**1. Описание исследуемой системы**

Система представляет из себя N частиц в 3D-пространстве, с потенциалом взаимодействия:

(1)

Здесь α и β – размерные константы, характеризующие параметры системы.

С помощью несложных преобразований можно перейти к новым, безразмерным переменным:

<описать процесс обезразмеривания>:

(1\*)

Первая сумма соответствует внешнему полю с параболическим потенциалом, «прижимающему» частицы к центру; вторая сумма – отталкивание между частицами порядка .

В присутствии только второй суммы частицы, очевидно, просто разлетелись бы. При наличии внешнего, сдерживающего потенциала (первая сумма в (1\*)), частицы образуют некоторое устойчивое образование конечных размеров (кластер).

В первой сумме суммирование производится по индексу k, и в сумме всего N членов. Во второй сумме суммирование производится по всем различным парам (i,k), где индексы суммируют одинаковые частицы, т.е. (i,k) == (k,i). Каждый индекс также пробегает значения от 1 до N, и всего в сумме N\*(N-1)/2 слагаемых. Двойка нужна для того, чтобы не посчитать кажду пару два раза, т.к. в простой сумме с N\*(N-1) слагаемых каждая пара посчитана дважды (например, пара (3,2) и (2,3)). Для исключения недоразумений вторую сумму в (1\*) можно также записать как:

**2. Исследовательский шаг №1. Поиск минимумов потенциальной энергии.**

Поиск минимума в выражении (1\*) сам по себе даёт уже неплохие представления о структуре системы.

Мы собираемся, для начала, ввести компьютерное описание для системы; затем найти минимумы функции (1\*) методом градиентного спуска.

**Компьютерное описание системы.**

На данном этапе будем описывать систему с помощью 3N переменных конечной точности. <указать точность здесь>: N троек координат x, y, z.

Тогда:

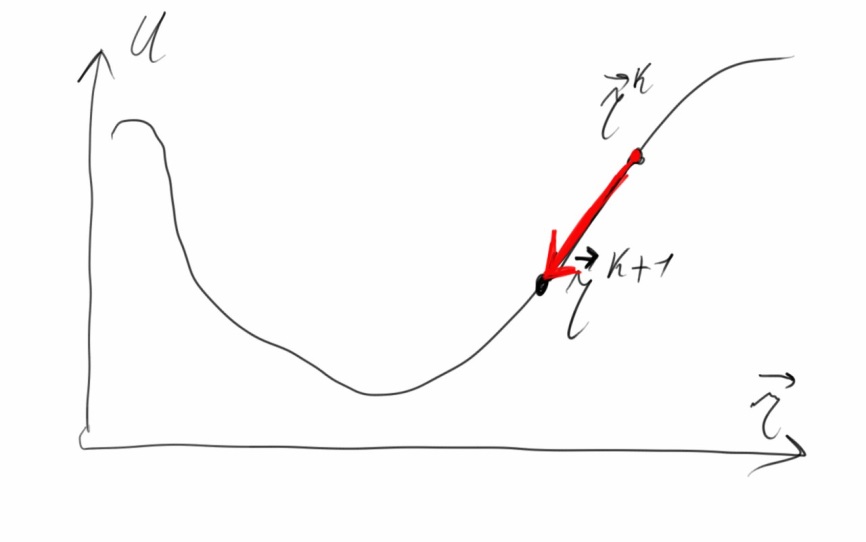
- длина радиус-вектора частицы;

– расстояние между i-й и k-й частицей.

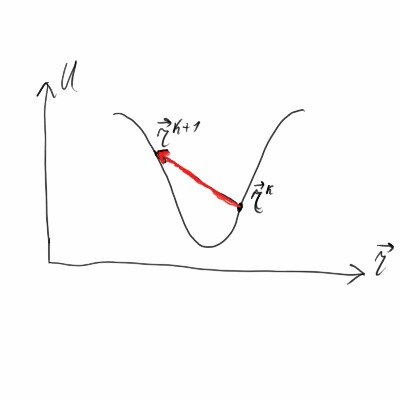
**Метод градиентного спуска** коротко можно описать так: вначале задаётся (произвольное) начальное значение всех переменных; затем запускается итерационный процесс, на каждом шаге которого переменным присваивается новое значение:

Здесь , а верхние индексы нумеруют номер итерации в итерационном процессе. λ – константа, которая характеризует «скорость спуска», и может, в общем случае, зависеть как от номера k итерации, так и от номера частицы\переменной, т.е. λ может быть векторной величиной размерности 3N.

Очевидно, что при таком процессе указывает в сторону минимума функции U:



При слишком больших λ возможны, однако, и такие ситуации:



Т.е. направление движения итерационного процесса правильное, но слишком большая амплитуда, в результате градиентный спуск «перескакивает» через положение минимума, и приводит только к увеличению потенциальной энергии. Поскольку нельзя заранее знать характер самой функции U, понятие «малости» параметра λ тоже неопределено, поэтому заранее знать, какой параметр выбрать, нельзя.

Это является **первой сложностью** расчёта минимума потенциальной энергии. Существуют разные способы преодоления этой сложности: выбор λ в качестве вектора, динамическое изменение параметра λ с каждой операцией, метод «наискорейшего спуска», при котором параметр λ подбирается таким, чтобы изменение потенциальной энергии за итерацию было наибольшим (и отрицательным!).

В нашей работе используется следующий способ: до вычисления k+1’го шага итерации мы уменьшаем параметр λ (деля его на всё большее число), пока полученная после итерации потенциальная энергия не станет меньше исходной. Таким образом, наш метод градиентного спуска **всегда** приводит к уменьшению потенциальной энергии (или, точнее, к её неувеличению).

Остаются следующие проблемы:

1. Для некоторых значений количества частиц N исходные данные для градиентного спуска приводят к колебанию системы между двумя симметричными состояниями с одинаковыми значениями потенциальной энергии (Возможно, программный баг)
2. Таким способом можно найти только **локальный минимум** потенциальной энергии.

Проблема 2 является фундаментальной проблемой для любого вычислительного алгоритма. Мне не известно алгоритмов, которые могли бы с уверенностью опеределить, является ли данный минимум абсолютным или всего лишь одним из локальных минимумов. В дальнейшем планируется дополнительно проверить полученные результаты на «абсолютность». Алгоритм этому я пока ещё не придумал.

Известны случаи, когда для похожих систем (нанокластеры в двухмерном пространстве с отталкиванием 1-го и 3-го порядка) для некоторых значений N «симметричные» картины для потенциальных минимумов соответствовали не самому маленькому локальному минимуму. Самый маленький же (из известных) обладал несколько меньшей симметрией. Таким образом, опираясь лишь на «красивость» получаемых результатов, нельзя судить об абсолютности данного минимума. <Здесь нужно вставить ссылку на соотв. работу Лозовика>

Программная часть

Все вычисления я производил на платформе R.

Ниже будут приведены описания основных функций (вместе с, собственно, кодом) и процесса получения результатов.

1. **Функция init()**

init<-function(N){##initializes matrix 3 times N with correct rownames and random values

r<-rbind(rnorm(N),rnorm(N),rnorm(N))

rownames(r)<-(c("x","y","z"))

r

}

Функция init() принимает в качестве аргумента только целое число N – количество частиц.

Функция генерирует рандомный массив из 3N чисел и возвращает их в виде матрицы 3\*N.

r<-rbind(rnorm(N),rnorm(N),rnorm(N)): команда rbind связывает несколько векторов в матрицу путём склеивания по горизонтали, и записывает в переменную r.

rnorm(N) – возвращает вектор из N (псевдо-)рандомных чисел. Вставить описание процесса получения случайных чисел.

rownames(r)<-(c("x","y","z")): сугубо косметическая правка. Добавляет имена к строкам матрицы r.