
УДК 621.39

А. Н. Ткаченко, канд. техн. наук, **О. Ф. Грийо Тукало**
Ин-т информационных технологий и компьютерной инженерии
Винницкого национального технического университета
(Украина, 21021, Винница, Хмельницкое шоссе, 95, каф. ВТ,
тел. (0432) 598413, (093) 4665570,
E-mail: alextk1960@gmail.com, xxmargox@gmail.com)

Метод направленного поиска векторов в кодовых книгах

(Статью представил д-р техн. наук В. В. Мохор)

Проанализированы существующие методы ускорения поиска ближайшего вектора в кодовых книгах при передаче речевой информации. Предложена математическая модель и метод направленного поиска с мажоризацией. Проведено моделирование поиска ближайшего вектора, которое подтвердило эффективность предложенного метода.

Проаналізовано існуючі методи прискорення пошуку найближчого вектора у кодовій книзі при передаванні мовної інформації. Запропоновано математичну модель і метод спрямованого пошуку із мажоризацією. Проведено моделювання пошуку найближчого вектора, яке підтвердило ефективність запропонованого методу.

К л ю ч е в ы е с л о в а: сжатие речевых сигналов, линейные спектральные частоты, кодовые книги, диаграммы Вороного, соседний спуск, мажоризация векторов.

Сжатие речевых сигналов, применяемое в современных системах цифровой связи, позволяет повысить эффективность использования полосы пропускания каналов и тем самым способствует уменьшению цен на услуги мобильной и интернет-связи. В настоящее время широкое распространение получили методы сжатия на основе квантования сигналов с использованием кодовых книг. Реализация скалярного квантования (СК) линейных спектральных пар (line spectrum frequency (LSF)) не требует значительных вычислительных ресурсов и больших объемов памяти. Однако в последнее время в стандартах сжатия речи чаще используют векторное квантование (ВК), позволяющее получить меньшее спектральное искажение при кодировании сигнала одинаковым количеством бит. Это обусловлено тем, что в ВК более эффективно используется корреляция между отдельными составляющими вектора параметров. Преимущество возрастает с увеличением числа совместно квантуемых компонентов, т.е. при увеличении размерности векто-

ра. Вместе с тем, при этом возрастают затраты памяти, а также время на поиск кодированного вектора в кодовой книге, что предопределяет существенные ограничения на практическое применение ВК в реальном масштабе времени. Поэтому в действующих стандартах применяют суб-оптимальное кодирование, когда 10-тимерный вектор параметров разбивают на два или больше подвекторов меньшей размерности [1].

Для сокращения времени поиска в [2] предложено несколько способов упорядочения векторов в кодовой книге, названных методами быстрого векторного квантования (fast vector quantization methods). Показано, что сложность вычислений при использовании этих методов составляет 25 % сложности вычислений при полном поиске без существенной потери производительности, которая оценивалась по спектральному искажению.

В [3] предложен метод структуризации кодовых книг на основе отношения мажорирования, использование которого позволило уменьшить сложность вычислений в 5—6 раз по сравнению с соответствующей сложностью при полном поиске.

Метод «соседнего спуска», предложенный в работе [4], позволяет уменьшить время поиска соседнего вектора в 50 раз относительно времени полного поиска в приведенном примере. Однако этот высокий показатель достигнут при значительном увеличении среднего спектрального искажения (на 0,22 дБ), что может оказаться неприемлемым для практического применения.

Предлагаемый метод объединяет преимущества методов, описанных в работах [3] и [4]. Заранее подготовленный список соседей для каждого кластера в дальнейшем упорядочивается согласно отношению мажорирования. Это позволяет уменьшить время поиска ближайшего вектора в кодовой книге в 40 раз относительно времени полного поиска без существенного увеличения спектрального искажения.

Уменьшения сложности вычислений при кодировании речевых сигналов можно достичь в результате направленного поиска ближайшего вектора в кодовой книге. Для этого необходимо решить такие задачи:

- разработать модель и структуру данных, хранящихся в кодовых книгах;

- разработать метод поиска ближайшего вектора в созданной кодовой книге;

- оценить эффективность разработанного метода.

Математическая модель и метод направленного поиска. Пусть кодовая книга содержит конечное множество векторов $Q = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_N\}$, $Y_i = \{y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{iM}\}$. Таким образом, с каждым вектором Y_j в кодовой книге связан индекс, или кодовое слово j , которое может быть записано

как N -разрядное целое число. На вход квантизатора поступает вектор $X = \{x_1, x_2, \dots, x_M\}$.

В результате кодирования необходимо выбрать такое кодовое слово j , которое минимизирует искажение $d(X, Y_j)$ (правило выбора ближайшего соседнего вектора). Для вычисления искажения будем использовать Эвклидово расстояние:

$$d^2(X, Y_i) = \sum_{k=1}^M (x_k - y_{ik})^2. \quad (1)$$

Множество входных векторов X , которые кодируются одним и тем же индексом j , образуют диаграмму Вороного:

$$V_j = \{X: d(X, Y_j) \leq d(X, Y_i); \forall i \in I\},$$

где $I = \{1, 2, \dots, N\}$ — множество индексов. Альтернативным вариантом задания региона Вороного является следующая формула:

$$V_j = \{X: d(X, Y_j) \leq d(X, Y_i); \forall i \in A_j\},$$

где $A_j = \{i: V_i \cap V_j \neq \emptyset\}$ — множество кодовых слов, у которых диаграммы Вороного являются смежными с данным регионом.

Простейшим методом поиска в кодовой книге вектора, ближайшего к X , есть полный поиск. При этом для кодовой книги размером N необходимо N раз вычислить расстояние согласно (1), что во многих случаях неприемлемо для практической реализации. С другой стороны, при таком подходе требуется выполнение большого объема лишней работы, поскольку не используются результаты предыдущих вычислений. Метод соседнего спуска [4] основан на использовании таблиц смежности A_j , подготовленных заранее для каждого региона V_j . Основная идея этого метода состоит в том, что результаты вычисления расстояния используются для переходов к смежным регионам в направлении оптимума. Переход от кодового слова j к кодовому слову l происходит при выполнении условия

$$d(X, Y_l) \leq d(X, Y_j), l \in A_j. \quad (2)$$

Были рассмотрены две основные модификации метода соседнего спуска. В первой из них (full neighbor descent (FND)) сначала вычислялось расстояние от входного вектора ко всем смежным кодовым словам для данной диаграммы Вороного, после чего принималось решение о переходе к кодовому слову с минимальным расстоянием или о завершении поиска (полный обход соседей):

$$d(X, Y_l) \leq d(X, Y_i), \forall i \in A_j, l \in A_j.$$

Во второй модификации (random neighbor descent (RND)) соседние кодовые слова проверялись в случайном порядке и переход к соседнему кодовому слову происходил сразу после выполнения условия (2) (случайный обход соседей).

Сравнение этих подходов проведено для кодовых книг, содержащих $N = 4096$ векторов размерностью $M = 5$. Лучшие результаты получены при случайном обходе соседей [4]. В обоих случаях в качестве начальной гипотезы выбиралось исходное кодовое слово, найденное для предыдущего фрейма, которое позволяло использовать корреляцию между соседними фрагментами речевого сигнала.

Приведенные в [4] результаты позволяют сделать предположение, что эффективность поиска тем выше, чем меньше времени тратится на поиск соседа при переходе согласно (2) для каждого кодового слова j . Фактически на этом этапе выполняется затратный линейный поиск, и его негативное влияние на общие результаты увеличивается с возрастанием числа соседей. Так, для упомянутой выше кодовой книги число соседей колеблется в пределах 40 ... 160 и составляет в среднем 70 для каждого региона. При таких условиях линейный поиск можно считать неэффективным. Случайный обход соседей уменьшает время линейного поиска и тем самым повышает общую производительность.

Эффективность такого подхода существенно зависит от того, в каком порядке осуществляется обход соседних кодовых слов. При этом логично сделать предположение о том, что, упорядочив обход векторов для каждого региона, можно уменьшить время линейного поиска и тем самым достичь дальнейшего сокращения вычислительных затрат.

Один из возможных подходов к упорядочиванию кодовых книг основан на использовании теории мажоризации [5], применение которой для ускорения поиска ближайшего вектора описано в [3]. Пусть заданы векторы $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ и $Y' = \{y'_1, y'_2, \dots, y'_n\}$, $Y, Y' \in Q$, компоненты которых упорядочены по невозрастанию. Полагаем, что Y мажорируется Y' , или Y' мажорирует Y (обозначается $Y < Y'$), если выполняется следующее условие [5]:

$$\sum_{i=1}^k y_i \leq \sum_{i=1}^k y'_i, \quad k = 1, 2, \dots, M-1,$$

$$\sum_{i=1}^M y_i = \sum_{i=1}^M y'_i. \quad (3)$$

Упорядочивание, задаваемое отношением мажорирования (3), называют мажоризацией. Если выполняется неравенство

$$\sum_{i=1}^k y_i \leq \sum_{i=1}^k y'_i, \quad k = 1, 2, \dots, M, \quad (4)$$

то это значит, что Y слабо мажорируется Y' , или Y' слабо мажорирует Y (обозначается $Y \prec_w Y'$).

В работе [3] показано, как можно применить упорядочивание, заданное отношением мажорирования (4), для построения структурированных векторных кодовых книг. В данном случае используем (4) для упорядочивания соседей каждого кодового слова j . При этом таблицу смежности A_j необходимо разбить на отдельные классы, формируемые согласно уровням мажоризации, которые формируются по следующему правилу.

Будем считать, что уровень мажоризации L_i мажорируется уровнем мажоризации L_k , если для каждого вектора Y , принадлежащего L_i , на уровне L_k найдется вектор Y' , слабо мажорирующий Y , или формально

$$\forall Y, Y \in L_i, \exists Y', Y' \in L_k, Y \prec_w Y' \Rightarrow L_i \prec L_k; i, k \in A_j. \quad (5)$$

Разбиение таблицы смежности A_j на классы согласно заданному критерию (5) будем называть структуризацией. Структуризация выполняется для сокращения вычислительных затрат на поиск при переходе от кодового слова j к кодовому слову l согласно (2).

Направленный поиск в рамках предложенного подхода происходит так.

1. Определяется уровень мажоризации, на который попадает входной вектор X .

2. С данного уровня L_k происходит поиск вектора Y_l для перехода к кодовому слову l согласно (2).

3. Если такой вектор не находится на уровне L_k , поиск продолжается на соседних уровнях $L_{k-1}, L_{k+1}, L_{k-2}, L_{k+2}, \dots$.

4. Если ни для одного вектора $Y_i, i \in A_j$, условие (2) не выполняется, поиск завершается и вектор Y_j считается ближайшим к входному вектору X . Иначе происходит переход и пункты 1—4 снова повторяются для кодового слова l .

Следует заметить, что поиск уровня мажоризации для входного вектора X не требует значительных затрат времени и сводится к простой процедуре проверки выполнения условия (4). Так же, как в [4], в качестве первоначальной гипотезы выбирается исходное кодовое слово, найденное для предыдущего фрейма. Предложенный подход фактически является модификацией метода соседнего спуска, но получил название метода направленного поиска с мажоризацией (НПМ), что, на наш взгляд, более точно соответствует сути метода.

Моделирование поиска ближайшего вектора методом НПМ. С целью экспериментальной проверки предложенного подхода в среде Visual Studio разработано программное обеспечение для построения таблиц смежности и направленного поиска ближайшего вектора. Построение векторных кодовых книг выполнено при условиях, описанных в [6]. Для того

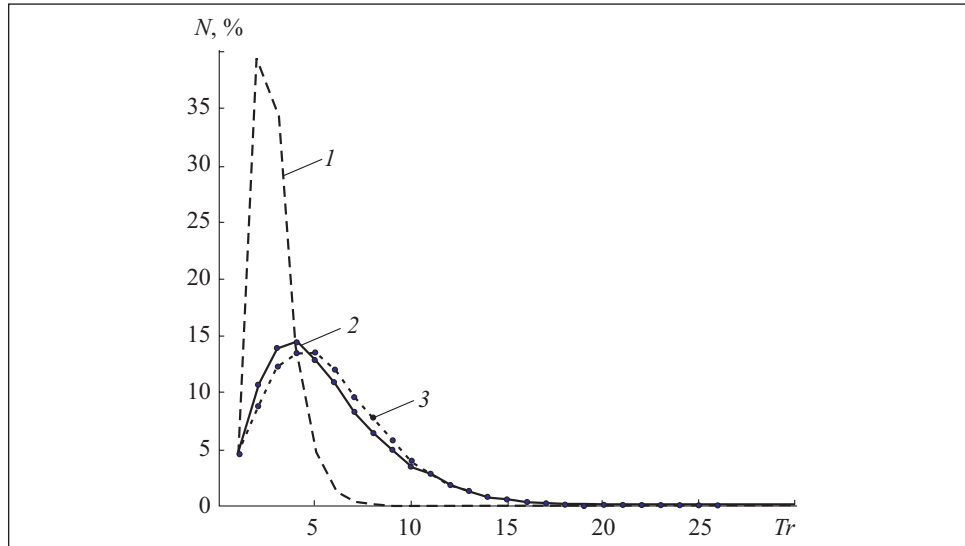


Рис. 1. Зависимость числа найденных векторов от глубины поиска: 1 — FND, $\bar{n} = 56,99$; 2 — НПМ, $\bar{n} = 19,40$; 3 — RND, $\bar{n} = 27,15$

чтобы обеспечить возможность сравнения с результатами, приведенными в [4], 10-мерный вектор LSF-параметров был разбит на две части 5×5 , каждая кодовая книга содержала по 4096 подвекторов. Таким образом, объем данных, необходимых для представления спектральной информации в пределах фрейма, составлял 24 бита.

Для тестирования выбран текст, представляющий собой отрывок из романа И. Нечуй-Левицкого и состоящий из 20000 векторов. Результаты поиска оценивались по количеству пропущенных векторов, наиболее близких к входному, выраженному в процентах, а также по суммарному спектральному искажению SD [1, 6].

В табл. 1 приведены значения C среднего количества вычислений расстояний (КВР) и глубины поиска Tr , полученные различными методами. Глубиной поиска будем называть число переходов между соседними регионами, необходимое для достижения оптимума. Как видно из

Таблица 1

Метод	C		Tr		\bar{n}
	Среднее	Максимальное	Среднее	Максимальное	
FND	140,76	432	2,47	7	56,99
RND	104,46	270	4,94	19	21,15
НПМ	89,26	214	4,60	20	19,40

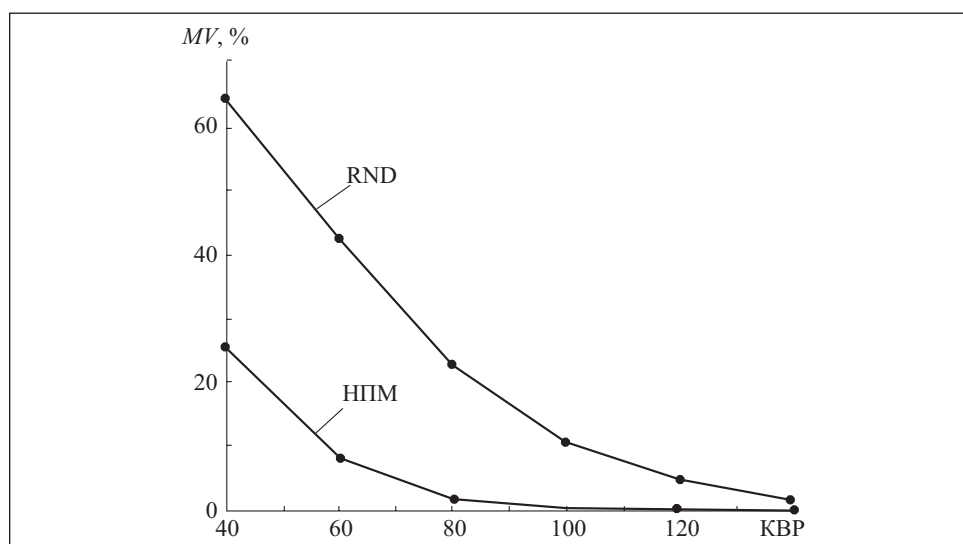


Рис. 2. Число пропущенных векторов для различных окон

табл. 1, метод НПМ имеет преимущество перед остальными вследствие существенного сокращения среднего КВР для каждого региона \bar{n} , выполняемых при переходе к соседнему региону.

На рис. 1 представлена зависимость числа найденных ближайших векторов N от глубины поиска Tr . Как видим, глубина поиска при RND и НПМ несколько возрастает. Тем не менее, средняя сложность вычислений \bar{C} , определяемая КВР до векторов в кодовой книге, уменьшается:

$$\bar{C} = \bar{n} \cdot \bar{Tr},$$

где \bar{n} — среднее КВР для каждого региона; \bar{Tr} — среднее число переходов между соседними регионами.

Из табл. 1 видно, что максимальное и среднее значение КВР существенно отличаются. Если для оценивания сложности вычислений ориентироваться на значение среднего, а не максимального КВР, можно уменьшить время, выделяемое на поиск, в 2,5—3 раза. Однако среднее значение КВР не является информативной характеристикой для сжатия речевых сигналов в реальном времени, поскольку время, сэкономленное на вычисления в одном фрейме, невозможно использовать в другом. Поэтому сложность вычислений должна быть константой для разных фреймов, которая определяется временным интервалом (окном), отведенным на поиск ближайшего вектора в кодовой книге. Логично предположить, что этот интервал является величиной, пропорциональной КВР, и оценить для различных

Таблица 2

КВР	Пропущенные векторы MV , %		Спектральное искажение SD , дБ	
	RND	НПМ	RND	НПМ
40	64,50	25,93	1,028	0,915
60	42,60	8,43	0,940	0,866
80	23,08	1,88	0,893	0,857
100	10,88	0,25	0,871	0,854
120	4,73	0,05	0,862	0,854
140	1,68	0,00	0,857	0,854

окон число пропущенных векторов и спектральное искажение. Результаты такого исследования приведены в табл. 2 и на рис. 2.

Как видим, приемлемые для практического использования результаты достигаются для окон, значительно меньших по размеру, чем максимальные значения КВР, приведенные в табл. 1. Это объясняется тем, что наибольшее КВР приходится на проверку последней диаграммы V_j , когда фактически наиболее близкий вектор уже найден и переход не осуществляется. Следует заметить также, что метод НПМ обеспечивает уменьшение числа пропущенных векторов и спектрального искажения по сравнению с методом RND для окон одинакового размера.

Выводы. Предложенный метод НПМ является усовершенствованным вариантом метода соседнего спуска — RND. Как и метод RND, он позволяет ускорить процесс выбора необходимых векторов из кодовых книг в процессе передачи речи в результате создания таблиц смежности на подготовительном этапе. В то же время метод НПМ обеспечивает уменьшение времени поиска ближайшего соседнего вектора на 30 % по сравнению с методом RND вследствие предварительного упорядочивания векторов в таблицах смежности согласно отношению мажорирования. При этом общее спектральное искажение не возрастает и составляет в рассматриваемом примере 0,854 дБ.

Existent approaches of accelerating the nearest vector search in codebooks are analysed at speech transmission. A mathematical model and method of the directed search with majorization is offered. The design of the nearest vector search has been conducted, that confirmed efficiency of the offered method.

1. Paliwal K. K., Atal B. S. Efficient vector quantization of LPC parameters at 24 bits/frame // IEEE Transaction on Speech and Audio Processing. 1993. — Vol. 1, № 2. — P. 3—14.
2. Zhou J., Shoham Y., Akansu A. Simple Fast Vector Quantization of the Line Spectral Frequencies // Image Compression and Encryption Technologies. — 2001. — Vol. 4551. — P. 274—282.

3. Біліченко Н. О., Ткаченко О. М., Феферман О. Д., Хрущак С. В. Швидкий пошук при векторному квантуванні лінійних спектральних частот // Реєстрація, зберігання і обробка даних. — 2008. — **10**, № 2. — С. 37—47.
4. Agrell E. Spectral coding by fast vector quantization // Proc. IEEE Workshop on Speech Coding for Telecommunications. — Sainte-Adelè, Québec, Canada. — 1993. — P. 61—62.
5. Маршалл А., Олкин И. Неравенства: теория мажоризации и ее приложения: Пер. с англ. — М. : Мир, 1983. — 576 с.
6. Біліченко Н. О., Ткаченко О. М., Феферман О. Д., Хрущак С. В. LSF-вокодер на основі векторного квантування // Реєстрація, зберігання і обробка даних.— 2007. — **9**, № 1. — С. 35—41.

Поступила 22.07.09;
после доработки 04.12.09

ТКАЧЕНКО Александр Николаевич, канд. техн. наук, доцент кафедры вычислительной техники Ин-та информационных технологий и компьютерной инженерии Винницкого национального технического университета. В 1982 г. окончил Винницкий политехнический ин-т. Область научных исследований — цифровая обработка речевых сигналов.

ГРИЙО ТУКАЛО Оксана Франсисковна, студентка Института информационных технологий и компьютерной инженерии Винницкого национального технического университета. Область научных исследований — цифровая обработка речевых сигналов.

