Таблица 5

Результаты сжатия и оценки качества воспроизведения речи

Фрагмент лекции (132,1680 с)	
Степень сжатия, Ксж	2,7147
Оценка качества воспроизведения речи	4,4
Слово «аппроксимация» (1,4967 с)	
Степень сжатия, Ксж	1,6034
Оценка качества воспроизведения речи	4,5
Слитная речь (161,8750 с)	
Степень сжатия, Ксж	1,7152
Оценка качества воспроизведения речи	4,7

Выводы. Результаты экспериментов свидетельствуют о том, что предлагаемый способ позволяет обнаруживать границу пауза/звук на достаточно коротком интервале анализа, что позволяет повысить степень точности обнаружения границы пауза/звук. Таким образом, предложенный новый метод сжатия речевых сигналов за счет обнаружения и кодирования пауз, основанный на учете отличий в распределении энергетических составляющих звуков речи и сигнала в паузе в частотной области, является эффективным и может быть использован в информационно-телекоммуникационных системах для хранения или передачи речевых сигналов по цифровым каналам связи.

Список литературы: **1.** *Быков С.Ф., Журавлев В.И., Шалимов И.А.* Цифровая телефония. – М.: Радио и связь, 2003. – 144 с. **2.** *Росляков А.В., Самсонов М.Ю., Шибаева И.В.* IP-телефония. – М.: Эко-Тредз, 2001. – 250 с. **3.** *Калинцев Ю.К.* Разборчивость речи в цифровых вокодерах. – М.: Радио и связь, 1991. – 220 с. **4.** Сжатие данных в системах сбора и передачи информации / *В.И.Орищенко, В.Г. Саннико, В.А. Свириденко*. Под ред. *В.А. Свириденко*. – М.: Радио и связь, 1985. – 184 с. **5.** *Шелухин О.И., Лукьянцев Н.Ф.* Цифровая обработка и передача речи / Под ред. О.И. Шелухина.– М.: Радио и связь, 2000. – 456 с. **6.** *Михайлов В.Г., Златоустова Л.В.* Измерение параметров речи / Под ред. М.А. Сапожкова. – М.: Радио и связь, 1987. – 168 с. **7.** *Жиляков Е.Г, Белов С.П., Прохоренко Е.И.* О сжатии речевых сигналов // Вестник Национального технического университета "ХПИ". – Харьков: Изд-во НТУ "ХПИ". – 2005. – Вып. 56. – С. 32 – 41. **8.** *Жиляков Е.Г., Белов С.П., Прохоренко Е.И.* Вариационные методы частотного анализа звуковых сигналов // Труды учебных заведений связи / СПб.: СПбГУТ, 2006. – № 174. – С. 163 – 170. **9**.Таблицы математической статистики / *Л.Н. Большев, Н.В. Смирнов.* – М.: Наука. Гл. ред. ф-м. лит., 1983. – 416 с. **10**. *Гонтмахер Ф.Р.* Теория матриц. – М.: Физматлит, 2004. – 560 с.

Поступила в редакцию 20.10.2006

УДК 621.317

И.П. ЗАХАРОВ, д-р техн. наук, ХНУВД (г. Харьков)

АНАЛИЗ ЧИСЛЕННЫХ МЕТОДОВ ОЦЕНИВАНИЯ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ В ИЗМЕРЕНИЯХ

Проведено аналіз чисельних методів, які застосовуються для оцінювання невизначеності у вимірюваннях. Даються рекомендації щодо їхньої практичної реалізації.

The analysis of the numerical methods used for an evaluation of uncertainty in measurements is carried out. Recommendations on their practical realization are given.

Постановка проблемы. Для оценивания неопределенности измерений широко применяют аналитические методы [1]. В основе их реализации лежит закон распространения неопределенности, заключающийся в приближении исходного модельного уравнения линейными членами ряда Тейлора, который в сочетании с методом суммирования дисперсий и ковариаций позволяет получить выражение для вычисления суммарной стандартной неопределенности (неопределенности результата измерения) $u_c(y)$ в виде

$$u_c(y) = \sqrt{\sum_{i=1}^{m} c_i^2 u^2(x) + 2\sum_{i=1}^{m-1}\sum_{j=j}^{m} r_{ij} c_i c_j u(x_i) u(x_j)}\,, \qquad (1)$$

где $u(x_i)$ – неопределенность i-й входной величины x_i; c_i – коэффициент чувствительности; r_{ij} – коэффициент попарной корреляции между i-й и j-й входными величинами. Применение такого подхода при существенно нелинейном модельном уравнении дает смещенную оценку результата измерений и недостоверную оценку суммарной стандартной неопределенности $u_c(y)$. Расширенная неопределенность в [1] оценивается на основе определения эффективного числа степеней свободы. Такой подход имеет ряд существенных ограничений даже при отсутствии попарной корреляции между входными величинами и совершенно неприемлем при ее наличии [2].

Анализ литературы. Устранить все перечисленные недостатки базового метода оценивания неопределенности измерений может применение численных методов. Среди численных методов наиболее известными являются метод дискретного уравнения свертки [3], метод частных приращений [4] и метод Монте-Карло [5].

Цель статьи. Произвести сравнительный анализ существующих численных методов оценивания неопределенности в измерениях для определения диапазона их применимости и путей их дальнейшего развития.

Метод дискретного уравнения свертки. Метод уравнения свертки позволяет найти плотность вероятности измеряемой величины $g(y)$ по известным плотностям вероятности входных величин g_1, g_2:

$$g(y) = g_1 * g_2 = \int_{-\infty}^{\infty} g_1(x) g_2(y-x)dx\,, \qquad (2)$$

где g_1, g_2 – плотности вероятности входных величин. Это позволяет устранить недостатки оценивания расширенной неопределенности с помощью эффективного числа степеней свободы. К сожалению, аналитическое решение (2) возможно далеко не для всех законов распределения входных величин. Выходом из этой ситуации является дискретное представление уравнения (2). Практическая реализация этого метода [3] заключается в составлении таблицы для построения композиции законов распределения, верхняя строка и левый столбец которой представляют собой высоты столбиков гистограмм исходных законов распределения двух входных величин (см. табл.). В остальных клетках таблицы вычисляются произведения значений g_1 и g_2, соответствующих столбцу и строке, на пересечении которых они находятся. Затем производят суммирование диагональных элементов таблицы, соответствующих одинаковым значениям абсцисс столбиков результирующей гистограммы с умножением их на ширину столбика Δx.

Таблица

Реализация метода дискретного уравнения свертки

	g_{11}	g_{12}	…	g_{1M}
g_{11}	$g_{11}\ g_{21}$	$g_{12}\ g_{21}$	…	$g_{1M}\ g_{21}$
g_{22}	$g_{11}\ g_{22}$	$g_{22}\ g_{12}$	…	$g_{1M}\ g_{22}$
…	…	…	…	…
g_{2N}	$g_{11}\ g_{2N}$	$g_{12}\ g_{2N}$	…	$g_{1M}\ g_{2N}$

Достоинством этого метода является возможность построения композиций гистограмм, построенных по эмпирическим данным. В случае теоретического представления закона распределения входных величин следует рассчитать высоты столбиков гистограммы по формуле:

$$g(x_j) = \frac{1}{\Delta x} \int_{x_j-\Delta x/2}^{x_j+\Delta x/2} g(x)dx\,, \qquad (3)$$

где $g\left(x_j\right)$ и x_j – соответственно высота и абсцисса j-го столбца гистограммы. Точность реализации этого метода целиком зависит от ширины интервала дискретизации плотностей вероятности Δx. Уменьшение значения Δx до требуемого значения $10^{-5}…10^{-6}$ от размаха закона распределения приводит к построению громоздкой таблицы и увеличению времени

обработки. Поэтому этот метод, несмотря на большую наглядность, для практического оценивания неопределенности напрямую не применяется.

Известно, что упрощение решения (2) в аналитическом виде чаще всего получается при использовании формулы обращения:

$$g_1 * g_2 * \ldots * g_m = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} e^{-itx} \prod_{k=1}^{m} \Phi_k(t)dt\,, \qquad (4)$$

в которой $\Phi_k(t) = \int_{-\infty}^{\infty} e^{itx} g_k dx_k$ – характеристическая функция k-й входной величины. Используя выражение (4) для нормально распределенных входных величин, доказывается свойство их устойчивости к сложению. К сожалению, применение выражения (4) для других законов распределения не всегда приводит к решению поставленной задачи. Для устранения этого ограничения реализацию (4) можно производить в численном виде, используя прямое дискретное преобразование Фурье для образования характеристических функций $\Phi_k(t)$ и обратное дискретное преобразование Фурье для получения плотности вероятности измеряемой величины $g(y)$, при этом существенное уменьшение времени обработки возможно при осуществлении алгоритмов быстрого преобразования Фурье. Следует отметить, что все перечисленные реализации метода дискретного уравнения свертки можно применять в случае, когда от исходного нелинейного модельного уравнения допустимо перейти к закону распространения неопределенностей. Кроме того, существенным ограничением этого метода является невозможность его работы при наличии корреляции между входными величинами.

Метод частных приращений. Метод частных приращений [4] позволяет освободиться от линеаризации модельного уравнения и вычисления коэффициентов чувствительности, что представляет основные трудности в аналитическом методе. В соответствии с этим методом вклад неопределенности выходной величины, связанный с неопределенностью k-й входной величины, будет вычисляться по формуле

$$u_k(y) = \Delta f_k = f(x_1, x_2, ..., x_k + \Delta x_k, ..., x_m) - f(x_1, x_2, ..., x_k, ..., x_m)\,, \qquad (5)$$

где Δx_k – приращение значения k-й входной величины, соответствующее ее стандартной неопределенности. В дальнейшем осуществляется оценивание суммарной неопределенности по формуле (1) при известных коэффициентах корреляции. Этот метод хорошо применять в случаях, когда модельное уравнение задано в неявном виде или в виде программы. Недостатком метода частных приращений является отсутствие учета законов распределения входных величин и их искажения нелинейной модельной функцией, поэтому его корректно применять при тех же условиях, при которых справедлив закон распространения неопределенности. Кроме того, оценка расширенной неопределенности в этом случае также должна осуществляться либо с использованием эффективного числа степеней свободы, либо методом дискретного уравнения свертки. Как было показано выше, и в первом и во втором случаях нет возможности корректного вычисления расширенной неопределенности при наличии корреляции между входными величинами.

Метод Монте-Карло. Наиболее универсальным численным методом является метод статистического моделирования (Монте-Карло) [5], базирующийся на генерации значений входных величин в виде случайных чисел с заданным законом распределения и нахождении закона распределения измеряемой (выходной) величины по соответствующей ей совокупности получаемых случайных чисел. Применение метода Монте-Карло позволяет избавиться от погрешностей, связанных с отбрасыванием старших членов разложения в ряд Тейлора при проведении процедуры линеаризации.

В методе Монте-Карло входные величины $X_1, X_2, ..., X_m$ представляются как случайные величины с плотностями распределения вероятностей $g_1, g_2, ..., g_m$. Математические ожидания и стандартные отклонения этих распределений вероятности эквивалентны оценкам входных величин $x_1, x_2, ..., x_m$ и их стандартным неопределенностям $u_1, u_2, ..., u_m$ соответственно. В этом случае применение метода Монте-Карло заключается в выполнении следующих операций: 1) генерирование m массивов случайных чисел x_j, $j = 1, 2, \ldots, m$ заданного объема n ($n = 10^5 - 10^6$), подчиняющихся требуемым законам распределения; 2) получение массива оценки выходной величины y объема n; 3) вычисление оценок параметров полученного распределения: математического ожидания, суммарной стандартной неопределенности, коэффициента охвата и расширенной неопределенности; 4) повторение l раз ($l = 50 - 100$) шагов 1 – 3 с получением усредненных значений оценок перечисленных в п. 3 параметров и вычислением оценки их СКО для определения их достоверности.

При моделировании неопределенности типа *B* необходимо получать массивы данных, распределенных по нормальному, равномерному, треугольному, арксинусному или другим законам, применяемым в этом случае. Как правило, встроенные генераторы случайных чисел в математические и статистические пакеты обеспечивают генерацию чисел, распределенных по нормальному и равномерному законам. Остальные требуемые законы распределения могут быть получены методом обратных функций. При оценивании неопределенности типа *B* возможным является наличие нескольких попарно коррелированных входных величин. Корреляция этих величин (т.н. логическая корреляция) обусловлена использованием при их определении одного и того же измерительного прибора, физического эталона измерения или одних и тех же справочных данных, имеющих

значительную неопределенность. Для осуществления процедуры Монте-Карло в этом случае необходимо генерировать совместный закон распределения коррелированных входных величин. Алгоритм моделирования совместного распределения двух коррелированных величин с произвольными законами распределения описан в [6]. При моделировании неопределенности типа *A* необходимо воспроизводить распределение Стьюдента, соответствующее закону распределения отношения среднего арифметического $\bar{x}_j$, принимаемого за результат измерения входной величины X_j (которая распределена по заданному закону), к ее неопределенности. Разработанный алгоритм моделирования массивов данных, распределенных по закону распределения Стьюдента, описан в [7]. При оценивании неопределенности типа *A* приходится сталкиваться с ситуациями, когда входные величины попарно коррелированы. В этом случае причиной т.н. наблюдаемой корреляции является измерение двух или более входных величин одновременно в одних условиях. Чаще всего с наблюдаемой попарной корреляцией можно встретиться при проведении косвенных многократных измерений. Для осуществления процедуры Монте-Карло необходимо генерировать совместный (двумерный) закон распределения Стьюдента коррелированных входных величин. Решение этой задачи приведено в [2].

Выводы. Показано, что применение численных методов позволяет устранять недостатки аналитических методов оценивания неопределенности измерений. Метод дискретного уравнения свертки позволяет корректно оценивать расширенную неопределенность при отсутствии корреляции между входными величинами, а метод частных приращений – избавиться от процедуры аналитического вычисления коэффициентов чувствительности. Оба метода работают в условиях реализации закона распространения неопределенности. Метод Монте-Карло свободен от всех перечисленных ограничений, приведена его реализация при оценивании обоих типов неопределенности для коррелированных входных величин.

Список литературы: **1.** Guide to the Expression of Uncertainty in Measurement. ISO, Geneva, First Edition. – 1995. – 101 p. **2.** *Захаров И.П.* Учет корреляции при оценивании неопределенности результатов многократных измерений // Системи обробки інформації. – 2005. – Вып. 9. – С. 43–45. **3.** *Проненко В.И., Якирин Р.В.* Метрология в промышленности. – К.: Техніка, 1979. – 223 с. **4.** *Чалый В.П., Паракуда В.В., Костеров А.А. и др.* Оценивание неопределенности первичного акустического эталона численными методами // Измерительная техника. – 2005. – № 5. – С. 15–19. **5.** *Кокс М., Харрис П., Зиберт Б.Р.-Л.* Оценивание неопределенности измерений на основе трансформирования распределений с использованием моделирования по методу Монте-Карло // Измерительная техника. – 2003. – № 9. – С. 9–14. **6.** *Захаров И.П.* Моделирование коррелированных данных при обработке результатов измерений // Моделювання та інформаційні технології. – 2005. – Вып. 33. – С. 35–40. **7.** *Захаров И.П., Штефан Н.В.* Алгоритмы достоверного и эффективного оценивания неопределенности по типу А // Измерительная техника. – 2005. – № 5. – С. 9–15.

Поступила в редакцию 10.09.2006