Как видно из таблицы, значение равновероятной ошибки предложенного алгоритма приблизительно в два раза ниже используемых на практике алгоритмов. Данное наблюдение подтверждает гипотезу о том, что на речевых фрагментах изменение положения спектральных максимумов происходит более динамично. Это обусловлено особенностью спектра человеческой речи, максимумы которого определяются значениями гармоник частоты основного тона, постоянно меняющегося в процессе произнесения. Большинство музыкальных инструментов (в первую очередь, струнные) не имеют возможности менять свои характеристики в процессе генерации звука, поэтому динамика спектра, оцениваемая алгоритмом, мала.

Для решения задачи детектирования музыкальных фрагментов проведен обзор существующих методов. Рассмотренные методы нельзя рекомендовать для применения на практике в силу либо большой ошибки детектирования, либо неприемлемой вычислительной сложности.

В результате анализа особенностей музыкального сигнала, отличающих его от речевого, предложен новый алгоритм детектирования музыкальных фрагментов на основе динамики спектральных максимумов. Экспериментальные исследования на представительной базе показали, что предложенный алгоритм имеет бóльшую эффективность по сравнению с существующими аналогами. Полученный уровень ошибки 11 %, а также небольшая вычислительная сложность данного алгоритма удовлетворяют требованиям реальных приложений.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Al-Shoshan, A.I.** Speech and Music Classification and Separation: A Review [Текст]/A.I. Al-Shoshan//Journal of King Saud University.–2006.–Vol. 19. –Engineering Sciences (1). –P. 95–133.
2. [Электронный ресурс] http://www.music-ir.org/mirex/2009/index.php/Main_Page MIREX - Music Information Retrieval Evaluation eXchange
3. [Электронный ресурс] http://www.ismir.net/ ISMIR - The International Society for Music Information Retrieval
4. **Barbedo, J.G.A.** Robust and Computationally Efficient Speech/Music Discriminator [Текст]/ J.G.A. Barbedo, A.A Lopes//Journal of the Audio Engineering Society.–2006.–Vol. 55.–№ 7/8.–P. 571–588.
5. **Carey, M.J.** Comparison of features for speech, music discrimination [Текст]/M.J. Carey, E.S. Parris, H.A Lloyd-Thomas//In Proc. 1999 IEEE International conf. on Acoustics, Speech, and Signal Processing.–1999.–Vol. 1.–P. 149–152.
6. **Scheirer, E.** Construction and evaluation of a robust multifeature speech/music discriminator [Текст]/E. Scheirer, M. Slaney//In Proc. IEEE International conf. on Acoustics, Speech, and Signal Processing.–1997.–Vol. 1.–P. 1331–1334.
7. **Widmer, G.** Automatic music detection in television productions [Текст]/G. Widmer [et al.]//In Proc. of the International conf. on Digital Audio Effects.–2007.
8. **Dixon, S.** Onset detection revisited. [Текст]/S. Dixon//In Proc. of the International conf. on Digital Audio Effects.–2006.–P. 133–137

УДК 519.81

В.В. Крючковский, Э.Г. Петров, Н.А. Брынза

ИНФОРМАТИВНАЯ ПРЕДПОЧТИТЕЛЬНОСТЬ СТАТИСТИЧЕСКОЙ ФОРМЫ ПРЕДСТАВЛЕНИЯ ИСХОДНЫХ ДАННЫХ В УСЛОВИЯХ ИНТЕРВАЛЬНОЙ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ

С незапамятных времен человечество, используя бессмертный метод проб и ошибок, интуицию и опыт, вырабатывало наилучшие решения в самых различных областях. Принятие решений в каждой реальной задаче – проблема многосложная, обусловленная разнообразием объективно существующих альтернатив и ограниченная возможностями лица, принимающего решение (ЛПР).

В условиях широкого и интенсивного внедрения информационных технологий и вычислительной техники как инструмента автоматизации интеллектуальной деятельности, формализация процессов принятия решений во многом определяет перспективы развития автоматизированных информационно-управляющих систем, степень их эффективности и интеллектуализации.

Несмотря на разнообразие проблемно-предметных областей, процедуру принятия решений можно формально разделить на следующие этапы:

формирование и анализ цели;

выделение множества допустимых решений, обеспечивающих ее достижение;

определение метрики (критериев), в которой сравниваются альтернативные решения по их эффективности (этап оценивания);

выбор экстремального в заданной метрике решения (этап оптимизации).

Не умаляя важности каждого из перечисленных этапов, необходимо подчеркнуть концептуальную важность и трудность формализации этапа оценивания. Это связано с тем, что необходимыми условиями эффективности любого решения являются его своевременность, комплексность, т. е. степень и глубина учета различных факторов, определяющих частные аспекты его эффективности, и оптимальность [1]. В формальном плане это приводит к необходимости оценивать эффективность решения по множеству противоречивых частных критериев, имеющих различную размерность, важность, измеренных в различных шкалах. Эта проблема известна как проблема многофакторного оценивания. Магистральный, конструктивный путь решения проблемы многофакторного оценивания связан с теорией полезности [2], основной гипотезой которой является предположение о существовании обобщенной скалярной оценки полезности (эффективности) решения как некоторой функции частных характеристик (критериев).

По необходимости, стремление удовлетворить условие комплексности (полноты) решения приводит к двум следствиям:

увеличению размерности кортежа входных переменных, т. е. к общему усложнению постановки задачи, ее формальной модели и повышению вычислительной сложности;

росту размерности кортежа выходных переменных, что означает необходимость при выборе оптимального решения учитывать множество частных критериев, т. е. решать задачу не скалярной, а многокритериальной оптимизации вида:

$$x^0 = \arg \underset{x \in X}{extr} < k_i(x) >, \; i = \overline{1, n}, \tag{1}$$

где $k_i(x)$, $i = \overline{1, n}$ – разнородные частные критерии, совокупность которых достаточно полно и однозначно характеризует эффективность решений $x \in X$; X – множество допустимых решений.

Увеличение размерности задачи принятия решений по входу и выходу влечет за собой повышение информационной неопределенности за счет так называемых НЕ-факторов [2]: неполноты знаний, неточности моделей, описывающих взаимосвязи переменных, неопределенности задания целей, неточности измерений и т. д.

Еще одним источником неопределенности является принципиальная особенность решения задач многокритериальной оптимизации. В силу противоречивости частных критериев $k_i(x)$, задача (1) в общем случае является некорректной, т. к. не имеет единственного решения, а позволяет определить только некоторое подмножество решений, известное как область компромиссов X^C или Парето-оптимальных решений [3, 4]. Выбор из этой области единственного (компромиссного) решения связан с необходимостью регуляризации исходной некорректной задачи, путем дополнения модели (1) схемой компромисса.

Существует множество различных схем компромисса: принцип главного критерия, последовательной оптимизации, функционально-стоимостного анализа, анализа иерархий и др. [5].

Несмотря на различия, все эти схемы базируются на одной идее – трансформации исходной задачи многокритериальной оптимизации в задачу однокритериальной скалярной оптимизации или иерархически упорядоченную последовательность таких задач. Наиболее полно и корректно эта идея реализуется путем формирования обобщенной скалярной многокритериальной оценки, известной как полезность решения [2]. В этом случае скалярная оценка эффективности любого решения $x_j \in X$ определяется функцией полезности вида:

$$P^*(x_j) = F[(\lambda_i, k_i(x_j)]; \; j = \overline{1, m},$$

где λ_i – коэффициенты, приводящие разнородные частные критерии к изоморфному виду, т. е. к одной размерности, одинаковому интервалу возможных значений и т. д.; F – оператор, определяющий структуру модели многокритериального оценивания (функции полезности); $x_j \in X$ – множество допустимых решений.

В конкретных случаях возникают затруднения с корректным определением значений коэффициентов изоморфизма λ_i. В связи с этим на практике широко используется нормализованная функция полезности вида:

$$P(x_j) = F[(a_i, k_i^{\text{н}}(x_j)], \tag{2}$$

где $k_i^{\text{н}}(x_j)$ – нормализованные, т. е. приведенные к безразмерному виду, единому интервалу [0, 1] возможных значений и одинаковому направлению доминирования, частные критерии; a_i – безразмерные коэффициенты относительной важности нормализованных частных критериев. По определению, для коэффициентов a_i должны выполняться следующие требования:

$$0 \le a_i \le 1,\ \forall i = \overline{1, n}; \qquad \sum_{i=1}^{n} a_i \le 1.$$

В настоящее время предложено несколько различных проблемно-ориентированных форм функции полезности (2), отличающихся структурой, т. е. видом оператора F, модели оценивания. Наиболее широко используется аддитивная

$$P(x_j) = \sum_{i=1}^{n} a_i k_i^{\text{н}}(x_j); \tag{3}$$

мультипликативная

$$P(x_j) = \prod_{i=1}^{n} a_i k_i^{\text{н}}(x_j); \tag{4}$$

модель Кобба-Дугласа

$$P(x_j) = \prod_{i=1}^{n} \left[k_i^{\text{н}}(x_j)\right]^{\alpha_i},\ \alpha_i > 0; \tag{5}$$

мультипликативно-аддитивная

$$P(x_j) = \beta\left[\sum_{i=1}^{n} a_i k_i^{\text{н}}(x_j)\right] + (1-\beta)\prod_{i=1}^{n} k_i^{\text{н}}(x_j),\ 0 \le \beta \le 1 \tag{6}$$

формы функций полезности.

Все приведенные виды функции полезности являются частными случаями (фрагментами) полинома Колмогорова–Габора [6]:

$$P(x) = a_0 + \sum_{i=1}^{n} a_i k_i(x) + \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} a_{ij} k_i(x) k_j(x) + \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}\sum_{l=1}^{n} a_{ijl} k_i(x) k_j(x) k_l(x). \tag{7}$$

Для каждой конкретной ситуации принятия решений необходимо решить задачу структурно-параметрической идентификации, т. е. определить конкретный вид модели в рамках полинома Колмогорова–Габора и численные значения параметров. В силу того, что процедура оценивания является субъективной интеллектуальной процедурой, источником необходимой информации для решения задач идентификации модели скалярного оценивания служит пользователь (эксперт или лицо, принимающее решение). При этом, независимо от методов получения и обработки экспертной информации, оценки параметров (весовых коэффициентов a_i) всегда являются интервальными за счет разброса субъективных мнений экспертов. Что касается значений частных критериев, то большинство из них также удается измерить с точностью до конечных интервальных значений.

В расширенном пространстве переменных полином Колмогорова–Габора является линейным по параметрам [7]. Это означает, что если в полиноме заменить мультипликативные и степенные функции частных критериев новыми переменными z_s, то его можно представить в виде линейной аддитивной формы:

$$P(x) = \sum_{s=1}^{n} a_s z_s(x).$$

С учетом интервальной неопределенности исходной информации модель оценивания скалярной полезности многокритериальных альтернатив будет иметь вид:

$$P(x) = \sum_{s=1}^{n} \bar{a}_s \bar{z}_s(x), \tag{8}$$

где знаками «–» обозначены интервальные неопределенности.

Под интервальной неопределенностью будем понимать исходные данные, измеренные в количественных шкалах, т. е. представленные числовыми оценками. При этом в силу НЕ-факторов их невозможно представить в виде «точечных» величин, а можно представить в виде некоторых связных областей на числовых шкалах, которые характеризуют возможные значения параметров в исследуемой ситуации [8].

Результаты расчета по любым моделям также будут интервальными числами. В полной мере это касается моделей многофакторного оценивания (3)–(7).

Конечная цель задачи принятия решений заключается в выборе из допустимого множества решений X наиболее эффективного $x^o \in X$.

В условиях неопределенности эта задача может быть решена двумя способами.

1. Синтезируется оптимизационная модель выбора решений, проводится ее анализ, в результате которого выявляются все возможные неопределенности и определяются их количественные и качественные характеристики. Все выявленные неопределенности детерминизируются, и исходная задача трансформируется в детерминированную оптимизационную задачу, которая решается классическими методами математического программирования. Следует отметить, что при таком подходе теряется очень важная системная информация об общем интервале возможных значений полезности (эффективности) альтернативных решений, а также о взаимосвязи и взаимовлиянии неопределенностей.

2. С учетом всех интервальных неопределенностей параметров и переменных модели оценивания полезности решений вычисляются интервальные скалярные значения полезности для всех альтернативных решений или непосредственно экстремальное решение и его интервальное значение полезности. Затем на основе этой информации производится детерминизация (выбор точечного решения).

Реализация этого подхода связана с необходимостью вычисления обобщенных интервальных значений полезности по модели (8). Анализ исходных моделей (3)–(7) показывает, что для этого достаточно арифметических операций суммирования и умножения (возведения в степень) интервальных величин.

Интервальные арифметики являются специализированными, т. е. проблемно-ориентированными на классы неопределенности. Общим для всех интервальных величин является допущение о том, что границы интервалов известны, поэтому основа их классификации – вид и форма представления информации о характере распределения возможных значений внутри интервала. По этому признаку можно выделить статистическую, нечеткие интервальные неопределенности и интервальные числа.

Если исходные значения являются результатом статистической обработки выборки реальных наблюдений, то характер их распределения на интервале определяется видом и параметрами функции распределения вероятностей. Поэтому такую неопределенность часто называют объективной.

В том случае, если выборка наблюдений, необходимая для корректного определения объективных статистических характеристик, отсутствует или недостаточна, информация о характере распределения значений на интервале может быть восполнена знаниями опытных экспертов. Эти знания могут быть представлены в виде субъективных предположений о статистических характеристиках распределения или в виде нечетких множеств [9], когда эксперт задает характер распределения возможных значений на интервале в виде функции принадлежности $\mu(y)$.

Наконец, ситуацию, когда отсутствует как объективная, так и субъективная информация о характере распределения значений на интервале, будем называть интервальной неопределенностью, характеризующейся границами интервала, внутри которого находится значение переменной [10].

Если все интервальные неопределенности одного вида, то реализация задачи вычисления интервальной полезности (8) не вызывает затруднений, т. к. для каждого класса интервальных неопределенностей известны специализированные арифметики. Приведем правила выполнения операций суммирования и умножения для введенных классов интервальных неопределенностей. При этом будем полагать, что границы интервалов возможных значений a и b во всех случаях заданы.

При вероятностной неопределенности вычисления производятся на основании статистических параметров – математического ожидания и дисперсии. Рассмотрим два крайних случая – нормальный и равновероятный законы распределения вероятностей.

Оценка параметров на основе данных о границах интервала для нормального закона распределения определяется формулами:

математическое ожидание

$$M = \frac{(a+b)}{2}; \tag{9}$$

среднеквадратическое отклонение

$$\sigma = \frac{b-a}{6}; \tag{10}$$

дисперсия

$$D = \sigma^2. \tag{11}$$

Соответственно для равновероятного закона распределения:

$$M = \frac{(a+b)}{2}; \quad (12)$$

$$D = \frac{(b-a)^2}{12}. \quad (13)$$

Арифметические операции со статистическими параметрами выполняются по известным правилам.

Для случая, когда частные критерии и весовые коэффициенты представлены в виде нечетких множеств (нечетких чисел в R, L – форме [9]), вычисление функции полезности (8) производится по следующим формулам сложения и умножения [9]:

$$(a, \alpha, \beta)_{LR} + (b, \gamma, \delta) \sim (a+b, \alpha+\gamma, \beta+\delta)_{LR} \quad (14)$$

$\forall A$, таких, что $\mu_A, \mu_B \in F(R^+)$, $a_1 > 0$, $a_2 > 0$,

$$(a_1, \beta_1, b_1)_{LR} * (a_2, \beta_2, b_2) \sim (a_1 a_2, a_1\beta_2 + a_2\beta_1, a_1 b_2 + a_2 b_1)_{LR}, \quad (15)$$

где a_1, a_2 – левые границы нечетких множеств, b_1, b_2 – правые границы нечетких множеств, β_1, β_2, – модальные значения, при которых функция принадлежности равна единице.

Аналитические правила выполнения арифметических операций с интервальными величинами имеют вид [10]:

$$\begin{cases} A+B=[a_1+a_2, b_1+b_2] \\ A \cdot B=[\min\{a_1a_2\},\{a_1b_2\},\{a_2b_1\},\{b_1b_2\}, \\ \max\{a_1a_2\},\{a_1b_2\},\{a_2b_1\},\{b_1b_2\}]. \end{cases} \quad (16)$$

В силу особенности решения задачи параметрической идентификации на основе экспертных оценок практически невозможно получить достаточно представительную статистическую выборку для вычисления корректных статистических оценок параметров. Поэтому они чаще всего задаются в виде нечетких множеств или просто интервальных величин. Что касается значений частных критериев, то их получают из различных источников и поэтому они могут быть заданы в статистической, нечеткой форме или в виде интервальных величин.

Таким образом, в общем случае модель оценки полезности (8) содержит переменные и параметры различных видов. В связи с этим возникает необходимость приведения всех их к одному базису. По степени информативности интервальные неопределенности можно ранжировать следующим образом: статистическая $\succ$ нечеткая $\succ$ интервальная.

Очевидно, что в качестве базовой можно принять только одну из субъективных форм представления неопределенности – нечеткую или интервальную. Такая трансформация связана с увеличением неопределенности при переходе от более информативных форм к менее информативным, что выражается в увеличении интервалов возможных значений. При этом возникает вопрос о величине погрешности определения обобщенного интервального значения полезности (8) при переходе от более информативных форм к менее информативным.

С этой целью было проведено тестовое вычисление интервальных значений обобщенной функции полезности для различных видов интервальной неопределенности исходной информации.

Вычислительный эксперимент. Эксперимент заключается в вычислении и сравнении значений интервалов неопределенности и модальных (средних) значений полезности решения $P(x)$ при различных видах неопределенности исходных данных модели (8). Рассмотрены статистическая (в форме нормального и равновероятного законов распределения возможных значений), нечеткая (в виде нечетких R, L –чисел) и заданная в виде интервальных величин неопределенности.

Для обеспечения сравнимости результатов расчетов, границы интервалов исходных данных и их величина принимались одинаковыми, а в качестве средних или модальных значений использовались их центры. С целью упрощения расчетов и повышения их наглядности весовые коэффициенты частных критериев принимались детерминированными, а $k_i(x)$ задавались в интервальном виде.

Чтобы можно было сделать корректные выводы, рассмотрены ситуации различной размерности по числу частных критериев $k_i(x)$, $i=\overline{1,n}$; $n = 2, 4, 7$ и различные (линейная и нелинейная) сложности модели полезности (8).

Для линейной аддитивной модели вида

$$P(x) = \sum_{i=1}^{n} a_i k_i(x), \quad n = 2, 4, 7, \quad (17)$$

а также для нелинейных моделей, представленных в виде следующих фрагментов полинома Колмогорова–Габора:

размерность $n = 2$

$$P(x) = a_1 k_1(x) + a_2 k_2(x) + a_3 k_1(x) k_2(x), \quad (18)$$

размерность $n = 4$

$$P(x) = a_1 k_1(x) + a_2 k_2(x) + a_3 k_3^2(x) + a_4 k_2(x) k_4(x), \quad (19)$$

размерность $n = 7$

$$P(x) = a_1k_1(x) + a_2k_2(x) + a_3k_3^2(x) + \\ + a_4k_1(x)k_4(x) + a_5k_5(x)k_6(x) + a_6k_7^2(x), \quad (20)$$

были проведены расчеты интервальных значений функций полезности с исходными данными, приведеными в табл. 1.

Для удобства анализа сводные результаты расчета интервальных значений функций полезности по аддитивной и полиномиальным моделям приведены в табл. 2.

Интервальные характеристики функции полезности, границы интервалов, а также величины интервалов были вычислены для случаев, когда интервальные значения частных критериев распределены по нормальному или равновероятному законам (статистическая неопределенность); заданы в виде нечетких чисел; заданы в виде интервальных величин. Вычисления проводились по формулам (9)–(16), соответствующим каждому виду неопределенности.

Зависимости изменения величины интервальной неопределенности аддитивной и полиномиальной функций полезности от размерности (числа частных критериев) приведены, соответственно, на рис. 1 и рис. 2.

Таблица 1

Исходные данные

Частные критерии	Весовые коэффициенты
Размерность $n = 2$	
$k_1 = [0{,}1, 0{,}25]$, $k_2 = [0{,}3, 0{,}44]$	$a_1 = 0{,}6$, $a_2 = 0{,}15$, $a_3 = 0{,}25$
Размерность $n = 4$	
$k_1 = [0{,}2, 0{,}3]$, $k_2 = [0{,}45, 0{,}6]$, $k_3 = [0{,}7, 0{,}75]$, $k_4 = [0{,}15, 0{,}25]$	$a_1 = 0{,}2$, $a_2 = 0{,}25$, $a_3 = 0{,}15$, $a_4 = 0{,}4$
Размерность $n = 7$	
$k_1 = [0{,}15, 0.2]$, $k_2 = [0{,}8, 0{,}92]$, $k_3 = [0{,}66, 0{,}8]$, $k_4 = [0{,}4, 0{,}65]$, $k_5 = [0{,}2, 0{,}35]$, $k_6 = [0, 0{,}35]$, $k_7 = [0{,}5, 0{,}75]$	$a_1 = 0{,}15$, $a_2 = 0{,}1$, $a_3 = 0{,}35$, $a_4 = 0{,}12$, $a_5 = 0{,}17$, $a_6 = 0{,}11$, $a_7 = 0{,}3$

Таблица 2

Интервальные значения различных функций полезности

Вид неопределенности	Аддитивная модель	Полиномиальная модель
Размерность n = 2		
1. Статистическая нормальный закон равновероятный закон	 0,123223 0,213429	 0,092422 0,160093
2. Нечеткие числа	0,288	0,24575
3. Интервальные величины	0,148	0,131
Размерность n = 4		
1. Статистическая нормальный закон равновероятный закон	 0,058843 0,101919	 0,0425118 0,0736735
2. Нечеткие числа	0,4225	0,4485
3. Интервальные величины	0,105	0,101375
Размерность n = 7		
1. Статистическая нормальный закон равновероятный закон	 0,094376 0,163463	 0,0143229 0,0253931
2. Нечеткие числа	0,5635	0,6073
3. Интервальные величины	0,1955	0,15464

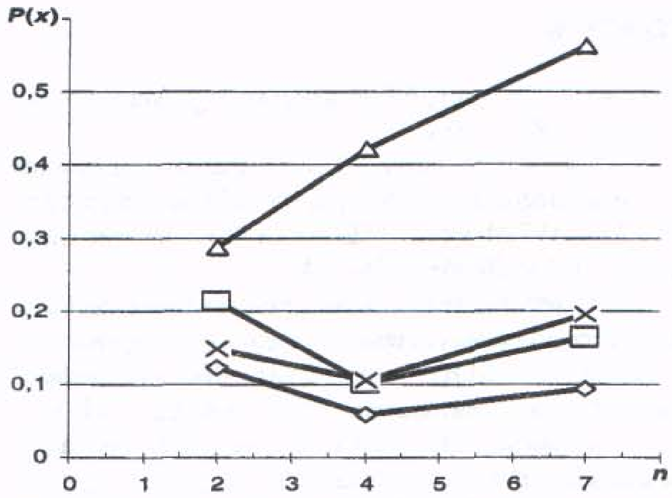

Рис.1. Зависимость интервала аддитивной функции полезности от числа частных критериев *n*
(—◇—) нормальный закон;
(—□—) равновероятный закон;
(—△—) нечеткие числа;
(—✕—) интервальные величины

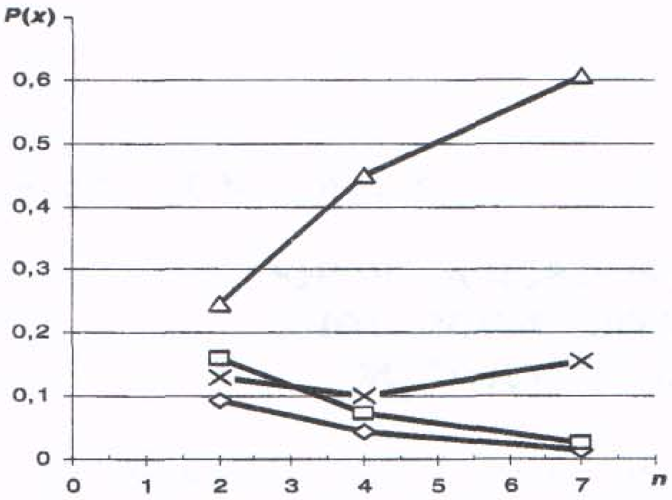

Рис. 2. Зависимость интервала полиномиальной функции полезности от числа частных критериев *n*
(—◇—) нормальный закон;
(—□—) равновероятный закон;
(—△—) нечеткие числа;
(—✕—) интервальные величины

Анализ результатов тестовых расчетов убедительно подтвердил, что в условиях интервальной неопределенности наиболее информативна статистическая форма представления исходных данных. При этом, во всех без исключения случаях нормальный закон распределения вероятности дает меньший интервал неопределенности по сравнению с законом равной вероятности в среднем на 75 %. Однако к мощности и качеству исходной статистической выборки, по которой определяются распределения, предъявляются значительно более высокие требования.

С этих позиций объяснима близость интервальных результатов, полученных для исходных данных, распределенных по закону равной вероятности и заданных в виде интервальных величин. В первом случае интервалы меньше в среднем на 27 %.

Следует отметить слабую коррелированность величины расчетных интервальных значений функции полезности решений от размерности (числа частных критериев *n*) и сложности модели для ситуаций, когда исходная информация задана в статистической форме (*a*, *б*) и в виде интервальных величин.

Неожиданным являются существенно большие значения интервалов неопределенности обобщенной полезности решений, полученные при задании исходной информации (значений частных критериев) в виде нечетких множеств (нечетких чисел). Теория предполагает, что назначение функций принадлежности частично снимает неопределенность за счет привлечения знаний и опыта экспертов. Однако это не подтверждается результатами вычислительного эксперимента. Величина интервалов, вычисленных по исходной информации, заданной в форме нечетких чисел в 2–4 раза превосходит значения интервалов, вычисленных по исходным данным, заданным в форме интервальных величин, и очень чувствительна к размерности и сложности модели. Вероятно, это связано с тем, что первоначально теория нечетких множеств была предложена для формализации качественной информации, представленной в форме вербальных высказываний (лингвистических переменных). Последующее ее расширение на количественную информацию, например, нечеткие числа, возможно, является малоэффективным по сравнению с теорией интервальных вычислений. Однако это предположение нуждается в более глубоком анализе и подтверждении большим количеством вычислительных экспериментов.

По результатам исследований, в качестве базисных форм представления исходных разнородных по форме представления данных (частных критериев) при решении задач многокритериальной оптимизации можно рекомендовать статистическое представление в виде интервала с равновероятным законом распределения и представления в форме нечетких интервальных величин.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Глушков, В.М.** Введение в АСУ [Текст]/ В.М. Глушков. –Киев: Техника, 1972.–312 с.

2. **Фишберн, П.** Теория полезности для принятия решений [Текст]/П. Фишберн.–М.: Наука, 1978.–352 с.

3. **Петров, К.Э.** Компараторная структурно-параметричекая идентификация моделей скалярного многофакторного оценивания: Монография [Текст]/ К.Э. Петров, В.В. Крючковский. –Херсон: Олди-плюс, 2009.–294 с.

4. **Подиновский, В.В.** Парето-оптимальные решения многокритериальных задач [Текст]/В.В. Подиновский, В.Д. Ногин.–М.: Наука, 1982.–254 с.

5. **Петров, Э.Г.** Методы и средства принятия решений в социально-экономических и технических системах [Текст]/Э.Г. Петров, М.В. Новожилова, И.В. Гребенник [и др.].–Херсон: Олди-плюс, 2003.–380 с.

6. **Ивахненко, А.Г.** Самоорганизация прогнозирующих моделей [Текст]/А.Г. Ивахненко, И.А. Мюллер.–К.: Техника, 1985.–233 с.

7. **Cover, T.M.** Geometrical and statistical of systems of linear inequalities with applications in pattern recognition [Текст]/T.M. Cover//IEEE Trans. On Electronic Computers.–1965.–№ 14–P. 326–334.

8. **Стерпин, М.Ю.** Метод представления знаний в интеллектуальных системах поддержки экспертных решений [Текст]/М.Ю. Стерпин, Г.И. Шевелев//Новости искусственного интеллекта.–2003–№ 4(58), С. 24–33.

9. **Борисов, А.Н.** Обработка нечеткой информации в системах принятия решений [Текст]/А.Н. Борисов, А.В. Алексеев, Г.В. Меркурьев [и др.].–М.: Радио и связь, 1989.

10. **Алефельд, Г.** Введение в интервальные вычисления [Текст]/Г. Алефельд, Ю.Херцбергер; пер. с англ.–М.: Мир, 1987.–360 с.

УДК 621.391

К.К. Симончик, О.С. Галинина, А.И. Капустин

АЛГОРИТМ ОБНАРУЖЕНИЯ РЕЧЕВОЙ АКТИВНОСТИ НА ОСНОВЕ СТАТИСТИК ОСНОВНОГО ТОНА В ЗАДАЧЕ РАСПОЗНАВАНИЯ ДИКТОРА

В настоящее время активно развивается направление голосовой биометрии, включающее две смежные задачи распознавания диктора по голосу: задачу верификации, состоящую в определении личности говорящего, и задачу идентификации, отвечающую за проверку принадлежности фонограммы конкретному диктору. Открытым остается вопрос, связанный с улучшением качества работы алгоритмов верификации/идентификации в реальных условиях и снижением вероятности ошибки.

На стадии предобработки сигнала в системах распознавания диктора по голосу важную роль играет детектор речевой активности (англ. voice activity detector, VAD) – алгоритм, классифицирующий исходные участки фонограммы как речь или не речь. VAD представляет собой один из компонентов предобработки речевого сигнала в приложениях, работающих с голосовыми данными, и наиболее широко применяется в сфере телекоммуникаций и телефонии [1]. Помимо этого, алгоритмы VAD используются в задачах распознавания речи [2, 3] и диктора [4, 5], локализации источника речевого сигнала, улучшения качества речи и т. д.

Вопрос качественного выделения участков речи тщательно исследуется специалистами различных направлений. Основное внимание уделяется выделению шумоустойчивых признаков и выбору правил классификации речь/не речь. Чаще всего используются алгоритмы на основе анализа энергии сигнала, обнаружения основного тона [1], спектрального и кепстрального анализа [4], измерений числа переходов сигнала через нуль [1], статистическом моделировании [6], информационном подходе [1], использования порядковых фильтров [3], а также алгоритмы, основанные на объединении разных подходов. Но, несмотря на значительное количество реализаций VAD и глубокие исследования в этой области, существую-