

УДК 004.032.26

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЙ ПОДХОД ДЛЯ РЕШЕНИЯ ОБРАТНЫХ ЗАДАЧ

Павлов Д. А., E-mail: putchkov63@mail.ru, НИУ МЭИ, Смоленский филиал, Смоленск, Россия

Аннотация. Рассмотрены варианты построения алгоритма численного решения обратных задач с помощью искусственных гибридных нейронных сетей и предварительной обработкой измерений дискретным и непрерывным фильтром Калмана.

Ключевые слова. Обратные задачи, гибридные нейронные сети, дискретный и непрерывный фильтры Калмана.

INTELLECTUAL APPROACH OF THE SOLUTION OF THE RETURN TASKS

Pavlov D. A., E-mail: putchkov63@mail.ru, National Research University "MEI", Branch in Smolensk, Smolensk, Russia

Summary. Options of creation of algorithm of the numerical solution of the return tasks by means of artificial hybrid neural networks and preliminary processing of measurements are considered by the discrete and continuous filter of Kalman.

Keywords. Return tasks, hybrid neural networks, discrete and continuous filters of Kalman.

Введение. Решение некорректных задач значительное время интересует исследователей в различных областях науки и техники. К числу таких задач относятся и так называемые обратные задачи, когда значения параметров модели должны быть получены из наблюдаемых данных. Из трёх условий корректно поставленной задачи (существование решения, единственность решения, устойчивости решения по отношению к малым вариациям данных задачи) в обратных задачах наиболее часто нарушается последнее [1]. Так как в отличие от прямых задач, некоторые обратные не могут соответствовать реальным событиям (нельзя обратить ход процесса и тем более изменить течение времени), постановки обратной задачи являются физически некорректными. Это обусловлено физической проблемой необратимости. При математической формализации физическая некорректность проявляется уже в неустойчивости решения. Интеллектуальный подход создает возможность моделирования вывода в интеллектуальных системах [2]. Таким образом, многие обратные задачи представляют собой типичный пример некорректно поставленных задач.

Основная часть. Для решения некорректных задач, как правило, используют упрощенные модели объекта или явления, когда последние характеризовались

небольшим числом параметров. Понятно, что на этом пути можно получить лишь приближенные представления о свойствах объекта или характеристиках определяемых величин. Такой взгляд к решению задачи не использует всех возможностей, доставляемых современным уровнем точности наблюдений и развитием вычислительной техники. Эти возможности могут быть использованы при изучении новых постановок обратных задач и создании устойчивых алгоритмов их решения. К таким алгоритмам можно отнести решения, базирующиеся на методах искусственного интеллекта, в частности, на аппарате искусственных нейронных сетей, широко применяемых в различных прикладных областях [3].

Многообразие типов обратных задач привело к созданию соответствующих методов их решения, учитывающих специфику постановки той или иной задачи. Предлагаемым вариантом решения этих задач может быть применение искусственных нейронных сетей с одновременным использованием нечетко-логических методов оценки состояния системы.

Основная идея предлагаемого подхода к снижению чувствительности решения обратной задачи к вариациям исходных данных базируется на предварительном применении алгоритма оценивания состояния исследуемой системы, а именно нечеткого фильтра Калмана. Применение фильтра Калмана позволяет использовать часть априорной информации и, в свою очередь, снизить неопределенность данных для решения обратной задачи нейронной сетью.

Применение фильтра Калмана для оценки состояния сталкивается с проблемой получения модели исследуемого объекта, которую называют формирующим фильтром. Не всегда эту модель можно получить на основе применения физических законов, связывающих исследуемые параметры. Например, для экономических объектов такой подход не срабатывает, так как отличительной чертой источников информации о них является субъективизм, а в ряде случаев и противоречивость данных. В этих условиях, для решения отмеченной проблемы, выглядит вполне уместно использование методов искусственного интеллекта, а именно методов нечеткой логики, которые позволяют успешно преодолевать отмеченные особенности исходной информации.

Структура предлагаемого подхода к решению обратных задач показана на рисунке 1. Ответ нейронной сети NN , обозначенный $S(t)$, выступает в качестве решения обратной задачи - нахождения $V(t)$ по $x(t)$. Однако, в данном случае на вход сети поступает не зашумленный сигнал $u(t)=Cx(t)+N(t)$, где C – матрица измерений, а оценка $y(t)$ вектора выхода объекта $x(t)$. Применение фильтра Калмана, обозначенного на рисунке F , позволяет снизить дисперсию входных данных нейронной сети, а

следовательно, обеспечить ее работу в менее зашумленном пространстве исходной информации, что в свою очередь сказывается на окончательном решении. Блок *BFL* реализует механизм нечеткого логического вывода, с помощью которого проводится коррекция модели объекта или явления.

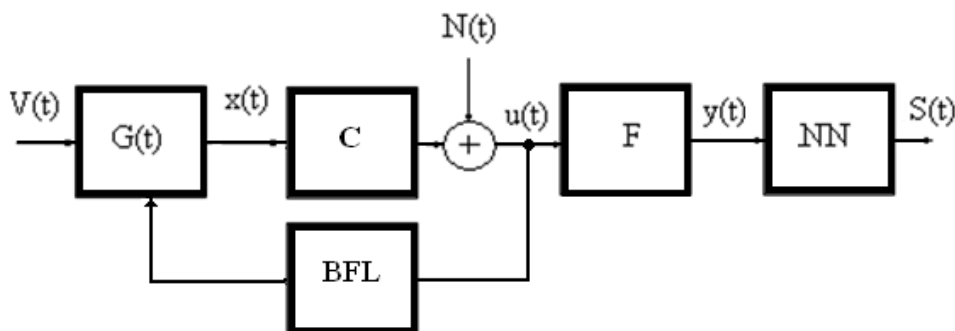


Рисунок 1. Структура алгоритма

В рассматриваемом подходе решение прямой задачи представлено вектором состояния $x(t) = (x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t))$. Предполагается, что переменные состояния $x_i(t)$ можно описать системой дифференциальных уравнений:

$$\dot{X}(t) = AX(t),$$

где квадратная матрица A содержит элементы a_{ij} .

Для определения a_{ij} используется процедура нечеткого вывода, в основе которой лежит база знаний, содержащая продукционные правила вида:

Π_{11} : ЕСЛИ r_1 ЕСТЬ D_{11} И r_2 ЕСТЬ D_{21} И ... r_n ЕСТЬ D_{n1} , ТО a_{11} ЕСТЬ A_{11} ,

...

Π_{1m+1} : ЕСЛИ r_1 ЕСТЬ D_{11} И r_2 ЕСТЬ D_{22} И ... r_n ЕСТЬ D_{n1} , ТО a_{11} ЕСТЬ A_{1m+1} ,

...

где D_{ij} - обозначение j -го ($j=1..m$) терм-множества значений i -й ($i=1..n$) нечеткой переменной r_i , которая отражает i -й фактор, от совокупности которых формируются значения a_{ij} , n - количество факторов r , m - количество термов нечеткой переменной r_i , $i=1..n$. Предполагается, что каждый фактор r_i имеет одинаковое количество терм-множеств $G_i = \{G_{i1} G_{i2} G_{i3} \dots G_{i m}\}$. Это не является обязательным требованием.

Суждения о параметрах модели объекта эксперты дают на основе статистических данных, представленных с какой-либо временной дискретностью, но, несмотря на это, для человека удобнее и интуитивно понятнее отражать процессы в непрерывном времени. Поэтому полученное описание формирующего фильтра, можно считать, представлено в непрерывном времени. В свою очередь, решение обратной

задачи с помощью нейронной сети осуществляется для дискретных моментов времени Δt , поэтому удобнее применять дискретный алгоритм фильтра Калмана, согласуя интервал дискретизации по времени с Δt .

Описание дискретного формирующего фильтра сходственно с описанием непрерывного, но вид матрицы системы A , в этом случае, зависел бы от величины Δt , что усложнило бы базу правил, ввиду необходимости учитывать в них еще Δt . Поэтому, для получения описания формирующего фильтра в дискретном времени и применения соответствующего алгоритма фильтра Калмана проще провести переход от непрерывного времени к дискретному с помощью предельного перехода $\frac{dX}{dt} \approx \frac{\Delta X}{\Delta t} = \frac{X(k+1)-X(k)}{\Delta t}$, где $x(k)=x(k \Delta t)$. При выборе Δt учитывают, что оно не должно быть больше времени корреляции исследуемого процесса.

Дальнейший расчет дискретного фильтра Калмана осуществляется по известной методике [4].

Следующим этапом предлагаемого подхода является выбор типа нейронной сети, которая будет обучаться на выборке $\{ x^w V^w \}$, где w – количество обучающих наборов. Учитывая специфику задачи, было предложено использовать нейронные сети Элмана, которые относятся к классу рекуррентных нейронных сетей [5]. Важной особенностью архитектуры рекуррентных сетей является наличие блоков динамической задержки и обратных связей, что позволяет таким сетям обрабатывать динамические модели. Сети Элмана состоят их двух слоёв – выходного и входного, при этом входной слой охвачен динамической обратной связью с использованием линии задержки. Динамическая обратная связь позволяет учесть предысторию наблюдаемых процессов и накопить информацию для выработки правильной стратегии управления.

Для иллюстрации рассматриваемого подхода была использована среда MatLAB Neural Network. Численный эксперимент проводился с использованием обобщенной регрессионной сети Elman backprop.

Алгоритм эксперимента состоит в следующем:

1. Подготовка выборок для обучения сети. Для этого, в соответствии с (1) рассчитываются вектора состояний при заданной матрице эволюции системы и подаче на вход гармонического сигнала. Матрица эволюции взята размера 2×2 , поэтому вектора состояний имеют по две компоненты x_1 и x_2 . В результате реализации этого этапа будут сформированы выборки для обучения нейронной сети, на вход которой будут подаваться вектора состояний, а на выходе получать значения входного сигнала. Даная процедура отражает процесс решения обратной задачи нахождения причин,

которые перевели систему в данное состояние. Сформировано будет две обучающие выборки: train1.dat - для нейронной сети, имеющей один вход (x_1) и один выход; train2.dat - для нейронной сети, имеющей два входа (x_1 и x_2) и один выход.

2. Создание и обучение двух нейронных сетей nn1 и nn2. Имитируя возможность измерения только одной компоненты вектора состояния, обучение nn1 будет проводиться только по одной компоненте x_1 на основе данных train1.dat, а сети nn2 – по двум компонентам x_1 и x_2 на основе данных train2.dat.

3. Наложение шума измерений $N(k)$ и входного случайного процесса $V(k)$ на значения выборки train1.dat и получение тестирующей выборки testing1.dat.

4. Тестирование сети. На вход сети nn1 зашумленная выборка testing1.dat подается непосредственно, а на вход сети nn2 выборка сначала обрабатывается фильтром Калмана в соответствии с пунктами 1-6, приведенными выше. В результате этого получаем оценку с меньшей (по сравнению с данными из testing1.dat) дисперсией для компоненты x_1 , а также оценку компоненты x_2 , явно не измеряемой, что позволяет применить сеть nn2 с двумя входами.

Результаты численного эксперимента показали, что сеть с применением фильтра Калмана значительно лучше справляется с задачей нахождения $u(k)$. Среднеквадратичная ошибка σ определения $u(k)$ за анализируемый промежуток для сети nn2 составила $\sigma^2 = 0.219$, а для сети она составила $\sigma^1 = 0.377$. Такой запас позволяет находить сетью nn2 решение обратной задачи при больших вариациях исходных данных, которые моделируются векторами $N(k)$ и $V(k)$. В частности, для достижения сетью nn2 значения ошибки примерно 0.38 потребовало увеличения дисперсии входного процесса $V(k)$ с 0.1 до 0.19, то есть, почти в два раза больше, чем при проведении эксперимента.

Заключение. Предложенный подход снижения чувствительности решения обратной задачи к вариациям исходных данных может быть использован при реализации программ и вычислительных алгоритмов в различных прикладных областях, в том числе и экономических, где решения базируются на обработке большого количества статистических данных.

Список литературы

1. Кабанихин С. И. Обратные и некорректные задачи. Издательство: Сибирское научное изд-во. 2008. - 460 с.

2. Tsvetkov V. Ya. Conclusions of Intellectual Systems // Modeling of Artificial Intelligence. – 2014. - Vol.(3), № 3. - pp.138-148
3. Гердова И.В. Доленко С.А. и др. Новые возможности в решении обратных задач лазерной спектроскопии с применением искусственных нейронных сетей. Известия РАН, Серия физическая. – 2002. - Т. 66, 8, стр.1116-1124.
4. Изерман Р. Цифровые системы управления. - М.: Мир. 1984.-541 с.
5. Круглов В.В., Дли М.И., Голунов Р.Ю. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети: Учеб. пособие. - М.: Издательство физико-математической литературы. - 2001. – 224 с.