

Рис. 1. График распознающего функционала с разных точек зрения.

Тогда выражением

$$\text{Uni}(x, \mathbf{A}, \mathbf{b}) := \min_{1 \leq i \leq m} \left\{ \text{rad } \mathbf{b}_i - \left\langle \text{mid } \mathbf{b}_i - \sum_{j=1}^n \mathbf{a}_{ij} x_j \right\rangle \right\} \quad (4)$$

задается функционал  $\text{Uni} : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ , такой что принадлежность точки  $x$  множеству решений интервальной линейной системы  $\mathbf{A}x = \mathbf{b}$  равносильна неотрицательности в  $x$  функционала  $\text{Uni}$ :

$$x \in \Xi(\mathbf{A}, \mathbf{b}) \quad \iff \quad \text{Uni}(x, \mathbf{A}, \mathbf{b}) \geq 0.$$

То есть, множество решений системы уравнений  $\mathbf{A}x = \mathbf{b}$  — это лебегово множество  $\{x \in \mathbb{R}^n \mid \text{Uni}(x, \mathbf{A}, \mathbf{b}) \geq 0\}$  функционала  $\text{Uni}$ .

Функционал  $\text{Uni}$ , который мы называем *распознающим функционалом* множества решений, является вогнутым в каждом ортанте пространства  $\mathbb{R}^n$ , а если в интервальной матрице  $\mathbf{A}$  некоторые столбцы целиком точечные, то  $\text{Uni}(x, \mathbf{A}, \mathbf{b})$  вогнут и на объединениях нескольких ортантов. Кроме того, функционал  $\text{Uni}(x, \mathbf{A}, \mathbf{b})$  достигает конечного максимума на всем пространстве  $\mathbb{R}^n$ . Если же  $\text{Uni}(\tilde{x}, \mathbf{A}, \mathbf{b}) > 0$ , то  $\tilde{x}$  — точка внутренности множества решений, а при некоторых дополнительных ограничениях на  $\mathbf{A}$  и  $\mathbf{b}$  верно и обратное.

На Рис. 1, к примеру, изображён с разных точек зрения график распознающего функционала для интервальной линейной системы

$$\begin{pmatrix} [2, 3] & [-1, 1] \\ [-1, 1] & [2, 3] \\ [0, 1] & [1, 2] \end{pmatrix} x = \begin{pmatrix} [-2, 2] \\ [0, 1] \\ [-1, 0] \end{pmatrix}.$$

Последние два свойства распознающего функционала позволяют использовать его для исследования принадлежности точек внутренности множества решений. Это может иметь особую важность при нахождении телесной внутренней оценки множества решений вокруг точки-центра по методике, которая описана, например, в [7].

Как следствие сформулированных результатов, естественно приходим к следующей методике исследования разрешимости интервальных линейных систем уравнений. Для системы  $\mathbf{A}x = \mathbf{b}$  решаем задачу безусловной максимизации распознающего функционала  $\text{Uni}(x, \mathbf{A}, \mathbf{b})$ . Пусть  $U = \max_{x \in \mathbb{R}^n} \text{Uni}(x, \mathbf{A}, \mathbf{b})$  и достигается в точке  $\tau \in \mathbb{R}^n$ . Тогда

- если  $U \geq 0$ , то  $\tau \in \Xi(\mathbf{A}, \mathbf{b}) \neq \emptyset$ , т.е. интервальная линейная система  $\mathbf{A}x = \mathbf{b}$  разрешима и  $\tau$  лежит во множестве решений;
- если  $U > 0$ , то  $\tau \in \text{int } \Xi(\mathbf{A}, \mathbf{b}) \neq \emptyset$ , и принадлежность точки  $\tau$  множеству решений устойчива к малым возмущениям  $\mathbf{A}$  и  $\mathbf{b}$ ;
- если  $U < 0$ , то  $\Xi(\mathbf{A}, \mathbf{b}) = \emptyset$ , т.е. интервальная линейная система  $\mathbf{A}x = \mathbf{b}$  неразрешима.

Полезным свойством нашей методики является возможность коррекции с её помощью интервальной системы уравнений с целью достижения разрешимости либо, наоборот, неразрешимости. Действительно, в распознающем функционале (4) величины  $\text{rad } \mathbf{b}_i$  входят аддитивно во все выражения, по которым затем берётся минимум. Поэтому если  $\mathbf{e} = ([-1, 1], \dots, [-1, 1])^\top$ , то для интервальной системы уравнений  $\mathbf{A}x = \mathbf{b} + C\mathbf{e}$



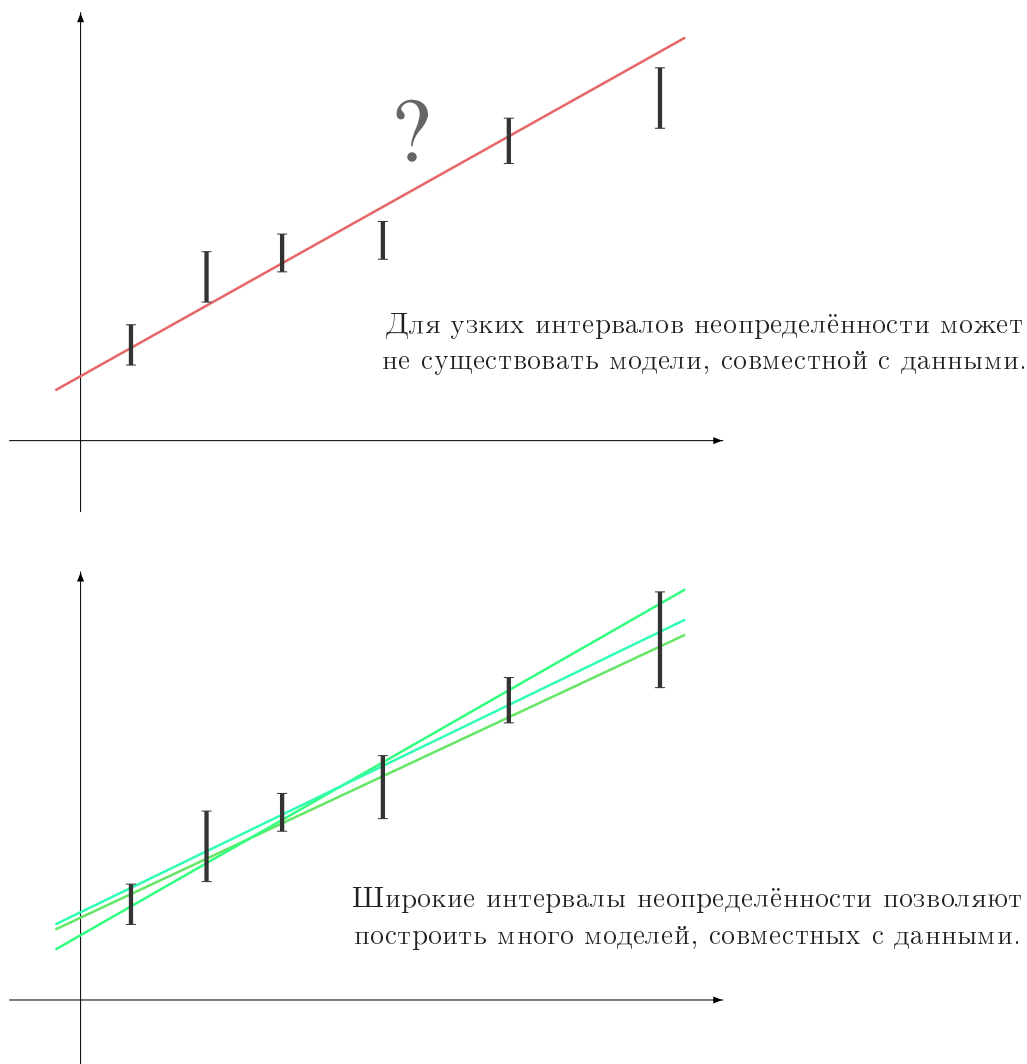


Рис. 2. Иллюстрация парадокса интервального оценивания.

меньше интервалы неопределённости, тем хуже проводить через них регрессионную линию! Эта ситуация иллюстрируется Рис. 2, где на верхнем чертеже интервалы неопределённости данных получаются «сжатием» интервалов нижнего рисунка (т.е. улучшением точности данных), но возможность проведения прямой линии через них утрачивается.

Для преодоления парадокса интервального оценивания в принципе существуют следующие пути:

- Если интервалы данных адекватно отражают неопределённости, то неадекватна применяемая модель и её нужно сменить.
- Если необходимо сохранить модель (вид зависимости) или данные не являются абсолютно гарантированными, то нужно допустить несогласованность параметров и данных.

Исследование первого пути является прерогативой науки моделирования, а здесь мы рассмотрим вторую возможность, связанную с допущением некоторого несогласования

между данными и получаемыми на их основе параметрами модели. Основным вопросом при этом является выбор меры для этого «согласования / несогласования».

Ясно, что при непустом информационном множестве избранная нами мера должна быть положительной для точек из этого множества, на которых «согласование» в самом деле достигается. В частности, для наших целей очень подходит распознающий функционал  $U_{ni}$ .

Подытоживая высказанные идеи, можно предложить следующий подход к выбору искомых параметров, который мы называем *методом максимума согласования*. Именно, оценкой параметров берётся точка, в которой достигается наибольшее значение распознающего функционала  $U_{ni}$ :

- ▶ Если  $\max U_{ni} \geq 0$ , то эта точка лежит в непустом множестве параметров, согласующихся с данными.
- ▶ Если  $\max U_{ni} < 0$ , то множество параметров, согласующихся с данными, пусто, но эта точка минимизирует «несогласованность» с экспериментальными данными.

В случае отсутствия параметров, согласующихся с данными, ещё одна содержательная интерпретация метода максимума согласования состоит в том, что  $\arg \max U_{ni}$  — первая точка, которая появится в информационном множестве при равномерном уширении вектора правой части относительно его середины в силу свойства (5). Иными словами, мы предлагаем при пустом информационном множестве в качестве значений искомых параметров брать точку, на которой минимизируется увеличение неопределённости в выходных данных, делающее это информационное множество непустым.

Для численной реализации метода максимума согласования могут быть применены процедуры негладкой оптимизации, и на их сложность решающее влияние оказывает число независимых параметров  $n$ . В важнейшем практическом случае, когда неопределённости во входных данных  $a_{ij}$  отсутствуют, а интервальность в данных сосредоточена лишь в  $b_i$ , распознающий функционал становится глобально вогнутым. При этом его максимизация очень эффективно осуществляется развитыми методами негладкой выпуклой оптимизации (см., к примеру [8]). В целом для этого случая получаем эффективную методику обработки данных с интервальными неопределённостями, которая является хорошей альтернативой методу наименьших квадратов (свободно распространяемую версию соответствующей программы для Scialb'a можно найти на <http://www.nsc.ru/interval/Programming/SciCodes/lintreg.sci>). Она очевидным образом обобщается на нелинейный случай, но требует привлечения существенно более сложных оптимизационных методов.

## Список литературы

- [1] Воцинин А.П. Интервальный анализ данных: развитие и перспективы // *Заводская Лаборатория*. 2002. Т. 68, №1. С. 118–126.
- [2] Калмыков С.А., Шокин Ю.И., Юлдашев З.Х. *Методы интервального анализа*. — Новосибирск: Наука, 1986.
- [3] Канторович Л.В. О некоторых новых подходах к вычислительным методам и обработке наблюдений // *Сибирский Математический Журнал*. — 1962. — Т. 3, №5. — С. 701–709.
- [4] Куржанский А.Б. Задача идентификации — теория гарантированных оценок // *Автоматика и Телемеханика*. — 1991. — №4. — С. 3–26.

- 
- [5] ОСКОРБИН Н.М., МАКСИМОВ А.В., ЖИЛИН С.И. Построение и анализ эмпирических зависимостей методом центра неопределённостей // *Известия Алтайского государственного университета*. – 1998. – №1. – С. 35–38.
- [6] ФИДЛЕР М., НЕДОМА Й., РАМИК Я., РОН И., ЦИММЕРМАНН К. *Задачи линейной оптимизации с неточными данными*. – Москва-Ижевск: Издательство «РХД», 2008.
- [7] ШАРЫЙ С.П. *Конечномерный интервальный анализ*. – Электронная книга, см. <http://www.nsc.ru/interval/Library/InteBooks>
- [8] ШОР Н.З., ЖУРБЕНКО Н.Г. Метод минимизации, использующий операцию растяжения пространства в направлении разности двух последовательных градиентов // *Кибернетика*. 1971. №3. С. 51–59.
- [9] KREINOVICH V., LAKEYEV A., RONN J., KANL P. *Computational complexity and feasibility of data processing and interval computations*. – Dordrecht: Kluwer, 1998.
- [10] NEUMAIER A. *Interval methods for systems of equations*. – Cambridge: Cambridge University Press, 1990.