

УДК 681.324

А.В. Скатков, профессор, д-р техн. наук;

А.Е. Смагин, студент,

С.С. Смагина, студентка

Севастопольский национальный технический университет

ул. Университетская 33, г. Севастополь, Украина, 99053

МОДЕЛЬ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ ВЫБОРА МЕТОДА ИДЕНТИФИКАЦИИ ТРАФИКА КОММУТАЦИОННОГО УЗЛА

Рассматривается эффективная разрешимость задачи параметрической идентификации трафика коммутационного узла сети. Исследуются эффективность соответствующих процедур безусловной оптимизации по критерию МНК, в основе которых используются подход Нелдера-Меда, Левенберга-Марквардта и БФГШ. Предложена система поддержки принятия решений для вариантного выбора наилучшего в смысле предлагаемых критериев алгоритма идентификации на основе метода анализа иерархий.

Ключевые слова: трафик, идентификация, принятие решений, метод анализа иерархий.

Теоретические исследования в области вычислительно-коммутационных сетей направлены на выбор топологии сети и пропускной способности ее каналов, управление потоками с учетом алгоритмов маршрутизации, анализ нагрузки узлов коммутации и связанных протоколов. Аналитические модели для решения указанных задач характеризуют рассматриваемые варианты конфигураций при заданном диапазоне внешних нагрузок. Степень адекватности таких моделей в значительной степени определяется используемыми при этом методами идентификации. Эта задача не может быть исчерпывающе формализована из-за отсутствия необходимого объема априорной информации, поэтому ей следует поставить в соответствие некоторую модель поддержки принятия решений в условиях неопределенности.

Рассмотрим коммутационный узел распределенной вычислительной сети, предназначенной для мультиобработки запросов пользователей, которые формируют тем самым соответствующий трафик. Функционально коммутационный узел является устройством, решающим задачу распределения входного потока данных. Такой узел порождает соответствующий трафик в сети, управление которым является одной из основных задач обеспечения качества серверов сети. Многие авторы рассматривали задачу описания трафика сетей [1]. Для стационарной нагрузки и пуассоновском потоке событий известно решение этой задачи. Для нестационарной нагрузки предложены достаточно сложные модели, которые имеют ограниченное применение по двум основным причинам: требуется значительный объем априорной информации о событиях в сети, сложность вычислительных процедур затрудняет использование моделей в реальном масштабе времени. С целью преодоления отмеченных трудностей ниже будет предложена модель трафика, которая в значительной степени свободна от указанных недостатков, но порождает проблему идентификации, качество решения которой и определяет в основном перспективы ее использования. При построении на всем рассматриваемом промежутке времени предлагаемой модели исходим из следующих посылок.

- 1) Описываемый моделью трафик является существенно нестационарным;
- 2) интенсивность трафика структурно может быть описана монотонно возрастающей функцией;
- 3) нагрузка в узле может быть с приемлемой точностью аппроксимирована линейной комбинацией показательных функций (в простейшем случае линейной суммой экспонент);
- 4) в качестве генератора трафика может быть использован линейный динамический объект второго порядка с сосредоточенными параметрами при нулевых начальных условиях со ступенчатым входным воздействием;
- 5) нестационарный коэффициент нагрузки коммутационного узла $R(t_i)$, $i = 0 \dots n$ может быть интерпретирован как решение соответствующего дифференциального уравнения при входном сигнале $x(t) = 1(t)$ и нулевых начальных условиях;
- 6) генератор трафика (ГТ), т.е. линейный динамический объект может находиться в одном из заданного множества состояний, которое однозначно определяется настройками его параметров $\{K, T, E\}$, где K – коэффициент передачи (пропорционален объему буферной памяти); T – постоянная времени (обуславливает задержку коммутации); E – коэффициент демпфирования (определяет крутизну фронта трафика);
- 7) следующие задачи в вычислительном аспекте являются эквивалентными: параметрическая идентификация нестационарной нагрузки узла коммутации; идентификация параметров динамического объекта $\{K, T, E\}$; идентификация решения дифференциального уравнения второго порядка $T^2 R''(t) + 2ETR'(t) + R(t) = k \cdot 1(t)$.

Указанные посылки однозначно задают математическую модель преобразования трафика в узле, который в этом случае рассматривается как соответствующий объект управления. Моделями такой структуры могут быть описаны: узел типа *Infinite Server*: узел с неограниченным числом идентичных приборов, каждый из которых обладает единичным быстродействием; узел *Processor Sharing*: однолинейный узел с дисциплиной обслуживания, обеспечивающей быстродействие обратно-пропорциональным числу заявок в узле; *Shortest Remaining Processor Time*: узел, обеспечивающий дисциплину обслуживания на основе приоритета «кратчайшее задание – первое».

Входными данными для решения задач идентификации трафика является таблично заданная функция оценки коэффициента нагрузки коммутационного узла $R(t_i)$, $i = 0 \dots n$. Целью параметрической идентификации является поиск таких численных значений априори неизвестных параметров модели, при которых решение задачи идентификации наилучшим образом соответствовало бы одному из выделенных состояний объекта управления, причем найденные оценки параметров не должны противоречить условию физической реализуемости и посылкам 1-7. Предлагается решение поставленной задачи искать в рамках классического подхода на основе эталонных моделей и алгоритмов самонастройки.

Набор входных данных, используемых при решении задачи параметрической идентификации, как правило, сильно зашумлен и содержит значительную погрешность. Основная задача – определить параметры технического объекта так, чтобы кривая, воспроизводящая график эталонного состояния, была бы максимально близка в определенном смысле к экспериментальным точкам, но в то же время была бы мало чувствительна к случайным отклонениям измеряемой величины – нагрузке узла. Таким образом, существенной особенностью задачи является необходимость учета стохастической природы экспериментальных данных.

Подход к решению задач идентификации на основе эталонных моделей по существу требует решения обратных задач идентификации. В этом случае в первом приближении приходится ограничиваться детерминированным подходом. Использование детерминированного подхода оправдано, в частности, когда опытные данные берутся из источника, на который действует активная помеха. Дальнейшая обработка результатов основана на статистических методах. Статистический, в частности, регрессионный анализ результатов экспериментов накладывает методические ограничения на законы распределения случайных ошибок измерений и определение значимости параметров уравнений (при регрессионном анализе – коэффициентов регрессии), а также адекватности уравнений регрессии [2].

При решении задачи параметрической идентификации – определении параметров – коэффициентов моделей найденное решение должно обладать как интерполяционными, так и экстраполяционными возможностями. Для решения задач одновременно интерполяции и экстраполяции можно использовать метод аппроксимации, в котором учитываются все экспериментальные данные и определяются такие значения параметров, чтобы модель наиболее точно их описывала. При этом, как правило, принято использовать один из критериев оценки степени близости расчетных и экспериментальных значений выходной переменной – критерий метода наименьших модулей, критерий метода наименьших квадратов (МНК) или критерий "минимаксного" метода Чебышева. В связи с этим введем непрерывную функцию $\varphi(t)$ для аппроксимации $R(t_i)$. В качестве критерия оценки точности получаемого решения выбирается целевая функция, использующая принцип МНК:

$$F_{ц.ф.} = \sum_{i=0}^n (\varphi(t_i) - R(t_i))^2 \rightarrow \min. \quad (1)$$

В данной работе аппроксимацию нагрузки трафика будем выполнять на основе функции, являющейся линейной комбинацией экспонент с различными показателями, то есть

$$R(t) = b_0 + b_1 e^{-\frac{t}{T_1}} + b_2 e^{-\frac{t}{T_2}} + \dots + b_m e^{-\frac{t}{T_m}}, \quad (2)$$

где $b_0 \dots b_m$, $T_1 \dots T_m \neq 0$ — неизвестные параметры, подлежащие идентификации.

Для их определения будем использовать методы многомерной оптимизации и определять на основе поиска глобального минимума соответствующего квадратного (1) критерия. Накладываемое ограничение на оценки параметров T_i реализуется естественным образом средой *Matlab*, поэтому задачу идентификации можно сформулировать в терминах задачи безусловной многомерной выпуклой оптимизации. В качестве альтернативных и конкурирующих будем рассматривать три прямых метода поиска: метод поиска на основе деформируемого многогранника (метод Нелдера-Меда), метод Левенберга-Марквардта и метод Бroyдена-Флетчера-Гольдфарба-Шенно (БФГШ) [3]. Можно показать, что для аппроксимации первых трех слагаемых функции (2) достаточно использовать следующие соотношения, устанавливающие однозначное соответствие между комплексом $\{K, T, E\}$ и параметрами функции (2) при $m = 2$:

$$\left. \begin{aligned} T_1 &= \frac{T}{E - \sqrt{E^2 - 1}}; & T_2 &= \frac{T}{E + \sqrt{E^2 - 1}}; & E^2 - 1 > 0; \\ B_1 &= \frac{KT_1}{T_2 - T_1}; & B_2 &= \frac{KT_2}{T_2 - T_1}. \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

Вычислительный эксперимент в течение периода времени $[0, T]$ было выполнено S экспериментальных наблюдений за характеристиками исследуемого трафика при различном уровне помех. В ходе каждого эксперимента при различных начальных настройках параметров технического объекта были получены значения откликов в некоторые моменты времени $[t_0, \dots, t_n]$.

Фрагмент структуры экспериментальных данных, по которым построена матрица наблюдений, приведен на рисунке 1.

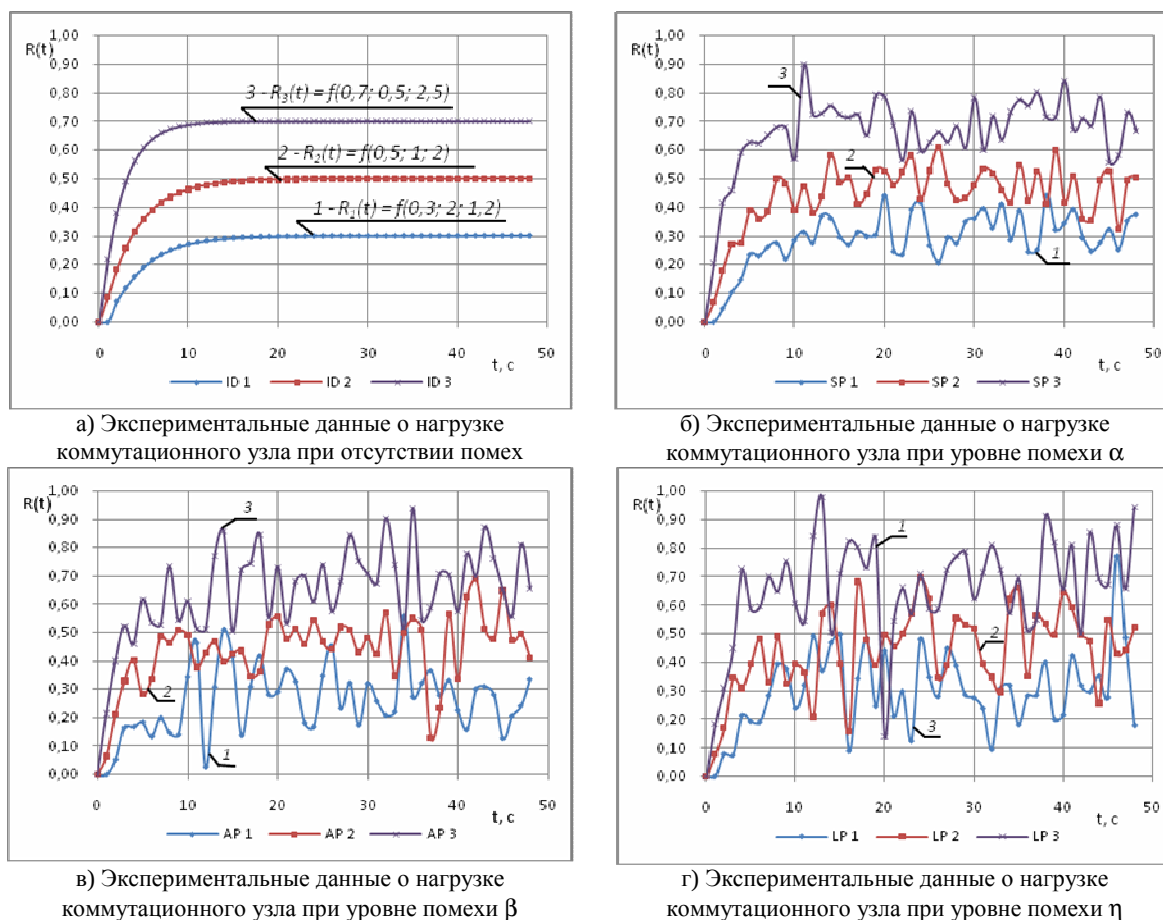


Рисунок 1 — Экспериментальные данные о нагрузке коммутационного узла сети

При генерации трафика предусмотрено, что на параметры ГТ может действовать активная помеха, представляющая собой аддитивный белый гауссовский шум (АБГШ), с нулевым математическим ожиданием и вариацией δ . Величина δ аддитивного гауссовского шума позволяет ранжировать помехи на три уровня: помеха слабой, средней и сильной интенсивности соответственно. Структурная классификация помех представлена в таблице 1. Помеха может оказывать влияние на каждый из параметров.

Тестирование методов безусловной оптимизации проводилось с применением функции вида (2) в качестве аппроксимирующей, ограничиваясь случаем первых трех слагаемых.

На рисунке 1 представлены экспериментальные данные о коэффициенте нагрузки коммутационного узла при трех различных начальных настройках параметров его генератора $R_i(t) = f(K^i, T^i, E^i)$.

Анализ экспериментальных данных показывает, что на временном интервале $[0; 50]$

- функция загрузки коммутационного узла существенно нелинейна;
- функция загрузки коммутационного узла обладает различной степенью зашумленности;
- начальные настройки коммутационного узла в малой степени могут быть определены на некотором множестве допустимых значений.

Таблица 1 — Структурная классификация уровня помех по уровню интенсивности

Условное обозначение	Интерпретация	Параметры моделирования при аппроксимации помехи аддитивным белым гауссовским шумом с нулевым средним χ и разбросом δ
		δ
α	Помеха низкого уровня интенсивности	0,2
β	Помеха со средним уровнем интенсивности	0,4
γ	Помеха высокого уровня интенсивности	0,6

Алгоритм альтернативного решения задачи параметрической аппроксимации изображен на рисунке 2. Матрица мониторинга нагрузки в узле коммутации $R(t)$, состоящая из n значений, и значения начального приближения параметров T_1, T_2 задаются перед началом поиска решения. Поиск решения производится в два этапа: полагая T_1, T_2 известными, составляется система из n линейных уравнений (n – размерность матрицы мониторинга), в которых неизвестны коэффициенты b_0, b_1, b_2 , и решается любым известным способом. В результате получают оценки коэффициентов b_0, b_1, b_2 . В случае, если полученная комбинация параметров аппроксимирующей кривой не удовлетворяет условию прекращения поиска, то выполняется второй этап поиска решения. На втором этапе идентификации выполняется шаг по выбранному методу безусловной оптимизации и находится новое приближение параметров T_1, T_2 . Оба этапа повторяются до тех пор, пока не будет найдено решение, удовлетворяющее заданному критерию точности, либо не будет исчерпано допустимое число итераций. Помимо набора параметров аппроксимирующей кривой целесообразно сохранять такие качественные показатели процесса решения, как время поиска решения, число итераций и точность полученного решения.

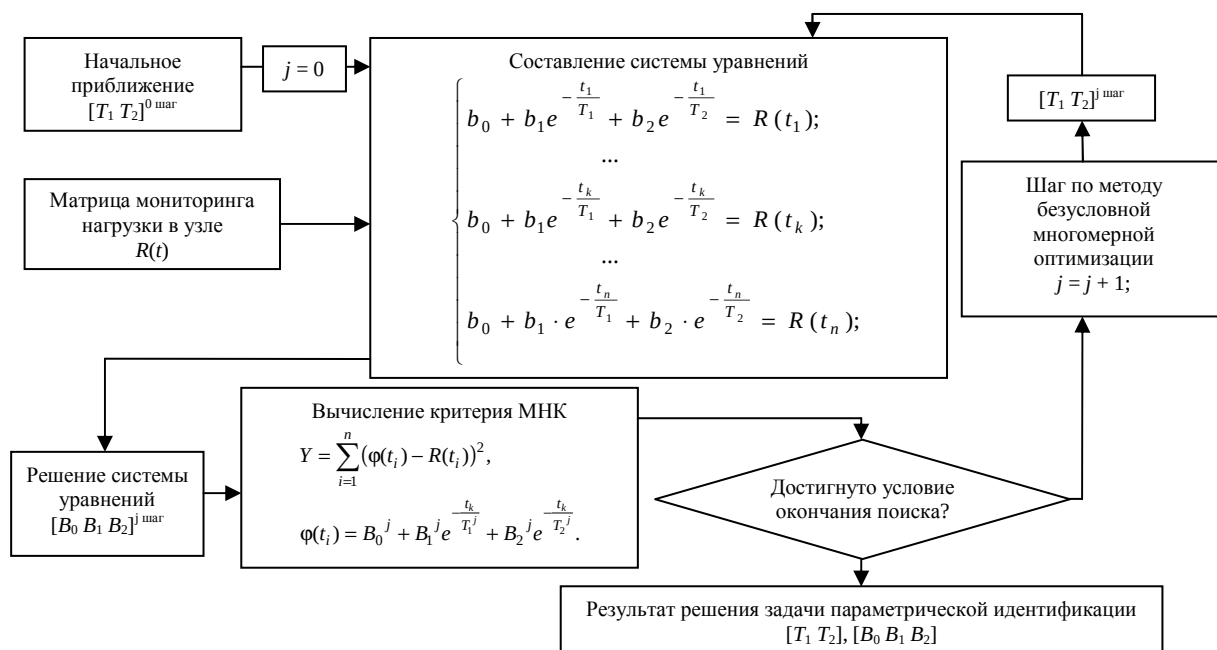
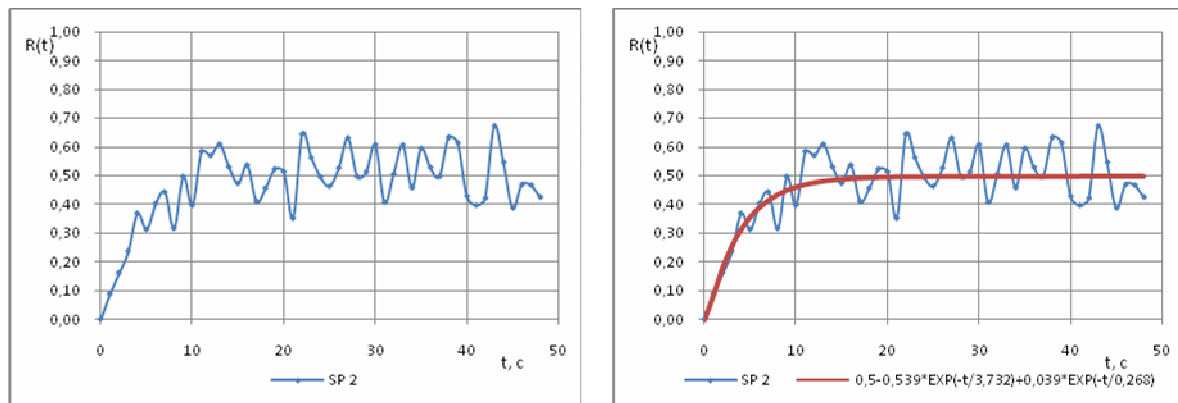


Рисунок 2 – Алгоритм решения задачи поиска параметров аппроксимирующей функции

Пример решения задачи идентификации. Исходные данные представлены таблично заданной функцией $R(t)$ при воздействии помехи низкого уровня интенсивности (рисунок 3, а). Требуется решить задачу идентификации и определить состояние коммутационного узла. Аппроксимирующая кривая, полученная методом БФГШ, представлена на рисунке 3, б. При известных параметрах аппроксимирующей кривой можно получить параметры коммутационного узла $\{K, T, E\}$ на основании соотношения (3) и определить его состояние.



а) Исходные данные для идентификации состояния коммутационного узла

б) Аппроксимация исходных данным методом БФГШ

Рисунок 3 – Процесс решения задачи идентификации параметров аппроксимирующей кривой

Результаты решения приведены в таблице 2.

Таблица 2 — Результаты решения задачи идентификации состояния узла коммутации

$[T_1, T_2]^0$	Метод безусловной оптимизации	Идентифицируемые параметры		Параметры узла коммутации	Качественные показатели
		b_0, b_1, b_2	T_1, T_2	K, T, E	$N_{\text{итераций}}$ $t_{\text{поиска решения}}, \text{с}$ $\xi_{\text{точность}}$
[0,1; 1,1]	БФГШ	$b_0=4,01;$	$T_1=0,27;$	$K=4,01;$	$N=12; t=0,031; \xi=0,7976.$
	Левенберга-Марквардта	$b_1=0,31;$	$T_2=3,76.$	$T=1,01;$	$N=27; t=0,094; \xi=0,6361.$
	Нелдера-Меда	$b_2=-4,32.$		$E=2.$	$N=51; t=0,079; \xi=0,7976.$
[3,1; 2,1]	БФГШ	$b_0=4,01;$	$T_1=0,27;$	$K=4,01;$	$N=12; t=0,032; \xi=0,7976.$
	Левенберга-Марквардта	$b_1=0,31;$	$T_2=3,76.$	$T=1,01;$	$N=12; t=0,062; \xi=0,6361.$
	Нелдера-Меда	$b_2=-4,32.$		$E=2.$	$N=47; t=0,187; \xi=0,7976.$

Полученные в результате решения задачи идентификации параметры могут быть использованы при организации управления нагрузкой коммутационного узла.

Метод анализа иерархий представляет собой систематическую процедуру для иерархического представления элементов [3]. Данная процедура определяет суть проблемы. Проблема декомпозируется на более простые составляющие части и обрабатывается последовательной обработкой непосредственно ЛПР по парным сравнениям. В итоге выражается относительная интенсивность взаимодействия элементов в иерархии. Все параметры выражаются численно, а сам метод включает в себя процедуры синтеза множественных суждений, получения приоритетности критериев и нахождения альтернативных решений. Основное применение метода – поддержка принятия решений посредством иерархической композиции задачи и рейтингования альтернативных решений.

Для построения модели принятия решений строится иерархия, начиная с вершины (цели – с точки зрения управления), через промежуточные уровни (критерии, по которым зависят последующие уровни) к самому нижнему уровню (перечень альтернатив). Результат построения иерархии отображен на рисунке 2.

Таким образом, решаемая задача была представлена в виде трехуровневой модели принятия решений (цель — критерий — альтернативы). Поскольку каждый элемент любого уровня функционирует как критерий для всех элементов нижестоящего уровня, то построенная иерархия является полной (рисунок 4).

Эксперимент проводился над матрицей наблюдений размерности 49×13 , где первый столбец матрицы наблюдений представляет собой значение t , а 12 следующих столбцов — значения функции $R(t)$, графически отображенной на рисунке 1. Анализ входных данных показал, что искомые параметры T_1, T_2 находятся в интервале $[0,1; 4]$. Для получения средних величин критериев $A_i, i = \overline{1,4}$ были проведены эксперименты, с разными значениями точек начального приближения.

В результате проведенных экспериментов были составлены таблицы, аналогичные таблице 3, для каждой из реализации функции $R(t)$ при использовании каждого из трех методов безусловной оптимизации.

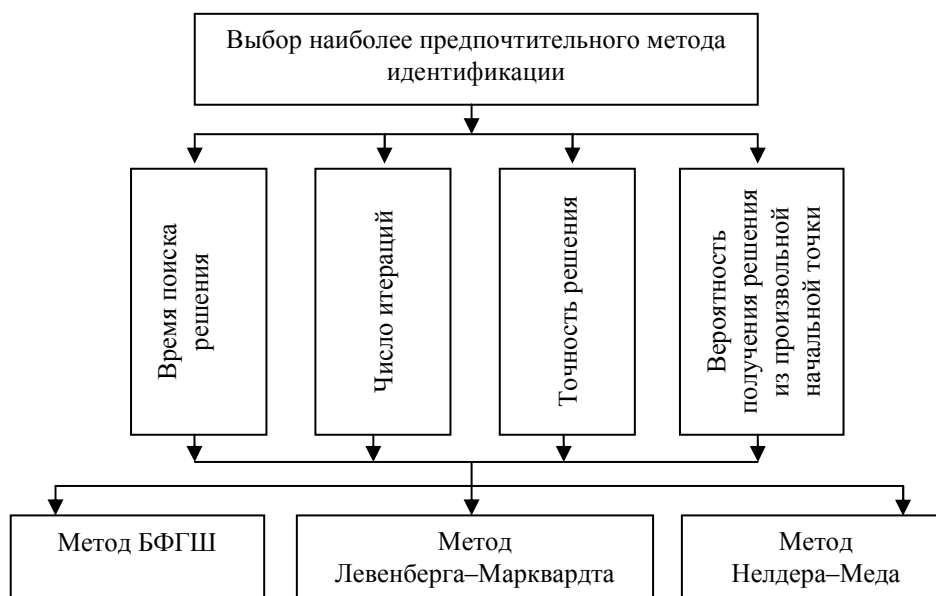


Рисунок 4 — Трёхуровневая модель принятия решений для выбора метода идентификации

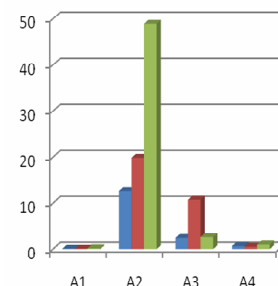
Качественными характеристиками методов, на основании которых выполнялось их сравнение были время решения задачи идентификации, число необходимых итераций и достигнутая точность решений. При составлении таблиц результаты фиксировались с учетом различного выбора точки начального приближения. Если поиск из данной начальной точки заканчивался неудачей, и решение не было найдено, то этот факт отмечался в таблице результатов специальным типом данных среды *Matlab* – *NaN (Not-A-Number)*.

Анализ отношения числа значений типа *NaN* к числу найденных решений дает достаточно точную качественную характеристику метода — оценку вероятности получения решения, при условии, что точка начального приближения выбирается случайным образом из допустимого диапазона значений.

Результаты анализа результатов, полученных в ходе эксперимента, сведены в таблицу 3. Выбор наиболее эффективного метода решения задачи идентификации осуществляется на основе метода анализа иерархий.

Таблица 3 – Сравнительная характеристика качественных показателей методов безусловной оптимизации

Метод идентификации / Критерий		М1	М2	М3
		Метод БФГШ	Метод Левенберга – Марквардта	Метод Нелдера – Меда
A1	Среднее время выполнения, с	0,1047	0,0976	0,1710
A2	Среднее число итераций	12,5452	19,8753	48,9180
A3	Средняя сумма квадратов отклонений	2,3747	10,7494	2,5708
A4	Оценка вероятности получения решения	0,6661	0,5458	0,9999



Для построения матриц парных сравнений, использовалась девятибалльная шкала относительной важности [3]. Причем 1 соответствует – наименьшее превосходство, а 9 – наибольшее превосходство. Исходя из субъективных предпочтений важности критериев при выборе оптимального метода идентификации, построена обратно-симметричная матрица парных сравнений второго уровня.

Матрица парных сравнения третьего уровня строится из полученных оценок качества методов, полученных в результате экспериментов, проводимых при идентификации параметров аппроксимирующей функции трафика в узле. На основе экспертной оценки качественных показателей методов были составлены матрицы парных сравнений второго и третьего уровня модели принятия решений (таблицы 4 – 5).

Таблица 4 — Матрица парных сравнений второго уровня

$$A = \begin{array}{c|cccc} & A1 & A2 & A3 & A4 \\ \hline A1 & 1 & 7 & 1/5 & 3 \\ A2 & 1/7 & 1 & 1/7 & 1/9 \\ A3 & 5 & 7 & 1 & 1/5 \\ A4 & 1/3 & 9 & 5 & 1 \end{array}$$

Таблица 5 — Матрицы парных сравнений третьего уровня

a^1	M1	M2	M3
M1	1	1/2	8
M2	2	1	9
M3	1/8	1/9	1

a^2	M1	M2	M3
M1	1	3	9
M2	1/3	1	7
M3	1/9	1/7	1

a^3	M1	M2	M3
M1	1	9	1
M2	1/9	1	1/9
M3	1	9	1

a^4	M1	M2	M3
M1	1	3	1/7
M2	1/3	1	1/9
M3	7	9	1

Для матриц второго и третьего уровней было произведено вычисление локальных приоритетов для матрицы второго уровня. Полученные значения компонент вектора локальных приоритетов дают возможность ранжировать критерии в соответствии с выбранными предпочтениями по убыванию полученных весов.

Таблица 6 — Локальные приоритеты матриц второго и третьего уровней

Локальные приоритеты матрицы второго уровня	
Критерий	Вес x_i
A1	0,302
A2	0,044
A3	0,096
A4	0,557

Локальные приоритеты матриц третьего уровня			
Критерий	Значения компонент вектора локальных приоритетов		
	M1	M2	M3
A1	0,367	0,582	0,051
A2	0,655	0,290	0,055
A3	0,582	0,051	0,367
A4	0,149	0,066	0,785

Оценка согласованности матриц парных сравнений второго и третьего уровней показала, что отношение согласованности не превышает 10 %, что является допустимым уровнем для метода анализа иерархий. Отношение согласованности всей иерархии равно 6 %, что также является допустимым [3].

Полученный вектор глобальных приоритетов $V = [0,278; 0,230; 0,491]$ можно трактовать как значения функции полезности для каждой из альтернатив. Можно проранжировать альтернативы по убыванию значений функции полезности. Альтернатива M1 (метод Нелдера-Меда) опередил альтернативы M1 и M2 на 21,3 и 26,1% соответственно. Метод БФГШ (M1) опережает метод Левенберга-Марквардта (M2) всего на 4,8%. Метод Нелдера-Меда оказался наилучшим при решении задачи за счет довольно высокой точности получаемого решения, и за счет практически 100 % вероятности получения решения при произвольном разумном выборе точки начального приближения.

Предложенная модель принятия решений по выбору наиболее эффективной процедуры идентификации включает в себя в качестве альтернативных методы безусловной многомерной оптимизации по критерию метода наименьших квадратов, такие как БФГШ, метод Левенберга-Марквардта и метод Нелдера-Меда. Оценка методов с помощью метода анализа иерархий по критериям «время выполнения», «число итераций», «точность решения» и «вероятность получения решения», показала, что для используемых данных наиболее эффективным для решения поставленной задачи является метод Нелдера-Меда. Его использование обеспечивает высокую точность получаемых результатов при достаточно произвольном выборе начального приближения, хоть и за время выполнения, превышающее время выполнения других методов.

В качестве дальнейшего направления исследований планируется реализовать модель принятия решений для идентификации технических объектов с использованием методов условной многомерной оптимизации.

Библиографический список

1. Кульгин М. Технологии корпоративных сетей. Энциклопедия / М. Кульгин. — СПб: Питер, 2000. — 704 с.
2. Дрейнер Н. Прикладной регрессионный анализ / Н. Дрейнер, Г. Смит. — М.: Финансы и статистика, 1986. — 392 с.
3. Саати Т. Аналитическое планирование. Организация систем / Т. Саати, К. Кернс. — М.: Радио и связь, 1991. — 340 с.

Поступила в редакцию 18.05.2009 г.