Информационные процессы, Том 21, № 3, 2021, стр. 137–148

Итерационный метод демодуляции Massive MIMO при негауссовской аппроксимации

М.Г. Бакулин, В.Б. Крейнделин, Д.Ю. Панкратов, А.Г. Степанова

Московский технический университет связи и информатики, Москва, Россия
m.g.bakulin@gmail.com, vitkrend@gmail.com, dpankr@mail.ru, a210104@mail.ru
Поступила в редколлегию 19.07.2021

Аннотация—В настоящее время весьма остро стоит проблема синтеза алгоритмов демодуляции с хорошими характеристиками помехоустойчивости и приемлемой вычислительной сложностью. Предлагается применение негауссовой аппроксимации априорного распределения оцениваемых параметров для демодуляции в системах Massive MIMO с применением метода Ньютона. Задача демодуляции представлена в виде задачи решения системы нелинейных уравнений. Проведено исследование нового алгоритма в условиях различного числа антенн и разного порядка модуляции QAM. Приведены результаты нового алгоритма демодуляции на основе метода Ньютона, а также сделано сравнение с известным алгоритмом MMSE, методом Монте-Карло и K-best, которые подтверждают эффективность предложенного подхода негауссовой аппроксимации для демодуляции в системах Massive MIMO.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: 6G, Алгоритмы демодуляции, MIMO, Massive MIMO, негауссовская аппроксимация, метод Ньютона, многопользовательская демодуляция, неортогональный доступ, итерационный метод демодуляции.

DOI: 10.53921/18195822_2021_21_3_137

1. ВВЕДЕНИЕ

Технология Massive MIMO является ключевой в системах беспроводной связи следующего поколения (например, 6G) [1], [2], [3], и то, как эффективно и точно передаваемый сигнал будет детектирован, имеет жизненно важное значение. Существует множество алгоритмов для реализации демодуляции сигналов в системах MIMO. Как правило, эти алгоритмы можно разделить на линейные и нелинейные. Несмотря на то, что первые менее точны, в некоторых случаях они по-прежнему являются практическими методами демодуляции сигналов для систем MIMO из-за их низкой сложности [4]. Для демодуляции сигналов в системах Massive MIMO и в других современных многопользовательских системах, например, системах неортогонального доступа, широко применяются линейные алгоритмы демодуляции, основанные на методе MMSE благодаря его приемлемой вычислительной сложности [5]. Как было показано, алгоритм MMSE вытекает из гауссовской аппроксимации априорного распределения информационных символов, при этом не учитывается информация об их дискретном характере и характеристики демодуляции далеки от потенциальных. Наиболее эффективно такая информация учитывается в демодуляторе, оптимальном по критерию максимального правдоподобия, однако этот алгоритм требует перебора всех комбинаций информационных символов и практически нереализуем [6], [7], [8]. В алгоритме K-best не требуется полного перебора, однако, и он оказывается слишком сложным для систем MIMO с большим числом антенн и высокой кратностью модуляции [9]. В предыдущих работах в этом направлении [10], [11] был предложен новый теоретический подход к решению задач MIMO-детектирования и многопользовательской демодуляции и его теоретическое обоснование, приведены результаты моделирования методом Монте-Карло, а также сравнение с известными алгоритмами демодуляции для систем MIMO. Таким образом, задача разработки не только простых, но и более эффективных алгоритмов детектирования сигналов в системах с большим числом антенн является весьма актуальной [12]. В данной работе предлагается новый итерационный алгоритм для демодуляции сигналов Massive MIMO, основанный на негауссовской аппроксимации априорного распределения информационных символов. Благодаря предлагаемому подходу, более точно учитывается априорная информация о распределении информационных символов (виде модуляции), при этом не требуется перебор комбинаций информационных символов (например, как в оптимальном алгоритме максимального правдоподобия или алгоритме K-best). Для оценки качества работы предлагаемого алгоритма были получены характеристики помехоустойчивости нового и известных алгоритмов демодуляции для систем MIMO с большим числом антенн с разным видом модуляции.

2. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ И МОДЕЛЬ СИСТЕМЫ

В системах Massive MIMO одновременно передаются и принимаются большое количество сигналов для разных абонентов с помощью большого числа антенн, что требует применения высокоэффективных алгоритмов обработки сигналов, обладающих приемлемой вычислительной сложностью [1], [4], [13], [14]. Задача демодуляции состоит в том, чтобы по полученным наблюдениям оценить информационные параметры с учетом доступных апостериорных и априорных сведений о принимаемых сигналах [3], [15], [16]. Будем рассматривать систему Massive MIMO, в которой имеется M передающих антенн и N приемных антенн. Модель сигнала, который поступает на вход демодулятора в такой системе, имеет следующий вид [3]:

$$\dot{\mathbf{y}} = \dot{\mathbf{H}}\dot{\mathbf{x}} + \dot{\eta}, \tag{1}$$

где $\dot{\mathbf{y}}$ – комплексный вектор принимаемых сигналов размерности $N \times 1$ с элементами $\dot{y}_n = y_{n,r} + jy_{n,i}$, $n = 1, ..., N$; $\dot{\mathbf{H}}$ – комплексная матрица радиоканала MIMO размерности $N \times M$; $\dot{\mathbf{x}} \triangleq [\dot{x}_1 \dot{x}_2 \ldots \dot{x}_M]^T$ – вектор переданных комплексных информационных символов размерности $M \times 1$ с компонентами $\dot{x}_m = x_{m,r} + jx_{m,i}$, $m = 1, ..., M$; $\dot{\eta}$ – комплексный гауссовский случайный вектор шума размерности $N \times 1$ с нулевым математическим ожиданием и корреляционной матрицей $\mathbf{R}_\eta = D_\eta \mathbf{I}_N$, $D_\eta = 2\sigma_\eta^2 = E\left\{\eta_n \eta_n^*\right\}$ – дисперсия комплексного отсчёта шума наблюдения, $n = 1, ..., N$, $\mathbf{I}_N$ – единичная матрица размера $N \times N$. При этом элементы $\dot{h}_{ij}$ матрицы $\dot{\mathbf{H}}$ радиоканала MIMO являются комплексными гауссовскими случайными величинами и представляют собой комплексные коэффициенты передачи от j-й передающей антенны к i-й приемной антенне. Выражение (1) также может описывать модель наблюдения в многопользовательской системе, в том числе с неортогональными сигналами [3], [14], [4]. В этом случае коэффициенты $\dot{h}_{ij}$ являются отсчётами кодовых последовательностей. Комплексное выражение (1) можно записать в действительном виде, используя преобразования, аналогичные описанным в [17], [18], [19]:

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{x} + \eta, \tag{2}$$

где $\mathbf{H}$ – матрица радиоканала MIMO размерности $2N \times 2M$ с действительными коэффициентами, η – вектор действительных гауссовских случайных величин размерности $2N \times 1$ с нулевым математическим ожиданием и корреляционной матрицей $\mathbf{R}_\eta = \sigma_\eta^2 \mathbf{I}_{2N}, \mathbf{x} \triangleq [x_1 x_2 \ldots x_{2M}]^T$ – вектор размерности $2M \times 1$ оцениваемых действительных квадратурных составляющих вектора $\dot{\mathbf{x}}$ модели (1), модулированных с помощью символов квадратурной амплитудной модуляции

(QAM) [20], [21]. Приведем пример перехода от комплексных векторов и матриц для случая $N = M = 3$:

$$\begin{bmatrix} y_{1,r} \\ y_{1,i} \\ y_{2,r} \\ y_{2,i} \\ y_{3,r} \\ y_{3,i} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{11,r} & -h_{11,i} & h_{12,r} & -h_{12,i} & h_{13,r} & -h_{13,i} \\ h_{11,i} & h_{11,r} & h_{12,i} & h_{12,r} & h_{13,i} & h_{13,r} \\ h_{21,r} & -h_{21,i} & h_{22,r} & -h_{22,i} & h_{23,r} & -h_{23,i} \\ h_{21,i} & h_{21,r} & h_{22,i} & h_{22,r} & h_{23,i} & h_{23,r} \\ h_{31,r} & -h_{31,i} & h_{32,r} & -h_{32,i} & h_{33,r} & -h_{33,i} \\ h_{31,i} & h_{31,r} & h_{32,i} & h_{32,r} & h_{33,i} & h_{33,r} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_{1,r} \\ x_{1,i} \\ x_{2,r} \\ x_{2,i} \\ x_{3,r} \\ x_{3,i} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \eta_{1,r} \\ \eta_{1,i} \\ \eta_{2,r} \\ \eta_{2,i} \\ \eta_{3,r} \\ \eta_{3,i} \end{bmatrix}, \tag{3}$$

где индекс r означает действительную часть, а индекс i означает мнимую часть соответствующего комплексного элемента, например, $y_{1,r}$ – действительная часть, $y_{1,i}$ – мнимая часть элемента $\dot{y}_1$ вектора $\dot{\mathbf{y}}$ модели (1).

3. ВЫЧИСЛЕНИЯ ОЦЕНОК MMSE ИЛИ MAP С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕГАУССОВСКОЙ АППРОКСИМАЦИИ ИТЕРАЦИОННЫМ МЕТОДОМ

На практике для количественной оценки меры различия между истинным значением вектора $\mathbf{x}$ и его оценкой $\hat{\mathbf{x}}$ используют квадратичную функцию потерь [15], [16], которая определяется выражением:

$$\|\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}\|^2_{\mathbf{V}} = (\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}})' \, \mathbf{V} \, (\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}), \tag{4}$$

где $\mathbf{V}$ – матрица весовых коэффициентов. При использовании такой функции потерь оценка, минимизирующая средний риск, является оценкой, оптимальной по критерию минимума среднеквадратической ошибки, и совпадает с апостериорным средним, которое представляет собой центр тяжести апостериорной плотности $p_{ps}(\mathbf{x}\,|\mathbf{y})$ [17], [22], [23]. По формуле Байеса запишем:

$$p_{ps}(\mathbf{x}\,|\mathbf{y}) = \frac{L(\mathbf{y}\,|\mathbf{x})\, p_{pr}(\mathbf{x})}{\int_{\Omega_{\mathbf{x}}} L(\mathbf{y}\,|\mathbf{x})\, p_{pr}(\mathbf{x})\, d\mathbf{x}}, \tag{5}$$

где $L(\mathbf{y}\,|\mathbf{x})$ – функция правдоподобия, которая для рассматриваемой модели (2) описывается гауссовской плотностью:

$$L(\mathbf{y}\,|\mathbf{x}) = \frac{1}{\left(2\pi\sigma^2_\eta\right)^N} exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2_\eta}(\mathbf{y} - \mathbf{Hx})^T (\mathbf{y} - \mathbf{Hx})\right). \tag{6}$$

Однако при гауссовской аппроксимации не полностью учитывается истинный характер априорного распределения. Пусть вектор $\mathbf{x}$ имеет негауссовское априорное распределение с независимыми компонентами:

$$p_{pr}(\mathbf{x}) = \prod_{m=1}^{2M} p_{pr}(x_m). \tag{7}$$

Будем находить оценку MAP (Maximum A posteriori Probability – максимум апостериорной вероятности), удовлетворяющую следующему условию:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_{MAP} &= \arg\max\left(L(\mathbf{y}\,|\mathbf{x})\, p_{pr}(\mathbf{x})\right) =, \\ &= \arg\max\left(log(L(\mathbf{y}\,|\mathbf{x})) + log(p_{pr}(\mathbf{x}))\right). \end{aligned} \tag{8}$$

С учетом (6) и (7) получим условие для оценок MAP:

$$-\frac{1}{\sigma^2_\eta}\mathbf{H^T H}\hat{\mathbf{x}}_{MAP} + \frac{1}{\sigma^2_\eta}\mathbf{H^T y} + \frac{\mathbf{d}}{\mathbf{d\hat{x}_{MAP}}}\left(\sum_{m=1}^{2M} log(p_{pr}(\hat{x}_{MAP,m}))\right) = 0. \tag{9}$$

Для описания априорного распределения квадратурных составляющих QAM символа с мощностью квадратурной составляющей, равной 0.5, и нулевым средним значением можно использовать равномерное априорное распределение $p_{pr}(x) = \frac{1}{2a}$, на интервале $x \in [-a; a]$, где $a = \sqrt{\frac{3}{2}}$. Равномерное распределение достаточно хорошо может аппроксимировать распределение дискретной случайной величины, особенно, при высоком порядке QAM модуляции [24]. Однако, использовать его для оптимизации и решения уравнения (9) не очень удобно из-за его не дифференцируемости. Поэтому лучше использовать другие аппроксимации. Для выполнения условия дифференцируемости в качестве аппроксимации равномерного распределения с любой точностью приближения [18], [25], [26], предлагается использовать следующую функцию:

$$p_{pr}(x) = \frac{ie^{-\frac{x^{2i}}{(2d^2)^i}}}{\sqrt{2}d\Gamma\left(\frac{1}{2i}\right)}, \tag{10}$$

где i и d – параметры распределения. Математическое ожидание этого распределения $E\{x\}=0$, а дисперсия определяется следующим выражением:

$$E\{x^2\} = \left(\sqrt{2}d\right)^2 \frac{\Gamma\left(\frac{3}{2i}\right)}{\Gamma\left(\frac{1}{2i}\right)}. \tag{11}$$

Подставляя (10) в (9), получим следующую систему нелинейных уравнений:

$$-\frac{1}{\sigma_\eta^2}\mathbf{H}^T\mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}_{MAP} + \frac{1}{\sigma_\eta^2}\mathbf{H}^\mathbf{T}\mathbf{y} - \frac{2i}{(2d^2)^i}\left[\hat{\mathbf{x}}_{MAP}\right]^{2i-1} = 0, \tag{12}$$

где оператор $[\mathbf{a}]^k$ обозначает поэлементное возведение в степень k каждого элемента вектора $\mathbf{a}$. Получается, что для поиска оценки MAP вектора $\mathbf{x}$ необходимо решить систему нелинейных уравнений, например, с помощью итерационного метода [27], [28], [29]. Систему нелинейных уравнений (12) предлагается решать с помощью известного итерационного метода Ньютона (метод касательных) [27]. Как известно, решение системы уравнений $\mathbf{f}(\mathbf{x}) = 0$ можно найти с использованием метода последовательных приближений. Предположим, что найдено p-е приближение $\mathbf{x}^{(p)} = (x_1^{(p)}, x_2^{(p)}, ..., x_n^{(p)})$, тогда точный корень уравнения можно представить в виде:

$$\mathbf{x} = \mathbf{x}^{(p)} + \varepsilon^{(p)}, \tag{13}$$

где $\varepsilon^{(p)}$ – погрешность нахождения корня. Введем матрицу Якоби

$$\mathbf{W}(\mathbf{x}) = \begin{pmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \cdots & \frac{\partial f_1}{\partial x_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_n}{\partial x_1} & \cdots & \frac{\partial f_n}{\partial x_n} \end{pmatrix}. \tag{14}$$

Если определитель этой матрицы не равен нулю ($det\mathbf{W}(\mathbf{x}) \neq 0$), то поправка $\varepsilon^{(p)}$ будет выражаться следующим образом:

$$\varepsilon^{(p)} = -\mathbf{W}^{-1}(\mathbf{x}^{(p)})\mathbf{f}(\mathbf{x}^{(p)}), \tag{15}$$

где $\mathbf{W}^{-1}(\mathbf{x}^{(p)})$ – матрица, обратная матрице Якоби (14). Таким образом, с учетом (13), (14) и (15), последовательные приближения находятся по формуле:

$$\mathbf{x}^{(p+1)} = \mathbf{x}^{(p)} - \mathbf{W}^{-1}(\mathbf{x}^{(p)})\mathbf{f}(\mathbf{x}^{(p)}), p = 0, 1, 2, \ldots. \tag{16}$$

За нулевое приближение $\mathbf{x}^{(0)}$ можно взять грубое приближенное значение искомого корня, например, априорное математическое ожидание. Применим эту теорию (формулу (16)) для решения системы нелинейных уравнений демодуляции:

$$\begin{cases} f_1(\hat{x}_1, \ldots, \hat{x}_{2M}) = 0 \\ \ldots \\ f_{2M}(\hat{x}_1, \ldots, \hat{x}_{2M}) = 0. \end{cases} \tag{17}$$

Запишем уравнение (12) в удобном виде с учетом (17). Для этого введем обозначение вектор-функции:

$$\begin{gathered} \mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}}_{MAP}) \triangleq \mathbf{A} + \mathbf{B}\hat{\mathbf{x}}_{MAP} + C\left[\hat{\mathbf{x}}_{MAP}\right]^{2i-1}, \\ \mathbf{A} = \frac{1}{\sigma_\eta^2}\mathbf{H^T y}, \mathbf{B} = -\frac{1}{\sigma_\eta^2}\mathbf{H^T H}, C = -\frac{2i}{(2d^2)^i}, \end{gathered} \tag{18}$$

$$\begin{cases} f_1(\hat{x}_1, \ldots, \hat{x}_{2M}) = A_1 + B_{1,1}\hat{x}_1 + \cdots + B_{1,2M}\hat{x}_{2M} + C\hat{x}_1^{2i-1} \\ \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \\ f_{2M}(\hat{x}_1, \ldots, \hat{x}_{2M}) = A_{2M} + B_{2M,1}\hat{x}_1 + \cdots + B_{2M,2M}\hat{x}_{2M} + C\hat{x}_{2M}^{2i-1}. \end{cases} \tag{19}$$

Далее запишем итерационное уравнение

$$\mathbf{f}\left(\hat{\mathbf{x}}_{MAP}\right) \approx \mathbf{f}\left(\hat{\mathbf{x}}_{MAP}^{(p-1)}\right) + \mathbf{W}\left(\hat{\mathbf{x}}_{MAP}^{(p-1)}\right)\left(\hat{\mathbf{x}}_{MAP} - \hat{\mathbf{x}}_{MAP}^{(p-1)}\right) = \mathbf{0}$$

или

$$\hat{\mathbf{x}}_{MAP}^{(p)} = \hat{\mathbf{x}}_{MAP}^{(p-1)} - \left(\mathbf{W}\left(\hat{\mathbf{x}}_{MAP}^{(p-1)}\right)\right)^{-1}\mathbf{f}\left(\hat{\mathbf{x}}_{MAP}^{(p-1)}\right), \tag{20}$$

где

$$\mathbf{W}\left(\hat{\mathbf{x}}\right) \triangleq \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1(\mathbf{x})}{\partial x_1} & \frac{\partial f_1(\mathbf{x})}{\partial x_2} & \cdots & \frac{\partial f_1(\mathbf{x})}{\partial x_{2M}} \\ \frac{\partial f_2(\mathbf{x})}{\partial x_1} & \frac{\partial f_2(\mathbf{x})}{\partial x_2} & \cdots & \frac{\partial f_2(\mathbf{x})}{\partial x_{2M}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_{2M}(\mathbf{x})}{\partial x_1} & \frac{\partial f_{2M}(\mathbf{x})}{\partial x_2} & \cdots & \frac{\partial f_{2M}(\mathbf{x})}{\partial x_{2M}} \end{bmatrix} \tag{21}$$

матрица Якоби размером $(2M \times 2M)$ Используя обозначения (18), мы можем записать выражение для матрицы Якоби в следующем виде:

$$\mathbf{W}(\hat{\mathbf{x}}_{MAP}^{(p-1)}) = \mathbf{B} + C \cdot (2i-1) \cdot diag\left(\begin{bmatrix} \hat{x}_1^{(p-1)} \\ \vdots \\ \hat{x}_{2M}^{(p-1)} \end{bmatrix}^{(2i-2)}\right), \tag{22}$$

где $diag(\mathbf{a})$ – диагональная матрица, элементы на главной диагонали которой являются элементами вектора $\mathbf{a}$. На первой итерации уравнения (20) при начальном значении $\hat{\mathbf{x}}_{MAP}^{(0)} = \mathbf{0}$, равном нулевому математическому ожиданию априорного распределения, получаем уравнение вида:

$$\begin{aligned} &\hat{\mathbf{x}}_{MAP}^{(1)} = \hat{\mathbf{x}}_{MAP}^{(0)} - \left(\mathbf{W}\left(\hat{\mathbf{x}}_{MAP}^{(0)}\right)\right)^{-1}\mathbf{f}\left(\hat{\mathbf{x}}_{MAP}^{(0)}\right), \\ &\mathbf{W}\left(\mathbf{0}\right) = \mathbf{B}, \\ &\mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}}_{MAP}^{(0)}) = \mathbf{A} + \mathbf{B}\hat{\mathbf{x}}_{MAP}^{(0} + C\left[\hat{\mathbf{x}}_{MAP}^{(0)}\right]^{2i-1}, \\ &\mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}}_{MAP}^{(0)}) = \mathbf{A}, \\ &\hat{\mathbf{x}}_{MAP}^{(1)} = -\mathbf{B}^{-1} \cdot \mathbf{A}. \end{aligned} \tag{23}$$

С учетом введенных выше обозначений (18) имеем:

$$\begin{aligned}\mathbf{W}(\mathbf{0}) &= -\frac{1}{\sigma_\eta^2}\mathbf{H}^\mathbf{T}\mathbf{H},\\ \mathbf{f}(\mathbf{0}) &= \frac{1}{\sigma_\eta^2}\mathbf{H}^\mathbf{T}\mathbf{y}.\end{aligned} \tag{24}$$

и в результате получаем оценку ZF (Zero Forcing – декорреляция) [29], [30], т.е.

$$\hat{\mathbf{x}}_{MAP}^{(1)} = \hat{\mathbf{x}}_{ZF} = \left(\mathbf{H}^T\mathbf{H}\right)^{-1}\mathbf{H}\mathbf{y}. \tag{25}$$

Таким образом, применяя негауссовскую аппроксимацию априорного распределения и итерационный метод на основе метода Ньютона при нелинейном детектировании на первой итерации, мы получаем оценку, совпадающую с методом Zero Forcing. Увеличение числа итераций улучшит характеристики алгоритма демодуляции, что будет показано далее с помощью статистического моделирования. Также будет показано, что при увеличении числа антенн и увеличении порядка модуляции эффективность предложенного алгоритма только увеличивается, даже при малом значении порядка аппроксимации $i = 2$.

4. РЕЗУЛЬТАТЫ СТАТИСТИЧЕСКОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ АЛГОРИТМОВ НЕЛИНЕЙНОЙ ДЕМОДУЛЯЦИИ

Было проведено моделирование предлагаемого и других нелинейных алгоритмов демодуляции для системы Massive MIMO. При этом были получены зависимости коэффициента битовых ошибок (BER) и коэффициента ошибочных кадров (FER) от отношения сигнал/шум в дБ с учетом и без учета помехоустойчивого кодирования. Для получения характеристик помехоустойчивости алгоритма демодуляции, основанного на методе Ньютона, приведенных на Рис. 1, 2, 3, использовались следующие условия проведения вычислительного эксперимента:

- MIMO с конфигурацией антенн 64×64 в режиме пространственного мультиплексирования (Spatial Multiplexing);
- релеевские некоррелированные замирания в радиоканале MIMO;
- модуляция 16QAM; 256QAM;
- в качестве помехоустойчивого кодирования использовалось турбокодирование со скоростью 1/2; длина кадра составляет 576 битов;
- для обработки на приемной стороне использовались демодулятор QAM и турбо-декодер, применяемые в системе LTE-Advanced [31].

На графиках введены следующие обозначения: MMSE – алгоритм демодуляции, оптимальный по критерию минимума среднеквадратической ошибки [30], Newton – алгоритм демодуляции, осуществляющий решение нелинейного уравнения (12) с использованием нелинейного итерационного метода Ньютона [27].

Таким образом, как видно из графиков Рис. 2, в результате применения негауссовской аппроксимации и метода Ньютона получен выигрыш порядка 2 дБ FER на уровне 0.01, по сравнению с алгоритмом MMSE при использовании QAM16. На Рис. 2 приведены графики помехоустойчивости FER системы с использованием модуляции QAM256, и можем наблюдать выигрыш уже в 8 дБ при FER на уровне 0,01. На Рис. 4. представлены результаты исследования влияния числа итераций на характеристики помехоустойчивости системы Massive MIMO. На рисунке введены обозначения:

- MMSE – алгоритм демодуляции, оптимальный по критерию минимума среднеквадратической ошибки [30],

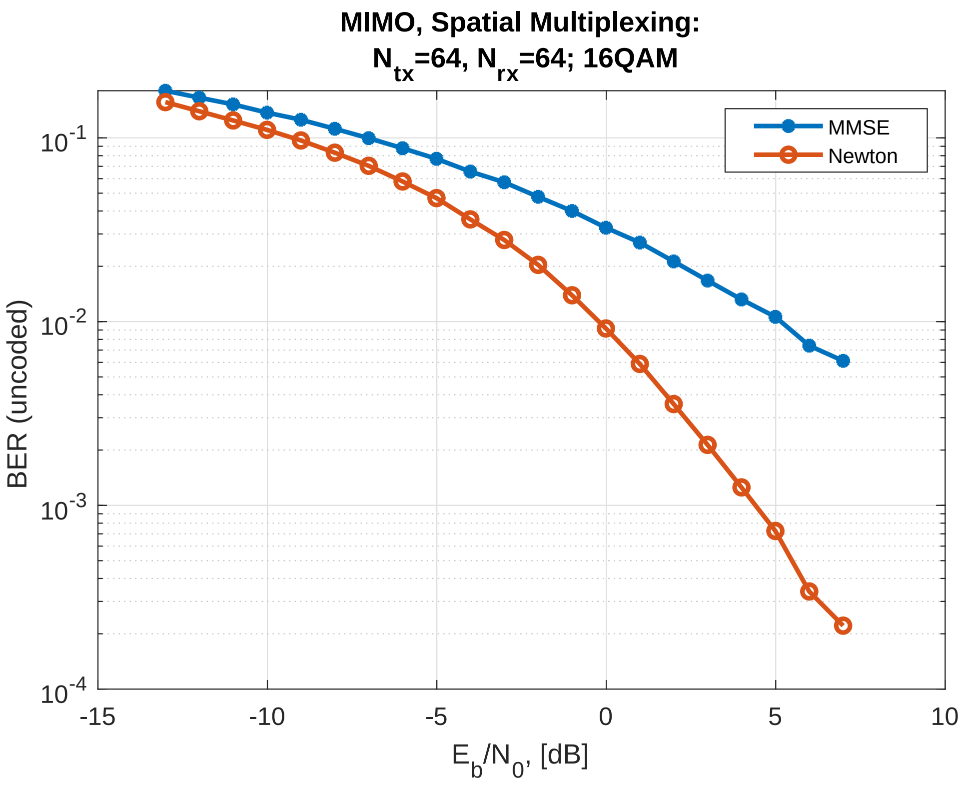

Рис. 1. График помехоустойчивости алгоритмов демодуляции без помехоустойчивого кодирования и модуляцией 16QAM.

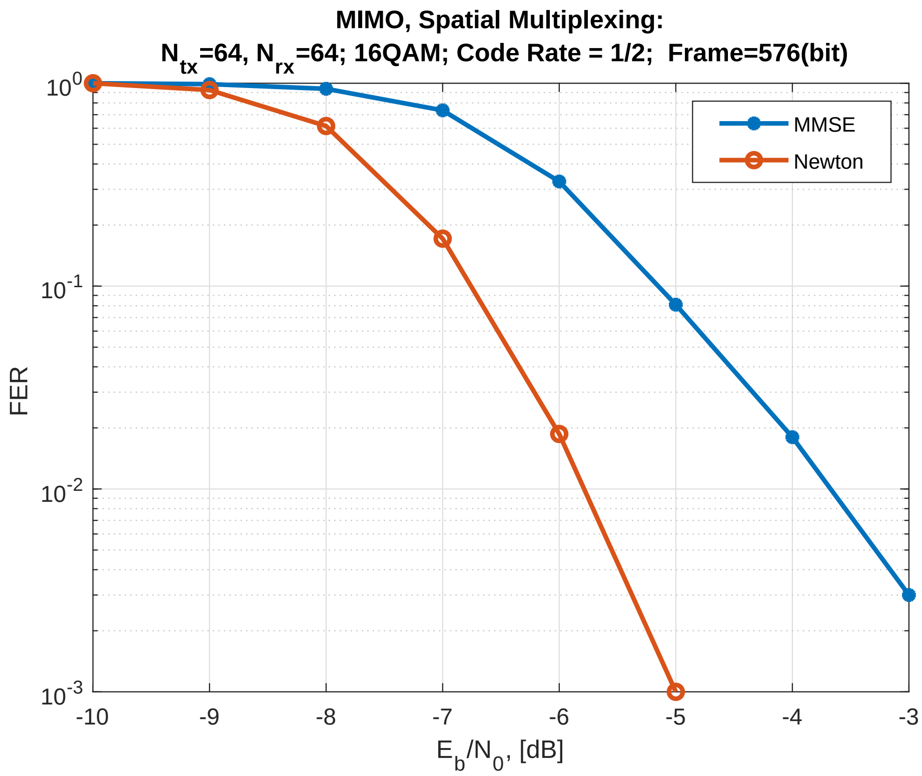

Рис. 2. График помехоустойчивости алгоритмов демодуляции с помехоустойчивым кодированием и модуляцией 16QAM.

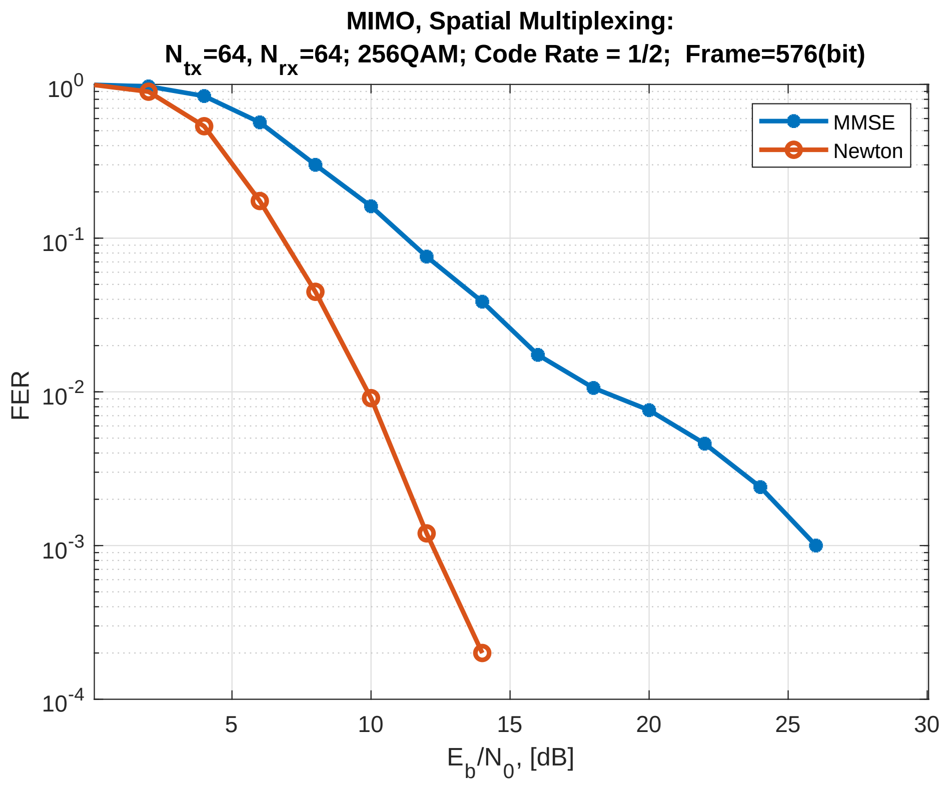

Рис. 3. График помехоустойчивости алгоритмов демодуляции с помехоустойчивым кодированием и модуляцией 256QAM.

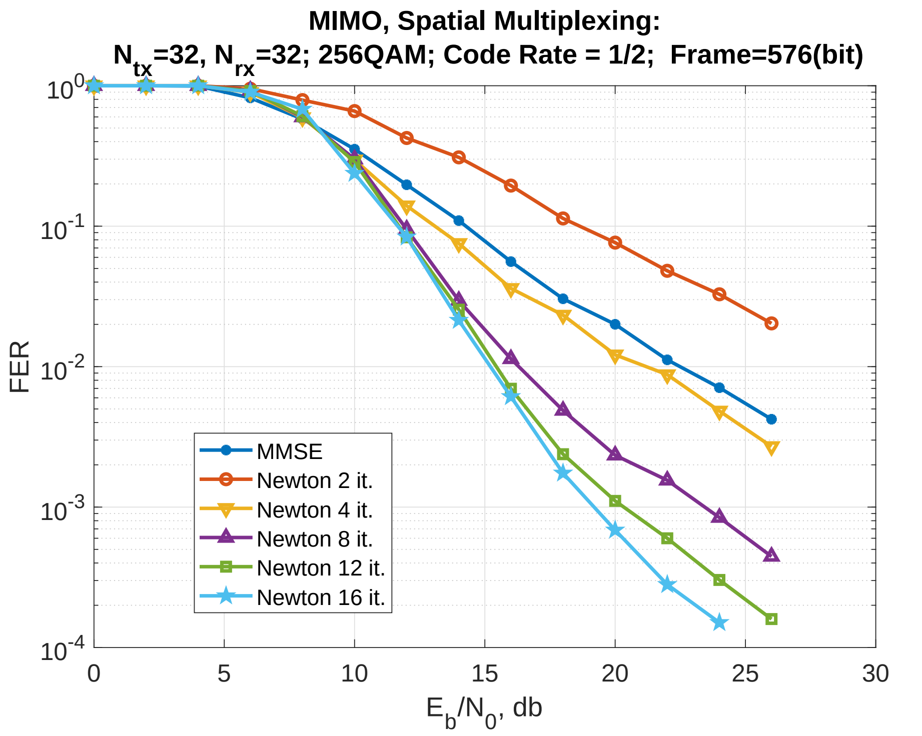

Рис. 4. График помехоустойчивости алгоритмов MMSE и метода Ньютона с различным числом итераций.

– Newton 2 (4,8,12,16) it. – алгоритм демодуляции, осуществляющий решение нелинейного уравнения (12) с использованием нелинейного итерационного метода Ньютона [27] с числом итераций 2, 4, 8, 12, 16, соответственно.

Условия моделирования следующие:

– система MIMO с конфигурацией антенн 32×32 в режиме пространственного мультиплексирования (Spatial Multiplexing);
– релеевские некоррелированные замирания в радиоканале MIMO;
– модуляция 256QAM;
– в качестве помехоустойчивого кодирования использовалось турбокодирование со скоростью 1/2; длина кадра составляет 576 битов;
– для обработки на приемной стороне использовались демодулятор QAM и турбо-декодер, применяемые в системе LTE-Advanced [31].

Как видно из Рис. 4, увеличение числа итераций влечет за собой улучшение характеристик помехоустойчивости и при 12 итерациях достигается выигрыш в 7 дБ при вероятности ошибочных кадров FER=0,01. В завершении моделирования сравним предложенный подход демодуляции, основанный на методе Ньютона, с порядком аппроксимации $i = 2$, с результатами решения нелинейного уравнения (12) с помощью метода Монте-Карло [32], [33], а также с результатами моделирования алгоритма демодуляции K-best [7] и алгоритма по методу среднеквадратической ошибки MMSE. На Рис. 5 кривые этих алгоритмов обозначены: Newton, MonteCarlo $i = 2$, K-best$(K = 256)$, MMSE, соответственно.

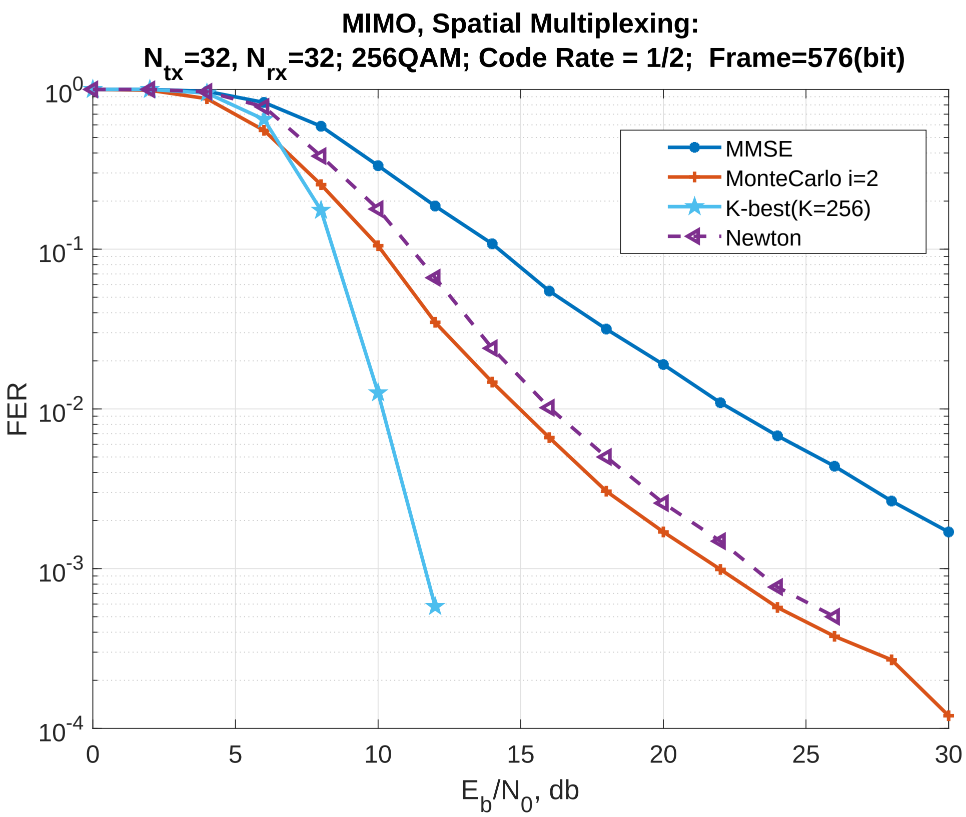

Рис. 5. График помехоустойчивости разных алгоритмов демодуляции с помехоустойчивым кодированием (характеристики FER).

Результаты моделирования представлены на Рис. 5. Условия моделирования следующие:

– система MIMO с конфигурацией антенн 32×32 в режиме пространственного мультиплексирования (Spatial Multiplexing);
– релеевские некоррелированные замирания в радиоканале MIMO;
– модуляция 256QAM;
– в качестве помехоустойчивого кодирования использовалось турбокодирование со скоростью 1/2; длина кадра составляет 576 битов;
– Порядок аппроксимации априорного распределения $i = 2$;
– Число перебираемых комбинаций в алгоритме K-best определяется параметрами $K = 256$.

По результатам моделирования можно сделать вывод о том, что выигрыш предлагаемого алгоритма (Newton при порядке аппроксимации в (12) $i = 2$ и 12 итерациях для случая 32 антенн) составляет около 7 дБ при $FER = 0.01$ по сравнению с алгоритмом MMSE, и незначительно уступает потенциальным характеристикам, полученным с помощью метода Монте-Карло для такого же значения параметра аппроксимации $i = 2$. Однако, он уступает характеристикам алгоритма K-best порядка 7 дБ, что говорит о потенциально возможном повышении эффективности демодуляции.

ВЫВОДЫ

В результате применения негауссовской аппроксимации априорного распределения информационных символов в задаче демодуляции для систем MIMO возможно получение существенного выигрыша в помехоустойчивости по сравнению с алгоритмом MMSE. При этом задача демодуляции сводится к решению системы нелинейных уравнений – решение можно искать с помощью итерационных методов. При использовании нелинейного метода Ньютона выигрыш составляет от 2 дБ до 8 дБ ($FER = 0,01$) по сравнению с алгоритмом MMSE в зависимости от кратности модуляции и числа антенн в системе. Экспериментально было доказано, что для более сложных конфигураций систем Massive MIMO с увеличением порядка QAM предложенный алгоритм с использованием негауссовской аппроксимации и метода Ньютона становится более эффективным, причем, порядок аппроксимации использовался малый ($i = 2$). Таким образом, найден подход, позволяющий приблизиться к потенциальным характеристикам демодуляции в системе MIMO без перебора комбинаций информационных символов, как в алгоритме K-Best (перебор имеет слишком высокую вычислительную сложность). Предлагаемый подход может использоваться в системах 5G и последующих поколений для многопользовательского приема сигналов абонентов [34].

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Holma, H., Toskala, A., Nakamura T. 5G Technology: 3GPP New Radio, John Wiley & Sons, 2020.
2. Боккуцци Д. Обработка сигналов для беспроводной связи. М.: Техносфера. 2012.
3. Бакулин М.Г., Варукина Л.А., Крейнделин В.Б. Технология MIMO: принципы и алгоритмы. – М.: Горячая линия-Телеком, 2014.
4. Bai L., Choi J. Low Complexity MIMO Detection. N.Y.: Springer, 2012.
5. 3GPP TR 38.812 V16.0.0 (2018-12), Technical Report, 3rd Generation Partnership Project; Technical Specification Group Radio Access Network; Study on Non-Orthogonal Multiple Access (NOMA) for NR (Release 16), 2018.
6. A. Chaaire, O. Chakkor and F. Aytouna, "A Performance Study of Principals MIMO Signal Detection Algorithms,"2020 IEEE 2nd International Conference on Electronics, Control, Optimization and Computer Science (ICECOCS), 2020, pp. 1-6, https://doi.org/10.1109/ICECOCS50124.2020.9314397

7. M. Bakulin, V. Kreyndelin, A. Rog, D. Petrov, S. Melnik, "MMSE Based K-best Algorithm for Efficient MIMO Detection". 9th International Congress on Ultra Modern Telecommunications and Control Systems and Workshops (ICUMT), Munich, Germany, 4-6 November, 2017.

8. Boudaoud A., El Haroussi M., Abdelmounim E. (2020) Turbo Decoder Based on DSC Codes for Multiple-Antenna Systems. In: Belkasmi M., Ben-Othman J., Li C., Essaaidi M. (eds) Advanced Communication Systems and Information Security. ACOSIS 2019. Communications in Computer and Information Science, vol 1264. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-61143-9_10

9. 3GPP, TS38.211, Physical channels and modulation (Release 16)

10. М.Г. Бакулин, В.Б. Крейнделин, Д.Ю. Панкратов, А.Г. Степанова. Новый подход к задачам MIMO-детектирования и многопользовательской демодуляции. Информационные процессы, Том 21, № 2, 2021, стр. 93?107

11. M. G. Bakulin, V. B. Kreindelin, D. Y. Pankratov and A. G. Stepanova, "Applying a New Approximation to Demodulation in Massive MIMO Systems"2021 Wave Electronics and its Application in Information and Telecommunication Systems (WECONF), 2021, pp. 1-6

12. Бакулин М.Г., Бен Р.Т.Б.К., Крейнделин В.Б., Смирнов А.Э. Снижение вычислительной сложности детектирования сигнала в системах MIMO // Электросвязь. 2021. № 3. С. 22-27

13. D. Pankratov and A. Stepanova, "Linear and Nonlinear Chebyshev Iterative Demodulation Algorithms for MIMO Systems with Large Number of Antennas,"2019 24th Conference of Open Innovations Association (FRUCT), Moscow, Russia, 2019, pp. 307-312.

14. Kreindelin, V.B., Pankratov, D.Yu., Shloma, A.M. Radioelectronics and Communications Systems. Vol. 48 No. 1, 2005, pp. 6-9.

15. Э. Сейдж, Дж. Мелс, Теория оценивания и ее применение в связи и управлении. Пер. с англ. под ред. проф. Б.Р. Левина, М.: Связь, 1976.

16. Тихонов В.И., Харисов В.Н. Статистический анализ и синтез радиотехнических устройств и систем. М.: Радио и связь, 1991.

17. Перов А.И. Статистическая теория радиотехнических систем. Учеб. пособие для вузов. – М.: Радиотехника, 2003.

18. Ивченко Г.И., Медведев Ю.И. Математическая статистика: Учебное пособие для втузов. М.: Высш. шк., 1984.

19. М. Г. Бакулин, В. Б. Крейнделин, В. А. Григорьев, В. О. Аксенов, А. С. Щесняк. Байесовское оценивание с последовательным отказом и учетом априорных знаний // Радиотехника и Электроника, №3, том. 65, 2020, стр. 257-266.

20. Прокис Д. Цифровая связь. М.: Радио и связь, 2000.

21. Bakulin M.G., Vityazev V.V., Shumov A.P., Kreyndelin V.B., Effective signal detection for the spatial multiplexing MIMO systems. Telecommunications and Radio Engineering. 2018. T. 77. No 13. pp. 1141-1158.

22. Левин Б.Р. Теория случайных процессов и ее применение в радиотехнике.–2-е изд., перераб. и доп.– М.: Советское радио, 1960.

23. Тихонов В.И. Статистическая радиотехника.–2-е изд., перераб. и доп.– М.: Радио и связь, 1982.

24. Крейнделин В.Б. Новые методы обработки сигналов в системах беспроводной связи. – СПб.: Линк, 2009.-272с.

25. Кульбак С. Теория информации и статистика. Перевод с англ. Д. И. Гордеева и А. В. Прохорова. Под ред. и с предисл. акад. А. Н. Колмогорова. – М: Наука, 1967.

26. Прудников А. П., Брычков Ю. А., Маричев О. И. Интегралы и ряды. Элементарные функции. М.:Наука. Главная редакция физико-математической литературы, 1981.

27. Самарский А.А. Теория разностных схем. М.: Наука, 1977.

28. Kreyndelin, V.B., Pankratov D.Yu., Stepanova, A.G. Chebyshev type nonlinear iterative de-modulation algorithm for MIMO systems with large number of antennas. Telecommunications and Radio Engineering, 2020, 79(13), pp. 1109-1119.

29. Тыртышников Е.Е. Матричный анализ и линейная алгебра. М.: Физматлит, 2007.

30. Бакулин М.Г., Крейнделин В.Б., Панкратов Д.Ю. Технологии в системах радиосвязи на пути к 5G. – М.: Горячая линия – Телеком, 2018, 280 с.

31. 3GPP TS 36.211 V15.10.0 (2020-06) 3rd Generation Partnership Project; Technical Specification Group Radio Access Network; Evolved Universal Terrestrial Radio Access (E-UTRA); Physical channels and modulation (Release 15), 2020.

32. Соболь И. М. Метод Монте-Карло. М.: Наука, 1968.

33. Fishman, G. S. Monte Carlo: Concepts, Algorithms, and Applications. New York: Springer, 1995.

34. Manish Mandloi, Devendra Gurjar, Prabina Pattanayak, Ha Nguyen. 5G and Beyond Wireless Systems. PHY Layer Perspective. Singapore: Springer, 2021, 425 p.

Iterative Massive MIMO Demodulation Method with Non-Gaussian Approximation

M.G. Bakulin, V.B. Kreyndelin, D.Yu. Pankratov, A.G. Stepanova

Nowadays, the problem of synthesizing demodulation algorithms with good noise immunity and acceptable computational complexity is a particularly pressing issue. The application of a non-Gaussian approximation of the a priori distribution of the estimated parameters for demodulation in Massive MIMO systems using Newton's method is proposed. The demodulation problem is presented in the form of a problem of solving a system of nonlinear equations. A study of the new algorithm was conducted under the conditions of a different number of antennas and different orders of QAM modulation. The results of modeling a new demodulation algorithm using Newton's method are presented, as well as a comparison with the well-known MMSE algorithm, Monte Carlo and K-best methods, which confirm the effectiveness of the proposed approach of non-Gaussian approximation for demodulation in Massive MIMO systems.

KEYWORDS: 6G, Demodulation algorithms, MIMO, Massive MIMO, Non-Gaussian approximation, Newton's method, multi-user demodulation, non-orthogonal multiple access, iterative demodulation method