

ОБРАБОТКА ИЗОБРАЖЕНИЙ, РАСПОЗНАВАНИЕ ОБРАЗОВ

Исследование эффективности восстановления КАМ-символов неполной длительности в OFDM-сигнале

Р.Р. Юзькив¹, В.А. Федосеев^{1,2}, В.В. Мясников^{1,2}, В.В. Сергеев^{1,2}

¹ Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королёва,
443086, Россия, г. Самара, Московское шоссе, д. 34,

² ИСОИ РАН – филиал ФНИЦ «Кристаллография и фотоника» РАН,
443001, Россия, г. Самара, ул. Молодогвардейская, д. 151

Аннотация

Рассматривается задача восстановления данных, передаваемых при помощи технологии OFDM, по не полностью принятому сигналу. Теоретически данный подход способен повысить стойкость декодера к потере части переданного сигнала. В статье дана математическая постановка задачи восстановления КАМ-символов неполной длительности в OFDM-сигнале, а также рассматриваются несколько методов её решения: метод регуляризации, итерационный метод на базе быстрого преобразования Фурье, градиентный метод на основе обучения по примерам, расчёт обратного оператора. Исследуется их эффективность, а также эффективность использования одновременно нескольких методов для повышения точности восстановления данных. Представленные в работе результаты численных экспериментов подтверждают практический потенциал предложенного подхода.

Ключевые слова: OFDM, частотная модуляция, восстановление сигнала, градиентный спуск, КАМ.

Цитирование: Юзькив, Р.Р. Исследование эффективности восстановления КАМ-символов неполной длительности в OFDM-сигнале / Р.Р. Юзькив, В.А. Федосеев, В.В. Мясников, В.В. Сергеев // Компьютерная оптика. – 2020. – Т. 44, № 1. – С. 60-66. – DOI: 10.18287/2412-6179-CO-662.

Citation: Yuzkiv RR, Fedoseev VA, Myasnikov VV, Sergeyev VV. Methods for early recognition of OFDM data. Computer Optics 2020; 44(1): 60-66. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-662.

Введение

Технология мультиплексирования с ортогональным частотным разделением (OFDM) характеризуется тем, что весь доступный диапазон частот делится между N поднесущими, на каждой из которых параллельно передаётся $1/N$ часть общего потока данных [1, 2]. Данная технология в настоящее время широко используется в ряде стандартов беспроводного доступа (Wi-Fi, WiMAX), сотовой связи (3G, 4G, 5G), цифрового телевидения (ряд стандартов семейства DVB) [3, 4]. Значительное внимание научного сообщества уделяется в настоящее время развитию данной технологии в части повышения точности восстановления сигнала в условиях помех [5–8], эквализации сигнала [8], определения типа OFDM-сигнала [9–10] и пр. При этом последние достижения в данной области основаны на использовании методов машинного обучения, и в частности, глубокого обучения с использованием искусственных нейронных сетей [5, 6, 8–10].

Вместе с тем актуальные исследования в этой области не затрагивают важный частный случай искажений при передаче данных, который заключается в потере хвостовой (по времени) части сигнала. Между тем принципиальная возможность восстановления

сообщения в таких условиях может позволить как защититься от полной потери информации в случае обрыва связи, так и обеспечить раннее «распознавание» передаваемых данных. Данная задача кратко рассматривалась в работе [11], однако дальнейших содержательных исследований за ней не последовало.

В настоящей статье рассматриваются различные подходы к решению задачи восстановления OFDM-сигнала при его отсутствующей хвостовой части. В параграфе 1 представлена формальная постановка задачи, параграф 2 содержит описание предлагаемых методов её решения. В параграфе 3 представлены результаты численных экспериментов по оценке эффективности рассмотренных методов.

1. Математическая постановка задачи

1.1. Стандартная модель передачи данных OFDM

Пусть передаваемая полезная информация определяется вектором комплексных значений $\mathbf{z} = (z_0, z_1, \dots, z_{N-1})^T$, где $z_k \in \mathbb{C}$, $k = 0, \dots, N-1$, причём z_k являются символами, полученными в результате квадратурной амплитудной модуляции (КАМ, QAM). При помощи обратного преобразования Фурье вектор \mathbf{z} преобразуется в непрерывный сигнал

$$s(t) = \sum_{k=0}^{N-1} z_k \exp\left(\frac{i \cdot 2\pi kt}{T}\right), \quad (1)$$

определённый на отрезке $t \in [0, T]$, который и передаётся на приёмник по радиоканалу. Будем полагать, что в процессе передачи он может подвергнуться помехам в виде аддитивного шума:

$$\tilde{s}(t) = s(t) + v_t. \quad (2)$$

Для восстановления исходного представления данных производится дискретизация сигнала $\tilde{s}(t)$ по отсчётам времени

$$t_n = \Delta t_f \cdot n = T \cdot n / N, \quad (3)$$

где

$$\Delta t_f = T / N \quad (4)$$

– шаг дискретизации передатчика.

Результатом дискретизации является вектор $\tilde{\mathbf{s}} = (\tilde{s}_0, \tilde{s}_1, \dots, \tilde{s}_{N-1})^T$, где $\tilde{s}_n = \tilde{s}(t_n)|_{t_k=T \cdot n/N}$. Далее к вектору $\tilde{\mathbf{s}}$ применяется прямое преобразование Фурье для получения искомого вектора $\tilde{\mathbf{z}}$ длиной N :

$$\tilde{z}_k(t) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \tilde{s}_n \exp\left(-\frac{i \cdot 2\pi kn}{N}\right). \quad (5)$$

Иными словами, алгоритм декодирования КАМ-символов сводится к дискретизации принятого сигнала на конечном числе отсчётов $t_n = T \cdot n/N$ при $n=0, \dots, N-1$ и нахождению решения системы линейных уравнений

$$F_{NN} \cdot \tilde{\mathbf{z}} = \tilde{\mathbf{s}}, \quad (6)$$

которое имеет вид

$$\tilde{\mathbf{z}} = \frac{1}{N} F_{NN}^* \cdot \tilde{\mathbf{s}}, \quad (7)$$

где

$$F_{NN} = \left(\exp\left(\frac{i \cdot 2\pi kn}{N}\right) \right)_{n,k=0}^{N-1}$$

– квадратная матрица размерности $N \times N$, а F_{NN}^* – сопряжённая с ней.

1.2. Модель восстановления КАМ-символов неполной длительности в OFDM-сигнале

Пусть теперь измерение сигнала производится на отрезке времени $t \in [0, T_0] \subset [0, T]$ с целью раннего распознавания ввиду потери хвостовой части сигнала. Пусть $T_0 = \rho \cdot T$, где $\rho < 1$. Продискретизируем сигнал $\tilde{s}(t)$ таким образом, чтобы получить $M \geq N$ отсчётов на интервале $[0, T_0]$. Для этого сигнал должен быть измерен в отсчётах времени

$$t_n = \Delta t_g \cdot n = \frac{T_0}{M} n = \frac{\rho T}{M} n \quad (8)$$

при $n=0, \dots, M-1$, где

$$\Delta t_g = \Delta t_f \cdot \frac{\rho N}{M} = \frac{\rho T}{M} \quad (9)$$

– шаг дискретизации приёмника.

Результирующий вектор $\tilde{\mathbf{s}} = (\tilde{s}_0, \tilde{s}_1, \dots, \tilde{s}_{M-1})^T$ связан с искомым вектором $\tilde{\mathbf{z}}$ длины N системой уравнений

$$F_{MN} \cdot \tilde{\mathbf{z}} = \tilde{\mathbf{s}}, \quad (10)$$

где

$$F_{MN} = \left(\exp\left(\frac{i \cdot 2\pi kn}{N}\right) \right)_{k,n=0}^{M-1, N-1}.$$

Задача (10) может решаться методом наименьших квадратов (МНК). Однако данная задача неустойчива по отношению к погрешности правой части, поэтому даже небольшой шум в радиоканале может приводить к значительным ошибкам при вычислении $\tilde{\mathbf{z}}$ и декодировании сообщения. Данный эффект продемонстрирован на рис. 1 на примере восстановления 10000 случайных сообщений длиной от 3 до 6 символов 16-QAM при помощи МНК при $\rho=0,5$ и $M=N$. Причиной такой неустойчивости является плохая обусловленность матрицы F_{MN} . Так, согласно [11], число обусловленности матрицы F_{MN} экспоненциально зависит от отношения M/N :

$$\mu(F_{MN}) \approx \exp(9,02 \cdot M / N) - 0,77.$$

2. Методы решения задачи восстановления КАМ-символов неполной длительности

Для проверки возможности практического использования методики раннего распознавания данных по сигналу неполной длительности были рассмотрены четыре метода решения задачи (10), основанные на различных подходах.

2.1. Метод регуляризации Тихонова

Стандартным методом решения такого рода задач является метод регуляризации Тихонова, который состоит в построении вектора

$$\tilde{\mathbf{z}}(\alpha) = (\tilde{z}_0(\alpha), \tilde{z}_1(\alpha), \dots, \tilde{z}_{N-1}(\alpha))^T$$

при $\alpha \geq 0$, доставляющего минимум функционалу

$$J_\alpha = \|F_{MN} \cdot \tilde{\mathbf{z}} - \tilde{\mathbf{s}}\|^2 + \alpha \|\tilde{\mathbf{z}}\|^2. \quad (11)$$

При $\alpha=0$ данный метод вырождается в МНК. Искомый вектор $\tilde{\mathbf{z}}(\alpha)$ должен удовлетворять СЛАУ

$$(F_{NM}^* \cdot F_{MN} + \alpha \cdot I_N) \tilde{\mathbf{z}}(\alpha) = \tilde{\mathbf{s}}, \quad (12)$$

где I_N – единичная матрица размера $N \times N$, а F_{NM}^* – эрмитово-сопряжённая матрица к F_{MN} .

Мы будем решать данную СЛАУ с использованием разложения Холецкого, включающего следующие шаги:

1. Представление $F_{NM}^* \cdot F_{MN} + \alpha \cdot I_N$ в виде $L \cdot L^T$.
2. Решение треугольной системы $L \cdot \tilde{y} = F_{NM}^* \cdot \tilde{s}$.
3. Решение треугольной системы $L^T \cdot \tilde{z}(\alpha) = \tilde{y}$.

2.2. Итерационный метод на базе быстрого преобразования Фурье

Данный метод относится к классу итерационных алгоритмов восстановления данных, которые подвер-

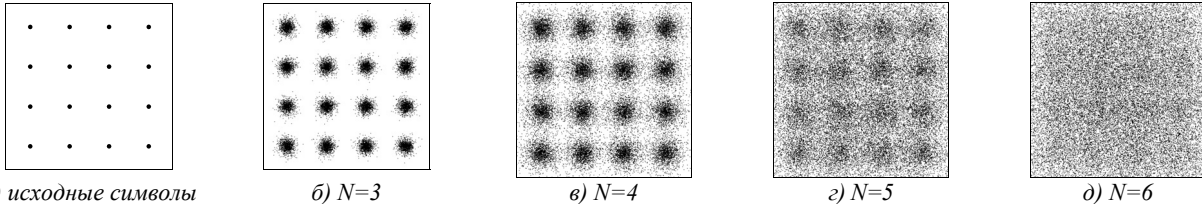


Рис. 1. Иллюстрация неустойчивости решения задачи раннего распознавания: разброс символов 16-QAM при восстановлении 10000 случайных сообщений длины N при $\rho=0,5$ и $M=N$

Рассмотрим следующий алгоритм решения задачи (10), реализующий данный подход. Необходимым условием его применения является делимость Δt_f на Δt_g , что, согласно (9), влечёт условие

$$\frac{M}{\rho N} \in \mathbb{N}. \tag{13}$$

Тогда вектор \tilde{s} может быть дополнен до длины

$$K = N \cdot \frac{\Delta t_f}{\Delta t_g} = \frac{M}{\rho}, \tag{14}$$

что соответствует ситуации, когда принят полный сигнал $\tilde{s}(t)$, который затем подвергается дискретизации с шагом Δt_g . Обозначим этот вектор как \tilde{S} . Аналогично, \tilde{Z} – дополненный до длины K вектор искомого решения. Тогда \tilde{S} и \tilde{Z} связаны друг с другом дискретным преобразованием Фурье.

Алгоритм включает следующие шаги:

1. Дополнение вектора \tilde{s} до вектора \tilde{S} произвольными значениями.
2. Расчёт \tilde{Z} через прямое БПФ вектора \tilde{S} .
3. Обнуление последних $K-N$ компонент вектора \tilde{S} .
4. Расчёт \tilde{S} через обратное БПФ вектора \tilde{S} .

Шаги 2-4 выполняются итеративно, пока не выполнится условие останова.

2.3. Градиентный метод на основе обучения по прецедентам

Следующий метод сочетает в себе использование обучения по прецедентам и численную оптимизацию. Пусть G_{NM} – матрица преобразования от вектора измеренных отсчётов сигнала \tilde{s} к искомому вектору \tilde{z} :

$$G_{NM} \cdot \tilde{s} = \tilde{z}. \tag{15}$$

С одной стороны, G_{NM} должна быть близка к $(F_{MN})^{-1}$, с другой стороны, для имеющихся прецеден-

тов должно приближённо соблюдаться равенство (15). Поэтому сведём задачу (10) к задаче отыскания матрицы G_{NM} , такой, что она доставляет минимум функционалу

$$J = \beta \|I_N - G_{NM} F_{MN}\|^2 + \gamma \frac{1}{P} \sum_{p=0}^{P-1} \|\tilde{z}_p - G_{NM} \cdot \tilde{s}_p\|^2, \tag{16}$$

где $(\tilde{z}_p, \tilde{s}_p)$ – данные прецедентов, $p=0, \dots, P-1$, а β и γ – настраиваемые коэффициенты. Поскольку функционал (16) дифференцируем по G_{NM} , мы можем применить метод градиентного спуска для его минимизации.

2.4. Метод расчёта обратного оператора

Представим задачу (10) в форме

$$H_N \cdot \tilde{z} = F_{NM}^* \cdot \tilde{s}, \tag{17}$$

где $H_N = F_{NM}^* \cdot F_{MN}$. Далее, полагая, что H_N является оператором преобразования от \tilde{z} к $F_{NM}^* \cdot \tilde{s}$, найдём обратный к нему оператор G_N через разложение в ряд Неймана:

$$G_N = (H_N)^{-1} = (I_N - (I_N - H_N))^{-1} = I_N + \sum_{i=0}^{\infty} (I_N - H_N)^i. \tag{18}$$

На практике при реализации мы будем осуществлять расчёт конечного числа элементов данного ряда.

После отыскания G_N итоговое решение находится из (17)–(18) очевидным образом:

$$\tilde{z} = G_N \cdot F_{NM}^* \cdot \tilde{s}. \tag{19}$$

3. Экспериментальные исследования

Проверка качества работы рассмотренных выше методов решения задачи (10) осуществлялась путём численного моделирования процессов передачи данных в радиоканале. Модуляция символов сообщений осуществлялась при помощи 16-QAM и 4-QAM. В ка-

честве модели помех использовался аддитивный белый гауссовский шум, при этом отношение сигнал/шум составляло 30 дБ (отдельно был проведён эксперимент без искажений в канале передачи данных).

В рамках одного эксперимента задавалась длина N передаваемого сообщения, доля ρ принятого сигнала, количество отсчётов принятого сигнала M , а также метод раннего распознавания и его параметры. В ходе эксперимента осуществлялась передача 10000 случайных сообщений, искажённых различными реализациями шума. В качестве основного показателя качества работы метода использовалась точность Q , рассчитываемая как доля правильно восстановленных сообщений. В дополнение к ней оценивались точность восстановления символов Q_s .

В ходе серии экспериментов для каждого значения $\rho \in \{0,5; 0,75; 0,875\}$ ставилась задача определить наибольшую длину N , при которой средняя точность

Q превышает 90%. При этом использовались значения M , равные $4N$ (для итерационного метода – ближайшие к $4N$ значения, удовлетворяющие ограничению (13)). Использование большего числа отсчётов может повысить точность для некоторых методов, однако это увеличивает и время расчёта. Кроме того, необходимо принимать во внимание физические ограничения устройств аналого-цифрового преобразования сигнала.

Результаты описанных экспериментов представлены в табл. 1, 2. Табл. 1 содержит показатели точности восстановления сообщений Q , а табл. 2 – показатели точности восстановления отдельных символов Q_s . На рис. 2 представлена иллюстрация ошибок восстановления символов сообщений различными методами при $N=6$ и $\rho=0,5$. Таблицы показывают, что в большинстве случаев наиболее высокую точность обеспечивает градиентный метод при $\gamma/\beta=1000$.

Табл. 1. Точность восстановления сообщений Q различными методами (в процентах)

Вид QAM	4-QAM			16-QAM		
	0,5	0,75	0,875	0,5	0,75	0,875
Доля сигнала ρ	0,5	0,75	0,875	0,5	0,75	0,875
Длина сообщения N	7	20	64	6	12	24
Число принимаемых отсчётов M	$4 \cdot N$	$4 \cdot N$	$4 \cdot N$	$4 \cdot N$	$4 \cdot N$	$4 \cdot N$
МНК без регуляризации	74,65	2,4	0	70,58	91,54	98,36
Метод регуляризации ($\alpha=0,001$)	83,54	50,87	23,44	73,08	91,9	98,79
Метод регуляризации ($\alpha=0,01$)	94,43	90,9	91,9	74,9	94,72	99,31
Метод регуляризации ($\alpha=0,1$)	85,97	90,03	97,61	36,86	69,02	96,74
Итерационный метод	82,43	88,76	96,1	80,48	77,9	86,03
Градиентный метод ($\gamma=0$)	85,72	89,63	94,18	7,82	7,03	0
Градиентный метод ($\gamma/\beta=1$)	93,35	92,75	96,52	65,83	91,75	100
Градиентный метод ($\gamma/\beta=1000$)	99,7	92,78	96,16	99,09	98,31	99,52
Обратный оператор	86,79	81,52	93,07	70,74	91,27	98,53
Агрегирование разных методов	99,13	94,97	98,20	97,60	99,59	100

Табл. 2. Точность восстановления символов Q_s различными методами (в процентах)

Вид QAM	4-QAM			16-QAM		
	0,5	0,75	0,875	0,5	0,75	0,875
Доля сигнала ρ	0,5	0,75	0,875	0,5	0,75	0,875
Длина сообщения N	7	20	64	6	12	24
Число принимаемых отсчётов M	$4 \cdot N$	$4 \cdot N$	$4 \cdot N$	$4 \cdot N$	$4 \cdot N$	$4 \cdot N$
МНК без регуляризации	94,26	63,13	37,39	91,04	98,6	99,85
Метод регуляризации ($\alpha=0,001$)	96,24	92,36	90,4	91,6	98,59	99,89
Метод регуляризации ($\alpha=0,01$)	98,82	99,08	99,68	91,48	99,14	99,93
Метод регуляризации ($\alpha=0,1$)	96,25	99,04	99,92	70,15	91,88	99,61
Итерационный метод	95,35	98,87	99,86	95,09	95,88	98,07
Градиентный метод ($\gamma=0$)	96,33	98,96	99,8	69,62	82,56	49,21
Градиентный метод ($\gamma/\beta=1$)	98,63	99,28	99,8	89,48	98,76	100
Градиентный метод ($\gamma/\beta=1000$)	99,94	99,23	99,85	99,82	99,76	99,96
Обратный оператор	96,85	97,98	99,73	90,89	98,52	99,85
Агрегирование разных методов	99,85	99,52	99,94	99,60	99,95	100

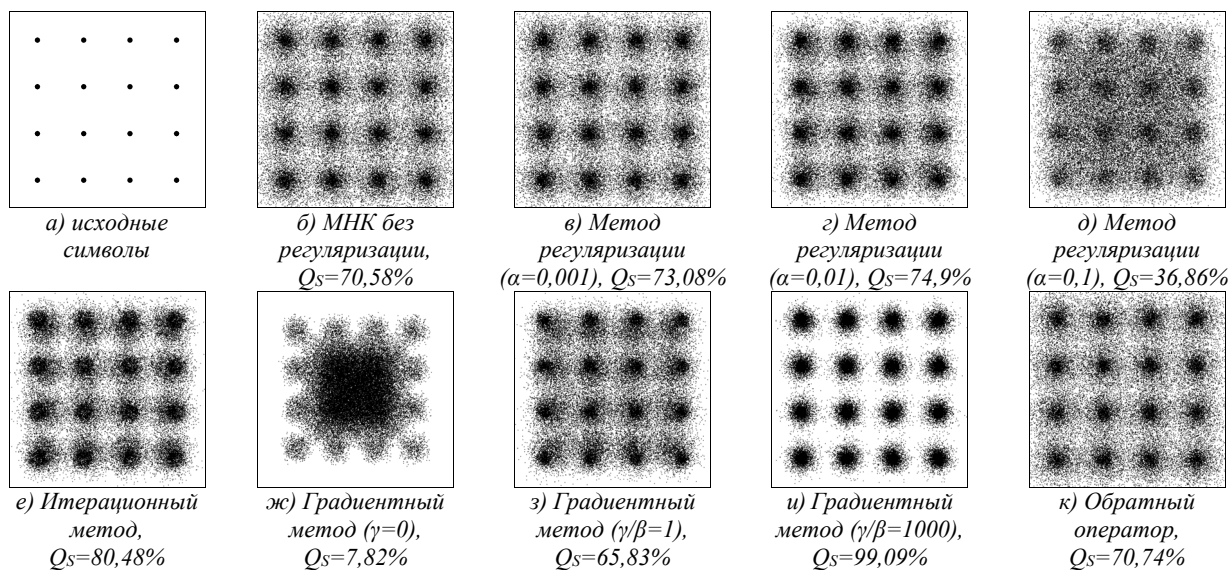


Рис. 2. Иллюстрация ошибок восстановления символов сообщений при $N=6$, $M=4N$ и $\rho=0,5$

В табл. 3 представлены средние данные по времени работы разных методов в последовательной реализации. В качестве единицы измерения выбрано время работы МНК. Отметим, что для градиентного метода и метода с использованием обратного оператора время работы складывается из времени на настройку (включающую предварительные расчёты и обучение), которая осуществляется заранее до начала приёма сигнала, и времени на применение, то есть восстановление принятого сигнала. При этом второй этап для градиентного метода согласно (15) состоит всего лишь из умножения матрицы на вектор, а потому этот метод обладает наибольшей вычислительной эффективностью на данном этапе.

Очевидно, что существование нескольких методов решения одной задачи, обладающих высокой достоверностью, даёт возможность провести агрегирование их результатов для повышения точности восстановления. Для проверки этого подхода был реализован вариант распознавания на основе голосования по результатам работы пяти методов, показавших наилучшие результаты в проведённых экспериментах. Результаты отражены в последней строке табл. 1 и 2. Как видно, этот подход позволяет увеличить точность восстановления во всех случаях, когда несколько методов характеризуются близкими значениями точности.

Табл. 3. Отношение времени работы различных методов раннего распознавания (в последовательной реализации) ко времени работы метода регуляризации

Метод	Относительное время
МНК и метод регуляризации	1
Итерационный метод	151
Градиентный метод ($\gamma=0$)	15
Градиентный метод ($\gamma/\beta=1$)	412
Градиентный метод ($\gamma/\beta=1000$)	3377
Обратный оператор	4

В дополнение к результатам, представленным в табл. 1–2, отметим, что метод регуляризации в ряде случаев позволяет восстанавливать и сообщения большей длины, чем указано в табл. 1, однако для этого требуется значительное увеличение числа регистрируемых отсчётов M . Так, результаты численного моделирования показали, что возможно восстановление сообщений длиной $N=8$ при $\rho=0,5$ с точностью $Q=98\%$ при использовании $M=300 \cdot N=2400$ отсчётов, а также сообщений длиной $N=16$ при $\rho=0,75$ с точностью $Q=99\%$ при использовании $M=120 \cdot N=1920$ отсчётов. Однако в реальности регистрация сигнала на приёмнике со столь высокой частотой дискретизации может быть затруднительна. Другие методы для столь высоких значений M не тестировались ввиду большого времени работы, согласно табл. 3.

Результаты аналогичных экспериментов, проведённых в условиях отсутствия шумов, представлены в табл. 4. Они показывают, что для этого случая наибольшая длина распознаваемых сообщений практически не зависит от вида КАМ-модуляции, и при этом в большинстве случаев наилучшим образом себя проявляет метод регуляризации.

Заключение

В статье рассмотрена задача восстановления информации из не полностью принятого сигнала OFDM. Предложены и протестированы четыре метода её решения.

Первичные результаты численных экспериментов, проведённых при соотношении сигнал/шум 30 дБ и при использовании числа принятых отсчётов M , вчетверо превышающего число поднесущих N , показали, что возможна более чем 90-процентная точность восстановления сообщения при значениях N до 6, 12 и 24 при потере 50%, 25% и 12,5% сигнала соответственно для модуляции 16-QAM. Для 4-QAM значения N

возрастают до 7, 20 и 64 соответственно. При этом точность восстановления отдельных символов сообщения во всех этих случаях превышает 99,5%.

Также отметим, что гистограмма числа ошибок в восстановленных сообщениях показывает, что среди

них существенно преобладают ошибки в одном символе. Таким образом, использование предварительного помехоустойчивого кодирования сигнала (например, при помощи БЧХ-кодов) позволит ещё более повысить точность восстановления полезной информации.

Табл. 4. Точность восстановления символов Q_s различными методами (в процентах)

Вид QAM	4-QAM	8-QAM	16-QAM	32-QAM	64-QAM	128-QAM
Доля сигнала ρ	0,5	0,75	0,875	0,5	0,75	0,875
Длина сообщения N	22	47	110	21	46	95
Число принимаемых отсчётов M	$4 \cdot N$	$4 \cdot N$	$4 \cdot N$	$4 \cdot N$	$4 \cdot N$	$4 \cdot N$
МНК без регуляризации	96,55	99,78	22,18	100	99,99	93,65
Метод регуляризации ($\alpha=1E-13$)	100	100	85,17	100	99,8	96,58
Итерационный метод	6,65	41,49	90,14	0	0,03	0,84
Градиентный метод ($\gamma=0$)	1,34	26,42	82,61	0	0	0
Обратный оператор	10,01	53,22	93,26	0,02	0,05	2,54

Наилучшее качество восстановления при указанных выше условиях показал градиентный метод на основе обучения по прецедентам. По этой причине, а также по причине низкой вычислительной сложности на этапе применения данный метод представляется наиболее перспективным для дальнейшего развития, а его вычислительная сложность этапа обучения может быть снижена за счёт использования специализированных программно-аппаратных средств и быстрых алгоритмов. Однако, кроме него, стоит отметить и метод регуляризации, который позволяет увеличить показатели точности при существенном увеличении значения M .

Эксперимент по восстановлению данных из незашумлённых сигналов при аналогичных условиях показал, что более чем 90-процентная точность восстановления сообщения возможна при значениях N до 21, 46 и 95 для 16-QAM и при использовании метода регуляризации. Для 4-QAM эти показатели меняются несущественно.

Наконец, следует отметить, что агрегирование ответов разных методов восстановления в большинстве случаев позволило повысить точность распознавания.

Таким образом, проведённые исследования подтверждают практический потенциал методов раннего распознавания сигнала OFDM в случае обрыва связи.

Благодарности

Работа выполнена при поддержке РФФИ (проект 18-01-00748 в части параграфов 1 и 2.1, проект 19-07-00357 в части параграфов 2.2–2.4) и Министерства науки и высшего образования РФ в рамках выполнения работ по Государственному заданию ФНИЦ «Кристаллография и фотоника» РАН (соглашение № 007-ГЗ/ЧЗ363/26) в части параграфа 3.

Литература

1. Prasad, R. OFDM for wireless communications systems / R. Prasad. – Boston: Artech House, 2004. – 272 p.

2. Ковалёв, В.В. Формирование и обработка OFDM сигналов / В.В. Ковалёв, О.Ю. Селецкая, Д.А. Покамесов // Молодой учёный. – 2016. – Т. 118. – С. 151-154.

3. Fazel, K. Multi-carrier and spread spectrum systems: From OFDM and MC-CDMA to LTE and WiMAX / K. Fazel, S. Kaiser. – 2nd ed. – Chichester: John Wiley & Sons, Ltd, 2008. – 380 p.

4. Luo, F.-L. Signal processing for 5G: algorithms and implementations / Ch. Zhang, F.-L. Luo. – Chichester: John Wiley & Sons, Ltd, 2016. – 581 p.

5. Balevi, E. One-bit OFDM receivers via deep learning [Electronical Resource] / E. Balevi, J.G. Andrews. – 2018. – URL: <https://arxiv.org/abs/1811.00971> (request date 4.12.2019).

6. Balevi, E. Reliable low resolution OFDM receivers via deep learning / E. Balevi, J.G. Andrews // 2018 52nd Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers. – 2018. – P. 697-701. – DOI: 10.1109/ACSSC.2018.8645190.

7. Jawhar, Y.A. A review of partial transmit sequence for PAPR reduction in the OFDM systems / Y.A. Jawhar, L. Audah, M.A. Taher, K.N. Ramli, N.S.M. Shah, M. Musa, M.S. Ahmed // IEEE Access. – 2019. – Vol. 7. – P. 18021-18041.

8. Muhammad, I.G. QAM equalization and symbol detection in OFDM systems using extreme learning machine / I.G. Muhammad, K.E. Tepe, E. Abdel-Raheem // Neural Computing and Applications. – 2013. – Vol. 22, Issues 3-4. – P. 491-500. – DOI: 10.1007/s00521-011-0796-y.

9. Ye, H. Power of deep learning for channel estimation and signal detection in OFDM systems / H. Ye, G.Y. Li, B.-H. Juang // IEEE Wireless Communications Letters. – 2018. – Vol. 7, Issue 1. – P. 114-117. – DOI: 10.1109/LWC.2017.2757490.

10. Gao, X. ComNet: Combination of deep learning and expert knowledge in OFDM receivers / X. Gao, S. Jin, C.-K. Wen, G.Y. Li // IEEE Communications Letters. – 2018. – Vol. 22, Issue 12. – P. 2627-2630. – DOI: 10.1109/LCOMM.2018.2877965.

11. Леонович, Г.И. Математическое моделирование алгоритмов быстрого распознавания OFDM/QAM символов при воздействии нестационарных помех на узкополосный радиоканал / Г.И. Леонович, К.В. Лыков, С.Я. Новиков, В.П. Цветов // Первая Международная научно-практическая конференция «Математическое и компьютерное моделирование». – 2014. – С. 7-10.

12. Soifer, V.A. Iterative methods for diffractive optical elements computation / V.A. Soifer, V.V. Kotlyar, L.L. Doskolovich. – London: Taylor & Francis, 1997. – 245 p. – ISBN: 978-0-7484-0634-0.

Сведения об авторах

Юзькив Руслан Романович, 1991 года рождения. В 2014 году окончил Самарский государственный аэрокосмический университет (ныне Самарский университет) по специальности «Прикладная математика и информатика». В настоящее время является старшим преподавателем этого университета. Область научных интересов: обработка изображений, проектирование программных комплексов. E-mail: yuzkiv@geosamara.ru.

Федосеев Виктор Андреевич, 1986 года рождения, кандидат физико-математических наук (2012). Работает доцентом кафедры геоинформатики и информационной безопасности Самарского университета и научным сотрудником в ИСОИ РАН – филиале ФНИЦ «Кристаллография и фотоника» РАН. Области научных интересов: анализ изображений, цифровые водяные знаки, стеганография. E-mail: vicanfed@gmail.com.

Мясников Владислав Валерьевич, в 2008 защитил диссертацию на соискание степени доктора физико-математических наук. Работает профессором кафедры геоинформатики и информационной безопасности Самарского национального исследовательского университета имени академика С.П. Королева (Самарский университет) и ведущим научным сотрудником в ИСОИ РАН – филиале ФНИЦ «Кристаллография и фотоника» РАН. Круг научных интересов: компьютерное зрение, распознавание образов, искусственный интеллект, геоинформатика. Имеет более 200 публикаций, в том числе более 100 статей и две монографии (в соавторстве). Страница в интернете: <http://www.ssau.ru/staff/62061001-Myasnikov-Vladislav-Valerevich>. E-mail: vmyas@geosamara.ru.

Сергеев Владислав Викторович, родился в 1951 году. В 1974 году окончил Куйбышевский авиационный институт. В 1993 году защитил диссертацию на соискание степени доктора технических наук. Основное место работы – Самарский университет: директор института информатики, математики и электроники, а также заведующий кафедрой геоинформатики и информационной безопасности. По совместительству работает заведующим лабораторией математических методов обработки изображений в Институте систем обработки изображений РАН (ИСОИ РАН) – филиале ФНИЦ «Кристаллография и фотоника» РАН. Круг научных интересов: цифровая обработка сигналов, анализ изображений, распознавание образов, геоинформатика, информационная безопасность. E-mail: vserg@geosamara.ru.

ГРНТИ: 47.05.17

Поступила в редакцию 06 ноября 2019 г. Окончательный вариант – 13 декабря 2019 г.

Methods for early recognition of OFDM data

R.R. Yuzkiv¹, V.A. Fedoseev^{1,2}, V.V. Myasnikov^{1,2}, V.V. Sergeev^{1,2}

¹Samara National Research University, 443086, Samara, Russia, Moskovskoye Shosse 34,

²IPSI RAS – Branch of the FSRC “Crystallography and Photonics” RAS,
Molodogvardeyskaya 151, 443001, Samara, Russia

Abstract

A technique of early recognition (recovery) of data transmitted using OFDM technology by an incompletely received signal is considered. Theoretically, this approach is able to increase the speed of information transfer, as well as the resistance of the de-encoder to the loss of part of the transmitted signal. The article proposes a mathematical formulation of the OFDM signal early recognition problem, and also discusses several methods for solving it: a regularization method, an iterative method based on the fast Fourier transform, a gradient method based on learning, and an inverse operator method. The possibility of simultaneously using several methods to improve the accuracy of information recovery is considered. The results of numerical experiments presented in this work confirm the practical potential of the proposed approach.

Keywords: OFDM, frequency modulation, signal recovery, early recognition, gradient descent, error-correcting codes.

Acknowledgements: This work was supported by the Russian Foundation for Basic Research under project No. 18-01-00748 (Sections 1 and 2.1), project No. 19-07-00357 (Sections 2.2-2.4), and by the RF Ministry of Science and Higher Education within the government project of FSRC «Crystallography and Photonics» RAS under agreement 007Г3/Ч3363/26 (Section 3).

Citation: Yuzkiv RR, Fedoseev VA, Myasnikov VV, Sergeev VV. Methods for early recognition of OFDM data. *Computer Optics* 2020; 44(1): 60-66. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-662.

References

- [1] Prasad R. OFDM for wireless communications systems. Boston: Artech House; 2004.
- [2] Kovalev VV, Seletskaya OY, Pokamestov DA. OFDM signal formation and processing [In Russian]. *Young Scientist* 2016; 118: 151-154.
- [3] Fazel K, Kaiser S. Multi-carrier and spread spectrum systems: From OFDM and MC-CDMA to LTE and WiMAX. 2nd ed. Chichester: John Wiley & Sons Ltd; 2008.
- [4] Luo F-L, Zhang C, eds. Signal processing for 5G: algorithms and implementations. Chichester: John Wiley & Sons Ltd; 2016.
- [5] Balevi E, Andrews JG. One-bit OFDM receivers via deep learning. Source: (<https://arxiv.org/abs/1811.00971>).
- [6] Balevi E, Andrews JG. Reliable low resolution OFDM receivers via deep learning. 52nd Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers 2018: 697-701. DOI: 10.1109/ACSSC.2018.8645190.
- [7] Jawhar YA, Audah L, Taher MA, Ramli KN, Shah NSM, Musa M, Ahmed MS. A review of partial transmit sequence for PAPR reduction in the OFDM systems. *IEEE Access* 2019; 7: 18021-18041. DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2894527.
- [8] Muhammad IG, Tepe KE, Abdel-Raheem E. QAM equalization and symbol detection in OFDM systems using extreme learning machine. *Neural Comput Applicat* 2013; 22: 491-500. DOI: 10.1007/s00521-011-0796-y.
- [9] Ye H, Li GY, Juang B-H. Power of deep learning for channel estimation and signal detection in OFDM systems. *IEEE Wireless Commun Lett* 2018; 7: 114-117. DOI: 10.1109/LWC.2017.2757490.
- [10] Gao X, Jin S, Wen C-K, Li GY. ComNet: Combination of deep learning and expert knowledge in OFDM receivers. *IEEE Commun Lett* 2018; 22: 2627-2630. DOI: 10.1109/LCOMM.2018.2877965.
- [11] Leonovich GI, Lykov KV, Novikov SYa, Tsvetov VP. Mathematical modeling of algorithms for fast recognition of OFDM/QAM symbols under the influence of non-stationary interference on a narrow-band radio channel [In Russian]. *Mathematical and Computer Modeling: Materials of the Scientific-Practical Conference* 2014: 7-10.
- [12] Soifer VA, Kotlyar VV, Doskolovich LL. Iterative methods for diffractive optical elements computation. London: Taylor & Francis Ltd; 1997. ISBN: 978-0-7484-0634-0.

Author's information

Ruslan Romanovich Yuzkiv (b. 1991) graduated from Samara National Research University in 2014. Currently he is a lecturer at the same University. Research interests include digital signal and image processing.

E-mail: yuzkiv@geosamara.ru.

Victor Andreevich Fedoseev (b. 1986) has a candidate degree in Computer Science (2012). Currently he is an associate professor at the Geoinformatics and Information Security department at Samara National Research University and a research scientist at the Image Processing Systems Institute of RAS – Branch of the FSRC “Crystallography and Photonics” RAS. His scientific interests include image processing and analysis, digital watermarking and steganalysis.

E-mail: vicanfed@gmail.com.

Vladislav Valerievich Myasnikov received his DrSc degree in Physics & Maths (2008). Currently he works as a professor at the Geoinformatics and Information Security department in Samara National Research University and, at the same time, as a leading researcher at the IPSI RAS, a branch of the Russian Academy of Sciences 'Crystallography and Photonics' RAS. The range of scientific interests: computer vision, pattern recognition and artificial intelligence, and geoinformatics. He has about 200 publications, including more than 100 articles and two monographs. <http://www.ssau.ru/staff/62061001-Myasnikov-Vladislav-Valerevich>. E-mail: vmyas@geosamara.ru.

Vladislav Victorovich Sergeev (b. 1951) graduated from Kuibyshev Aviation Institute in 1974. He received his Candidate's degree in Technical Sciences in 1978 and DrSc degree in Mathematics and Physics in 1993. At present, he works at Samara National Research University as the Director of the Institute of Informatics, Mathematics and Electronics, and as the Head of the Geoinformation Science and Information Security sub-department, also holding a part-time position as the Head of a laboratory at the Image Processing Systems Institute of the RAS – Branch of the FSRC “Crystallography and Photonics” RAS. The areas of research interests include digital signal and image processing, geoinformatics, pattern recognition, and information security. E-mail: vserg@geosamara.ru.

Received November 6, 2019. The final version – December 13, 2019.
