

С. В. АЛЕЙНИК, М. Б. СТОЛБОВ

СТОХАСТИЧНОСТЬ РЕЧЕВЫХ СИГНАЛОВ И ЕЕ ОЦЕНИВАНИЕ

Проанализированы способы оценки стохастичности речевых сигналов. Результаты моделирования показали, что предложенный способ оценки превосходит известные по качеству — оценки имеют меньшее смещение и дисперсию.

Ключевые слова: стохастичность, речевые сигналы, адаптивная фильтрация, предсказание.

Введение. В различных областях научно-технической деятельности при анализе временных рядов часто используются такие понятия, как „случайность“ и „стохастичность“ [1—9]. Существуют различные подходы, позволяющие численно охарактеризовать данные понятия, т.е. получить числовые значения неких параметров временных рядов. Применительно к анализу речевых сигналов наиболее используемыми параметрами, характеризующими случайность, являются спектральная энтропия (spectral entropy, SE) [3, 4], так называемая спектральная „ровность“ или „плоскостность“ (spectral flatness, SF) [5, 8] и частота переходов через нуль (zero-crossing rate, ZCR) [6, 7]. Эти параметры обычно используются для разделения звуков на звонкие/глухие, определения пауз, детектирования речи и т.д. Например, в работах [3, 4] указывается, что SE может использоваться как некий признак в задаче распознавания речи, в [5] описано применение SF для разделения дикторов, в [6, 7] ZCR используется для детектирования глухих звуков. Сравнительный анализ SF и SE приведен в статье [8].

Несмотря на то что SF и SE вычисляются по-разному, оба параметра характеризуют одно физическое свойство сигнала — его стохастичность [1—9]. Если анализируемый сигнал — гармоническое колебание или постоянная составляющая, то его оцененные SF и SE равны нулю [8]. С другой стороны, если сигнал — белый шум, то оценки его SF и SE флуктуируют около некоей ненулевой положительной величины (около единицы в случае нормализации). Иногда ZCR также считается мерой стохастичности речевого сигнала [6]. В работе [10] автором был предложен подход к оценке стохастичности, основанный на использовании адаптивного линейного предсказателя (adaptive linear predictor, ALP [11]).

Целью настоящей работы является анализ способов измерения стохастичности, а также исследование нового способа оценки стохастичности речевых сигналов.

Стохастичность и ее измерение. Характеристики процессов, применяемые в теории хаоса (например, экспоненты Херста и Ляпунова [12, 13] и т.п.), зачастую требуют больших объемов данных и в основном описывают систему или процесс в целом. При анализе речевых сигналов требуется оценивать динамику процесса на коротких интервалах времени. В настоящей статье примем, согласно [2, 14], что стохастичность — значит случайность, а случайность подразумевает отсутствие предсказуемости. Подобный подход (некорректный с точки зрения специалистов, занимающихся, например, анализом хаотических систем) вполне применим в анализе речевых сигналов; используя его, будем считать, что:

1) белый шум (полностью непредсказуемый процесс) есть „полностью“ стохастический процесс со стохастичностью теоретически равной единице;

2) постоянная составляющая, или гармонический процесс (полностью предсказуемые сигналы) являются детерминированными сигналами со стохастичностью, теоретически равной нулю;

3) розовый шум, сумма белого шума и, например, гармонического сигнала, а также хаотические процессы теоретически имеют стохастичность между нулем и единицей.

Данный подход показывает, что SE и SF не совсем корректно применять для оценки стохастичности [10]. В самом деле, физически SE и SF являются мерами „узкополосности“ спектра. Если спектр мощности на всех частотах, кроме одной, равен нулю, то как SE, так и SF, рассчитанные по такому спектру, равны нулю. При увеличении широкополосности спектра соответствующие SE и SF увеличиваются. Конечно, гармонический сигнал имеет узкополосный, а белый шум — широкополосный спектр, это приводит к малым и большим значениям соответствующих SE и SF. Однако оценки спектра мощности белого шума сильно флуктуируют, что приводит к значительному смещению вниз рассчитанных SE и SF. С другой стороны, последовательность прямоугольных импульсов (детерминированный сигнал) в спектральной области представляет собой набор гармоник, поэтому вычисленное по подобному спектру значение SE оказалось ненулевым. ZCR может рассматриваться лишь как грубая оценка средней частоты сигнала [6], а не его стохастичности. Пусть, например, x_i ($i = 0, N - 1$) есть дискретный сигнал с нулевым средним. Тогда легко показать, что среднее значение $ZCR=0,5$ (вычисленное, например, с использованием (1) в [6]) в случае, если x_i — белый шум. С другой стороны:

$$ZCR = \begin{cases} 0, & \text{если } x_i = c, \\ 1, & \text{если } x_i = +c, -c, +c, \dots = (-1)^i c, \quad \forall i = 0, 1, \dots, \end{cases} \quad (1)$$

где c — постоянная величина. Ясно, что $x_i = (-1)^i c$ является не стохастическим, а детерминированным сигналом с максимально возможной дискретной частотой. Если, например, пропустить белый шум через высокочастотный фильтр, то ZCR результирующего сигнала окажется выше, чем ZCR исходного шума, в то время как из физических соображений понятно, что стохастичность должна уменьшиться.

С другой стороны, алгоритмы линейного предсказания, широко применяющиеся, например, в адаптивной фильтрации и кодировании речи, позволяют непосредственно вычислять предсказуемость сигнала и более корректно измерять его стохастичность.

Основная идея подхода. В работе [11] был описан и исследован коэффициент стохастичности, вычисляемый как:

$$S_P = \langle \xi^2 \rangle / \langle x^2 \rangle = \sum_i \xi_i^2 / \sum_i x_i^2, \quad (2)$$

где $\langle \rangle$ — символ осреднения по времени, x_i — входной сигнал и ξ_i — выходной сигнал ошибки адаптивного линейного предсказателя (ALP) [11].

В работе [11] показано, что:

- 1) если x_i — детерминированный процесс, то $\xi_i=0$, $S_P = 0$;
- 2) если x_i — белый шум, то $\langle \xi^2 \rangle \approx \langle x^2 \rangle$, $E(S_P) = 1$ (здесь $E(\cdot)$ — символ математического ожидания: в реальности $S_P \approx 1$ из-за флуктуаций $\langle \xi^2 \rangle$ и $\langle x^2 \rangle$).

Параметр S_P характеризует непредсказуемость сигнала [10], и если x_i можно представить как сумму его детерминированной и стохастической компонент, то:

$$E(S_P) = P_s / P = P_s / (P_s + P_d), \quad (3)$$

где P — мощность сигнала, а P_d и P_s — мощность его детерминированной и стохастической составляющих соответственно.

Детальный анализ (2) показывает, что S_P есть величина, обратная к “prediction gain” (PG) — так называемый выигрыш, усиление предсказания, используемая в кодировании речи для оценки качества предсказателей [15]. Таким образом, возможно измерить S_P не с помощью

ALP, а с помощью других алгоритмов линейного предсказания, например, можно с помощью рекурсии Левинсона—Дурбина [16] оценить величину PG и затем вычислить:

$$S_G = 1 / PG. \quad (4)$$

Предлагаемый коэффициент стохастичности. Отметим, что ALP имеет в общем случае выход сигнала ошибки ξ_i и выход предсказанного сигнала y_i [11]. После завершения процесса адаптации в идеальном случае на выходе сигнала ошибки присутствует только стохастическая компонента входного сигнала, а на выходе предсказанного — только детерминированная [11], т.е. по аналогии с (2), используя не сигнал ошибки, а предсказанный сигнал y_i , получим

$$S = \langle y^2 \rangle / \langle x^2 \rangle = \sum_i y_i^2 / \sum_i x_i^2, \quad (5)$$

откуда

$$E(S) = P_d / (P_s + P_d), \quad (6)$$

т.е. $E(S) = 1$, когда x_i — детерминированный процесс, $E(S) = 0$, когда x_i — полностью стохастический. Сравнив (3) и (6), получим:

$$E(S_p) = 1 - E(S), \quad (7)$$

следовательно, ALP позволяет оценивать стохастичность сигнала как S_p и как $1 - S$. Одним из базовых свойств ALP является то, что корреляция между сигналом ошибки ξ_i и предсказанным сигналом y_i мала (равна нулю в случае идеального разделения входного сигнала на стохастическую и детерминированную составляющие) [11]. Соответственно можно утверждать, что среднее арифметическое:

$$\bar{S} = 0,5(S_p + (1 - S)) \quad (8)$$

будет иметь меньшую дисперсию, чем S_p и S .

Используя (2), (5), (8), а также выражение для сигнала ошибки: $\xi_i = x_i - y_i$ из [11], получим формулу для нового коэффициента стохастичности:

$$\bar{S} = S_C = \frac{1}{2} \left(1 + \frac{\sum_i \xi_i^2}{\sum_i x_i^2} - \frac{\sum_i y_i^2}{\sum_i x_i^2} \right) = \frac{1}{2} \left(1 + \frac{\sum_i (x_i - y_i)^2 - \sum_i y_i^2}{\sum_i x_i^2} \right) = \frac{1}{2} \left(1 + \frac{\sum_i x_i^2 - 2 \sum_i x_i y_i}{\sum_i x_i^2} \right) = 1 - \frac{\sum_i x_i y_i}{\sum_i x_i^2}. \quad (9)$$

Легко показать, что значение S_C , так же как и S_p , изменяется от 0 до 1 и характеризует „непредсказуемость“ входного сигнала x_i : чем более „непредсказуем“ сигнал, тем ближе S_C к 1.

Действительно, величина $\sum_i x_i y_i$ в (9) есть не что иное, как оценка ненормированного корреляционного коэффициента входного и предсказанного сигналов, она близка к нулю, когда x_i — стохастический сигнал (например, белый шум), в этом случае S_C близок к единице. С другой стороны, если x_i — детерминированный сигнал (например, синусоидальный), то

$y_i = x_i$ после завершения адаптации, и тогда $\frac{\sum_i x_i y_i}{\sum_i x_i^2} = 1$, а $S_C = 0$.

Следует заметить, что оценки как S_C , так и S_p могут принимать значения больше единицы из-за флуктуаций и некорректно выбранных параметров. Данный феномен будет рассмотрен ниже.

Моделирование. Характеристики коэффициентов стохастичности SE , S_G , S_p и S_C исследовались с помощью статистического моделирования. Во всех экспериментах использовались следующие параметры: длина блока анализа $K=512$ отсчетов; число M коэффициентов

линейного и адаптивного линейного предсказателей LPC и ALP равно 16; количество испытаний для оценки распределений и средних значений равно 10^6 . С целью приведения области определения всех коэффициентов к единому интервалу $[0, 1]$ в качестве SE использовалась нормированная энтропия спектра [10]:

$$SE = -1/\log_2(N) \sum_{i=0}^{N-1} X_i \log_2(X_i), \tag{10}$$

где N — количество отсчетов спектра мощности; X_i — величина i -го спектрального отсчета,

нормализованная так, что: $\sum_{i=0}^{N-1} X_i = 1$. Спектральные окна, перекрытия и накопления не использовались.

Известный алгоритм Левинсона—Дурбина [16] использовался для получения коэффициентов LPC и величины PG, которая затем пересчитывалась в S_G (4). В качестве ALP использовался нерекурсивный адаптивный сумматор [11], который адаптировался по нормализованному методу наименьших квадратов (normalized least-mean squares algorithm, NLMS) с постоянной адаптации $\mu = 0,1$ и регуляризационной константой $\delta = 1$ [17].

Плотности распределения и средние значения. На рис. 1 представлены экспериментально определенные плотности распределения коэффициентов SE (1), S_G (2), S_P (3) и S_C (4) для входных процессов различной стохастичности (a — плотность распределения для белого шума, теоретическое значение стохастичности равно 1).

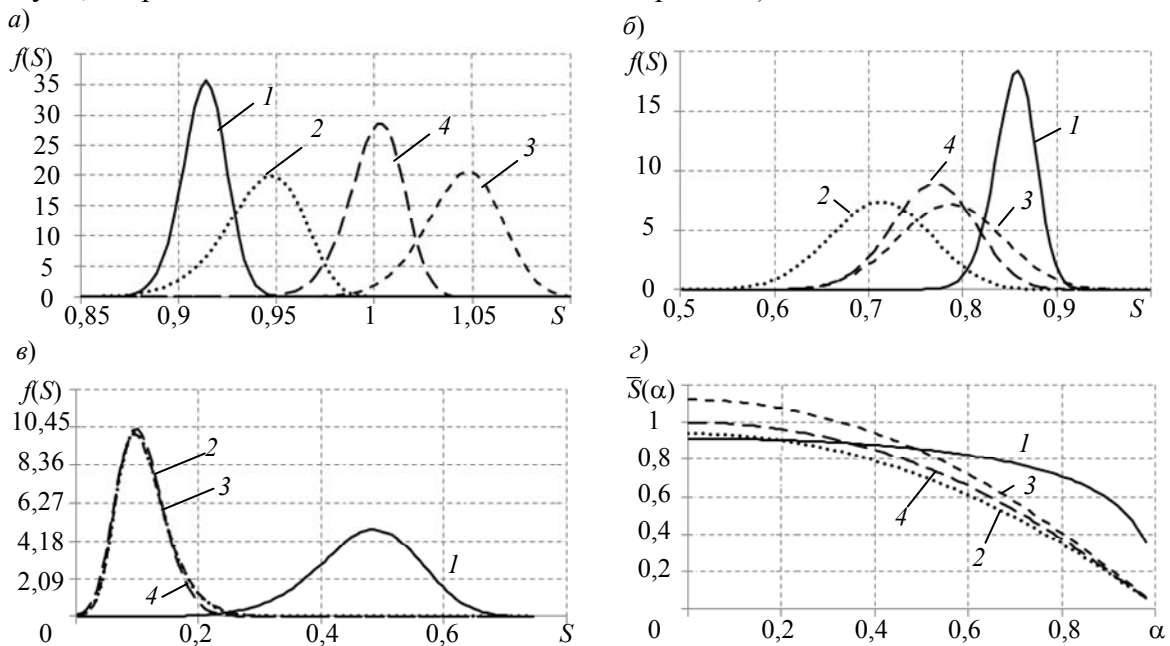


Рис. 1

На рис. 1, *a* видно заметное смещение SE и S_G вниз, причем смещение SE максимально. Этот факт легко объяснить, поскольку $SE=1$ только тогда, когда $X_i = \text{const}$ для всех $i = 0, N - 1$. В действительности каждый отсчет оцененного спектра мощности достаточно сильно флуктуирует. С другой стороны, S_P смещен вверх — видно, что его среднее больше 1. По нашему мнению, это вызвано тем, что процесс адаптации не успел завершиться на длине блока сигнала. Данный эффект зависит от самой длины и постоянной μ . Из рис. 1, *a* также видно, что предлагаемый коэффициент S_C имеет наименьшее смещение и флуктуирует около теоретического значения 1. На рис. 1, *b* и *в* приведены распределения коэффициентов стохастичности розового шума, сгенерированного с помощью фильтра низких частот первого порядка [18]:

$$y_i = \alpha y_{i-1} + (1-\alpha)x_i, \quad (11)$$

где y_i и x_i — розовый и белый шум в момент времени i , а $0 \leq \alpha < 1$ — параметр фильтра. Известно, что чем ближе α к 1, тем более предсказуемым (и менее стохастичным) становится y_i , т.е. на рис. 1 изображены результаты: для белого шума (a — $\alpha=0$), для средне-стохастического процесса (b — 0,5) и для низкостохастического процесса (c — 0,95). Видно, что средние значения всех коэффициентов уменьшаются при увеличении α ; в случае низкостохастического процесса (рис. 1, c) все коэффициенты, исключая SE, имеют практически идентичные распределения; SE низкостохастического процесса имеет наибольшую дисперсию и смещена вверх относительно других коэффициентов. Легко понять также, что чувствительность к изменению α различна для различных коэффициентов. Данный факт подтверждает рис. 1, z , где приведены средние значения всех коэффициентов как функции от $\alpha = [0; 0,99]$.

Устойчивость к изменению параметров. Несмотря на большое смещение и дисперсию коэффициент SE удобно использовать. Во-первых, для вычисления SE требуется задать только длину блока анализа. И во-вторых, величина SE всегда стабильна и дает адекватную (хоть и смещенную) оценку стохастичности. Для вычисления S_G следует задать длину блока анализа и количество LPC коэффициентов; для S_P и S_C — длину блока анализа, количество ALP коэффициентов, постоянную адаптации $\mu > 0$ и регуляризационную константу δ .

Чем больше длина блока анализа, тем меньше дисперсия соответствующего коэффициента, значение δ также не оказывает большого влияния на S_P и S_C (если только оно не экстремально мало или велико); значение $\delta = 1$ допустимо для большинства реальных ситуаций. В противоположность этому число коэффициентов LPC и ALP, так же как и μ , — важные параметры. Результаты эксперимента по определению среднего значения S_G (1), S_P (2) и S_C (3) белого шума при различном числе коэффициентов LPC и ALP (M) представлены на рис. 2. Видно, что увеличение M вызывает заметное снижение S_G . По нашему мнению, данный эффект необходимо принять во внимание, кроме того моделирование показывает, что эффект наиболее сильно выражен для розового шума с высоким уровнем α и других низкостохастических сигналов.

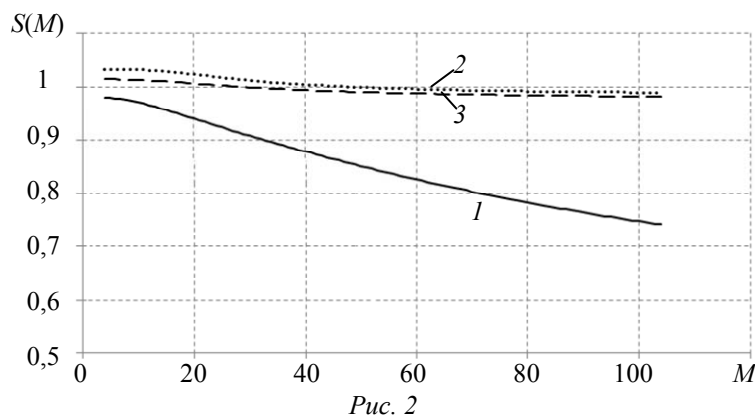


Рис. 2

Наиболее критичным параметром для вычисления S_P и S_C является μ . Известно [19], что теоретическими границами для устойчивой работы алгоритма NLMS являются $0 < \mu < 2$. При $\mu \geq 2$ адаптация в ALP становится нестабильной, что вызывает резкое неадекватное увеличение как среднего значения S_P и S_C так и их дисперсии. С другой стороны, в случае некорректно малого μ (рис. 3, a , область $\mu < 0,05$) процесс адаптации идет медленно и не

может завершиться в момент окончания обработки блока данных, что также вызывает увеличение дисперсии ($1 — K=64, 2 — 128, 3 — 256, 4 — 512$). Среднеквадратические отклонения (RMSE) для S_P и S_C как функций от μ показаны на рис. 3, б. Для улучшения восприятия графики разбиты на две части: слева — $0 < \mu < 1$ и справа — $1 < \mu < 2$ (левая и правые вертикальные оси соответственно). Видно, во-первых, резкое увеличение RMSE при $\mu > 1$, во-вторых, RMSE S_C (1) всегда меньше, чем у S_P (2) — т.е. предлагаемый коэффициент стабильнее даже при неоправданно высоком μ .

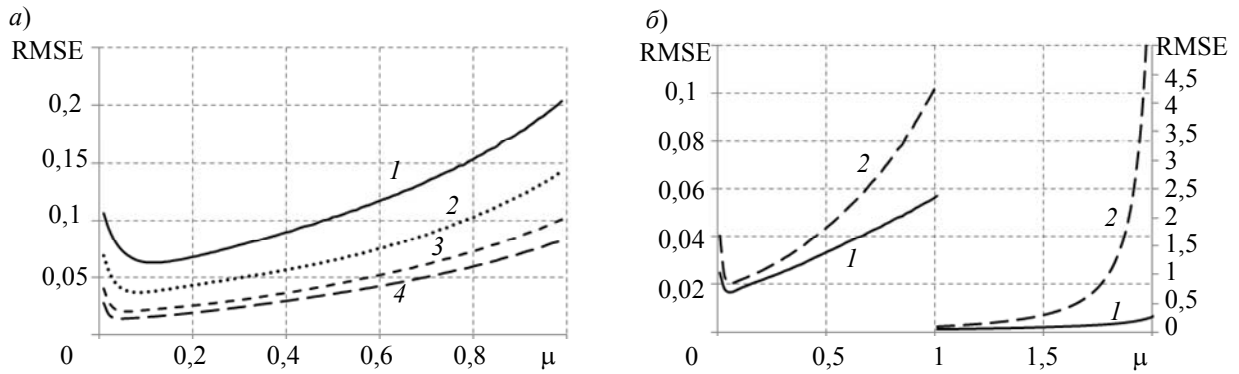


Рис. 3

Практические рекомендации. Значения рассмотренных коэффициентов не зависят от мощности сигнала, но постоянная составляющая сигнала или помеха даже малой мощности могут затруднять интерпретацию результатов. Например, при обработке речи шум слабого уровня в паузах между звуками вызывает увеличение значения коэффициентов, постоянная составляющая, наоборот — уменьшение. Поэтому желательно при предобработке удалять постоянную составляющую сигнала; добавлять некое фиксированное смещение к сигналу (обычно для реальных речевых сигналов просто прибавлять к сигналу величину 50—500).

Также следует отметить, что алгоритмы адаптивной фильтрации в ALP хорошо подходят для поотсчетной обработки сигналов — в этом случае в (9) суммирование по блоку можно заменить экспоненциальным усреднением или какой-либо другой НЧ-фильтрацией.

Применение и пример обработки речевого сигнала. На практике коэффициент S_C может применяться как характеристика сигнала в различных задачах, например, для классификации звуков. Значение S_C высоко (возрастает) на фрикативных согласных: ‘s’, ‘sh’, ‘ch’ и т.п., а также на коротких взрывных согласных, низко на гласных и звонких согласных. Например, данное свойство проиллюстрировано на рис. 4, где для известной фразы из базы TIMIT [20] “She had your dark suit in greasy wash water all year” представлен вычисленный S_C .

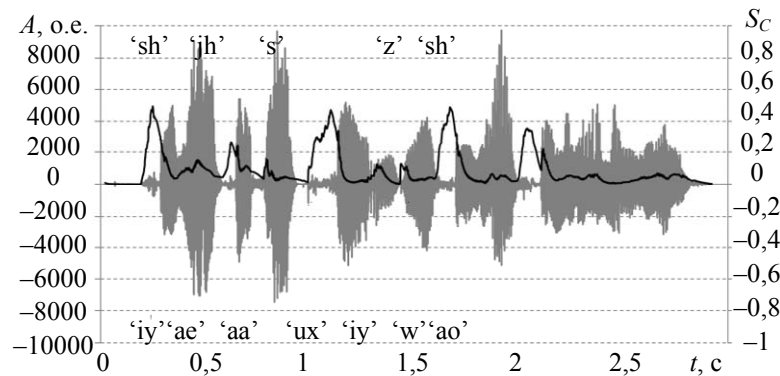


Рис. 4

Заключение. В работе представлен простой подход к вычислению стохастичности речевых сигналов, имеющий преимущества (меньшие смещение и дисперсия и более высокая устойчивость к изменению параметров обработки) по сравнению с известными способами. Результаты моделирования подтверждают эффективность подхода при обработке, например, речевых сигналов для классификации звуков.

Работа выполнена при государственной финансовой поддержке ведущих университетов Российской Федерации (субсидия 074-U01).

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Puente C. E., Obregón N., Sivakumar B. Chaos and stochasticity in deterministically generated multifractal measures // *Fractals*. 2002. Vol. 10, N 1. P. 91—102.
2. Sivakumar B. Is a Chaotic Multi-Fractal Approach for Rainfall Possible? // *Hydrological Processes*. 2001. Vol. 15, N 6. P. 943—955.
3. Misra H., Ikbal S., Sivadas S., Boulard H. Multi-resolution Spectral Entropy Feature for Robust ASR // *Proc. of IEEE Intern. Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. Philadelphia, USA, 2005. Vol. 1. P. 253—256.
4. Toh A. M., Togneri R., Nordholm S. Spectral entropy as speech features for speech recognition // *Proc. of 6th Postgraduate Electrical Engineering & Computing Symposium (PEECS)*. 2005. P. 22—25.
5. Bardeli R. Source Separation Using the Spectral Flatness Measure // *Proc. of CHiME 2011 Workshop on Machine Listening in Multisource Environments*. 2011. P. 80—85.
6. Bachu R. G., Kopparthi S., Adapa B., Barkana B. D. Separation of Voiced and Unvoiced Using Zero Crossing Rate and Energy of the Speech Signal // *Proc. American Society for Engineering Education*. 2008. P. 1—7.
7. Khan A. U., Bhaiya L. P., Banchhor S. K. Hindi Speaking Person Identification Using Zero Crossing Rate // *Intern. J. of Soft Computing and Engineering*. 2012. Vol. 2, N 3. P. 101—104.
8. Madhu N. Note on Measures for Spectral Flatness // *Electronics Letters*. 2009. Vol. 45, Is. 23. P. 1195—1196.
9. Dubnov S. Non-gaussian source-filter and independent components generalizations of spectral flatness measure // *Proc. of 4th Intern. Symposium on Independent Component Analysis and Blind Signal Separation (ICA2003)*. Nara, Japan, 2003. P. 143—148.
10. Алейник С. Оценка детерминированности временных рядов // *Радиотехника*. 1999. № 9. С. 16—22.
11. Widrow B., Lehr M., Beaufays F., Wan E., Bileillo M. Learning algorithms for adaptive processing and control // *IEEE Intern. Conf. on Neural Networks*. San Francisco, CA, USA, 1993. Vol. 1. P. 1—8.
12. Delignieres D., Ramdani S., Lemoine L., Torre K., Fortes M., Ninot G. Fractal analyses for short time series: A re-assessment of classical methods // *J. of Mathematical Psychology*. 2006. Vol. 50, N 6. P. 525—544.
13. Wolf A., Swift J., Swinney H., Vastano J. Determining lyapunov exponents from a time series // *Physica D: Nonlinear Phenomena*. 1985. Vol. 16, N 3. P. 285—317.
14. Randomness [Электронный ресурс]: <<http://encyclopedia.thefreedictionary.com/stochasticity>>.
15. Heim A., Sorger U., Hug F. Doppler-variant modeling of the vocal tract // *Proc. of IEEE Intern/ Conf/ on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. Las Vegas, Nevada, USA, 2008. P. 4197—4200.
16. Corneliu M., Costinescu B. Implementing the Levinson-Durbin Algorithm on the SC140 // *Freescall Semiconductor. Application Note*. 2005. AN2197. Rev. 1. 24 p.
17. Bitzer J., Brandt M. Speech Enhancement by Adaptive Noise Cancellation: Problems, Algorithms and Limits // *Proc. of 39th Intern. Conf. Audio Forensics: Practices and Challenges (AES-39)*. Denmark, 2010. P. 106—113.
18. Orfanidis S. J. Introduction to Signal Processing. [Электронный ресурс]: <<http://www.ece.rutgers.edu/~orfanidi/intro2sp/orfanidis-i2sp.pdf>>.
19. Haykin S. Adaptive Filter Theory. Prentice-Hall, 1996.
20. The DARPA TIMIT Acoustic-Phonetic Continuous Speech Corpus (TIMIT). Training and Test Data. NIST Speech Disc CD1-1.1 [Электронный ресурс]: <http://www.ldc.upenn.edu/Catalog/readme_files/timit.readme.html>.

Сведения об авторах

- Сергей Владимирович Алейник** — ООО „ЦРТ-инновации“, Санкт-Петербург; научный сотрудник;
E-mail: aleinik@speechpro.com
- Михаил Борисович Столбов** — канд. техн. наук, доцент; Санкт-Петербургский национальный исследовательский университет информационных технологий, механики и оптики, кафедра речевых информационных систем; ООО „ЦРТ-инновации“, Санкт-Петербург; старший научный сотрудник;
E-mail: stolbov@speechpro.com

Рекомендована кафедрой
речевых информационных систем

Поступила в редакцию
22.10.13 г.

УДК 656.25-52:656.22.05

С. В. БИБИКОВ, Ю. Н. МАТВЕЕВ, Н. Н. СЕМЕНОВ

**ОЦЕНКА ФУНКЦИОНАЛЬНОЙ БЕЗОПАСНОСТИ
ОБНАРУЖЕНИЯ ВИБРОАКУСТИЧЕСКОГО СИГНАЛА
ПРИБЛИЖАЮЩЕГОСЯ ПОЕЗДА**

Исследована функциональная безопасность обнаружения виброакустического сигнала приближающегося поезда методом энергетического обнаружителя. Найдено нижнее значение порога обнаружения исходя из предложенной вероятности ложной тревоги, доказана достаточность применения разработанного метода обнаружения приближающегося поезда для бесстыковых путей.

Ключевые слова: приближающийся поезд, виброакустический сигнал, энергетический обнаружитель.

Введение. Для того чтобы устройство, обнаруживающее по специфическим виброакустическим колебаниям рельса приближающийся поезд, могло применяться в ОАО „РЖД“ при подаче сигналов оповещения, оно должно удовлетворять достаточно жестким требованиям по надежности и функциональной безопасности. В качестве основного критерия функциональной безопасности используется среднее время наработки на опасный отказ: не менее 10^6 ч. Критериями опасного отказа являются отсутствие включения сигнала оповещения до начала установленного времени упреждения сигнализации (от включения сигнала оповещения до достижения первой осью приближающегося поезда места установки устройства оповещения) или неразборчивый сигнал. Установленное время упреждения сигнализации равно 50 с.

Среднее время наработки на опасный отказ определяется тремя показателями:

1) вероятность пропуска обнаруживаемого приближающегося поезда при наличии помех;

2) вероятность опасного необнаруживаемого или невозстанавливаемого отказа аппаратной реализации (10^{-11} — 10^{-12} 1/с [1]);

3) вероятность восстанавливаемого опасного отказа („сбоя“) с нерегламентированным временем восстановления с учетом обнаружения и восстановления работоспособности средствами операционной системы реального времени.

Поскольку надежность системы оповещения обеспечивается средствами дублирования аппаратуры, показатель 3 можно не оценивать отдельно от показателя 2.

В настоящей статье рассматривается только ситуация пропуска обнаруживаемого приближающегося поезда при наличии помех, так как она является решающей при доказательстве безопасности устройства оповещения. Вследствие случайного характера помех принципиально