

---

---

# ТЕОРЕТИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ, РАЗРАБОТКА И ПРИМЕНЕНИЕ МАТЕМАТИЧЕСКИХ МОДЕЛЕЙ, АЛГОРИТМОВ, ПРОГРАММ ДЛЯ ЭВМ

УДК 519.676

## ДВУХЭТАПНОЕ ДЕТЕКТИРОВАНИЕ В МІМО СЕТЯХ НА БАЗЕ СОВМЕШНОГО ИСПОЛЬЗОВАНИЯ АЛГОРИТМА МОНТЕ-КАРЛО С ЦЕПЯМИ МАРКОВА И СФЕРИЧЕСКОГО ДЕТЕКТОРА

*Статья поступила в редакцию 09.06.2014, в окончательном варианте 07.07.2014.*

**Земцов Дмитрий Владимирович**, аспирант, Пензенский государственный университет, 440026, Российская Федерация, г. Пенза, ул. Красная, 40, e-mail: mesc@live.ru

**Савельев Борис Александрович**, доктор технических наук, профессор, Пензенский государственный университет, 440026, Российская Федерация, г. Пенза, ул. Красная, 40, e-mail: sba@pnzgu.ru

В статье рассматривается решение проблем обеспечения высокой достоверности передачи данных по беспроводным каналам в многоантенных (МІМО) системах и понижения вычислительной сложности решаемых задач путем использования двухэтапного МІМО детектора на основе алгоритмов Монте-Карло с цепями Маркова и сферического детектирования. Описаны подходы к решению задачи и принципы работы рассматриваемого алгоритма. Предложены методы понижения вычислительной сложности алгоритма за счет применения жесткого варианта реализации сферического детектора. Также продемонстрирована возможность устранения проблем, свойственных алгоритму Монте-Карло при увеличении отношения сигнал – шум, путем инициирования цепи Маркова результатами сферического детектирования. Результаты исследования разработанных программных моделей показывают энергетический выигрыш двухэтапного детектора по отношению к отдельно используемому сферическому детектору. Сравнение оценок количеств затрачиваемых алгоритмами операций свидетельствует о более низкой вычислительной сложности двухэтапного детектора по сравнению с мягким сферическим.

**Ключевые слова:** многоантенная (МІМО) система, детектирование, методы Монте-Карло с цепями Маркова, сэмплирование по Гиббсу, сферическое детектирование, вероятность ошибки на бит (BER), отношение сигнал – шум (SNR), вычислительная сложность алгоритма

## A TWO-STEP MIMO DETECTION BASED ON MARKOV CHAIN MONTE CARLO TECHNIQUES AND SPHERE DETECTOR

**Zemtsov Dmitriy V.**, postgraduate student, Penza State University, 40 Krasnaya St., Penza, 440026, Russian Federation, e-mail: mesc@live.ru

**Savelev Boris A.**, D.Sc. (Engineering), Professor, Penza State University, 40 Krasnaya St., Penza, 440026, Russian Federation, e-mail: sba@pnzgu.ru

The article deals with the problem of ensuring high reliability of data transmission over wireless channels in multi-antenna (MIMO) systems and reducing the computational complexity of the task being solved by using a two-step MIMO detector based on Markov Chain Monte Carlo (MCMC) techniques and sphere detection. The methods and principles of the proposed algorithm are described. The authors suggest methods used for reducing computational complexity of the algorithm by using the hard decision sphere de-

tector. Also the article demonstrates the possibility of avoiding the stalling problem encountered in MCMC algorithm at high SNRs, through the initiation of a Markov chain by a sphere detection results. Developed software models show that the BER performance of a two-step detector is better as compared with the soft decision sphere detector. Calculation of number of operations spent by algorithms indicates a lower computational complexity of a two-step detector compared to soft sphere detector.

**Keywords:** multi-antenna (MIMO) system, detection, Markov Chain Monte Carlo (MCMC) techniques, Gibbs sampling, sphere detection, bit error rate (BER), signal to noise ratio (SNR), computational complexity

**Введение.** В беспроводных системах связи четвертого поколения широкое применение получил метод передачи информации с использованием нескольких передающих и нескольких приемных антенн (MIMO – multiple input multiple output). Например, в беспроводных стандартах IEEE 802.11n, IEEE 802.16d и IEEE 802.16m используются такие технологии MIMO, как пространственно-временное блочное кодирование и пространственное мультиплексирование [1]. Основное преимущество такого подхода заключается в увеличении пропускной способности беспроводного канала прямо пропорционально числу используемых антенн (передающих, если их число меньше, или принимающих в противном случае).

«Расплатой» за это является высокая интерференция между символами, передаваемыми с различных антенн. Поэтому в приемнике MIMO системы необходимо применять алгоритмы детектирования (обнаружения сигнала), способные верно выделять переданные сигналы из принятых на каждой из антенн последовательностей. На практике именно детектор часто становится «узким местом» MIMO системы, определяя скорость передачи и точность обработки принятых данных. Следовательно, поиск лучших алгоритмов детектирования – одно из важнейших направлений исследований, которые могут повысить скорость передачи данных по беспроводным каналам.

Среди известных алгоритмов наиболее достоверные результаты дает алгоритм детектирования по максимуму правдоподобия (ML – maximum likelihood) [8]. Однако его применение затрудняется из-за алгоритмической сложности, экспоненциально зависящей от числа передающих антенн. Существенно уступают ML-алгоритму детекторы, использующие алгоритмы обнуления и минимального среднеквадратического отклонения [3]. Известен также алгоритм сферического детектирования (SD – sphere detecting) и несколько его вариаций, основанных на поиске по дереву в ширину и в глубину [6]. Однако приближаться к точности ML-алгоритма данный алгоритм может лишь при высоком отношении сигнал-шум (SNR – signal-to-noise ratio, отношение мощности полезного сигнала к мощности шума в канале связи) или при экспоненциальной сложности вычислений. Однако в последнем случае утрачивается весь смысл применения сферического детектирования, так как этот алгоритм будет производить поиск решения среди всего множества вероятных последовательностей так же, как и ML-алгоритм.

Одним из предложенных позднее альтернативных способов детектирования в MIMO системах является использование статистических методов Монте-Карло с цепями Маркова (MCMC – Markov Chain Monte Carlo) [5]. Такая технология позволяет снизить сложность детектора, по крайней мере, до полиномиальной. Использование MCMC детектора является перспективным методом, так как обеспечивает относительно низкую вероятность ошибки при небольших SNR и небольшом количестве антенн. Основной недостаток MCMC – медленный рост точности детектирования с увеличением SNR. В зарубежной литературе это явление известно как «проблема останова» (stalling problem) [5]. Она особенно заметна при большом числе антенн или размере сигнального созвездия (полного множества модулированных сигналов).

Для ее решения предлагались разные подходы к реализации алгоритма МСМС. Среди них, например, использование дополнительных перемешивающих коэффициентов для цепи Маркова [7]. Такие усовершенствования делают МСМС детектор одним из наиболее перспективных методов в отношении достоверности получаемых результатов и алгоритмической сложности.

Целью данной статьи было обоснование целесообразности использования модели двухэтапного ММО детектора на основе совместного применения алгоритмов сферического детектирования и методов Монте-Карло. Жесткий, т.е. представляющий принятую последовательность сигналов целыми числами, сферический детектор с фиксированным малым радиусом поиска выделяет начальный вектор, ближайший к последовательности принятых сигналов. Затем этот вектор используется в блоке МСМС для поиска других векторов-альтернатив. Невысокая вычислительная сложность гибридного детектора достигается за счет малого радиуса поиска сферического детектора, жесткой реализации его алгоритма и снижения числа итераций алгоритма МСМС.

**Структура ММО системы.** Рассмотрим ММО систему с  $N_t$  передающими и  $N_r$  принимающими антеннами (рис. 1). При этом  $N_t \leq N_r$ . Это обязательное условие для верного детектирования сигнала при использовании пространственного мультиплексирования.

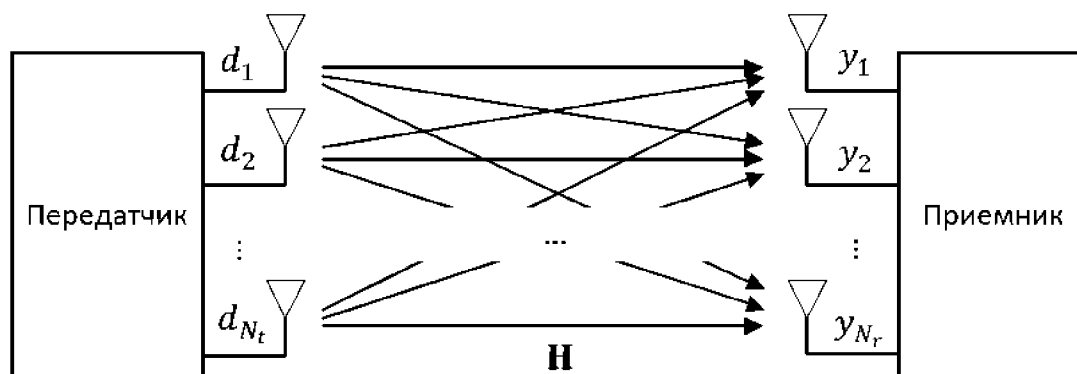


Рис. 1. Передача данных через беспроводной ММО канал

Пусть  $\mathbf{d}$  – вектор переданных информационных символов размерности  $N_t$ ;  $\mathbf{b}$  – соответствующий ему вектор битов размерности  $M = M_c N_t$ , где  $M_c$  – длина символа в битах.  $\mathbf{H}$  – матрица замираний (мультипликативных помех, воздействующих на сигнал) в беспроводном канале такая, что  $h_{i,j}$  описывает отклик канала передачи от  $j$ -ой передающей антенны к  $i$ -ой принимающей. Пусть  $\mathbf{y}$  – принятый вектор сигналов размерности  $N_r$ ,  $\mathbf{n}$  – вектор аддитивного белого гауссовского шума (АБГШ) размерности  $N_r$ . Элементы матрицы  $\mathbf{H}$  и вектора  $\mathbf{n}$  формируются нормальным распределением с нулевым средним и единичной дисперсией. Вектор  $\mathbf{y}$  может быть выражен следующим образом:

$$\mathbf{y} = \sqrt{\rho / N_t} \mathbf{H} \mathbf{d} + \mathbf{n}, \quad (1)$$

где  $\rho$  – отношение сигнал – шум на принимающих антеннах.

Необходимо при известных  $\mathbf{y}$  и  $\mathbf{H}$  получить максимально достоверную оценку переданного вектора  $\mathbf{d}$ . Решение по алгоритму ML записывается следующим выражением:

$$\hat{\mathbf{d}}_{\text{ML}} = \arg \min_{\mathbf{d} \in S} \left\| \mathbf{y} - \sqrt{\rho / N_t} \mathbf{H} \mathbf{d} \right\|^2, \quad (2)$$

где  $S$  – множество всех возможных переданных векторов;  $\|\cdot\|$  – норма вектора.

Рис. 2 иллюстрирует схему итеративной обработки информации в MIMO приемнике.

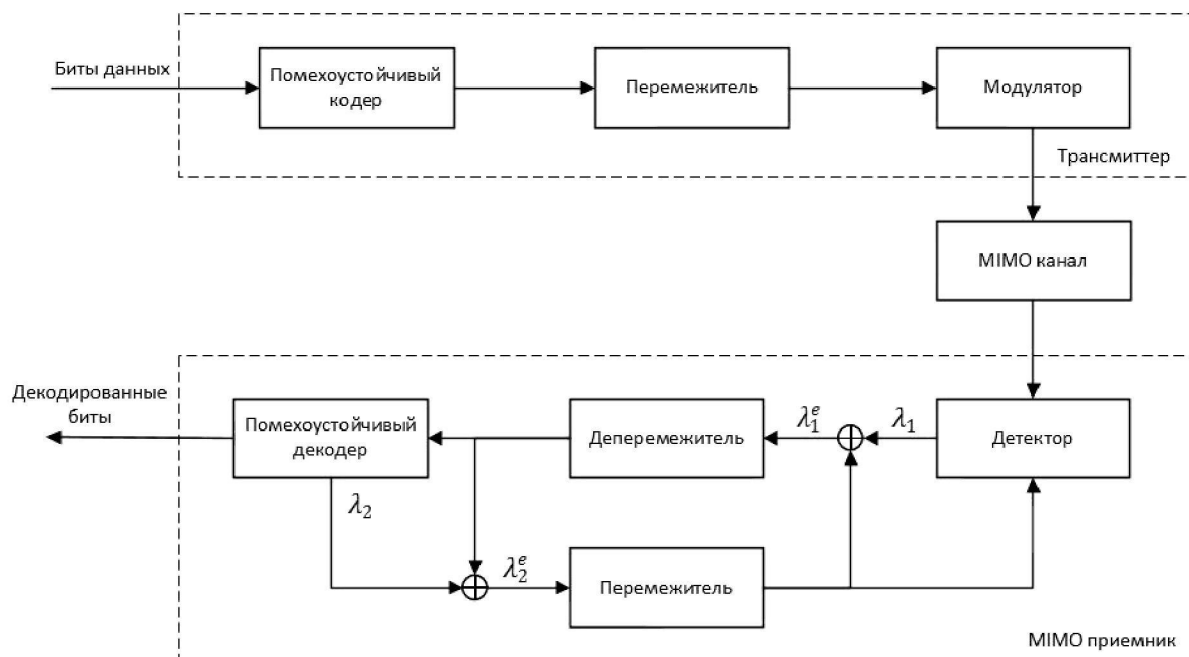


Рис. 2. Структура обработки сигналов в MIMO системе

Входными данными детектора являются принятая  $N_r$  антеннами последовательность сигналов  $\mathbf{y}$  и мягкая априорная информация от помехоустойчивого декодера, рассчитанная на предыдущей итерации декодером последовательность, выраженная действительными числами, точные значения которых содержат дополнительную информацию о достоверности принятого решения. Детектор вычисляет апостериорные вероятности переданных битов  $b_1, \dots, b_M$ . Из этих вероятностей вычитается априорная информация и после деперемеживания, обратного перемежению на передатчике, полученные последовательности направляются к помехоустойчивому декодеру. Результаты декодирования определяют обновленную априорную внешнюю информацию для детектора на следующей итерации.

Пусть  $\lambda_1(b_k)$  обозначает логарифмическую вероятность значения бита  $b_k$  на выходе детектора,  $\lambda_2(b_k)$  – логарифмическую вероятность значения бита  $b_k$  на выходе помехоустойчивого декодера.  $\lambda_1^e(b_k)$  и  $\lambda_2^e(b_k)$  обозначают внешнюю информацию, соответствующую  $\lambda_1(b_k)$  и  $\lambda_2(b_k)$ , т.е. получаются путем вычитания из  $\lambda_1(b_k)$  и  $\lambda_2(b_k)$  априорной информации. Для символов со всех передающих антенн определим вектор внешней

информации с выхода декодера (априорной информации для детектора)  $\lambda_2^e = [\lambda_2^e(b_1), \dots, \lambda_2^e(b_M)]$ . При известных  $\mathbf{y}$  и  $\lambda_2^e$  логарифмическое отношение правдоподобия (LLR – log-likelihood ratio) на выходе детектора записывается следующим образом:

$$\lambda_1(b_k) = \ln(P(b_k = +1 | \mathbf{y}, \lambda_2^e) / P(b_k = -1 | \mathbf{y}, \lambda_2^e)). \quad (3)$$

Числитель и знаменатель в этом выражении могут быть записаны так:

$$P(b_k = +1 | \mathbf{y}, \lambda_2^e) = \sum_{\mathbf{b} \in S^+} \exp\left(-\|\mathbf{y} - \sqrt{\rho/N_t} \mathbf{H} \mathbf{d}\|^2 + (\lambda_2^e \mathbf{b})/2\right), \quad (4)$$

$$P(b_k = -1 | \mathbf{y}, \lambda_2^e) = \sum_{\mathbf{b} \in S^-} \exp\left(-\|\mathbf{y} - \sqrt{\rho/N_t} \mathbf{H} \mathbf{d}\|^2 + (\lambda_2^e \mathbf{b})/2\right). \quad (5)$$

Здесь  $S^+$  и  $S^-$  обозначают наборы векторов символов, для которых бит  $b_k$  принимает значения  $+1$  и  $-1$ , соответственно.

LLR на выходе декодера выражается следующим образом:

$$\lambda_2(b_k) = \ln(P(b_k = +1 | \lambda_1^e) / P(b_k = -1 | \lambda_1^e)). \quad (6)$$

Проблема алгоритма ML заключается в том, что решение детектор принимает, рассматривая множество  $S$  всех возможных переданных векторов. Например, при четырех передающих антеннах и 16-QAM (шестнадцатикратной квадратурной амплитудной) модуляции длина последовательности  $\mathbf{b}$  равна  $4 \times 4 = 16$  бит. Поэтому число всех возможных векторов равно 65536. Очевидна экспоненциальная зависимость количества вычислений от числа передающих антенн. Чтобы это продемонстрировать, рассмотрим выражения (4) и (5).

С ростом числа передающих антенн число комбинаций в  $S^+$  и  $S^-$  экспоненциально увеличивается. Следовательно, увеличивается и число слагаемых в этих выражениях, а значит и количество вычислительных операций алгоритма детектирования. Таким образом, выражения (4) и (5) определяют ограничения на число передающих антенн в соответствии с приемлемой в той или иной ситуации вычислительной сложностью.

**Детектирование на основе методов Монте-Карло.** Суть использования методов МСМС при ММО детектировании заключается в формировании подмножества наиболее вероятных переданных векторов символов. В таком случае поиск аппроксимированного решения детектор производит не среди всех возможных вариантов, а лишь среди ограниченного количества самых вероятных. Другими словами, множества  $S^+$  и  $S^-$  заменяются их подмножествами  $\bar{S}^+$  и  $\bar{S}^-$ , в которых остаются наиболее вероятные комбинации.

Для поиска этих комбинаций в ММО детекторе может быть использован сэмплер Гиббса – частный случай алгоритма Метрополиса – Гастингса, относящегося к семейству методов Монте Карло [4], который применяется для генерации выборки совместного распределения множества случайных величин.

С помощью сэмплера Гиббса путем генерации цепи Маркова получают выборки значений  $\mathbf{b}$ . Ниже описан алгоритм сэмплирования по Гиббсу.

Шаг 1. Инициализация  $\mathbf{b}^{(-N_{\text{init}})}$  случайными значениями.  $N_{\text{init}}$  – целое число, выражающее число итераций для так называемого «периода прожига» цепи Маркова.

Шаг 2. Для  $n = -N_{\text{init}} + 1$  до  $N_s$  выполнить:

Определить  $b_1^{(n)}$  согласно  $P(b_1 | b_2^{(n-1)}, \dots, b_M^{(n-1)}, \mathbf{y}, \lambda_2^e)$ .

определить  $b_2^{(n)}$  согласно  $P(b_2 | b_1^{(n)}, b_3^{(n-1)}, \dots, b_M^{(n-1)}, \mathbf{y}, \lambda_2^e)$ ,

...

определить  $b_M^{(n)}$  согласно  $P(b_M | b_1^{(n)}, \dots, b_{M-1}^{(n)}, \mathbf{y}, \lambda_2^e)$ .

$N_s$  – целое число, обозначающее общее количество получаемых выборок.

Все полученные выборки  $\mathbf{b}^{(n)} = [b_1^{(n)}, b_2^{(n)}, \dots, b_M^{(n)}]$  при  $n = 1, 2, \dots, N_s$  используются для вычисления LLR.

Вычисление  $P(b_k = +1 | \mathbf{y}, \lambda_2^e)$  на основе полученных в сэмпле Гиббса выборок производится по алгоритму MCRB (Markov Chain Rao-Blackwellization) путем вычисления эмпирического среднего:

$$P(b_k = +1 | \mathbf{y}, \lambda_2^e) \cong \left( \sum_{n=1}^{N_s} P(b_k = +1 | \mathbf{y}, b_{-k}^{(n)}, \lambda_2^e) \right) / N_s. \quad (7)$$

Как говорилось выше, недостатком детектора на основе алгоритмов Монте-Карло является «проблема останова». Его причина заключается в том, что переход цепи Маркова из одного состояния в другое при высоком SNR может происходить с очень низкой вероятностью, т.е. цепь может «застывать» в некотором состоянии – при этом накопление выборок  $\mathbf{b}^{(n)}$  прекращается [8].

Чтобы продемонстрировать эту проблему MCMC детектора, нами было проведено моделирование  $4 \times 4$  MIMO системы. На рис. 3 показаны полученные на основе этой модели зависимости вероятности ошибки на бит (BER – bit error rate) от отношения сигнал – шум при использовании 16-QAM и 64-QAM модуляции и алгоритмов ML и MCMC.

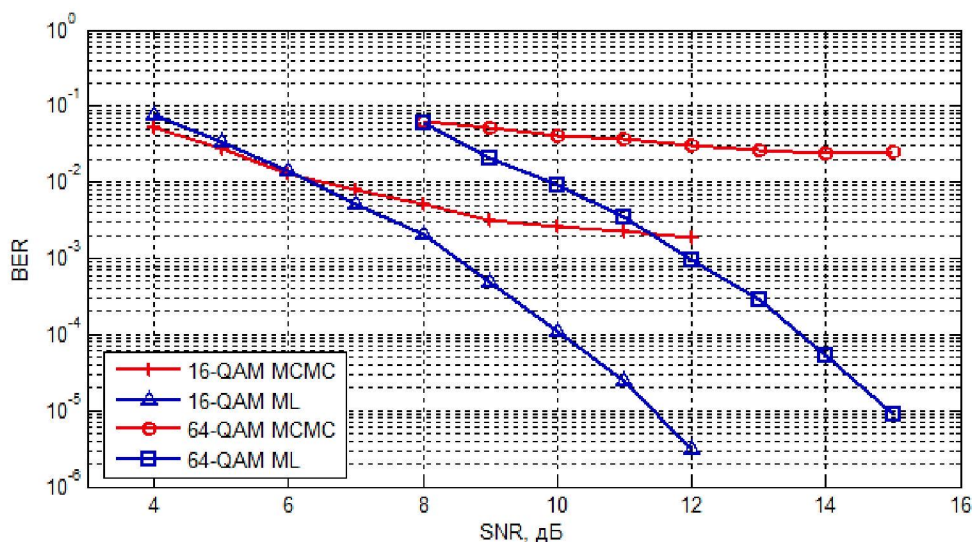


Рис. 3. Сравнение вероятности ошибки на бит алгоритмов MCMC и ML в  $4 \times 4$  MIMO системе

Чтобы избежать этой проблемы, предлагается инициировать сэмплер Гиббса на «испытательном» периоде не случайными значениями, а значениями с выхода сферического детектора с фиксированным радиусом поиска.

**Двухэтапный ММО детектор на основе сферического детектирования и методов Монте-Карло.** В предлагаемом гибридном детекторе для инициирования начального вектора в сэмплере Гиббса используется жесткий сферический детектор с фиксированным малым радиусом поиска  $r$ . Этот метод для нахождения подмножества наиболее вероятных векторов символов использует поиск на дереве в ширину или в глубину. Рис. 4 иллюстрирует поиск на дереве при сферическом детектировании. Глубина дерева равна числу передающих антенн. В каждом узле потенциальный путь поиска разветвляется на  $2^{M_c}$  узлов. Таким образом, ребра дерева отображают возможные варианты очередного символа в последовательности  $\mathbf{d}$ .

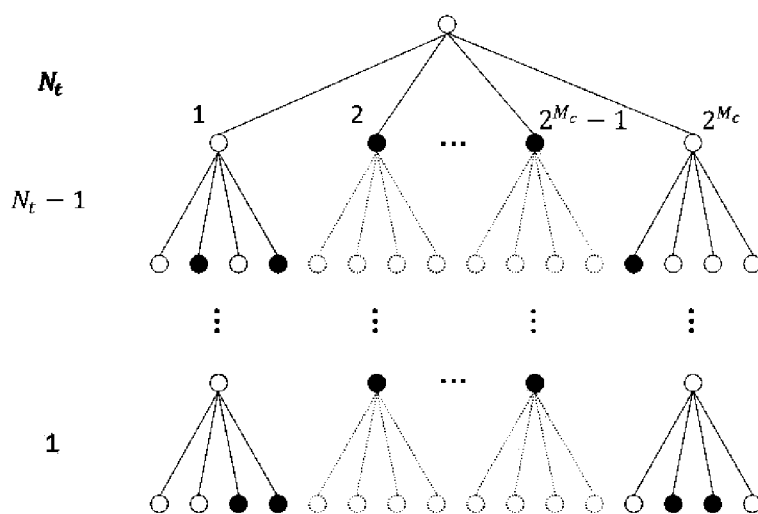


Рис. 4. Поиск на дереве при сферическом детектировании

На первом уровне среди всех  $2^{M_c}$  возможных вариантов символа  $d_1$  отбираются только те, вероятность которых удовлетворяет неравенству

$$\left\| \mathbf{y} - \sqrt{\frac{\rho}{N_t}} \mathbf{H} \mathbf{d} \right\| < r. \quad (8)$$

На втором уровне поиск продолжается только по ребрам, исходящим из отобранных на первом уровне узлов, на третьем – среди ребер, исходящих из отобранных на втором уровне узлов, и т.д. В результате получается набор вероятных векторов, отображаемый путями, длины которых равны глубине дерева. Все остальные варианты векторов отвергаются. Полученное подмножество векторов и используется при расчете логарифмической вероятности.

В случае с гибридным детектором один или несколько векторов используются для инициирования сэмплера Гиббса. Если в полученном подмножестве оказывается несколько векторов, то оставляются один или несколько наиболее вероятных. Если же не находится ни одного вектора, то на выход блока сферического детектирования подается случайно сгенерированный вектор. В таком случае решение получится такое же, каким было бы при использовании отдельного МСМС детектора.

Цель использования жесткого сферического детектора с фиксированным малым радиусом поиска вместо наиболее точного мягкого сферического детектора состоит в значительном снижении сложности алгоритма. Структура гибридного детектора показана на рис. 5.

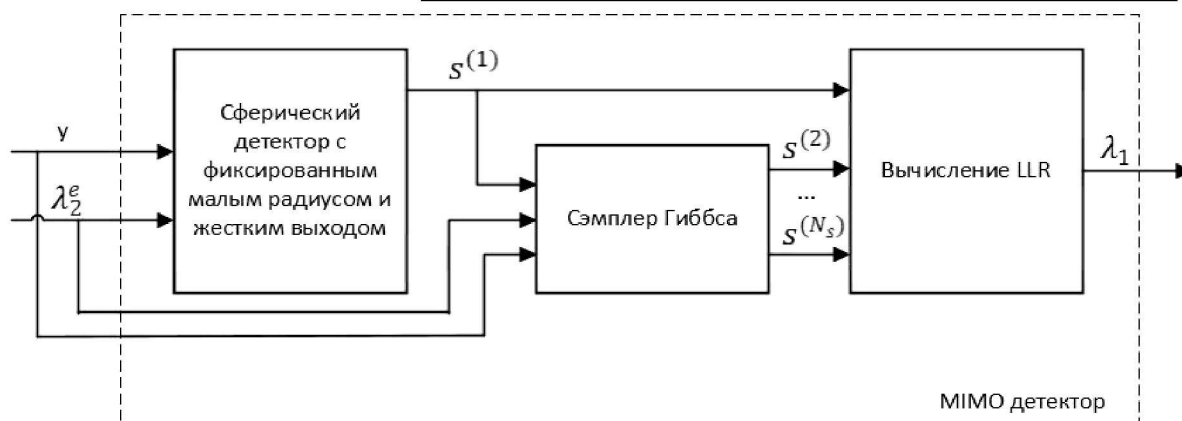


Рис. 5. Структура гибридного (двухэтапного) детектора

По мере увеличения SNR возрастает и вероятность нахождения вектора сферическим детектором. Таким образом, решается указанная выше проблема метода MCMC при высоком SNR. Гибридный детектор позволяет достичь достаточно низкой вероятности ошибки на бит (BER – bit error rate) в широком диапазоне SNR.

При построении в Matlab программной модели MIMO системы с гибридным детектором была использована модель канала с рэлеевскими замираниями и идеальным знанием канала на приемнике. На рис. 6 приведены результаты моделирования  $4 \times 4$  MIMO системы с 16-QAM модуляцией.

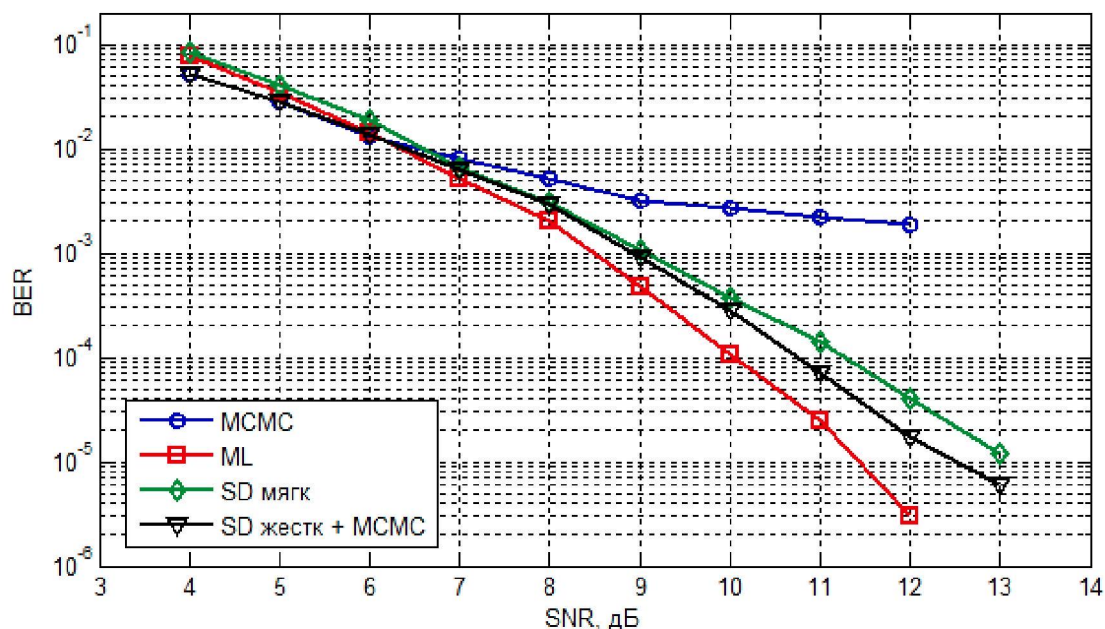


Рис. 6. Вероятность ошибки на бит  $4 \times 4$  MIMO системы с 16-QAM модуляцией при разных алгоритмах детектирования

Из рис. 6 видно, что мягкий сферический детектор превосходит MCMC детектор в отношении вероятности ошибки при высоком SNR. Совместное использование алгоритмов позволяет получить энергетический выигрыш 0,5 дБ при вероятности ошибки  $10^{-5}$  даже

относительно отдельного мягкого сферического детектора. Таким образом, гибридный детектор с жестким сферическим детектированием позволяет объединить преимущества двух используемых им алгоритмов и избежать свойственных им проблем, обеспечивая более низкую вероятность ошибки на всем диапазоне SNR.

**Вычислительная сложность алгоритмов ММО детектирования.** В гибридном детекторе целесообразно использовать именно жесткий алгоритм сферического детектирования, так как в этом случае число вычислительных операций значительно меньше, а для инициирования сэмплера Гиббса вполне достаточно информации в жестком виде, т.е. выраженной целочисленными значениями.

В таблице 1 приведено количество необходимых операций умножения действительных чисел для рассмотренных алгоритмов. Именно эти операции являются наиболее «длинными» и в большой степени определяют время выполнения всего алгоритма.

Таблица 1

**Сравнение количеств операций умножения действительных чисел  
при выполнении различных алгоритмов**

| Алгоритм                           | Количество операций                      |
|------------------------------------|------------------------------------------|
| Жесткое сферическое детектирование | $2N_t(N_t + 1)Q$                         |
| Мягкое сферическое детектирование  | $2N_t^2(N_t + 1)Q$                       |
| Сэмплер Гиббса                     | $IN_t(N_t + 1)\log_2 Q$                  |
| Гибридное детектирование           | $2N_t(N_t + 1)Q + IN_t(N_t + 1)\log_2 Q$ |

*Примечание.* Здесь  $Q$  – размер сигнального созвездия,  $I$  – количество итераций сэмплера Гиббса.

Таким образом, число операций мягкого сферического детектора при четырех передающих антеннах и 16-QAM модуляции равно 2560; жесткого сферического детектора – 640; сэмплера Гиббса – 1600 при 20 итерациях. Значит, гибридный детектор затратит 2240 операций, т.е. меньше, чем только мягкий сферический детектор. Еще большее преимущество получается при большем количестве антенн на передатчике.

**Заключение.** 1. В работе рассмотрено использование методов Монте-Карло для детектирования принятого сигнала в ММО системах и предложен метод повышения достоверности его результатов путем совместного использования методов МСМС и жесткого сферического детектирования с фиксированным малым радиусом поиска.

2. В среде Matlab была реализована программная модель системы передачи данных по ММО каналам с использованием предложенного двухэтапного алгоритма детектирования.

3. С помощью модели показано, что двухэтапный детектор избегает проблемы останова, свойственной МСМС детектору, и превосходит мягкий сферический детектор по достоверности приема сигналов на 0,5 дБ.

4. Показано, что вычислительная сложность двухэтапного детектора на основе жесткого сферического детектора ниже сложности сферического детектора с мягким решением.

5. Таким образом, совместное использование сферического детектирования и методов Монте-Карло с цепями Маркова является перспективным решением для использования в приемнике в ММО системе с большим числом передающих и приемных антенн и высоким порядком модуляции.

#### Список литературы

1. Слюсар В. Система ММО: принципы построения и обработка сигналов / В. Слюсар // Электроника: наука, технология, бизнес. – 2005. – № 8. – С. 52–58.
2. Akoum S. Markov chain Monte Carlo detection methods for high SNR regimes / S. Akoum et al. // ICC'09: IEEE International Conference on Communications. – 2009. – P. 1–5.

3. Bohnke R. Reduced complexity MMSE detection for BLAST architectures / R. Bohnke et al. // Global Telecommunications Conference. – 2003. – Vol. 4. – P. 2258–2262.
4. Casella G. Explaining the Gibbs sampler / G. Casella, E. I. George // The American Statistician. – 1992. – Vol. 46, № 3. – P. 167–174.
5. Farhang-Boroujeny B. Markov chain Monte Carlo algorithms for CDMA and MIMO communication systems / B. Farhang-Boroujeny, H. Zhu, Z. Shi // Signal Processing: IEEE Transactions on. – 2006. – Vol. 54, № 5. – P. 1896–1909.
6. Guo Z. Algorithm and implementation of the K-best sphere decoding for MIMO detection / Z. Guo, P. Nilsson // Selected Areas in Communications: IEEE Journal on. – 2006. – Vol. 24, № 3. – P. 491–503.
7. Hansen M. Near-optimal detection in MIMO systems using Gibbs sampling / M. Hansen et al. // Global Telecommunications Conference, 2009. GLOBECOM 2009. IEEE. – 2009. – P. 1–6.
8. Zhu X. Performance analysis of maximum likelihood detection in a MIMO antenna system / X. Zhu, R. D. Murch // Communications: IEEE Transactions on. – 2002. – Vol. 50, № 2. – P. 187–191.

#### References

1. Slyusar V. Sistema MIMO: printsipy postroeniya i obrabotka signalov [MIMO system: principles of construction and signal processing]. *Elektronika: nauka, tekhnologiya, biznes* [Electronics: Science, Technology, Business], 2005, no. 8, pp. 52–58.
2. Akoum S. et al. Markov chain Monte Carlo detection methods for high SNR regimes. 2009. *ICC'09. IEEE International Conference on Communications*, 2009, pp. 1–5.
3. Bohnke R. et al. Reduced complexity MMSE detection for BLAST architectures. *Global Telecommunications Conference*, 2003, vol. 4, pp. 2258–2262.
4. Casella G., George E. I. Explaining the Gibbs sampler. *The American Statistician*, 1992, vol. 46, no. 3, pp. 167–174.
5. Farhang-Boroujeny B., Zhu H., Shi Z. Markov chain Monte Carlo algorithms for CDMA and MIMO communication systems. *Signal Processing: IEEE Transactions on*, 2006, vol. 54, no. 5, pp. 1896–1909.
6. Guo Z., Nilsson P. Algorithm and implementation of the K-best sphere decoding for MIMO detection. *Selected Areas in Communications: IEEE Journal on*, 2006, vol. 24, no. 3, pp. 491–503.
7. Hansen M. et al. Near-optimal detection in MIMO systems using Gibbs sampling. *Global Telecommunications Conference, 2009. GLOBECOM 2009. IEEE*, 2009, pp. 1–6.
8. Zhu X., Murch R. D. Performance analysis of maximum likelihood detection in a MIMO antenna system. *Communications: IEEE Transactions on*, 2002, vol. 50, no. 2, pp. 187–191.

УДК 621.396

#### **ВНУТРЕННЯЯ МОДИФИКАЦИЯ СВЕРТОЧНЫХ КОДОВ В СИСТЕМАХ ПЕРЕДАЧИ ИНФОРМАЦИИ С РАЗНЕСЕНИЕМ**

*Статья поступила в редакцию 02.05.2014, в окончательном варианте 18.08.2014.*

**Синицин Дмитрий Вячеславович**, аспирант, Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых, 600000, Российская Федерация, г. Владимир, ул. Горького, 87, e-mail: Dimonych\_taran@mail.ru

В настоящее время при передаче информации широко используются сверточные коды и одновременно различные методы разнесения сигналов. Особый интерес представляет возможность адаптации сверточных кодов применительно к системам передачи информации, использующих разнесение, в том числе частотное и пространственное. При частотном разнесении один из кодовых символов передается по одному из частотно-разнесенных каналов, а другой кодовый символ – по другому каналу, и затем оба символа отдельно демодулируются и подаются на декодер. При пространственном разнесении первому кодовому символу соответствует вертикально поляризованная волна, второму кодовому символу – горизонтально поляризованная волна. С помощью вычислительных экспериментов оценена эф-