УДК 519.81:621.372

А.А. Засядько

ГВУЗ «Университет банковского дела», Черкасский учебно-научный институт, Черкассы

РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ ВОССТАНОВЛЕНИЯ ПАРАМЕТРОВ ОБЪЕКТОВ ИНФОРМАЦИОННОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ АВТОМАТИЗИРОВАННЫХ СИСТЕМ УПРАВЛЕНИЯ

В работе параметры объектов информационного обеспечения автоматизированных систем управления предлагается восстанавливать на основе многокритериальной оптимизации, что позволило повысить точность информации о состоянии объектов АСУ. Теоретические и численные исследования, представленные в данной работе, показали преимущества метода многокритериальной оптимизации по сравнению с методом Тихонова при решении задачи восстановления сигналов по свойствам: чувствительность решения к точности нахождения параметра регуляризации, устойчивость к погрешностям измерения сигнала, сходимость вычислительного процесса.

Ключевые слова: *автоматизированная система управления, задача восстановления сигналов, многокритериальная оптимизация, параметр регуляризации.*

Введение

Постановка задачи. Под информационным обеспечением автоматизированных систем управления (АСУ) понимается разработка методов контроля, оптимизации и прогнозирования состояния объектов управления. Эффективность, качество и конкурентоспособность АСУ существенно зависит от корректности первичной мониторинговой информации, на основе которой решаются задачи многокритериальной оптимизации и принимаются соответствующие решения относительно текущих задач управления.

Но от первичных датчиков и вторичных преобразователей поступает поток данных с погрешностями, среди которых по разным причинам имеется и неопределенность. Поэтому существующее информационное обеспечение принципиально не позволяет получить максимальные эффективность и качество управления, поскольку не исключены погрешности, и некорректные данные существенно влияют на точность систем наблюдения.

Автоматическая коррекция погрешностей в экспериментальных данных позволяет повышать разрешающую способность средств наблюдения, измерения и контроля. Возникает потребность рассматривать некорректные задачи контроля, оптимизации и прогнозирования состояния объектов управления в условиях неопределенности. Математическое повышение разрешающей способности и точности экспериментальных зависимостей требует решения задачи восстановления параметров объектов информационного обеспечения АСУ. Поэтому необходимо обеспечить АСУ информационными моделями о состоянии объектов управления для улучшения качества и достоверности информации.

Анализ последних исследований и публикаций. Во многих практически важных задачах оперативная оценка исследуемых процессов и явлений по показаниям приборов имеет первостепенное значение. Подобные задачи на практике известны как задачи восстановления сигналов, которые принадлежат к классу задач интерпретации эксперимента [2]. Эти задачи характерны математической некорректностью постановки задачи вследствие неустойчивости получаемого решения.

Если исходные данные известны приближенно, то эта неустойчивость приводит к значительным погрешностям в решении задачи и, как следствие, к большим трудностям в осмыслении полученного приближенного решения.

Методы решения некорректных задач при обработке результатов физического эксперимента используются в информационном обеспечении транспортных систем, теплофизике, электродинамике, теории потенциала, геофизике, в сверхзвуковой аэродинамике, астрономии, при расчете характеристик направленности радио- и акустических антенн, для обработки сейсмических и акустических данных, данных биологических, биомедицинских исследований и др. [2].

На данный момент разработан широкий спектр разных подходов к решению некорректных задач. Методы решения некорректных задач, предложенные советскими учеными (в первую очередь, метод регуляризации Тихонова) требуют намного меньше дополнительной информации о решении и поэтому находят более широкое применение.

Для исследования поведения сложных физических объектов или процессов применяется системный подход, который характеризуется рассмотрением множества свойств и взаимосвязей, присущим только этому объекту или процессу. При этом исследуемые свойства часто противоречат друг другу, однако ни одно из них нельзя проигнорировать, так как только все вместе они дают полное представление про данный объект. Для некорректных задач такими противоречивыми свойствами или частными критериями качества в многокритериальной постановке задачи могут быть устойчивость и точность полученного решения. Многокритериальные задачи принадлежат к классу сложных задач, поскольку их вычислительная сложность линейно зависит от размерности векторного критерия и экспоненциально от размерности вектора искомого решения, однако в работах [1, 3, 4] доказана эффективность применения многокритериальной оптимизации для широкого класса задач.

Постановка задачи исследования. Отсутствие эффективных методов, теоретических положений и математического обеспечения, которые позволяют решать некорректные задачи восстановления информации и оптимизации параметров объектов АСУ в условиях неопределенности сдерживает внедрение современных высокоэффективных АСУ. В связи с этим актуально создание научно обоснованных методов решения некорректных задач для повышения достоверности и качества информации для АСУ в условиях неопределенности.

Задача восстановления параметров объектов информационного обеспечения АСУ описывается интегральным уравнением (ИУ) Фредгольма первого рода, которое относится к классу некорректных задач [2, 5]. Известные методы регуляризации некорректных задач требуют большого объема вычислений на ЭВМ. В результате возникает проблема обработки экспериментальных данных в реальном времени для быстропротекающих процессов. В [3] предлагается многокритериальный метод решения плохо обусловленных систем линейных алгебраических уравнений (СЛАУ), который сводит неустойчивую некорректную задачу к устойчивой задаче многокритериальной оптимизации. В этом методе используется регуляризация некорректной задачи на основе нахождения нормального решения СЛАУ, которое обеспечивает устойчивое приближенное решение. Однако здесь не был рассмотрен случай, когда измеренный сигнал заданный неточно. В таком случае проявляется другой вид некорректности по Адамару, когда малым погрешностям выходного сигнала соответствуют значительные погрешности выходного сигнала. Исследованию этой задачи и посвящена следующая работа.

Изложение основного материала

Процесс измерения параметров состояния объектов управления АСУ можно описать линейным интегральным уравнением Фредгольма первого рода [2, 5]:

$$\int_a^b K(x,s)\cdot y(s)ds = f(x), x\in[c,d], s\in[a,b]. \qquad (1)$$

Решить задачу восстановления сигнала для уравнения (1) – найти вид сигнала y(s), искаженного измерительной аппаратурой с аппаратной функцией K(x,s) в сигнал f(x). После дискретизации уравнение (1) сводится к СЛАУ

$$Ay = f. \qquad (2)$$

Когда СЛАУ (2) – вырожденная или плохо обусловленная, то обратный оператор A^{-1} не существует или неограничен, задача является некорректной. Это приводит к тому, что решение неединственно или неустойчиво.

При решении уравнения (1) используются методы на основе введения регуляризующих параметров: Тихонова, Фридмана, Иванова, Лаврентьева, метод на основе преобразования Фурье для разностных ядер, метод собственных функций [2, 5].

Однако существующие методы нахождения параметра регуляризации далеко не всегда обеспечивают нахождение оптимального параметра регуляризации, при котором погрешность решения (1):

$$\delta_y = \frac{\|y_\alpha - \overline{y}\|_{L_2}}{\|\overline{y}\|_{L_2}} \to \min, \qquad (3)$$

где $y_\alpha, \overline{y}$ – соответственно полученное и точное решение уравнения (1).

Рассмотрим вид некорректности, когда решение чувствительно к ошибкам правой части уравнения (1) или (2). Пусть уравнение Ay=f заменено уравнением $Ay=f_\delta$ так, что $\rho_f(f_\delta, f)\le\delta$. Приближенные решения ищутся в классе Q_δ элементов $y\in F$, для которых $\rho_f(Ay,f_\delta)\le\delta$.

Для отбора из широкого множества Q_δ возможных решений Тихонов ввел стабилизирующий функционал $\Omega[y]$, определенный на подмножестве $F_{1,\delta}=F_1\cap Q_\delta$.

При использовании такого вариационного метода нахождения регуляризованного приближенного решения $Ay = f_\delta$ задача нахождения приближенного решения y_δ состоит в нахождении элемента y_δ, минимизирующего функционал $\Omega[y]$ для

$$F_{1,\delta} = Q_\delta \cap F_1 = \{y, y\in F_1, \rho_f(Ay, f_\delta)\le\delta\}, \qquad (4)$$

где $Q_\delta = \{y, \rho_f(Ay, f_\delta)\le\delta\}$ [6].

Тогда задача нелинейного программирования (ЗНП) нахождения решения в (4) по Тихонову

$$\min_y \Omega[y] \text{ при } |\rho_f|\le\delta \text{ [5].} \qquad (5)$$

Решать ЗНП вида (5) в ряде случаев (например, при большой размерности) затруднительно. Поэтому Тихонов заменяет (5) вариационной задачей с ограничениями в виде равенств $\rho_f(Ay, f_\delta)=\delta$ и затем применяет метод неопределенных множителей Лагранжа. Замена $\min\limits_{y}\Omega[y]$ при $|\rho_f|=\delta$ или $(|\rho_f|-\delta)^2=0$ образует классическую задачу условной оптимизации:

$$I^{Л}=\Omega(y)+\lambda(|\rho_f|-\delta)^2$$

или

$$\frac{1}{\lambda}I^{Л}=I^*=\frac{1}{\lambda}\Omega(y)+(|\rho_f|-\delta)^2,$$

где λ – множитель Лагранжа.

Тогда

$$I^*=\frac{1}{\lambda}\Omega(y)+\rho_f^2-2\rho_f\delta+\delta^2,$$

если $\rho_f=\delta$, $|\rho_f|\cong\rho_f^2$ то

$$I^*=\frac{1}{\lambda}\Omega(y)+\rho_f^2-2\rho_f\delta,$$

$$I^*=\frac{1}{\lambda}\Omega(y)+\rho_f^2,\ \alpha_T=\frac{1}{\lambda}.$$

Зависимость между α_T и λ показана на рис. 1.

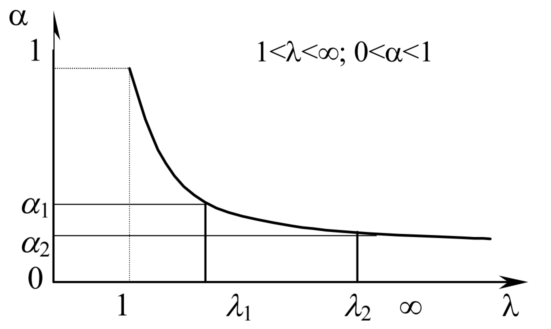


Рис. 1. Зависимость между параметром регуляризации Тихонова и неопределенным множителем Лагранжа

Тогда после применения метода Лагранжа (5) записывается как

$$\min M^{\alpha}[y, f_\delta]=\rho_f^2(Ay, f_\delta)+\alpha_T\Omega[y], \qquad (6)$$

где α определяется из условия $\rho_f(Ay_\alpha, f_\delta)=\delta$.

Т.е. необходимо решить параметрическую задачу оптимизации, что сопряжено со значительными трудностями. Кроме того, ставится под сомнение нахождение оптимального параметра регуляризации, так как, по определению, в общем случае его нужно искать с бесконечной точностью на промежутке $0\le\alpha\le1$.

В [5] представлен метод, использующий многокритериальную оптимизацию для получения устойчивого решения некорректной задачи (2). Многокритериальные задачи относятся к классу задач, которые трудно решаются, так как их вычислительная сложность линейно зависит от размерности векторного критерия и экспоненциально от размерности вектора искомого решения, однако в [1, 3] доказана эффективность применения многокритериальной оптимизации для широкого класса задач. Снижение вычислительной сложности достигается за счет использования нелинейной схемы компромиссов [1, 3] с помощью специальной свертки частных критериев в скалярный критерий.

В [3, 4] рассмотрены частные критерии для задачи (4) при использовании многокритериальной оптимизации. Для некорректных задач роль стабилизирующего функционала $\Omega[y]$ играет нормальное решение

$$\min_y \|y\|=\sqrt{\sum_{i=1}^{n}y_i^2},$$

введенное Тихоновым [5]. Следовательно, первый критерий $I_1(y)=\Omega[y]$ необходимо оптимизировать:

$$\min_y I_1=\min_y\|y\|.$$

Второй критерий отвечает за минимизацию невязки полученного решения: $I_2(y)=|\rho_f|\le\delta>0$ или $I_2=\rho_f^2(Ay, f_\delta)$ [3, 4].

Представим задачу минимизации функционала M^{α} в (6) как задачу многокритериальной оптимизации векторного критерия $I(y)$, состоящего из s частных критериев $I_k(y)$ так, что $I(y)=\{I_k(y)\}^{s}_{k=1}\subset F_1$, $s=2$.

Сумма $I_2+\alpha_T I_1$ образует скалярный критерий $I(y, f_\delta)=M^{\alpha}[y, f_\delta]$. Тогда (6) запишем как

$$\min_y I^{T}(y, f_\delta)=\alpha_T I_1+I_2, \qquad (7)$$

что является линейной сверткой или моделью интегральной оптимальности, реализующей метод Тихонова (МТ). Здесь неизвестен параметр регуляризации по Тихонову α_T, и задача является параметрической. Это значит, что необходимо многократно решать ЗНП (7) для разных α_T и выбрать то, при котором невязка $\varepsilon=\rho_f(Ay, f_\delta)=\min$.

Однако минимизация критерия по невязке I_2 конфликтует с минимизацией критерия по норме решения I_1 (или численной устойчивостью).

Модель интегральной оптимальности (7) эффективна при равнозначных критериях, при конфликтных критериях рекомендуется использовать нелинейную схему компромиссов [1].

Поэтому задачу нахождения минимума критериев I_1, I_2, решаем как двухкритериальную задачу по нелинейной схеме компромиссов Воронина [3, 4] или методом многокритериальной оптимизации (ММО):

$$\min_y I^{V}(y)=$$

$$=\frac{1}{1-\dfrac{I_1}{I_{1m}}}+\frac{1}{1-\dfrac{I_2}{I_{2m}}}=\frac{I_{1m}}{I_{1m}-I_1}+\frac{I_{2m}}{I_{2m}-I_2} \qquad (8)$$

при ограничениях $0 \le I_1 \le I_{1m}$; $0 \le I_2 \le I_{2m}$.

Необходимые условия минимума скалярных критериев I^T, I^V (7), (8) дают систему конечных уравнений

$$\frac{\partial I}{\partial y_i} = 0, i = \overline{1, n}\ . \qquad (9)$$

В результате дифференцирования (9) получается система нелинейных уравнений низкой размерности, которая сводится, например, с использованием метода Ньютона к СЛАУ.

В работе [1] показано, что многокритериальная модель (8) обеспечивает выбор точки решения на множестве решений, оптимальных по Парето (далее – множество P), с учетом заданных ограничений на допустимую область изменения векторного критерия, если множество P принадлежит этой области. Поэтому для решения многокритериальных задач следует рекомендовать модель (8). Недостаток модели (8) состоит в том, что уравнения в (9) при большой размерности будут громоздкими.

Запишем условие существования экстремума для МТ (7) и ММО (8):

$$\alpha_T \frac{\partial I_1}{\partial y} + \frac{\partial I_2}{\partial y} = 0,\ 0 \le \alpha_T \le 1; \qquad (10)$$

$$\frac{\partial I}{\partial y_i} = \frac{I_{1m} \dfrac{\partial I_1}{\partial y_i}}{\left(I_{1m} - I_1\right)^2} + \frac{I_{2m} \dfrac{\partial I_2}{\partial y_i}}{\left(I_{2m} - I_2\right)^2} = 0\,;$$

$$\frac{\partial I}{\partial y_i} = I_{1m}\left(I_{2m} - I_2\right)^2 \frac{\partial I_1}{\partial y_i} + I_{2m}\left(I_{1m} - I_1\right)^2 \frac{\partial I_2}{\partial y_i} = 0\,. \qquad (11)$$

После преобразований получим:

$$\frac{I_{1m}}{I_{2m}} \frac{\left(I_{2m} - I_2\right)^2}{\left(I_{1m} - I_1\right)^2} \cdot \frac{\partial I_1}{\partial y_i} + \frac{\partial I_2}{\partial y_i} = 0 \qquad (12)$$

или

$$\alpha_V \frac{\partial I_1}{\partial y_i} + \frac{\partial I_2}{\partial y_i} = 0\,, \qquad (13)$$

где $\alpha_V[I_{1m}, I_{2m}(\varepsilon)] = \dfrac{I_{1m}}{I_{2m}} \dfrac{\left(I_{2m} - I_2\right)^2}{\left(I_{1m} - I_1\right)^2}$ – параметр регуляризации, который автоматически выбирается в зависимости от невязки решения ε (или от погрешности решения δ).

Можно видеть, что формулы (10) и (13) идентичны. Из анализа выражения для α_V видно, что погрешность решения оказывает решающую роль на α_V. В то время, как выбор I_{1m} слабо влияет на α_V. Чем точнее нужно решение, тем меньше нужно выбирать α_V, которое линейно зависит от ε^2 невязки. По отношению к решению МТ решение ММО оптимально по Парето и неулучшаемо при данном уровне погрешности.

МТ всегда дает невязку на границе допуска. Предельная устойчивость в допустимых пределах по невязке (хоть и на границе допуска) $\rho_f = \delta$. Т.е. ММО дает меньшую невязку, чем МТ за счет небольшой уступки по норме, т.е. по устойчивости. В наихудшем случае ММО гарантирует решение, полученное МТ. Иллюстрирует эти утверждения рис. 2.

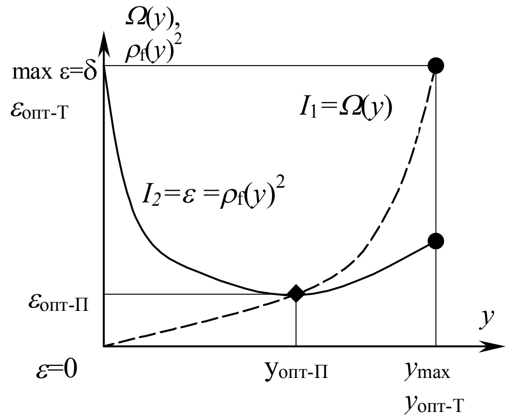
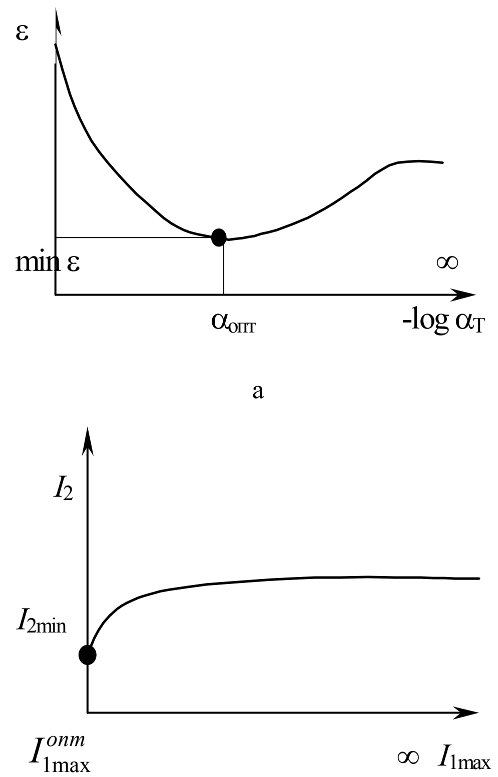


Рис. 2. Нахождение $y_{опт}$ МТ и ММО
для двухкритериальной некорректной ЗНП:
♦– ММО (оптимальность по Парето); • – МТ

На рис. 3 показано нахождение оптимального параметра регуляризации для МТ и ММО.



б

Рис. 3. Нахождение оптимального параметра регуляризации: а – α_T по невязке для МТ;
б – I_{1max} по минимальному значению критерия для нормы решения в ММО

Из рисунка видно, что, для того чтобы получить оптимальное по точности решение с невязкой I_2=min, необходимо задать ограничение по норме I_{1m} возле границы срыва устойчивости или существования решения.

На рисунке оно имеет значения $I_{1\max}^{\text{опт}}$ и $I_{2\min}$.

Численный эксперимент

Сравним регуляризующие свойства и сходимость МТ и ММО при численном эксперименте. Рассмотрим модельный пример, которым можно описать типичную задачу восстановления сигналов:

$$K(x,s) = 0{,}18[\cos(3s-3x) - 1{,}2(x-s)^2 + 3{,}4];$$

$$y(s) = \cos(2{,}5s)^2 - s^4 + 0{,}4;\ f(x) = -0{,}26097x^2 + \quad (14)$$

$$+0{,}48287\cos(x)^3 - 0{,}36215\cos(x) + 0{,}70475,$$

$$s = x \in [-1;1].$$

Здесь колоколообразный узкий входной сигнал y(s) искажен ядром в широкий выходной сигнал f(x) (рис. 4).

Для дискретизации модельного примера (14) использованы квадратуры. Размерность полученной СЛАУ n=12. Обусловленность дискретизированного квадратурами ядра cond(K)=$1{,}6145\times10^{17}$. Задача нахождения решения y(s) известными методами решения интегрального уравнения (14) является корректной (не будем учитывать некорректность примера (14) через плохую обусловленность СЛАУ), т.к. f(x) – известно и является аналитической функцией. Ошибки дискретизации можно свести к минимуму, представляя дискретизированные значения ядра и правой части дробями (например, режим представления чисел “Rational numeric format” среды Matlab).

Превращаем корректную задачу (14) в некорректную. Заменяем правую часть на аппроксимирующую функцию f_a^1, заданную таблично (т.к. в процессе проведения эксперимента измеренный сигнал задается таблично) так, чтобы:

$$\| f - f_a^1 \| = \delta_{f1} = 0{,}097;$$

$$\| f - f_a^2 \| = \delta_{f2} = 0{,}11.$$

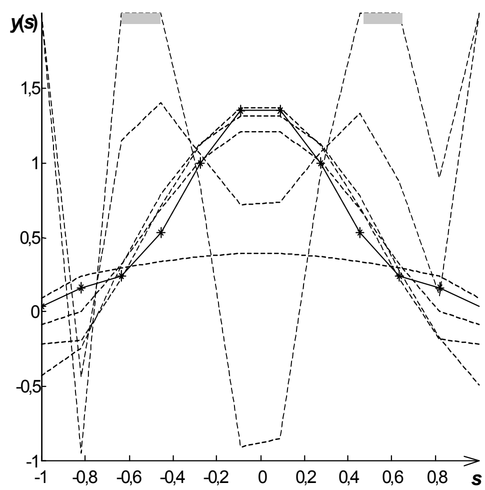
Решая при заданных δ_f, получим погрешности решения δ_y. Результаты решения примера (14) при различных погрешностях правой части для примера (14) представлены на рис. 4.

Рассматривая формулу нелинейной схемы компромиссов, реализующую ММО, можно видеть, что роль параметров регуляризации в α_V выполняют граничные значения на критерии по норме и невязке I_{1m} и I_{2m}. Однако I_{2m} выбирается исходя из заданных погрешностей измерения сигнала δ_f.

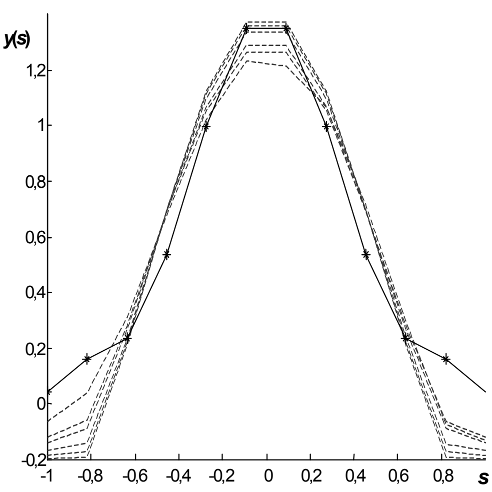
Главная задача при применении ММО – задание ограничений по норме I_{1m} на границе срыва устойчивости, при котором I_2=min, т.е. когда I_{1m} стремится к норме точного решения или своему нижнему пределу. Опорное значение I_{1m} ищется легко – суммой квадратов максимальных ограничений физических переменных (по техническому заданию). Это число нужно уменьшать до срыва устойчивости, выполняя несколько итераций. Для этого можно использовать метод половинного деления, т.е. можно применить метод дихотомии для подбора границы.

Если незначительный выигрыш в точности не важен, то достаточно взять большое число, чтобы получить устойчивое решение.

Можно утверждать, что ММО груб к заданию I_{1m} (границу I_{1m} можно изменять несколько раз и грубо), который является параметром регуляризации по аналогии с α_T в МТ, в то время, как МТ – чувствителен к заданию α_T.



а



б

Рис. 4. Вид восстановленного сигнала y(s) при $\delta_f = 0{,}11$ для МТ при $0 \le \alpha_T \le 1$ (а) и для ММО при $I_{1m} \in [2{,}52; \infty)$ (б) (I_{2m}= 0,01)

Чтобы уменьшить вариацию получаемых решений при больших погрешностях δ_f, можно сузить область допустимых решений (ОДР) с помощью уменьшения ограничения на невязку I_{2m}. Однако это не значит, что, сужая таким образом ОДР, улучшается точность получаемого решения: ведь она ограничивается погрешностью δ_f. Чрезмерное уменьшение I_{2m} грозит срывом устойчивости или пустым множеством ОДР.

Как было указано ранее, при $\delta_f = I_{2m} \to 0$ ($I_{2m} \neq 0$, т.к. стоит в знаменателе формулы (8)) для корректного примера получено одно решение. При внесении погрешности (некорректности) в правую часть получены зависимости $I_1(I_{1m})$, $I_2(I_{1m})$ при разных I_{2m}. Для заданного уровня погрешности для ММО процесс сходящийся при $I_{1m} \in [2{,}52;\ \infty)$ в то время, как для МТ при $0 \le \alpha_T \le 1$ – расходящийся.

Выводы

Метод многокритериальной оптимизации на основе нелинейной схемы компромиссов А.Н. Воронина использован для решения некорректных задач восстановления мониторинговой информации. Он отличается от известных согласованной оптимизацией погрешности решения и устойчивости метода с учетом ограничений на частные критерии качества, что дает возможность снизить размерность некорректных задач восстановления. В работе также исследовались следующие свойства метода многокритериальной оптимизации при решении некорректной задачи восстановления: чувствительность решения к нахождению параметра регуляризации, устойчивость к погрешностям измерений сигнала (погрешности правой части СЛАУ или ИУ), сходимость вычислительного процесса на всем диапазоне существования параметра регуляризации. Сравнение различных методов решения показало пригодность использования многокритериальной оптимизации для решения задачи восстановления сигналов, выраженной интегральным уравнением Фредгольма первого рода. Преимущество использования многокритериальной оптимизации перед методом Тихонова в том, что полученное решение для задачи восстановления лежит на области Парето и является оптимальным. Предложенный метод решения задачи восстановления параметров объектов информационного обеспечения АСУ характеризуется большей точностью получения мониторинговой информации, позволяет существенно повысить оперативность ее сбора и эффективность анализа данных, обеспечить комплексность решения задач прогнозного моделирования, содействовать обоснованности управленческих решений в условиях неопределенности, которые принимаются в штатных и чрезвычайных ситуациях.

Список литературы

1. *Векторная оптимизация динамических систем / А.Н. Воронин, Ю.К. Зиатдинов, О.И. Козлов, В.С. Чабанюк; под ред. А.Н. Воронина. – К.: Техніка, 1999. – 284 с.*

2. *Верлань А.Ф. Интегральные уравнения: методы, алгоритмы, программы. Справочное пособие / А.Ф. Верлань, В.С. Сизиков. – К.: Наукова думка, 1986. – 544 с.*

3. *Засядько А.А. Розв'язання задачі відновлення сигналів за допомогою однокритеріальної оптимізації / А.А. Засядько // Вісник ЖІТІ. Технічні науки. – 2002. – № 4 (23). – С. 133-136.*

4. *Засядько А.А. Сравнение методов Тихонова и многокритериальной оптимизации при решении задачи восстановления сигналов / А.А. Засядько // Проблемы управления и информатики. – 2003. – № 5. – С. 60-67.*

5. *Тихонов А.Н. Методы решения некорректных задач / А.Н. Тихонов, В.Я. Арсенин. – М.: Наука, 1986. – 288 с.*

Поступила в редколлегию 23.03.2016

Рецензент: канд. экон. наук, проф. И.А. Золотарева, Харьковский национальный экономический университет имени С. Кузнеца, Харьков.

РОЗВ'ЯЗАННЯ ЗАДАЧІ ВІДНОВЛЕННЯ ПАРАМЕТРІВ ОБ'ЄКТІВ ІНФОРМАЦІЙНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ АВТОМАТИЗОВАНИХ СИСТЕМ УПРАВЛІННЯ

А.А. Засядько

В роботі параметри об'єктів інформаційного забезпечення автоматизованих систем управління пропонується відновлювати на основі багатокритеріальної оптимізації, що дозволило підвищити точність інформації про стан об'єктів АСУ. Теоретичні і чисельні дослідження показали переваги метода багатокритеріальної оптимізації перед методом Тихонова при розв'язанні некоректних задач відновлення сигналів по властивостях: чутливість розв'язку до знаходження параметру регуляризації, стійкість до похибок вимірювання сигналу, збіжність обчислювального процесу.

Ключові слова: *автоматизована система управління, задача відновлення сигналів, багатокритеріальна оптимізація, параметр регуляризації.*

SOLUTION OF THE PARAMETERS OF OBJECTS OF INFORMATION SUPPORT RESTORING PROBLEM OF AUTOMATED CONTROL SYSTEMS

A.A. Zasyad'ko

In this paper, the problem of restoring signals described by the integral Fredgholm equation of the first kind, is solved by means of multi-criteria optimization. It is allowed increasing simulation precision to model the process of restoring the information of a state of objects of the automated control systems. The theoretical and practical results of this paper have shown advantages of multi-criteria optimization in comparison with the Tikhonov's method while solving ill-posed problems. The main features are: solution sensibility to the parameter of regularization, robustness to measurement errors, convergence of the calculations.

Keywords: *automated control systems, signal restoring problem, multi criteria optimization, regularization's parameter.*