \quad n = 0, 1 \dots$$

$$\epsilon_{k+1}^{(n)} = \epsilon_{k-1}^{(n+1)} + \left[\epsilon_k^{(n+1)} - \epsilon_k^{(n)} \right]^{-1}, \quad k, n = 0, 1 \dots$$

где для фиксированных значений n и k , $\epsilon_k^{(n)} \in \mathbb{R}^d$

Чтобы применить этот алгоритм, мы должны определить значение, обратное вектору.

$\epsilon_k^{(n+1)} - \epsilon_k^{(n)}$ — это вектор в \mathbb{R}^d . Для этого П. Винн определил обратную величину вектора $\mathbf{v} = (v_i)_{1 \leq i \leq d} \in \mathbb{R}^d$.

$$\mathbf{v}^{-1} = \frac{\mathbf{v}}{(\mathbf{v}; \mathbf{v})}$$

с точечным произведением $(\mathbf{v}; \mathbf{v})$, определяемым

$$(\mathbf{v}; \mathbf{v}) = \sum_{i=1}^d v_i^2 = \|\mathbf{v}\|_2^2$$

Поскольку этот алгоритм основан на формулировке скалярного ϵ -алгоритма, векторный ϵ -алгоритм представлен таким же образом. Действительно, мы можем построить такую же таблицу с двойной записью, где элементы последовательности $(S_n)_n$ расположены во втором столбце. Однако величины $\epsilon_k^{(n)}$ будут векторами. Мы продвигаемся слева направо и сверху вниз по таблице ϵ . Более того, для каждого нового элемента исходной последовательности $(S_n)_n$ мы можем построить восходящую диагональ в таблице ϵ .

Все еще основываясь на результатах скалярного ϵ -алгоритма, только величины с еще более низким индексом могут быть интегрированы в новую последовательность, созданную ϵ -алгоритмом. Мы также можем найти правило пересечения для векторного ϵ -алгоритма, которое является: [3, стр. 26 – 27]

$$\epsilon_{-2}^{(n)} = \infty \quad \epsilon_0^{(n)} = S_n \quad n = 0, 1 \dots$$

$$\frac{\epsilon_{2k+2}^{(n-1)} - \epsilon_{2k}^{(n)}}{\|\epsilon_{2k+2}^{(n-1)} - \epsilon_{2k}^{(n)}\|_2^2} + \frac{\epsilon_{2k+2}^{(n+1)} - \epsilon_{2k}^{(n)}}{\|\epsilon_{2k+2}^{(n+1)} - \epsilon_{2k}^{(n)}\|_2^2} = \frac{\epsilon_{2k}^{(n+1)} - \epsilon_{2k}^{(n)}}{\|\epsilon_{2k}^{(n+1)} - \epsilon_{2k}^{(n)}\|_2^2} + \frac{\epsilon_{2k}^{(n-1)} - \epsilon_{2k}^{(n)}}{\|\epsilon_{2k}^{(n-1)} - \epsilon_{2k}^{(n)}\|_2^2}, \quad n, k = 0, 1 \dots$$

6. Модификации

Итерированный Δ^2 и ε -алгоритм прекрасно подходят для ускорения линейно сходящихся последовательностей, а так же многих расходящихся. Однако, и те и другие не эффективны в случае логарифмической сходимости. Для решения этой проблемы Винн создал ρ – алгоритм (Rho – алгоритм):

$$\begin{aligned} \rho_{-1}^{(n)} &= 0, \quad \rho_0^{(n)} = S_n, \\ \rho_{k+1}^{(n)} &= \rho_{k-1}^{(n+1)} + \frac{k+1}{\rho_k^{(n+1)} - \rho_k^{(n)}}, \quad k, n \in N_0 \end{aligned} \quad (6.1)$$

Алгоритм эффективен для ускорения в случае логарифмической сходимости, но абсолютно не подходит для линейной и, тем более, для расходящихся рядов.

Попыткой получить преимущества обеих версий алгоритмов был Θ -алгоритм (тета – алгоритм), разработанный в 1971 году Брезински [2].

$$\begin{aligned} v_{-1}^{(n)} &= 0, \quad v_0^{(n)} = S_n, \\ v_{2k+1}^{(n)} &= v_{2k-1}^{(n+1)} + \frac{1}{\Delta v_{2k}^{(n)}}, \\ v_{2k+2}^{(n)} &= v_{2k}^{(n+1)} + \frac{[\Delta v_{2k}^{(n+1)}][\Delta v_{2k+1}^{(n+1)}]}{\Delta^2 v_{2k+1}^{(n)}}, \quad k, n \in N_0 \end{aligned}$$

Как и в случае с ε -алгоритмом и ρ – алгоритмом, Θ -алгоритм дает практически применимые значения только в случаях четных $2k + 2$, нечетные значения $2k + 1$ являются лишь вспомогательными данными.

Тета алгоритм оказался удачным экспериментом, и он позволяет получить стабильно хорошие результаты для большого количества различных рядов. Возможны реализации через один трехмерный массив или один двумерный [5].

Алгоритм Левина - основан на нелинейных преобразованиях взвешенных частичных сумм.

Имеет три модификации:

T_{kn} - преобразование — нужен для знакопеременных рядов.

$$T_{kn} = \frac{\sum_{j=0}^k (-1)^j \binom{k}{j} \left(\frac{n+j}{n+k}\right)^{k-1} \frac{A_{n+j}}{R_{n+j}}}{\sum_{j=0}^k (-1)^j \binom{k}{j} \left(\frac{n+j}{n+k}\right)^{k-1} \frac{1}{R_{n+j}}}.$$

U_{kn} - преобразование — для монотонных медленно сходящихся рядов.

$$U_{kn} = \frac{\sum_{j=0}^k (-1)^j \binom{k}{j} \left(\frac{n+j}{n+k}\right)^{k-2} \frac{A_{n+j}}{a_{n+j}}}{\sum_{j=0}^k (-1)^j \binom{k}{j} \left(\frac{n+j}{n+k}\right)^{k-2} \frac{1}{a_{n+j}}}.$$

V_{kn} - преобразование — универсальный вариант.

$$V_{kn} = \frac{\sum_{j=0}^k (-1)^j \binom{k}{j} \left(\frac{n+j}{n+k}\right)^{k-1} \frac{a_{n+j-1} - a_{n+j}}{a_{n+j} a_{n+j+1}} A_{n+j}}{\sum_{j=0}^k (-1)^j \binom{k}{j} \left(\frac{n+j}{n+k}\right)^{k-1} \frac{a_{n+j-1} - a_{n+j}}{a_{n+j} a_{n+j+1}}},$$

Алгоритм Левина не требует четкого разделения на четные/нечетные шаги в отличие от Θ -алгоритма, из-за чего усложняется реализация. К тому же алгоритм Левина благодаря своим модификациям позволяет выбирать тип преобразования под конкретный ряд.

Алгоритм Левина ускоряет сходимость линейно сходящихся рядов с помощью линейных комбинаций частичных сумм, а Алгоритм Левина-Сиди более универсален. Он ускоряет сходимость как линейно сходящихся, так и медленно сходящихся или расходящихся рядов.

Анализируя модификации ε -алгоритма, а так же алгоритм Левина (**см. алгоритм Левина**), Левина - Сиди, Ченг создал эффективный алгоритм, схожий по параметрам даже иногда превосходящий с Θ -алгоритмом [6].

$$T_0^{(n)} = S_n, \quad T_1^{(n)} = (T_0^{(n+1)} - T_0^{(n)}),$$

$$T_2^{(n)} = T_0^{(n+1)} - \frac{[\Delta T_0^{(n)}][\Delta T_0^{(n+1)}][\Delta^2 T_0^{(n+1)}]}{[\Delta T_0^{(n+2)}][\Delta^2 T_0^{(n)}] - [\Delta T_0^{(n)}][\Delta^2 T_0^{(n+1)}]},$$

$$F^{(n)} = \frac{[\Delta^2 T_0^{(n)}][\Delta^2 T_0^{(n+1)}]}{[\Delta T_0^{(n+2)}][\Delta^2 T_0^{(n)}] - [\Delta T_0^{(n)}][\Delta^2 T_0^{(n+1)}]},$$

$$T_{k+1}^{(n)} = T_{k-1}^{(n+1)} + \frac{1 - k + kF^{(n)}}{T_k^{(n+1)} - T_k^{(n)}}, \quad k = 2, 3 \dots, \quad n \in N_0$$

Данный алгоритм можно представить в виде одного двумерного массива и одного одномерного. Реализация находится в файле **chang_whynn_algorithm.h**.

7. Заключение

В качестве вывода можно отметить, что ε -алгоритм представляет собой эффективный способ ускорения сходимости числовых последовательностей, особенно в тех случаях, когда используется метод простой итерации и наблюдается линейная скорость сходимости. Его применение позволяет существенно сократить количество итераций и общее время вычислений при минимальных затратах.

Однако данный метод оказывается малоэффективным для последовательностей с уже высокой скоростью сходимости, например, квадратичной, как в методе Ньютона. Кроме того, логарифмически сходящиеся последовательности также слабо поддаются ускорению с помощью ε -алгоритма.

Таким образом, ε -алгоритм стоит рассматривать как практичный и доступный инструмент для определённого класса задач, в частности — для линейно сходящихся итеративных методов. В более сложных случаях целесообразно исследовать альтернативные подходы, такие как ρ -алгоритм или θ -алгоритм, обладающие иными свойствами и потенциально более высокой эффективностью при работе с «трудными» последовательностями.

8. Литература

- [1] Ионкин Н.: [Лекции по курсу «Численные методы»](#) (2019) 55-56 стр.
- [2] Brezinski, C.: [Algorithmes d'Accel'eration de la Convergence— ' Etude Num ' erique. ' Editions Technip, ' Paris](#) (1978) Chapter 4.3.2
- [3] Clément V.: [Acceleration of convergence for numerical sequences](#) (2023) 18-27 стр.
- [4] Weniger, E.: [Nonlinear sequence transformations for the acceleration of convergence and the summation of divergent series](#) (1989) pp. 279–281
- [5] Xiang-Ke C.: [Construction of new generalizations of Wynn's epsilon and rho algorithm by solving finite difference equations in the transformation order](#) (2019) 25 стр.
- [] Steele J.: [SOME RESULTS CONCERNING THE FUNDAMENTAL NATURE OF WYNN'S VECTOR EPSILON ALGORITHM](#) (2002) 21-23 стр.