

ISSN 2500-1752

Международный журнал информационных технологий и энергоэффективности |



Том 2 Номер 2



2017



СОДЕРЖАНИЕ / CONTENT

1. Зернов М.М., Зернова Т.О. Способ каскадного вывода типа Мамдани	2
Zernov M.M., Zernova T.O. Method of a Cascaded Fuzzy Inference Mamdany-Type	
2. Манькин В.В. Способ управления промышленными объектами на основе нейронной сети Элмана	11
Manykin V.V. Method of Management of Industrial Objects Based on Elman's Neural Network	
3. Баев Н.О. Использование метода опорных векторов в задачах классификации	17
Baev N.O. Use of the Method of Support Vectors in Classification Tasks	
4. Балашов О.В., Кондратова Н.В. Подход к расширению моделей отношений для управления организационно-техническими системами	22
Balashov O.V., Kondratova N.V. The Approach to Expansion of Models of Relations for Management of Organizational-Technical Systems	
5. Рычагов С.А. Использование латентно-семантического анализа для автоматической классификации текстов	28
Rychagov S.A. Usage of a Latent-Semantic Analysis for Automatic Classification of Texts	
6. Гусев Г.С., Симусев Ю.А., Танаев Д.И., Берестов А.П. Система оптимизации управления природным газом с целью минимизации расхода кокса в доменной печи	34
Gusev G.S., Simusev Y.A., Tanaev D.I., Berestov A.P. Control Optimization System of Natural Gas for Minimization of Coke Consumption in Blast Furnace	



Международный журнал информационных технологий и энергоэффективности

Сайт журнала: <http://www.openaccessscience.ru/index.php/ijcse/>



УДК 004.827

СПОСОБ КАСКАДНОГО НЕЧЁТКОГО ЛОГИЧЕСКОГО ВЫВОДА ТИПА МАМДАНИ

Зернов М.М., Зернова Т.О.

Филиал ФГБОУ ВО "НИУ "МЭИ" в г. Смоленске, Россия (214013, г. Смоленск, Энергетический проезд, дом 1); e-mail: zmmioml@yandex.ru

В статье рассматривается проблема снижения неопределённости результата каскадного нечёткого логического вывода типа Мамдани. Снизить неопределённость предлагается за счёт учёта взаимной зависимости сигналов каскада (аргументов FIS-структур). Рассмотрены основные методы учёта взаимной зависимости аргументов в нечётких вычислениях. Показано, что они не могут быть напрямую использованы для решения указанной задачи.

Предложен способ каскадного нечёткого логического вывода на структурах типа Мамдани с исключённым этапом дефаззификации, отличающийся учётом взаимной зависимости между сигналами каскада на основе дискретизированного представления входных и выходных нечётких множеств и позволяющий уменьшить неопределённость (неточность) результата каскадного вывода за счёт исключения из рассмотрения невозможных сочетаний элементов множеств взаимодействующих нечётких сигналов.

Рассмотрен пример, демонстрирующий снижение неопределённости для простого каскада из 2-х структур типа Мамдани.

Ключевые слова: каскадный нечёткий логический вывод, нечёткий логический вывод Мамдани, уменьшение неопределённости.

METHOD OF A CASCADED FUZZY INFERENCE MAMDANI-TYPE

Zernov M.M., Zernova T.O.

Smolensk Branch of the National Research University "Moscow Power Engineering Institute", Russia (214013, Smolensk, street Ehnergeticheskij, 1); e-mail: zmmioml@yandex.ru

The article considers the problem of reducing the uncertainty of the result of a cascade fuzzy inference Mamdani type. It is proposed to reduce the uncertainty by taking into account the mutual dependence of cascade signals (FIS-structures arguments). The basic methods of accounting for the mutual dependence of arguments in fuzzy computing are covered. It is shown that they cannot be directly used to solve the stated problem.

A method of cascaded fuzzy inference on Mamdani-type structures with excluded phase of defuzzification is proposed. This method differs from the others by taking into account the mutual dependence of the signals of the cascade based on the sampled representation of the input and output fuzzy sets. This method makes it possible to reduce the uncertainty (inaccuracy) of the result in a cascading conclusion due to the exclusion from consideration the impossible combinations of elements of fuzzy sets of interacting signals.

The example is showing the reduction of uncertainty for simple cascade of 2-structures Mamdani-type.

Key words: cascaded fuzzy inference, fuzzy inference Mamdani-type, reducing the uncertainty.

Введение

Каскадный нечёткий логический вывод получил довольно широкое распространение и применяется со следующими целями.

1. Для уменьшения числа входов FIS – структуры, реализующих сложную зависимость от многих переменных путём декомпозиции её на несколько структур с меньшим числом входов. Это позволяет не только снизить нагрузку на экспертов, но и существенно повысить скорость обучения структур (т.к. число обучаемых правил растёт экспоненциально относительно числа входов) [7, 10, 12, 14].

2. С целью формирования каскадов нечётких регуляторов, каждый из которых выступает как самостоятельное звено в цепи управления, но связано при этом по входу/выходу хотя бы с ещё одним подобным звеном [6, 11-12].

В первом случае, при применении каскада нечётких структур типа Мамдани, может быть опущен этап дефаззификации для промежуточных переменных каскада [2, 7], соответственно на вход структур, в которых они используются при задании предпосылок правил, подаётся сразу нечёткое множество. Это особенно актуально при отсутствии обучающих данных для отдельных структур каскада, и как следствие, невозможности выбрать подходящий способ дефаззификации. С другой стороны, это позволяет также не потерять информацию о распределении значений принадлежности по элементам базового множества переменной. В результате, каскадная структура реализует сложное нечёткое отношение, задаваемое композицией частных отношений, определяемых базами правил нечёткого логического вывода элементов каскада. Дефаззификация может быть опущена и для выходных переменных всего каскада, когда получить информацию о диапазоне возможных значений элементов базового множества выходной переменной важнее, нежели узнать чёткое значение.

Исключение этапа дефаззификации, однако, приводит к проблеме накопления нечёткости по следующим причинам.

1. Естественное увеличение неопределённости, связанное с размыванием результата нечёткой композиции относительного свёртываемого множества.

2. Возможная взаимная зависимость аргументов FIS-структур.

Уменьшить рост неопределённости, вызванный первой причиной можно только за счёт более тщательного составления структуры каскада и наборов правил, но полностью исключить его нельзя. Тем не менее, представляется возможным уменьшить составляющую неопределённости, вызванную второй причиной.

Таким образом, целью работы является снижение неопределённости результата каскадного нечёткого логического вывода типа Мамдани за счёт учёта взаимной зависимости аргументов FIS-структур.

Подходы к учёту взаимной зависимости аргументов в нечётких и интервальных вычислениях.

Рассмотрим подробнее проблему роста неопределённости, вызванного взаимной зависимостью аргументов FIS-структур. Проблема учёта взаимной зависимости аргументов

при нечётких и интервальных вычислениях известна давно, однако, до сих пор не рассматривалась в контексте каскадного нечёткого логического вывода. Проиллюстрируем её на примере каскада из 2-х структур, представленного на рисунке 1.

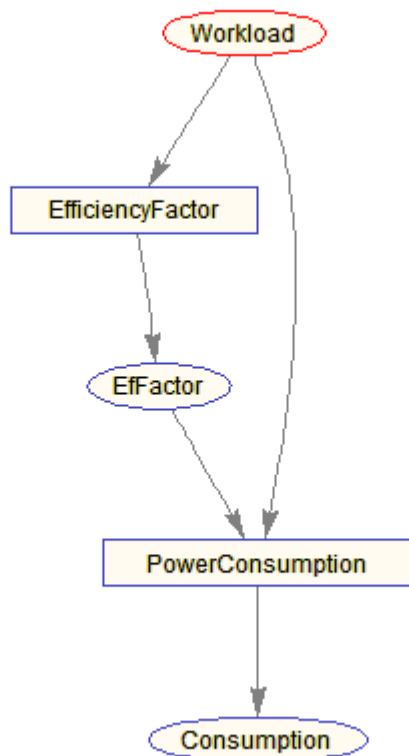


Рисунок 1 – Каскад FIS для расчёта мощности, потребляемой блоком питания

Здесь первая структура (*EfficiencyFactor*) реализует зависимость КПД блока питания (*EfFactor*) от мощности нагрузки (*Workload*). Вторая (*PowerConsumption*) – осуществляет расчёт активной мощности (*Consumption*), забираемой блоком из розетки, имитируя деление мощности нагрузки на КПД. На рисунках 2а-2б представлены поверхности вывода структур каскада. Подавая на вход каскада некоторую нечёткую нагрузку, например, нечёткий интервал в районе 100-300 Вт, мы получаем на выходе первой структуры нечёткий КПД, при этом, в силу свойств композиции, теряется информация, за счёт каких элементов нечёткой нагрузки были получены максимальные значения принадлежности для тех или иных элементов нечёткого КПД. В итоге, если не учитывать взаимной зависимости аргументов, на входе второй структуры считаются равновероятными сочетания:

- высокий КПД (полученный для высокой нагрузки) в сочетании с высокой нагрузкой;
- высокий КПД в сочетании с малой нагрузкой;
- малый КПД (полученный при низкой нагрузке) в сочетании с высокой нагрузкой;
- малый КПД в сочетании с низкой нагрузкой.

По итогам «деления», осуществляемого второй структурой каскада, второе и третье сочетание, которых не должно быть, исходя из природы процесса, дают неоправданно широкий интервал потребляемой мощности.

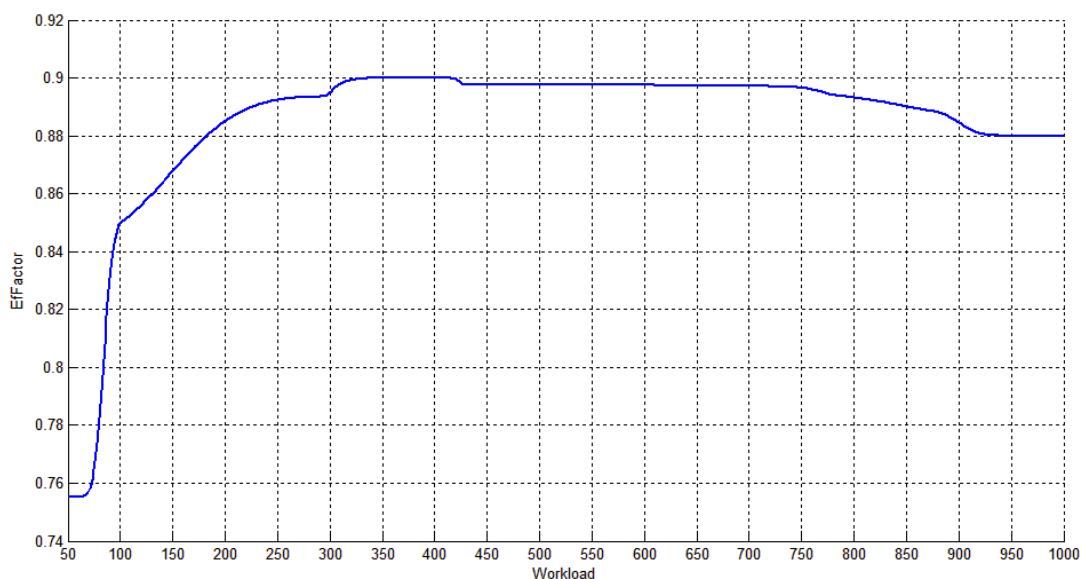


Рисунок 2а – Поверхность вывода для зависимости КПД от нагрузки

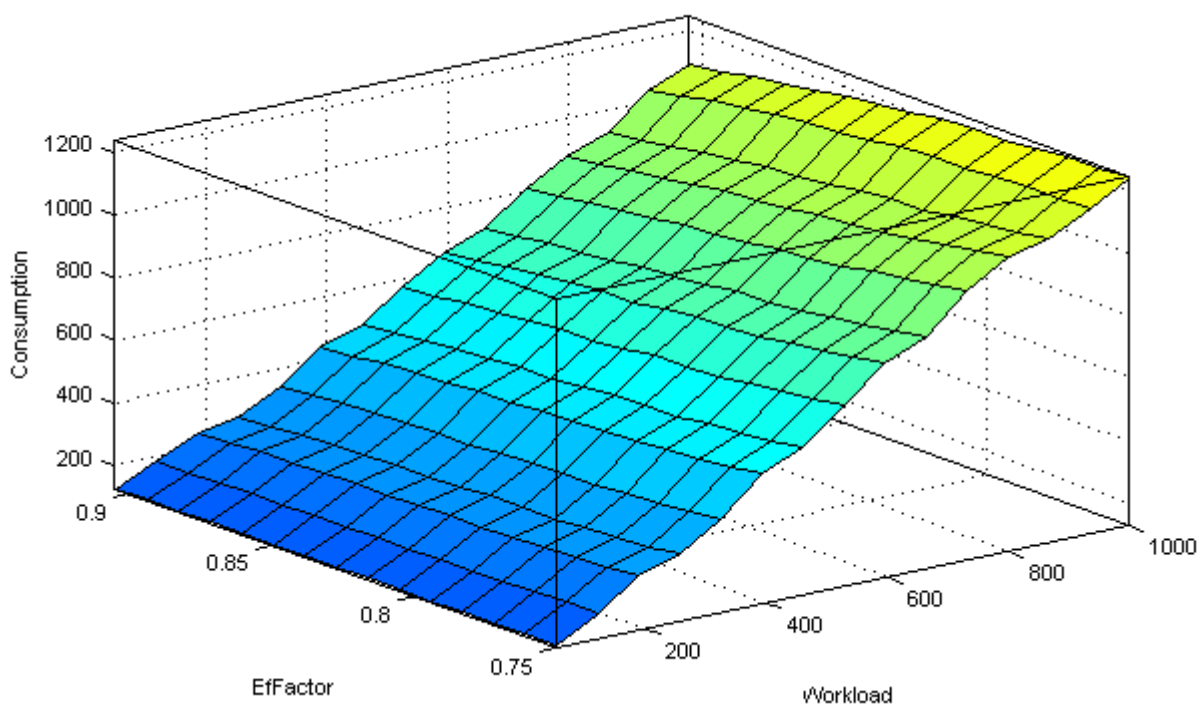


Рисунок 2б – Поверхность вывода для зависимости потребляемой мощности от нагрузки и КПД

Каскад FIS может быть гораздо более сложным и таких сигналов, от которых зависит результат, может быть больше.

Вопросы, связанные со снижением неопределённости, вызванной взаимной зависимостью аргументов, до сих пор не рассматривались в контексте каскадного нечёткого логического вывода, тем не менее, в настоящий момент существует ряд методов и подходов

к решению подобной проблемы в нечётких и интервальных вычислениях (интервальные методы применяются при α -уровневой реализации нечётких вычислений).

1. Подход на основе расширения чёткого выражения (как с использованием α -уровневого представления нечётких параметров, так и на базе дискретного) и/или использования полной истории получения операндов. Применяется при решении систем дифференциальных уравнений с нечёткими коэффициентами и/или начальными условиями [3, 13], при реализации нечётких арифметических вычислений, расчёте результатов композиции нечётких функций. Методы, реализующие данный подход, формулируются относительно каждой отдельной задачи, с учётом специфики операндов и свёртывающих выражений. Подход предполагает наличие или аналитически заданного выражения, включающего арифметические действия и/или функциональные зависимости, или дерева выражения, составленного из поддеревьев, отражающих историю получения операндов. Основным достоинством подхода является то, что он позволяет в полной мере учесть многократное вхождение одной и той же переменной в результирующее выражение. Недостатком является высокая вычислительная сложность (число операций растёт экспоненциально относительно числа переменных и глубины дерева выражения). Несмотря на структурное подобие дерева выражения и графа каскада, применительно к задаче каскадного нечёткого логического вывода, подход требует существенной переработки с учётом представления результата вывода по каждой структуре каскада как композиции чёткого/нечёткого множества и нечёткого отношения.

2. Метод снижения неопределённости при итерационных нечётких вычислениях на основе линеаризованной истории получения операндов [3]. Позволяет существенно снизить вычислительные затраты при сохранении хорошего приближения к результату, полученному при использовании полной истории получения операндов. Может применяться как для нечётких арифметических операций, так и вычислений с использованием произвольных чётких функций нечётких переменных (используя разложение в ряд Тейлора). Прямой вариант метода нечеткой линеаризации является простой надстройкой над произвольной алгеброй независимых нечетких чисел (его реализация не требует изменения кода операций), а также предъявляет малые требования к этой алгебре. Основной проблемой, ограничивающей область применения метода, является эффект диссипации коэффициентов линейной комбинации, который при решении нелинейных может приводить к существенному росту погрешности по сравнению с методами многократного решения четких задач. Применительно к задаче каскадного нечёткого логического вывода мало применим, поскольку нечёткий логический вывод типа Мамдани без использования этапа дефаззификации не может быть представлен в виде чёткой функций нечётких переменных.

3. Интервальные методы снижения неопределённости [1, 4]: метод на основе нестандартных операций вычитания и деления, обобщённая интервальная арифметика, методы сужения интервалов, метод MV-форм. Методы данной группы ориентированы или на формирование свойств отдельных операций, или построение интервала включающего точный результат интервального выражения. В зависимости от условий применения, методы имеют свои достоинства и недостатки. К задаче каскадного нечёткого логического вывода их применить затруднительно не только в силу отсутствия возможности представления логического вывода типа Мамдани в виде чёткой функций нечётких переменных, но и из-за

того, что результат вывода не обладает выпуклостью, а его множество α -уровня не описывается одним интервалом.

2. Способ каскадного нечёткого логического вывода типа Мамдани.

По результатам рассмотрения подходов и методов снижения неопределённости, вызванной взаимной зависимостью аргументов, можно сделать вывод о необходимости разработки способа, учитывающий как нечёткий характер функций, реализуемых отдельными FIS (нечёткая функция чётких и нечётких переменных) [8], так и многократное использование одного и того же аргумента в разных FIS.

Обозначим все входные и выходные переменные каскада обобщённым термином «сигнал». Сигналы, являющиеся входами сразу для двух или более структур, взаимодействующих (напрямую или через потомков) с порождением общего потомка – назовём ветвящимися сигналами со взаимодействующими потомками (ВСВП-сигналами). Для того, чтобы учесть взаимодействие потомков ВСВП-сигнала, его значение нужно дискретизировать и подавать на дальнейшую часть каскада поэлементно, агрегируя значения выходных сигналов после прохождения всех элементов.

При наличии нескольких ВСВП-сигналов, каждый из них подлежит дискретизации, таким образом, требуется построить всевозможные сочетания элементов нечётких множеств, соответствующих всем ВСВП-сигналам, рассчитывая промежуточный результат для каждого сочетания.

Таким образом, предлагаемый способ каскадного нечёткого логического вывода типа Мамдани, учитывающий взаимную зависимость между аргументами структур, включает следующие этапы.

1. Анализ каскада FIS-структур.

1.1. Определение последовательности срабатывания FIS-структур.

1.2. Определение ветвящихся сигналов со взаимодействующими потомками (ВСВП-сигналы).

2. Задание начального набора значений сигналов

3. Для каждого такта работы каскада:

- выбрать созданные на предыдущем такте ВСВП-сигналы и получить всевозможные комбинации элементов их значений (элементов нечётких множеств);

- увеличить число наборов сигналов в соответствии с полученными комбинациями элементов ВСВП-сигналов;

- рассчитать выходные сигналы FIS, срабатывающих на данном такте.

4. Для каждого выходного сигнала каскада:

- агрегировать значения, полученные по всем результирующим наборам данных;

- дефазифицировать (при необходимости) агрегированные значения.

Анализ каскада FIS-структур предлагается проводить на основе аппарата анализа информационных графов [5], позволяющего представить зависимости между сигналами каскада и последовательность их формирования в виде информационного потока.

На рисунках 3а и 3б представлены входные данные (нечёткая нагрузка) и результаты (нечёткая потребляемая мощность), рассчитанные для рассмотренного ранее примера определения мощности, потребляемой блоком питания при заданной нагрузке.

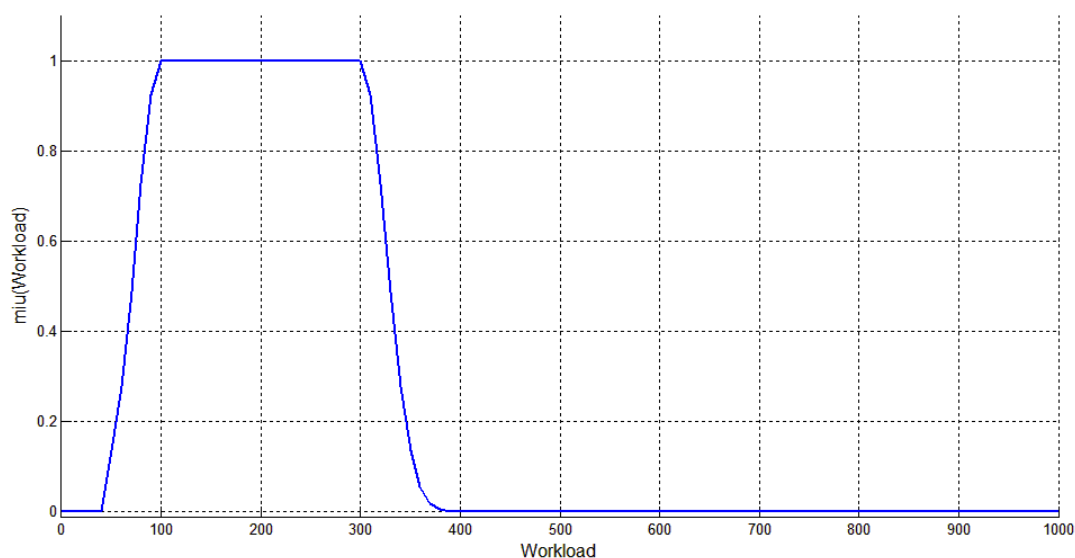


Рисунок 3а – Нечёткая нагрузка, подаваемая на вход каскада

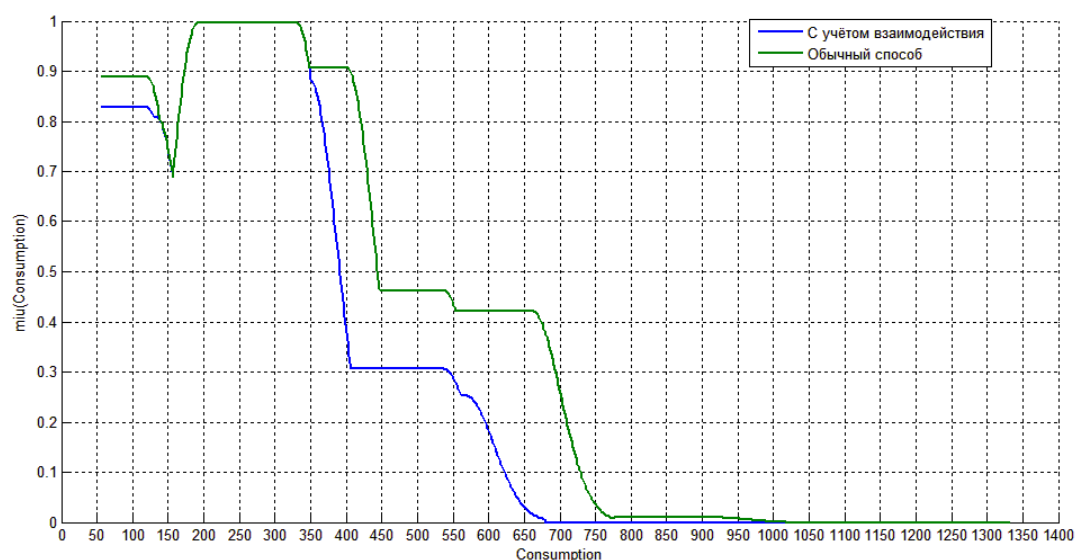


Рисунок 3б – Результирующее нечёткое потребление

Для нечётких результатов, рассчитанных по каждому способу была также проведена оценка неточности по дискретному варианту меры Хигаши-Клира [9] и дефаззификация (см. таблицу 1). Как видно, снижение неточности на 4.14% оказало существенное влияние на результат дефаззификации, изменившийся, по сравнению с обычным способом на 17.07%.

Таблица 1 – Оценка результатов, полученных разными способами

Результаты	Обычный способ	С учётом взаимодействия	Относительная разница
Неточность по Хигаши-Клиру	807.6925	842.5718	4.14%
Дефаззифицированный результат	275.1586	331.7863	17.07%

Заключение

Несмотря на широкое распространение каскадных моделей нечёткого логического вывода, в т.ч. на основе структур типа Мамдани без этапа дефаззификации, до сих пор не уделялось достаточного внимания снижению неопределённости результата каскадного вывода за счёт учёта взаимной зависимости сигналов.

Методы учёта взаимного влияния аргументов, применяемые в других областях нечётких и интервальных вычислений, не могут быть использованы для решения указанной задачи.

Предлагаемый способ каскадного нечёткого логического вывода на структурах типа Мамдани с исключённым этапом дефаззификации ликвидирует этот пробел. Способ отличается учётом взаимной зависимости между аргументами (входными сигналами/входными переменными) на основе дискретизированного представления входных и выходных нечётких множеств и позволяет уменьшить неопределённость (неточность) результата каскадного вывода за счёт исключения из рассмотрения невозможных сочетаний элементов множеств взаимодействующих нечётких аргументов.

Список литературы

1. Алтунин А.Е., Семухин М.В. Модели и алгоритмы принятия решений в нечетких условиях: Монография. – Тюмень: Издательство Тюменского государственного университета, 2000.-352 с.
2. Борисов В. В., Круглов В. В., Федулов А. С. Нечеткие модели и сети. - 2-е изд., стереотип. - М.: Горячая линия - Телеком, 2012. - 284 с.
3. Евдокимов А.В. Метод нечеткой линеаризации для численного решения алгебраических и дифференциальных уравнений // Электронный журнал "Исследовано в России", 168, 2003 – С. 2042-2058. <http://zhurnal.ape.relarn.ru/articles/2003/168.pdf>
4. Калмыков С.А., Шокин Ю.И., Юлдашев З.Х. Методы интервального анализа. – Новосибирск: Наука, 1986. – 222 с.
5. Меньков А.В. Теоретические основы автоматизированного управления / А.В. Меньков, В.А. Острейковский – М.: Издательство Оникс, 2005. – 640 с.
6. Akyüz İ. H., BİNGÜL Z., Kizir S. Cascade fuzzy logic control of a single-link flexible-joint manipulator //Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences. – 2012. – Т. 20. – №. 5. – С. 713-726.
7. Babuška R. Fuzzy modeling for control. – Springer Science & Business Media, 2012. – Т. 12. - pp. 21-24.
8. Dubois D. J. Fuzzy sets and systems: theory and applications. – Academic press, 1980. – Т. 144.
9. Higashi M., Klir G. J. Measures of uncertainty and information based on possibility distributions //International Journal of General Systems. – 1982. – Т. 9. – №. 1. – С. 43-58.
10. Mahapatra S. S., Nanda S. K., Panigrahy B. K. A Cascaded Fuzzy Inference System for Indian river water quality prediction //Advances in Engineering Software. – 2011. – Т. 42. – №. 10. – С. 787-796.
11. Mar J., Lin H. T. A car-following collision prevention control device based on the cascaded fuzzy inference system //Fuzzy sets and systems. – 2005. – Т. 150. – №. 3. – С. 457-473.
12. Mitchell S. A Cascading Fuzzy Logic Approach for Decision Making in Dynamic Applications : дис. – University of Cincinnati, 2016.
13. Oberguggenberger M., Pittschmann S. Differential equations with fuzzy parameters. // Mathematical and Computer Modeling of Dynamical Systems, 5:181-202, 1999. <http://techmath.uibk.ac.at/numbau/publications/98-2.ps>

14. Russo F., Ramponi G. A noise smoother using cascaded FIRE filters //Fuzzy Systems, 1995. International Joint Conference of the Fourth IEEE International Conference on Fuzzy Systems and The Second International Fuzzy Engineering Symposium., Proceedings of 1995 IEEE Int. – IEEE, 1995. – Т. 1. – С. 351-358.

References

1. Altunin A.E., Semuhin M.V. “Modeli i algoritmy prinyatiya reshenij v nechetkih usloviyah”(“Models and algorithms of decision making in fuzzy environment”): Monografiya. – Tyumen’: Izdatel’stvo Tyumenskogo gosudarstvennogo universiteta, 2000.- 352 p.
 2. Borisov V.V., Kruglov V.V., Fedulov A.S. “Nechetkie modeli i seti”(“Fuzzy models and networks”). Izd. 2 stereotip. - M.: Goryachaya liniya - Telekom, 2012. - 284 p.
 3. Evdokimov A.V. “Metod nechetkoj linearizacii dlya chislennogo resheniya algebraicheskikh i differencial’nyh uravnenij”(“A method of fuzzy linearization for numerical solution of algebraic and differential equations”) // Elektronnyj zhurnal “Issledovano v Rossii”, issue 168, 2003 – pp. 2042-2058. <http://zhurnal.apelarn.ru/articles/2003/168.pdf>
 4. Kalmykov S.A., Shokin YU.I., Yundashev Z.H. “Metody interval’nogo analiza”(“Methods of interval analysis”). – Novosibirsk: Nauka, 1986. – 222 p.
 5. Men’kov A.V. “Teoreticheskie osnovy avtomatizirovannogo upravleniya”(“Theoretical foundations of automated control”)/ A.V. Men’kov, V.A. Ostrejkovskij – M.: Izdatel’stvo Oniks, 2005. – 640 p.
 6. Akyüz İ. H., BİNGÜL Z., Kizir S. Cascade fuzzy logic control of a single-link flexible-joint manipulator //Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences. – 2012. – V. 20. – №. 5. – pp. 713-726.
 7. Babuška R. Fuzzy modeling for control. – Springer Science & Business Media, 2012. – V. 12. - pp. 21-24.
 8. Dubois D. J. Fuzzy sets and systems: theory and applications. – Academic press, 1980. – Т. 144.
 9. Higashi M., Klir G. J. Measures of uncertainty and information based on possibility distributions //International Journal of General Systems. – 1982. – V. 9. – №. 1. – pp. 43-58.
 10. Mahapatra S. S., Nanda S. K., Panigrahy B. K. A Cascaded Fuzzy Inference System for Indian river water quality prediction //Advances in Engineering Software. – 2011. – V. 42. – №. 10. – pp. 787-796.
 11. Mar J., Lin H. T. A car-following collision prevention control device based on the cascaded fuzzy inference system //Fuzzy sets and systems. – 2005. – V. 150. – №. 3. – pp. 457-473.
 12. Mitchell S. A Cascading Fuzzy Logic Approach for Decision Making in Dynamic Applications : dissertation. – University of Cincinnati, 2016.
 13. Oberguggenberger M., Pittschmann S. Differential equations with fuzzy parameters. // Mathematical and Computer Modeling of Dynamical Systems, 5:181-202, 1999. <http://techmath.uibk.ac.at/numbau/publications/98-2.ps>
 14. Russo F., Ramponi G. A noise smoother using cascaded FIRE filters //Fuzzy Systems, 1995. International Joint Conference of the Fourth IEEE International Conference on Fuzzy Systems and The Second International Fuzzy Engineering Symposium., Proceedings of 1995 IEEE Int. – IEEE, 1995. – V. 1. – pp. 351-358.
-



Международный журнал информационных технологий и энергоэффективности

Сайт журнала: <http://www.openaccessscience.ru/index.php/ijcse/>



УДК 004.896

СПОСОБ УПРАВЛЕНИЯ ПРОМЫШЛЕННЫМИ ОБЪЕКТАМИ НА ОСНОВЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ЭЛМАНА

Манькин В.В.

Филиал ФГБОУ ВО "НИУ "МЭИ" в г. Смоленске, Россия (214013, г. Смоленск, Энергетический проезд, дом 1); e-mail: mcmasik2010@mail.ru

Статья посвящена проблеме автоматического управления на основе нейронных сетей. Предлагается способ управления промышленным объектом на основе нейронной сети Элмана, который позволяет улучшить показатели качества управления, такие как время регулирования, перерегулирование и оптимизацию интегрального квадратичного показателя качества управления. Нейронная сеть Элмана – это рекуррентная сеть, главной особенностью которой является обратные связи во внутренних слоях. Способ управления заключается в обучении нейронной сети и замене ПИД-регулятора в контуре управления на нейронную сеть. Данными для обучающей выборки являются входной и выходной сигналы регулятора. Важным аспектом является обучение нейронной сети. Для этого используется алгоритм обратного распространения ошибки, в котором изменение весов происходит по алгоритму оптимизации Левенберга-Марквардта. После обучения в контуре управления заменяется ПИД-регулятор на нейронную сеть, при этом обеспечивается улучшение показателей качества управления.

Ключевые слова: нейронные сети, промышленные объекты управления, показатели качества управления, алгоритм обучения, ПИД-регулятор.

METHOD OF MANAGEMENT OF INDUSTRIAL OBJECTS BASED ON ELMAN'S NEURAL NETWORK

Manykin V.V.

Smolensk Branch of the National Research University "Moscow Power Engineering Institute", Russia (214013, Smolensk, street Ehnergeticheskij, 1); e-mail: mcmasik2010@mail.ru

The article is devoted to the problem of automatic control based on neural networks. A method for managing an industrial facility based on the Elman neural network is proposed, which allows improving the quality of control quality, such as control time, overshoot and optimization of squared integral control quality index. Elman's neural network is a recurrent network, the main feature of which is feedback in the inner layers. The control method consists in training the neural network and replacing the PID controller in the control loop with the neural network. The data for the training sample is the input and output signals of the controller. An important aspect is the training of a neural network. To do this, we use the algorithm for back propagation of the error, in which the change in weights occurs according to the Levenberg-Marquardt optimization algorithm. After training in the control loop, the PID controller is replaced by a neural network, while improving the quality of the control.

Keywords: neural networks, industrial control objects, management quality indicators, learning algorithm, PID controller.

Построение системы управления промышленным объектом начинается с задания математической модели данного объекта. Поскольку наибольшее распространение в реальных системах имеют ПИД-регуляторы [2], то для них применяют модели объекта управления первого или второго порядка с задержкой [2]. Объясняется это тем, что при использовании моделей более высоких порядков становится сложным получение аналитического решения системы уравнений. Учитывая этот аспект, полученные в результате расчетов оптимальные коэффициенты ПИД-регулятора не всегда удовлетворяют требуемым показателям качества управления [7]. Что бы улучшить эти критерия, можно использовать интеллектуальные методы, например, нейронной сети [3, 5].

В настоящее время существует достаточное количество методов управления, основанных на нейронных сетях [5]. Целью использования нейронной сети являлось улучшение показателей качества управления таких как:

- Перерегулирование,
- Время регулирования;

а также оптимизация интегрального квадратичного показателя качества управления.

В рамках статьи применялся метод подражающего нейроуправления, представленный на рисунке 1, так как он является самым простым в получении обучающей выборки.

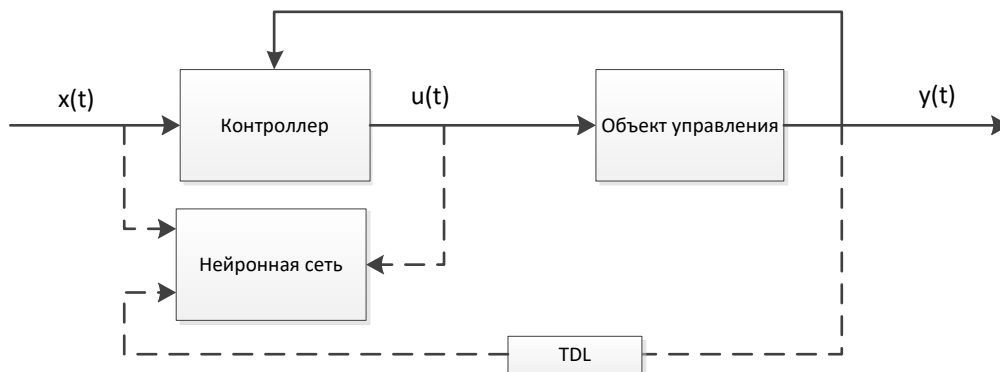


Рисунок 1 – Подражающее нейроуправление – режим обучение нейронной сети

При этом в данном методе для обучающей выборки использовалось не три сигнала как в классических вариантах – уставка $x(t)$, выходной сигнал системы управления $y(t)$ и выход с ПИД-регулятора $u(t)$ – а два – входной и выходной сигналы ПИД-регулятора (рисунок 2).

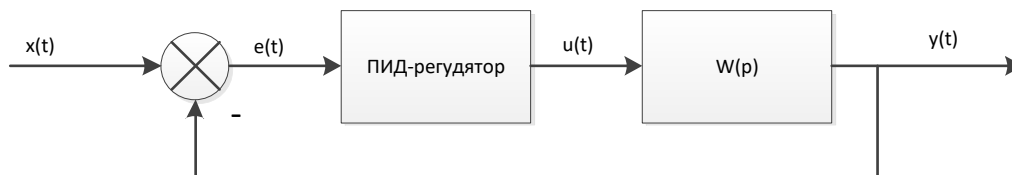


Рисунок 2 – Структурно-функциональная схема системы управления промышленным объектом

В качестве регулятора использовался цифровой ПИД-регулятор, который наиболее часто используется в реальных системах управления.

Цифровой регулятор заменялся двуслойной нейронной сетью Элмана [9]. В качестве сигнала $x(t)$ выступало единичное ступенчатое воздействие.

Обучение нейронной сети осуществлялось алгоритмом обратного распространения ошибки [4], но изменение весов происходило в соответствии с алгоритмом оптимизации Левенберга-Марквардта [1]. Данный алгоритм позволяет минимизировать комбинации квадратов ошибок и весов, что улучшает обобщающие способности сети.

Рассмотрим промышленный объект с передаточной функцией первого порядка:

$$W(p) = \frac{2e^{-1.9p}}{(3p + 1)} \quad (1)$$

Расчеты коэффициентов ПИД-регулятора производились при ограничении на частотный показатель колебательности M . При расчетах рекомендуется брать данный показатель из диапазона $1,1 \leq M \leq 1,6$ [6,8]. Для данного объекта управления расчет коэффициентов ПИД-регулятора осуществлялся при показателе колебательности $M=1.3$. В итоге были получены следующие коэффициенты:

$$K_p = 0.447, K_i = 0.235, K_d = 0.691$$

Выходные характеристики систем на действие единичного ступенчатого сигнала представлены на рисунке 3.

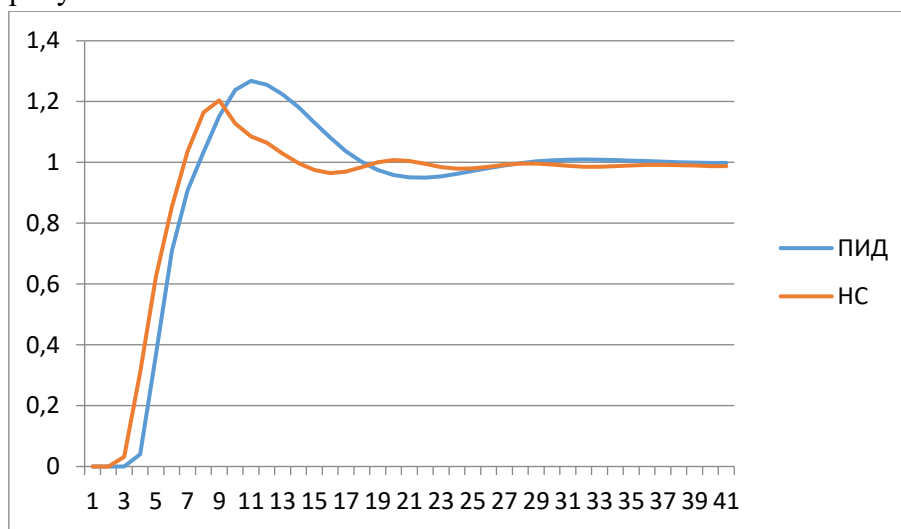


Рисунок 3 – Выходные характеристики систем на основе ПИД-регулятора и нейронной сети Элмана на действие единичного ступенчатого сигнала

В качестве нейронного регулятора использовалась нейронная сеть Элмана для объекта управления с передаточной функцией (1), с 10 нейронами во внутреннем слое, с функцией активации внутреннего и выходного слоя – гиперболический тангенс.

Сравнительные характеристики ПИД-регулятора и нейронной сети представлены в таблице 1.

Таблица 1 – Сравнение ПИД-регулятора и нейронной сети по показателям качества управления

№ п/п	Время регулирования при 15% окне, м.в.	Время регулирования при 10% окне, м.в.	Время регулирования при 5% окне, м.в.	Пере-регу-лирование, %	Интегральный квадратичный показатель, качественно
ПИД-регулятор	13,63	14,62	21,06	26,81	Хуже
Нейронная сеть	8,67	9,61	16,04	20,76	Лучше
Улучшение, %	36,39	34,2	23,84	22,57	

Рассмотрим объект управления с передаточной функцией второго порядка:

$$W(p) = \frac{2e^{-0.7p}}{(p+1)(3p+1)} \quad (2)$$

Для данного объекта при показателе колебательности $M=1.2$, были получены следующие коэффициенты:

$$K_p = 1.696, K_i = 1.943, K_d = 2.434$$

Выходные характеристики систем на действие единичного ступенчатого сигнала представлены на рисунке 3.

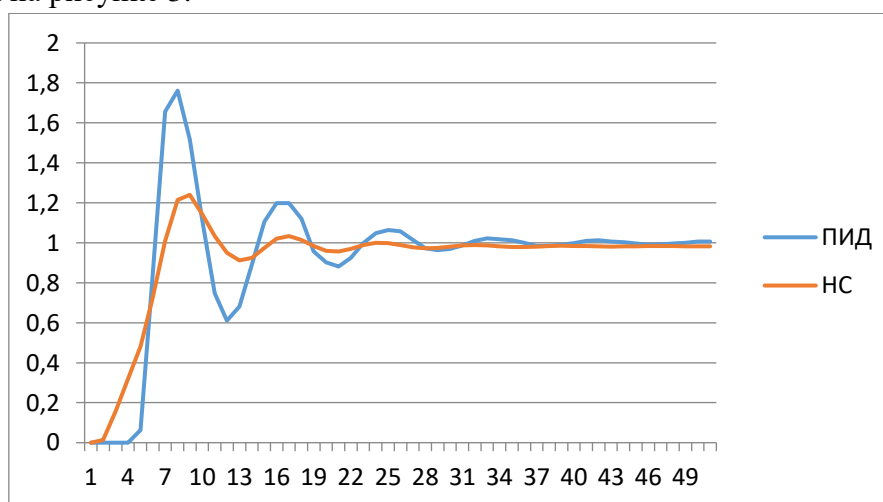


Рисунок 4 – Выходные характеристики систем на основе ПИД-регулятора и нейронной сети Элмана на действие единичного ступенчатого сигнала

В качестве нейронного регулятора использовалась нейронная сеть Элмана для объекта управления с передаточной функцией (2), с 10 нейронами во внутреннем слое, с функцией активации внутреннего слоя – сигмоида, выходного слоя – гиперболический тангенс.

Сравнительные характеристики ПИД-регулятора и нейронной сети представлены в таблице 2.

Таблица 2 – Сравнение ПИД-регулятора и нейронной сети по показателям качества управления

№ п/п	Время регулирования при 15% окне, м.в.	Время регулирования при 10% окне, м.в.	Время регулирования при 5% окне, м.в.	Перерегулирование, %	Интегральный квадратичный показатель, качественно
ПИД-регулятор	16,61	20,6	25,18	77,16	Хуже
Нейронная сеть	8,93	9,39	13,52	24	Лучше
Улучшение, %	46,24%	54,55	46,31	68,9	

В рамках статьи было показано, что использование нейронной сети Элмана в качестве нейрорегулятора, улучшает качество управления, а именно уменьшает перерегулирование, уменьшает время регулирования, оптимизирует интегральный квадратичный показатель качества управления. К недостаткам данного метода можно отнести появление статической ошибки регулирования. Она не будет влиять, если установившееся значение попадает в заданное окно регулирования, иначе необходимо перенастраивать нейронную сеть.

Список литературы

1. Алгоритм Левенберга-Марквардта [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://neuronus.com/theory/246-algorithm-levenberga-markvardta.html> - (Дата обращения: 13.04.2017)
2. Денисенко, В.В. Компьютерное управление технологическим процессом, экспериментом, оборудованием / Денисенко, В.В. – М.: Горячая линия - Телеком, 2009. – 400 с., ил.
3. Кондратьев А. И., Тюменцев Ю. В. Нейросетевое адаптивное отказоустойчивое управление движением маневренного самолета/ Кондратьев А. И., Тюменцев Ю. В. // XII Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика — 2010»: Часть 2. — М.: НИЯУ МИФИ, 2010. — С. 262—273
4. Метод обратного распространения ошибки [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://ru.wikipedia.org/wiki/Метод_обратного_распространения_ошибки (Дата обращения: 13.04.2017)
5. Нейроуправление [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://ru.wikipedia.org/wiki/Нейроуправление> (Дата обращения: 12.04.2017)
6. Оценка качества при гармонических воздействиях [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://drive.ispu.ru/elib/lebedev/17.html> (Дата обращения: 13.04.2017)
7. Показатели качества процесса управления [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://automation-system.ru/main/10-regulyator/xarakteristiki-i-svoystva/23-74-pokazateli-kachestva-processa-upravleniya.html> (Дата обращения: 12.04.2017)
8. Ротач, В.Я. Теория автоматического управления: учебник для вузов / В.Я. Ротач. – 4-е изд., стереот. – М.: Издательский дом МЭИ, 2007. – 400 с.
9. Третье поколение нейросетей: «Глубокие нейросети» [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://www.mql5.com/ru/articles/1103#1_2_3 - (Дата обращения: 13.04.2017)

References

1. Levenberg-Marquardt algorithm [Electronic resource]. - Access mode: <http://neuronus.com/theory/246-algorithm-levenberga-markvardta.html> - (Date of circulation: 13.04.2017)
 2. Denisenko, V.V. Computer control of the technological process, experiment, equipment / Denisenko, V.V. - M.: Hot line - Telecom, 2009. - 400 p., IL.
 3. Kondratiev AI, Tyumentsev Yu. V. Neural network adaptive fault-tolerant control of the movement of a maneuverable airplane / Kondratiev AI, Tyumentsev Yu. V. // XII All-Russian Scientific and Technical Conference "Neuroinformatics - 2010": Part 2. - M.: NNIU MEPhI, 2010. - P. 262-273
 4. Method of reverse error placement [Electronic resource]. - Access mode: https://ru.wikipedia.org/wiki/Method_of_the_reverse_distribution_error (Date of contact: 13.04.2017)
 5. Neurocontrol [Electronic resource]. - Access mode: <https://ru.wikipedia.org/wiki/Нейроуправление> (Date of circulation: 12.04.2017)
 6. Quality evaluation under harmonic influences [Electronic resource]. - Access mode: <http://drive.ispu.ru/elib/lebedev/17.html> (Date of circulation: 13.04.2017)
 7. Quality indicators of the management process [Electronic resource]. - Access mode: <http://automation-system.ru/main/10-regulyator/xarakteristiki-i-svoystva/23-74-pokazateli-kachestva-prozessa-upravleniya.html> (Date of circulation: 12.04.2017)
 8. Rotach, V.Ya. Theory of automatic control: a textbook for high schools / V.Ya. Rotach. - 4 th ed., Stereot. - M.: Publishing house MPEI, 2007. - 400 p.
 9. The third generation of neural networks: "Deep Neural Networks" [Electronic resource]. - Access mode: https://www.mql5.com/en/articles/1103#1_2_3 - (Date of circulation: 13.04.2017)
-



Международный журнал информационных технологий и энергоэффективности

Сайт журнала: <http://www.openaccessscience.ru/index.php/ijcse/>



УДК 004.421(043.3)

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МЕТОДА ОПОРНЫХ ВЕКТОРОВ В ЗАДАЧАХ КЛАССИФИКАЦИИ

Баев Н.О.

Филиал ФГБОУ ВО "НИУ "МЭИ" в г. Смоленске, Россия (214013, г. Смоленск, Энергетический проезд, дом 1); e-mail: arhol.dss@yandex.ru

Статья посвящена изложению использования метода опорных векторов в задачах классификации. В ходе анализа метода опорных векторов и сравнении его с другими методами было выяснено, что он является оптимальным для робототехнических систем. Также была выделена основная проблема метода – высокие требования к вычислительным ресурсам. Решение этой проблемы заключается в решении оптимизационной задаче Лагранжа генетическим алгоритмом, что сокращает время обучения системы.

Ключевые слова: метод опорных векторов, гиперплоскости, алгоритм обучения, классификация, генетический алгоритм, обучающая выборка.

USING THE METHOD OF SUPPORT VECTORS IN CLASSIFICATION TASKS

Baev N.O.

Smolensk Branch of the National Research University "Moscow Power Engineering Institute", Russia (214013, Smolensk, street Ehnergeticheskij, 1); e-mail: arhol.dss@yandex.ru

The article is devoted to the use of the method of support vectors in classification problems. During the analysis of the method of reference vectors and comparison with other methods, it was found that it is optimal for robotic systems. Also, the main problem of the method was identified - high demands on computational resources. The solution to this problem is to solve the optimization problem of Lagrange by a genetic algorithm, which reduces the learning time of the system.

Key words: method of support vectors, hyperplanes, learning algorithm, classification, genetic algorithm, training sample.

Задачи классификации широко используются в процессе выработки решений в ряде технических систем. Многие из них изначально должны строиться на принципах обучения (самообучения) [8,10]. К таким системам можно отнести робототехнические системы, системы поддержки принятия решений и другие. В этой связи задача построения эффективных алгоритмов обучения классификации является весьма актуальной.

В настоящее время известен ряд методов (алгоритмов) обучения задаче классификации [2,4,5]. Рассмотрим их достоинства и недостатки с точки зрения возможности применения в робототехнических системах (таблица 1).

Таблица 1 - Достоинства и недостатки методов обучения классификации

Метод	Достоинства	Недостатки
С 4.5	Простая реализация, интерпретация и отсутствие подготовки данных для их дальнейшего использования. Работа с категориальными и интервальными переменными. Использование модели «белого ящика», её оценка. Работа с большим объёмом информации.	Отсутствие оптимальности дерева решений в целом, необходимость регулировки его длины. Переизбыток данных и плохая читабельность.
К-means	Простота реализации, высокое быстродействие, работа с большим количеством данных.	Наличие неточностей в кластеризации, необходимость начального определения точного числа классов, чувствительность к выбору центров кластеров.
Метод опорных векторов (SVM)	Высокое быстродействие, единственно верное решение, нахождение максимальной ширины полосы разделения, вследствие чего производится уверенная классификация.	Большая чувствительность к шумам, стандартизации исходных данных, отсутствие общего подхода к автоматическому выбору ядра в случае линейно неразделимости классов.
CART	Непараметрический метод. Не нужно рассчитывать различные параметры вероятностного распределения. Отсутствие необходимости выбора переменных при анализе данных. Нечувствительность к шумам, высокое быстродействие.	Нестабильность дерева решений. Некорректное отображение деревьев со сложной структурой.

Как видно из данных, приведенных в таблице 1, весьма перспективным с точки зрения задачи обучения роботов является метод опорных векторов. Он позволяет проводить обучение в условиях поступления данных в реальном масштабе времени, обеспечивает уверенную классификацию и работает по малой выборке обучающих данных [3,7].

Проблемным вопросом применения этого метода в робототехнических системах являются достаточно высокие требования к вычислительным ресурсам. Рассмотрим возможность устранения этого недостатка и обеспечения высокого быстродействия метода.

Метод опорных векторов - это набор алгоритмов обучения с учителем, использующихся, в основном, для задач классификации. Принадлежит к семейству линейных классификаторов и может также рассматриваться как специальный случай регуляризации по Тихонову [1,6,9].

Каждый объект данных представляется как вектор (точка) в p -мерном пространстве. Каждая из этих точек принадлежит к одному из двух классов. Для разделения классов строят гиперплоскость размерности $(p-1)$. Искомых гиперплоскостей может быть много, алгоритм находит оптимальную, которая максимизирует зазор между классами, что способствует более уверенной классификации (рисунок 1).

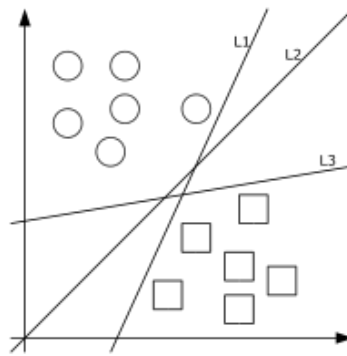


Рисунок 1 – Оптимальное разделение классов

На рисунке 1 представлено несколько классифицирующих разделяющих прямых (гиперплоскостей), из которых только одна (L_2) соответствует оптимальному разделению.

Классификация объектов в соответствии с методом опорных векторов реализуется в соответствии с зависимостью.

$$a(x) = \text{sign}(\sum_{j=1}^n w_j x^j - w_0) = \text{sign}(\langle w, x \rangle - w_0), \quad (1)$$

где $x = (x^1, \dots, x^n)$ - признаковое описание объекта x ;

w - вектор;

$w_0 \in R$ - параметр алгоритма;

$\langle w, x \rangle = w_0$ - разделяющая гиперплоскость в пространстве R^n .

Процесс построения разделяющей гиперплоскости представляет собой задачу квадратичного программирования, в конечном итоге сводится к поиску седловой точки функции Лагранжа, что приводит к задаче нелинейной оптимизации с ограничениями:

$$\left\{ \begin{array}{l} -L(\lambda) = -\sum_{i=1}^l \lambda_i + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \lambda_i \lambda_j y_i y_j \langle x_i, x_j \rangle \rightarrow \min_{\lambda}; \\ 0 \leq \lambda_i \leq C, i = 1, \dots, l; \\ \sum_{i=1}^l \lambda_i y_i = 0. \end{array} \right. \quad (2)$$

Важной особенностью метода опорных векторов является то, что он в обучающей выборке использует только часть – опорные векторы. Это свойство позволяет постепенно накапливать обучающие примеры и проводить обучение в режиме реального времени, что очень важно для роботов.

Учитывая небольшой размер обучающей выборки, и, следовательно, небольшое количество параметров в оптимизационной задаче, целесообразно рассмотреть возможность ее решения с помощью генетического алгоритма. Небольшое количество генов в особи обеспечит быструю сходимость алгоритма.

В начале алгоритма инициализируется входная выборка, содержащая набор переменных λ_i . Определяются классы принадлежности и координаты точек обучающей выборки. Затем происходит сравнение условий, необходимых для построения разделяющей гиперплоскости. После нахождения условий классификации происходит поиск лучшей хромосомы для построения разделяющей гиперплоскости. Процесс повторяется до тех пор, пока не будет достигнут минимум целевой функции.

Алгоритм обучения запускается при поступлении новых обучающих примеров. При этом, как правило, происходят небольшие уточнения положения разделяющей гиперплоскости, параметры которой определяются величинами λ_i . Это обстоятельство дает возможность формировать исходную популяцию генетического алгоритма на основе уже имеющихся параметров λ_i , что позволяет существенно сократить время поиска минимума оптимизируемой функции.

С учетом приведенных выше соображений можно предложить следующие этапы способа обучения:

- получение первичных обучающих примеров (для начала работы способа их должно быть по одному из каждого класса);
- решение задачи построения разделяющей гиперплоскости методом опорных векторов с помощью генетического алгоритма, сохранение параметров λ_i ;
- получение новых обучающих примеров, проверка примеров на предмет возможной принадлежности к множеству опорных векторов; если проверка дает отрицательный результат, то ожидание новых примеров; если – положительный, то реализация дообучения с помощью генетического алгоритма;
- в процессе дообучения исходная популяция генетического алгоритма формируется на основе уже имеющихся параметров λ_i ; в результате дообучения формируется новая разделяющая гиперплоскость;
- процесс обучения продолжается до принятия учителем решения о прекращении обучения.

Сравнение традиционного и предлагаемого способов обучения системы классификации показывает, что предлагаемый способ позволяет сократить время обучения на 5-8 %.

Главным преимуществом предлагаемого способа обучения на основе метода опорных векторов является простота его реализации по сравнению с другими подходами, приведёнными в таблице 1. Кроме того, снижаются требования к вычислительным ресурсам по сравнению с другими методами оптимизации – ещё один плюс применения генетического алгоритма. При этом обеспечивается высокое быстродействие способа за счет непрерывного уточнения оптимизируемых параметров и небольших размеров хромосом.

Список литературы

1. Арсенин В. Я. Методы математической физики и специальные функции. – М.: Наука, 1974.
2. Вапник В. Н. Восстановление зависимостей по эмпирическим данным. – М.: Наука, 1979.
3. Вьюгин В. Математические основы машинного обучения и прогнозирования. – МЦМНО, 2014. – 304 с.
4. Журавлев Ю. И., Рязанов В. В., Сенько О. В. «Распознавание». Математические методы. Программная система. Практические применения. – М.: Фазис, 2006.
5. Загоруйко Н. Г. Прикладные методы анализа данных и знаний. – Новосибирск: ИМ СО РАН, 1999.
6. Ильин В. А., Позняк Э. Г. Линейная алгебра. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2004.
7. Сафонов И., Сергей Завалишин - Частичное Обучение с Учителем на Небольших Исходных Выборках. – М.: Наука, 1988.
8. Айвазян С. А., Бухштабер В. М., Енюков И. С., Мешалкин Л. Д. Прикладная статистика: классификация и снижение размерности. – М.: Финансы и статистика, 1989.
9. Тихонов А. Н., Арсенин В. Я. Методы решения некорректных задач. – М.: Наука, 1979.
10. Шлезингер М., Главач В. Десять лекций по статистическому и структурному распознаванию. – Киев: Наукова думка, 2004.

References

1. Arsenin V. Ya. Methods of mathematical physics and special functions. - Moscow: Nauka, 1974.
 2. Vapnik V.N. Restoration of dependencies according to empirical data. - Moscow: Nauka, 1979.
 3. Vyugin V. Mathematical foundations of machine learning and forecasting. - MCM-NO, 2014. - 304 с.
 4. Zhuravlev Yu.I., Ryazanov V. V., Senko O. V. "Recognition". Mathematical methods. Software system. Practical applications. - M.: Phasis, 2006.
 5. Zagoruiko NG Applied methods of data and knowledge analysis. - Novosibirsk: IM SB RAS, 1999.
 6. Ilyin VA, Poznyak EG Linear algebra. - Moscow: FIZMATLIT, 2004.
 7. Safonov I., Sergey Zavalishin - Partial Training with the Teacher on Small Initial Samples. - Moscow: Nauka, 1978.
 8. Aivazyan SA, Buchstaber VM, Enyukov IS, Meshalkin LD Applied Statistics: Classification and Dimension Reduction. - Moscow: Finance and Statistics, 1989.
 9. Tikhonov AN, Arsenin V. Ya. Methods for solving ill-posed problems. - Moscow: Nauka, 1979.
 10. Schlesinger M., Glavach V. Ten lectures on statistical and structural recognition. - Kiev: Naukova Dumka, 2004.
-



ОТКРЫТАЯ НАУКА
издательство

Международный журнал информационных технологий и энергоэффективности

Сайт журнала:

<http://www.openaccessscience.ru/index.php/ijcse/>



УДК 519

ПОДХОД К РАСШИРЕНИЮ МОДЕЛЕЙ ОТНОШЕНИЙ ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ ОРГАНИЗАЦИОННО-ТЕХНИЧЕСКИМИ СИСТЕМАМИ

Балашов О.В., Кондратова Н.В.

*Смоленский филиал АО «Радиозавод», Россия, (214027, г. Смоленск, улица Котовского, 2);
e-mail: smradio@mail.ru*

Рассматривается ситуационный подход к моделированию принятия решений, в частности модель статических отношений. Предлагается для определения функций принадлежности объекта к термам того или иного лингвистического признака использовать метод построения с использованием статистических данных.

Ключевые слова: метод ситуационного управления, модель, принятие решений, нечеткое отношение, лингвистическая переменная, корреляционная таблица.

THE APPROACH TO EXPANSION OF MODELS OF RELATIONS FOR MANAGEMENT OF ORGANIZATIONAL-TECHNICAL SYSTEMS

Balashov O.V., Kondratova N.V.

*Smolensk branch of JSC "Radiozavod", Russia, (214027, Smolensk, street Kotovskogo, 2);
e-mail: smradio@mail.ru*

The situational approach to decision-making modeling, in particular model of static relations is studied. It is offered for definition of functions of an accessory of object to terms of this or that linguistic sign to use a method of construction with use of statistical data.

Keywords: a method of situational management, model, decision-making, the fuzzy relation, a linguistic variable, the correlation table.

Решению задач, связанных с автоматизацией управления сложными организационно-техническими системами, несомненно, будет способствовать переход от автоматизации выполнения отдельных управленческих функций и разработки автономных задач и моделей к созданию сложных программно-технических комплексов (ПТК).

В настоящее время усиленно разрабатывается теория построения систем поддержки принятия решений (СППР) [1]. Необходимо отметить, что возможности любой СППР определяются базой знаний, которая основывается на определённой модели принятия решений (ПР). Анализ особенностей процессов ПР в организационно-технических системах позволяет выдвинуть ряд требований к модели принятия решений:

- модель ПР должна быть записана на некотором языке;
- модель ПР должна формировать понятия, соответствующие используемым лицом, принимающим решения (ЛПР) в процессе ПР;
- требуется, чтобы модель ПР позволяла быстро и просто изменять правила ПР;
- желательно, чтобы модель ПР могла осуществлять прогнозирование (оценку) последствий принимаемых решений и обладала способностью к автоматическому индуктивному построению правил ПР.

Всем этим требованиям удовлетворяет ситуационный подход к моделированию ПР [2-4], поэтому допустимо заключить, что метод ситуационного управления (МСУ) применим для решения задач управления ОТС. Вместе с тем корректное применение МСУ в задачах моделирования сложных, а главное динамичных ОТС «в чистом виде» затруднено. В большинстве работ по МСУ процесс генерации управляющих решений ограничивается идентификацией текущей ситуации, которой поставлено в соответствие некоторое множество управляющих решений [4-6]. Однако ЛПР свойственно оперировать понятиями, отношениями и высказываниями с нечеткими границами и с многозначной шкалой истинности [5, 7].

Из изложенного вытекает, что необходимо осуществить расширение всех трех моделей ситуационной системы управления: модели описания элементов среды (M_1), модели ПР (M_2) и модели прогнозирования (M_3) на базе теории нечётких множеств.

Любой объект, с которым оперирует ситуационная модель управления, первоначально описывается в модели статических отношений [4, 6]. На языке гх-кодов это выглядит так:

$$x_{ij} = r_1 X_i r_2 (x_1^o \wedge \dots \wedge x_k^o), \quad (1)$$

где X_i – i -й класс объектов;

x_{ij} – j -й объект i -го класса;

x_p^o – p -й признак объекта x_{ij} , $p = \overline{1, k}$;

r_1 – отношение «быть элементом класса»;

r_2 – отношение «иметь ситуационный признак».

Каждый признак имеет следующее описание:

$$x_s^o = r_3 z$$

где z – значение признака x_s^o , $z \in Z^l$;

r_3 – отношение «иметь значение».

Объекты ОТС наряду с признаками, область изменения значений которых является подмножеством множества действительных чисел ($z \in Z^l$), имеют признаки, область изменения значений которых есть некоторое подмножество естественного языка. Причём элементы этого подмножества, как правило, определены на Z^l . Для формализации подобных признаков применим аппарат лингвистических переменных [3, 5]:

$$x_q^o = r_3 \left(\bigwedge_{l=1}^m \mu_l / T_l \right), \quad (2)$$

где x_q^o – признак, являющийся по существу лингвистической переменной;

T_l – l -й терм лингвистической переменной – элемент её множества термов T ;

μ – функция принадлежности объекта x_{ij} терму T_l ;

m – мощность множества T .

Признак объекта, имеющий описание вида (2), называется лингвистическим ситуационным признаком, а признак, имеющий описание вида (1) – обычным. Как показали результаты исследований [7], для определения функций принадлежности объекта к термам того или иного лингвистического признака целесообразно использовать метод построения с использованием статистических данных [8].

Как уже говорилось, в процессе управления ЛПП пользуется не только нечёткими понятиями, но и нечеткими отношениями. Такие отношения в моделях статических и динамических отношений можно формализовать с помощью корреляционных таблиц для нечетких унарных и бинарных отношений.

Унарное нечеткое отношение r_1 задается корреляционной таблицей следующего вида (таблица 1).

Таблица 1 не имеет большого размера, поскольку количество признаков, необходимых для выявления принадлежности объекта данному отношению, обычно невелико.

Таблица 1 – Задание унарного нечеткого отношения

	l	...	n	μ_{r_1}
l	T_{ll}		T_{ln}	z_l
...				
m	T_{ml}		T_{mn}	z_m

В таблице 1:

m – набор возможных комбинаций значений, необходимых для задания отношения всех требуемых признаков объекта;

n – количество всех лингвистических и обычных признаков объекта, необходимых для задания данного отношения;

z – значение функции принадлежности объекта с данной комбинацией значений признаков данному отношению r_1 .

Бинарное нечеткое отношение r_2 можно задать также при помощи корреляционной таблицы (таблица 2).

Таблица 2 – Задание бинарного нечеткого отношения

Y	Y^2	I^2			...	n^2		
Y^l	Z	T^2_l	...	T^2_{kl}	...	T^2_l	...	T^l_{kn}
I^l	T^l_l	1	...	0	...	0	...	0

n^l	T^l_{kl}	0	...	1	...	0	...	0

n^l	T^l_l	0	...	0	...	1	...	0
	T^l_{kn}	0	...	0	...	0	...	1

В таблице 2:

Y – признаки;

Z – значения признаков;

Y^k – признаки k -го объекта ($k = \overline{1, 2}$), необходимые для задания отношения r_2 ;

n^k – имеет тот же смысл, что и n в табл. 1, $n^1 = n^2 = n$;

k_j – мощность множества термов j -го признака ($j = \overline{1, n}$);

T^i_l – l -й терм i -го объекта.

Таблица 2 является квадратной блочно-диагональной матрицей размером $(\sum_{j=1}^n k_j)^2$.

Каждый блок представляет собой квадратную матрицу, имеющую в качестве главной диагонали отрезок главной диагонали исходной матрицы; размер q -го блока равен k_q^2 .

Каждая строка q -го блока заполняется следующим образом. На пересечении строки i , соответствующей терму T^1_i признака q , и столбца j , соответствующего терму T^2_j , ставится единица, если наличие термина T^1_i у объекта 1 и T^2_j у объекта 2 позволяет породить отношение r_2 между рассматриваемыми объектами с функцией принадлежности $\mu_{r_2} = 1$. В противном случае в рассматриваемой клетке блока ставится ноль. Недиagonальные блоки исходной матрицы заполняются нулями.

Если значения признаков объектов заданы формулой (2), то функция принадлежности μ_{r_2} определяется из следующего выражения:

$$\mu_{r_2} = 1 - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{\alpha_i=1}^{k_i} \frac{\mu_{\alpha_i} \sum_{\beta_i=1}^{k_i} (1 - a_{\alpha_i, \beta_i}) \mu_{\beta_i}}{\sum_{\alpha_i=1}^{k_i} \mu_{\alpha_i} \sum_{\beta_i=1}^{k_i} \mu_{\beta_i}}, \quad (3)$$

где i – номер блока;

α_i, β_i – соответственно номер строки и номер столбца в i -м блоке;

a_{α_i, β_i} – значение элемента i -го блока, стоящего на пересечении строки α_i , и столбца β_i этого блока, $a_{\alpha_i, \beta_i} \in \{0, 1\}$;

μ_{α_i} – функция принадлежности значения i -го признака объекта 1 терму $T^1_{\alpha_i}$;

μ_{β_i} – функция принадлежности значения i -го признака объекта 2 терму $T^2_{\beta_i}$.

В случае если определяемое отношение r_2 является отношением нечеткой эквивалентности, формула (3) может быть уточнена. Допустим, что термы всех признаков упорядочены отношением $>$ или $<$. Пусть сравнению подлежат значения признака № i , значением признака у объекта 1 является терм $T^1_{\alpha_i}$, а у объекта 2 – $T^2_{\beta_i}$; $\alpha_i, \beta_i \in \overline{1, k_i}$ – номера соответственно строки и столбца блока i . Пусть также последняя единица в строке стоит в столбце с индексом $\delta_2^{\alpha_i}$, а первая единица – в столбце с индексом $\delta_1^{\alpha_i}$. Введем в строке α_i величину

$$s_{\alpha_i, \beta_i} = \begin{cases} \beta_i - \delta_2^{\alpha_i}, & \text{если } \beta_i > \delta_2^{\alpha_i}; \\ 0, & \text{если } \delta_1^{\alpha_i} \leq \beta_i \leq \delta_2^{\alpha_i}; \\ \delta_1^{\alpha_i} - \beta_i, & \text{если } \beta_i < \delta_1^{\alpha_i}. \end{cases}$$

Вычислим для каждого блока № i значение ε_i :

$$\varepsilon_i = \frac{s_{\alpha_i, \beta_i}}{\max(k_i - \delta_2^{\alpha_i}, \delta_1^{\alpha_i} - 1)}.$$

Тогда уточненное значение функции принадлежности μ_{r_2} будет выглядеть

$$\mu_{r_2} = 1 - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{\alpha_i=1}^{k_i} \frac{\mu_{\alpha_i} \sum_{\beta_i=1}^{k_i} s_{\alpha_i, \beta_i} \mu_{\beta_i}}{\sum_{\alpha_i=1}^{k_i} \mu_{\alpha_i} \sum_{\beta_i=1}^{k_i} \mu_{\beta_i} \max(k_i - \delta_2^{\alpha_i}, \delta_1^{\alpha_i} - 1)}, \quad (4)$$

Смысл выражения (4) состоит в следующем. В случае, когда значения одного и того же признака i у разных объектов максимально удалены от допустимой (с точки зрения ЛПР) области, величина $\varepsilon_i = 1$. Когда же такое удаление имеет место для всех признаков сравниваемых объектов, $\mu_{r_2} = 0$. Такой результат соответствует смыслу, вкладываемому в понятие функции принадлежности нечеткому отношению.

Таким образом, дополненная аппаратом лингвистических признаков и нечетких отношений, модель M_1 может применяться в СППР, ядром которой является ситуационная модель управления организационно-техническими системами.

Список литературы

1. Трахтенгерц Э.А. Компьютерные методы реализации экономических и информационных управленческих решений. В 2-х томах. Том 1. Методы и средства. – М.: СИНТЕГ, 2009.
2. Клыков Ю.И. Ситуационное управление большими системами. М.: «Энергия», 1974.
3. Балашов О.В., Круглов В.В. Система поддержки принятия решений с перестраиваемой структурой. // Вестник научных трудов СмолГУ. Смоленск, 2010. С. 63-70.
4. Поспелов Д. А. Логико-лингвистические модели в системах управления. - М.: Энергоиздат, 1981.
5. Мелихов А.Н., Бернштейн Л.С., Коровин С.Я. Ситуационные советующие системы с нечёткой логикой. - М.: Наука, 1990.
6. Поспелов Д. А. Ситуационное управление: теория и практика. М.: Наука, 1986. – 288 с.
7. Балашов О.В. Кондратова Н.В. Теория возможностей и её применение для принятия решений в социально-экономических системах. – Смоленск, изд-во СФ РУК, 2010.
8. Борисов А.Н., Крумберг О.А., Федоров И.П. Принятие решений на основе нечетких моделей: Примеры использования. Рига: Зинатне, 1990.

References

1. Trakhtengerts E. A. Computer methods of realisation of economic and information administrative decisions. In 2 volumes. Volume 1. Methods and means. – М.: SINTEG, 2009. (in Russian)
 2. Kluicov U.I. Situational's canines management of the big systems. М.: "Energy", 1974. (in Russian)
 3. Balashov O. V., Kruglov V.V. Sistema of support of decision-making with reconstructed structure.//the Bulletin of proceedings Smolensk Public University. Smolensk, 2010. P. 63-70. (in Russian)
 4. Pospelov D.A. Logic-linguistic of model in control systems. – М.: Energyizdat, 1981. (in Russian)
 5. Melihov A.N., Bernstein of h.p., Korovin S.JA. Situational advising systems with indistinct logic. – М.: the Science, 1990. (in Russian)
 6. Pospelov D.A. Situational's management: the theory and practice. М.: the Science, 1986. (in Russian)
 7. Balashov O. V., Kondratova N.V. Theor of possibilities and its application for decision-making in social and economic systems. - Smolensk, publishing house of Council of Federation of HANDS, 2010. (in Russian)
 8. Borisov A.N., Krumberg O. A, Feodors I.P. Decision-making on the basis of indistinct models: use Examples. Riga: Zinatne, 1990. (in Russian)
-



ОТКРЫТАЯ НАУКА
издательство

Международный журнал информационных технологий и
энергоэффективности

Сайт журнала:

<http://www.openaccessscience.ru/index.php/ijcse/>



УДК: 004.423.4 (043.3)

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ЛАТЕНТНО-СЕМАНТИЧЕСКОГО АНАЛИЗА ДЛЯ АВТОМАТИЧЕСКОЙ КЛАССИФИКАЦИИ ТЕКСТОВ

Рычагов С.А.

Филиал федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Национальный исследовательский университет «МЭИ» в г. Смоленске (214013, г. Смоленск, пр-д Энергетический, 1); e-mail: rychagov_s@rambler.ru

Статья посвящена изложению подхода к использованию латентно-семантического анализа для автоматической классификации текстов. В ходе исследования сделано заключение о том, что применение латентно-семантического анализа снижает нагрузку по сравнению со стандартными векторными методами, а также эффективность метода повышается, если предварительно обрабатывать входные данные для фильтрации шума.

Ключевые слова: латентно-семантический анализ, классификация.

USAGE OF A LATENT-SEMANTIC ANALYSIS FOR AUTOMATIC CLASSIFICATION OF TEXTS

Rychagov S.A.

Branch of the federal state budget educational institution Higher Education "National Research University" MPEI" In Smolensk city (214013, Smolensk, Pr-d Energetichesky, 1); e-mail: rychagov_s@rambler.ru

The article is devoted to an approach to the use of latent-semantic analysis for automatic classification of texts. In the course of the study, it was concluded that the use of latent-semantic analysis reduces the load compared with standard vector methods, and the effectiveness of the method is enhanced if the input data for noise filtering is pre-processed.

Keywords: latent-semantic analysis, classification.

В настоящее время актуальной проблемой является задача автоматической классификации текстов. Эта задача получила большое распространение в связи с увеличением числа документов, хранящихся в электронном виде, и необходимости их упорядочить. В качестве примера областей, где эта задача приобретает особую актуальность, можно рассмотреть автоматизированную оценку свободных развернутых

ответов, классификацию текстов с целью упорядочения данных в пределах научной области, поиск похожих по смыслу текстов в поисковых системах.

В настоящее время существует много различных методов классификации текста. Большая их часть использует вероятностный подход, нейронные сети или деревья решений. Требованиями к методу классификации в виду больших объемов обрабатываемых данных являются эффективность и масштабируемость, а также способность обхода зашумленности данных излишней бесполезной информацией. [1]

Метод латентно-семантического анализа является одним из самых эффективных и перспективных методов классификации. Основная идея метода заключается в следующем: если в исходном вероятностном пространстве, которое состоит из векторов слов (вектор – предложение, абзац, документ и т.п.), между двумя любыми словами из двух различных векторов может не наблюдаться никакой зависимости, то после некоторого алгебраического преобразования данного векторного пространства эта зависимость может появиться, причем величина этой зависимости будет определять силу ассоциативно-семантической связи между этими двумя словами. [2, 3]

Исходной информацией для метода является матрица, в строках которой содержатся термины, а в столбцах – тексты, документы. Эта матрица описывает данные, используемые для обучения системы. Ее элементы содержат веса, учитывающие частоту, с которой используется каждый из термов в каждом тексте.

В стандартном алгоритме не предусматривается предварительная обработка исходных данных, которая, тем не менее, может сильно уменьшить размерность матрицы и повысить эффективность работы метода.

Предварительную обработку можно осуществить с помощью выполнения следующих действий:

- удалить строки, которые соответствуют стоп-словам (стоп-слова (иначе называемые шумовыми) – это слова, знаки, символы, которые самостоятельно не несут никакой смысловой нагрузки и просто игнорируются поисковыми системами при осуществлении ранжирования или индексации сайтов);
- удалить строки, которые содержат слова, встречающиеся только один раз в тексте выборки;
- привести слова к исходной форме;
- в некоторых тематиках резонно удалять имена собственные и числовую информацию, если они в рамках данной тематики не несут смысловой нагрузки.

Наиболее распространенный вариант ЛСА основывается на использовании разложения матрицы весов по сингулярным значениям (Singular Value Decomposition). [4] С помощью него любую матрицу можно разложить на множество ортогональных матриц, линейная комбинация которых является достаточно точным приближением к исходной матрице.

Согласно теореме о сингулярном разложении в самом простом случае матрица может быть разложена на произведение трех матриц:

$$A = USV^T, \quad (1)$$

где A – исходная матрица;

U и V^T – ортогональные матрицы;

S – диагональная матрица, значения на диагонали которой называются сингулярными коэффициентами матрицы A . [5]

Основная идея заключается в том, что если матрица A является терм-документной, то матрица A^* , содержащая только k первых линейно-независимых компонент, отражает основную структуру различных зависимостей, присутствующих в исходной матрице. Структура зависимостей определяется весовыми функциями термов.

Как правило, выбор k зависит от поставленной задачи. При выборе большого значения метод может потерять вычислительную мощьность, а при выборе слишком маленького появляется риск не учитывать разницу между похожими термами. При выборе значения k автоматически можно, например, установить пороговое значение сингулярных коэффициентов и отбрасывать все строки и столбцы, соответствующие сингулярным коэффициентам, не превышающим данного порогового значения. [6, 7]

Схожесть между любой комбинацией термов и/или документов чаще всего вычисляют с помощью скалярного произведения их векторов. На практике хороших результатов можно добиться, используя коэффициент корреляции Пирсона. [8, 9]

Метод латентно-семантического анализа производит отображение документов и отдельных слов в семантическое пространство. В нем в свою очередь проводят последующие сравнения. Используются следующие допущения:

- документ является набором слов. В каком порядке они расположены – не важно, имеет значение только то, сколько раз слово встретилось в тексте;
- семантическое значение определяется набором слов, которые, как правило, идут вместе;
- необходимым допущением является единственность значения для каждого из слов.

Порядок использования метода латентно-семантического анализа рассмотрим на примере.

Пусть после предварительной обработки исходных данных имеем следующий набор документов (индексируемые слова подчеркнуты):

iPhone – телефон, обладающий высокой стоимостью;
российский депутат пользуется iPhone;
дороги в России в плохом состоянии;
повышается стоимость строительства дорог;
вдоль дорог проходит ремонт телефонных линий;
в Российском театре откладываются спектакли из-за ремонта;
стоимость продуктов в России сегодня не упала;
стоимость древесины в России завтра изменится;
в сервисных центрах осуществляют ремонт телефонов.

Сначала составляется частотная матрица индексируемых слов (таблица 1). В ней строки соответствуют индексированным словам, а столбцы — документам. В каждой ячейке матрицы указано сколько раз слово встречается в соответствующем документе.

Таблица 1 – Частотная матрица индексируемых слов

	T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	T8	T9
iPhone	1	1	0	0	0	0	0	0	0
Телефон	1	0	0	0	1	0	0	0	1
Стоимость	1	0	0	10	0	0	1	1	0
Дорог	0	0	1	1	1	0	0	0	0
Росси	0	1	1	0	0	1	1	1	0
Ремонт	0	0	0	0	1	1	0	0	1

Далее проводится сингулярное разложение полученной матрицы.

Singular values:

2.8556 2.1637 1.7592 1.5675 1.1772 0.4756

Matrix U:

0.2344 0.0628 -0.3400 -0.4644 0.6618 -0.4146
 0.3310 -0.5841 -0.3099 -0.2210 0.0221 0.6355
 0.5085 0.2822 -0.5887 0.2259 -0.4746 -0.1975
 0.3404 -0.2270 0.1300 0.7712 0.4648 -0.0704
 0.6033 0.4703 0.5263 -0.2172 0.0460 0.2975
 0.3115 -0.5501 0.3846 -0.2064 -0.3438 -0.5401

Matrix V:

0.3761 -0.1105 -0.7040 -0.2931 0.1777 0.0491 -0.2990 -0.2990 -0.2280
 0.2934 0.2464 0.1059 -0.4348 0.6013 -0.2463 0.2990 0.2990 0.2280
 0.3305 0.1124 0.3731 0.3534 0.4339 0.4774 -0.3029 -0.3029 0.1196
 0.2973 0.0255 -0.2607 0.6361 -0.0083 -0.5634 -0.0039 -0.0039 0.3476
 0.3442 -0.6291 0.1164 0.2193 0.1215 0.0525 0.3068 0.3068 -0.4673
 0.3204 -0.0369 0.5178 -0.2702 -0.2529 -0.5100 -0.2990 -0.2990 -0.2280
 0.3893 0.3478 -0.0354 0.0056 -0.3640 0.2102 0.6514 -0.3486 -0.0598
 0.3893 0.3478 -0.0354 0.0056 -0.3640 0.2102 -0.3486 0.6514 -0.0598
 0.2250 -0.5242 0.0425 -0.2726 -0.2733 0.2006 -0.0078 -0.0078 0.6953

Сингулярное разложение выделяет ключевые составляющие матрицы, тем самым позволяя игнорировать шумы. Столбцы и строки соответствующие меньшим сингулярным значениям дают наименьший вклад в матричное произведение. Например, можно отбросить последние столбцы матрицы U и последние строки матрицы Vt, оставив только первые 2. Важно, что при этом гарантируется оптимальность полученного произведения.

Разложение такого вида называется двумерным сингулярным разложением:

Singular values:

2.8556 2.1637

Matrix U:

0.2344 0.0628
0.3310 -0.5841
0.5085 0.2822
0.3404 -0.2270
0.6033 0.4703
0.3115 -0.5501

Matrix V:

0.3761 -0.1105 -0.7040 -0.2931 0.1777 0.0491 -0.2990 -0.2990 -0.2280
0.2934 0.2464 0.1059 -0.4348 0.6013 -0.2463 0.2990 0.2990 0.2280

Согласно полученному разложению, отметим на графике точки, соответствующие отдельным текстам и словам (рисунок 1).

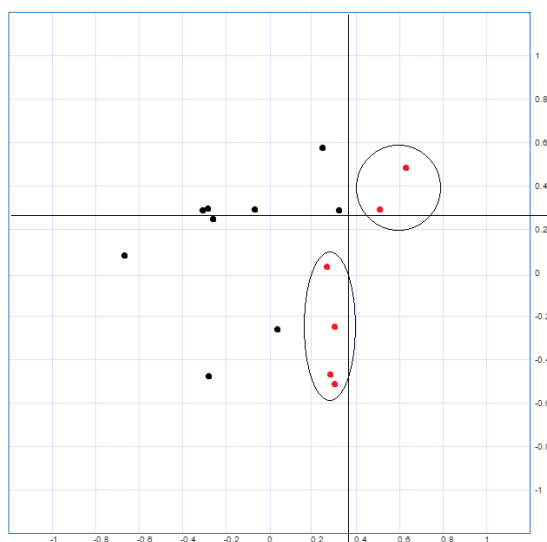


Рисунок 1 – Графическое представление разложения

Из рисунка 1 видно, что тексты образуют две группы, первая из которых связана с терминами «Россия, стоимость», вторая – с остальными четырьмя. На практике, при наличии огромного количества исходных данных, значительно увеличится количество групп, пространство будет являться многомерным, однако сама суть метода останется без изменений.

Таким образом, использование латентно-семантического анализа для автоматической классификации текстов целесообразно, поскольку его применение значительно снижает нагрузку по сравнению со стандартными векторными методами. Эффективность метода повышается при использовании предварительной обработки входных данных для фильтрации шумовой информации.

Список литературы

1. F. Sebastiani Machine Learning in Automated Text Categorization ACM Computing Surveys (CSUR) 34 (1), 1-47
2. Некрестьянов И.С. Тематико-ориентированные методы информационного поиска / Диссертация на соискание степени к. ф-м.н. СПбГУ, 2000.
3. Scott Deerwester, Susan T. Dumais, George W. Furnas, Thomas K. Landauer, Richard Harshman (1990). «Indexing by Latent Semantic Analysis» (PDF). Journal of the American Society for Information Science 41 (6): 391–407.
4. Thomas Landauer, Peter W. Foltz, Darrell Laham Introduction to Latent Semantic Analysis Discourse Processes 25: 259–284.
5. В. В. Стрижов. «Информационное моделирование». Конспект лекций.
6. Dumais, S. T., Furnas, G. W., Landauer, T. K. and Deerwester, S. (1988). Using latent semantic analysis to improve information retrieval. In Proceedings of CHI'88: Conference on Human Factors in Computing, New York: ACM, 281-285
7. Голуб Дж., Ван Лоун Ч. Матричные вычисления. М.: «Мир», 1999.
8. Гмурман В. Е. Теория вероятностей и математическая статистика: Учебное пособие для вузов. — 10-е издание, стереотипное. — Москва: Высшая школа, 2004. — 479 с
9. Общая теория статистики: Учебник / Под ред. Р. А. Шмойловой. — 3-е издание, переработанное. — Москва: Финансы и Статистика, 2002. — 560 с.

References

1. F. Sebastiani Machine Learning in Automated Text Categorization ACM Computing Surveys (CSUR) 34 (1), 1-47
 2. Nekrestyanov IS Subject-oriented methods of information retrieval / Thesis for a degree of Ph.D. SPbSU, 2000.
 3. Scott Deerwester, Susan T. Dumais, George W. Furnas, Thomas K. Landauer, Richard Harshman (1990). "Indexing by Latent Semantic Analysis" (PDF). Journal of the American Society for Information Science 41 (6): 391-407.
 4. Thomas Landauer, Peter W. Foltz, Darrell Laham Introduction to Latent Semantic Analysis Discourse Processes 25: 259-284.
 5. V. V. Strizhov. "Information modeling". Lecture notes.
 6. Dumais, S. T., Furnas, G. W., Landauer, T. K. and Deerwester, S. (1988). Using latent semantic analysis to improve information retrieval. In Proceedings of CHI'88: Conference on Human Factors in Computing, New York: ACM, 281-285
 7. Golub J., Van Lown C. Matrix calculations. M. : Mir, 1999.
 8. Gmurman VE Theory of Probability and Mathematical Statistics: A Textbook for Higher Education. - 10th edition, stereotyped. - Moscow: Higher School, 2004. - 479 s
 9. General Theory of Statistics: Textbook / Ed. R. A. Shmoilova. - 3rd edition, revised. - Moscow: Finance and Statistics, 2002. - 560 pp.
-



ОТКРЫТАЯ НАУКА
издательство

Международный журнал информационных технологий и
энергоэффективности

Сайт журнала:

<http://www.openaccessscience.ru/index.php/ijcse/>



УДК 662.869

СИСТЕМА ОПТИМИЗАЦИИ УПРАВЛЕНИЯ ПРИРОДНЫМ ГАЗОМ С ЦЕЛЮ МИНИМИЗАЦИИ РАСХОДА КОКСА В ДОМЕННОЙ ПЕЧИ

Гусев Г.С., ¹Симусев Ю.А., Танаев Д.И., Берестов А.П.

ФГБОУ ВО Магнитогорский государственный технический университет им. Г.И. Носова, г. Магнитогорск, Россия (455000, г. Магнитогорск, пр. Ленина, 38); e-mail: ¹corsaspk@gmail.com

Рассмотрено решение задачи по оптимизации управления процессом подачи природного газа в дутье с использованием оптимизируемого алгоритма.

Ключевые слова: Автоматизация, доменная печь, оптимизация, кокс, расход, природный газ, кислород.

CONTROL OPTIMIZATION SYSTEM OF NATURAL GAS FOR MINIMIZATION OF COKE CONSUMPTION IN BLAST FURNACE

Gusev G.S. ¹Simusev Y.A., Tanaev D.I., Berestov A.P.

Nosov Magnitogorsk State Technical University, Magnitogorsk, Russia (455000, Magnitogorsk, Lenin Avenue, 38); e-mail: ¹corsaspk@gmail.com

The project deals with the way to solve the problem of system optimization and management of supply natural gas production in the blast with useful optimizing algorithm.

Key words: Automation, blast furnace, optimization, coke, consumption, natural gas, oxygen.

Перспективным направлением развития технологии доменной плавки связано с заменой дефицитного и дорогостоящего кокса другими альтернативными видами топлива. В настоящее время таким видом топлива, вдуваемым в доменную печь, является природный газ [1-2].

Несомненным преимуществом природного газа перед коксом и другими заменителями кокса является отсутствие серы. Благодаря этому сокращается поступление серы в печь, и создаются условия для улучшения качества чугуна.

Другой положительной стороной природного газа служит значительное участие H_2 в непрямом восстановлении оксидов шихты. Вследствие этого сокращается доля прямого восстановления, до фурм больше доходит углерода кокса.

В данной статье рассматривается вопрос о регулировании вдувания природного газа в доменную печь, с целью минимизации расхода кокса.

По данным [3], между расходами природного газа, кокса и технического кислорода существует экстремальная зависимость (рисунок 1), что говорит о принципиальной возможности оптимизации расхода природного газа на печь с целью минимизации удельного расхода кокса.

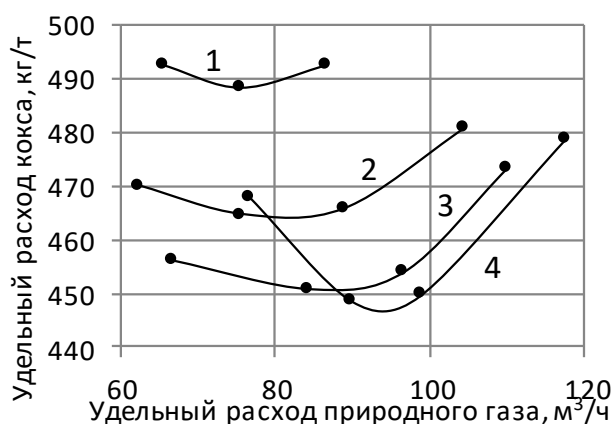


Рисунок 1 – Зависимость расхода кокса от потребления природного газа и технического кислорода

На рисунке: 1 – содержание кислорода в дутье 40-60 м³/т, 2 – содержание кислорода в дутье 60-80 м³/т, 3 – содержание кислорода в дутье 80-100 м³/т, 4 – содержание кислорода в дутье 100-120 м³/т.

Коэффициент замены кокса природным газом при малом расходе последнего (40–60 м³) составляет 0,8–0,9 кг/м³. С увеличением количества природного газа до 100–120 м³ он снижается до 0,4–0,5 кг/м³. С повышением количества природного газа минимальный расход кокса достигается при меньшем отношении природного газа и кислорода (рисунок 2), т.е. в условиях роста затрат кислорода [4-5].

При проверке работоспособности системы автоматической оптимизации использовали экспериментальные данные для условий ОАО «ММК», представленные на рисунке 3, где: 1 – экспериментальные данные; 2 – линия регрессии, определяемая уравнением:

$$Y(x) = 542,455 - 0,459 \cdot x - 0,0175 \cdot x^2 + 3,986 \cdot 10^{-5} \cdot x^3 + 1,130 \cdot 10^{-6} \cdot x^4 \text{ при } x=[62,4-104,4] \text{ м}^3/\text{т}$$

Структурная схема объекта управления представлена на рисунке 4.

Для решения задачи оптимизации предлагается использовать систему экстремального регулирования (СЭР). Подобные системы применяются при решении задач управления различными технологическими объектами [6-8].

За основу управления была взята система шагового типа (ШСЭР) с запоминанием минимума выходной величины [9]. Структурная схема контура регулирования представлена на рисунке 5.

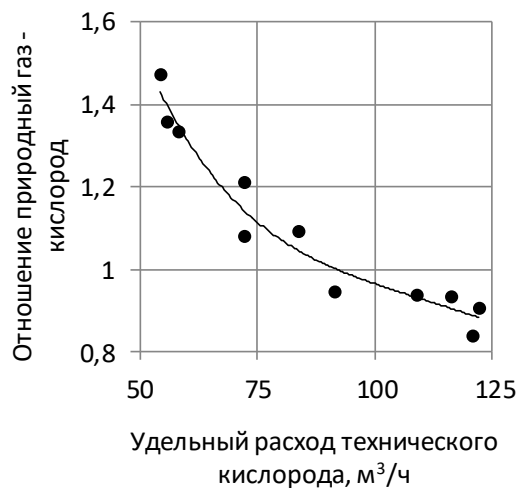


Рисунок 2 – Зависимость отношения затрат природного газа и технического кислорода от расхода технического кислорода при минимальном потреблении кокса

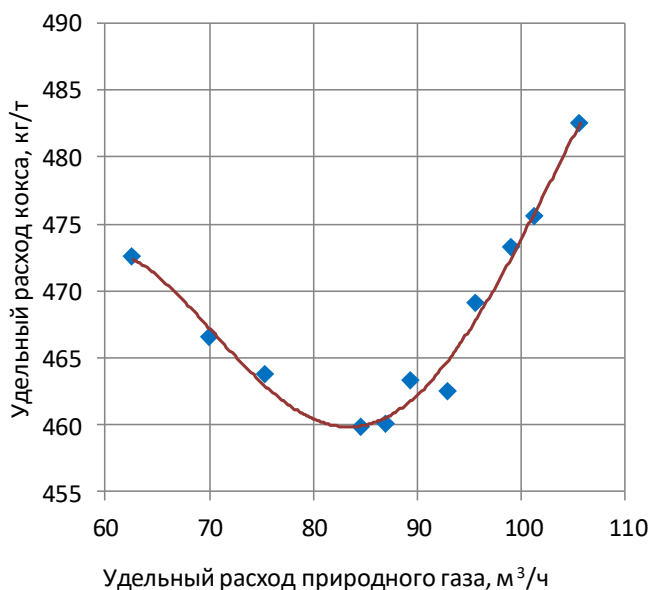


Рисунок 3 – Статическая характеристика

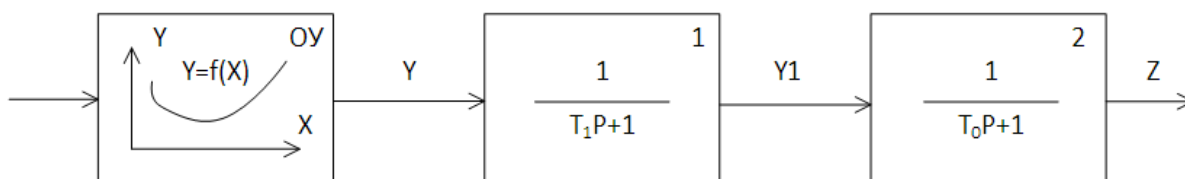


Рис. 4. – Структурная схема оптимизации

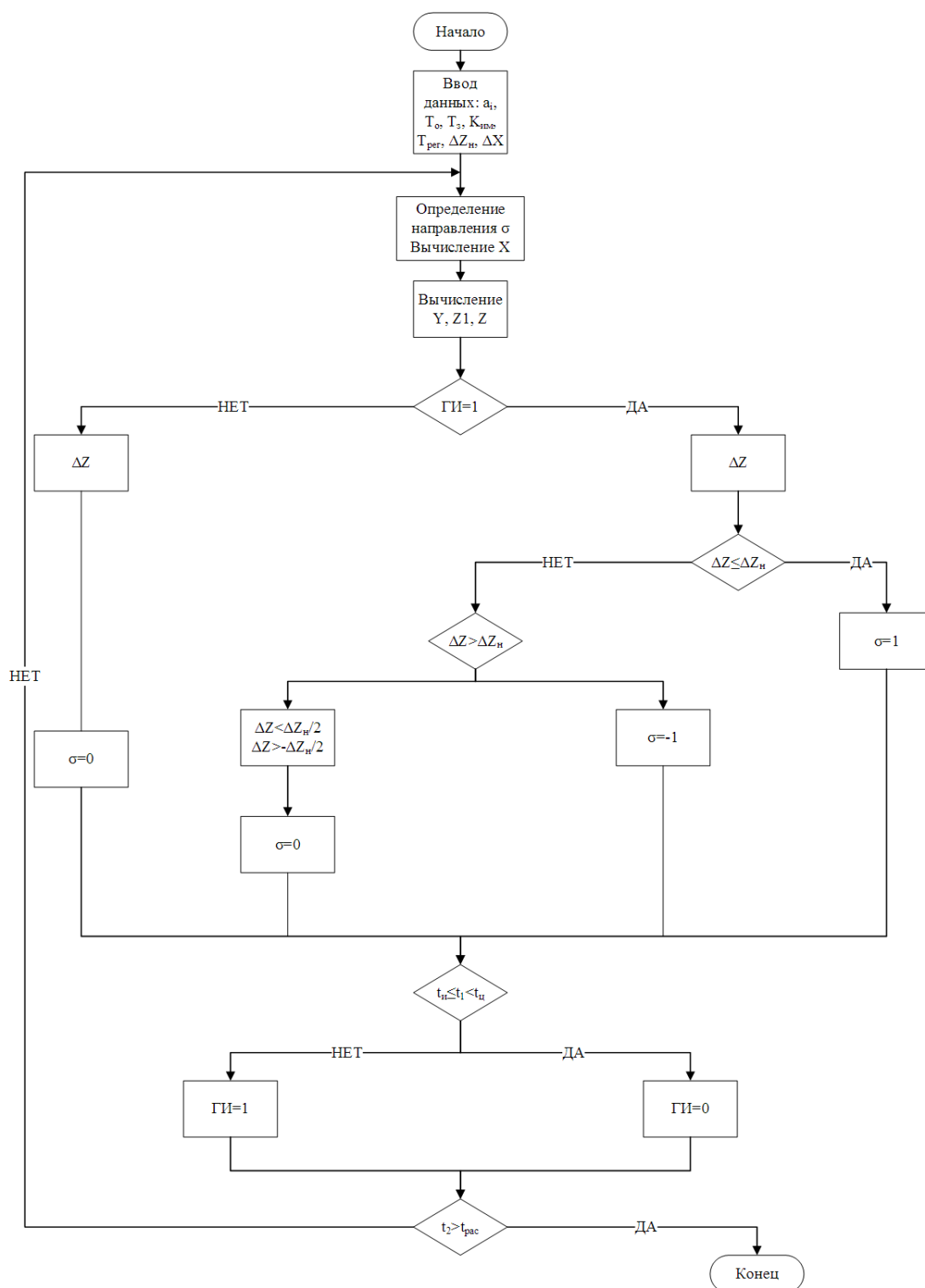


Рисунок 6 – Блок-схема расчета переходного процесса в ШСЭР

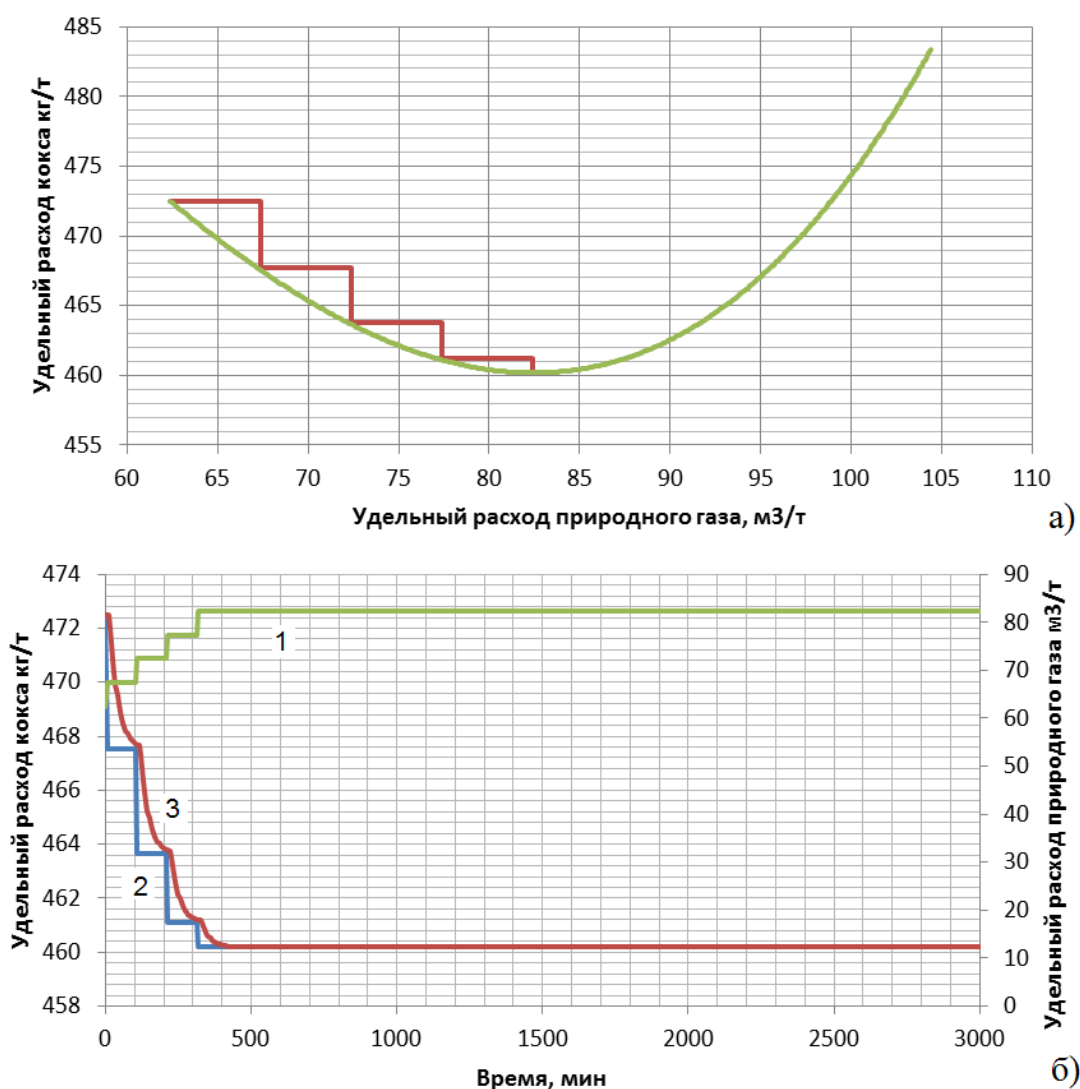


Рисунок 7 – Расчетные траектории поискового режима в CAO

В настоящей работе рассмотрена зависимость расхода кокса от потребления природного газа и технического кислорода, представлены экспериментальные данные для условий ОАО «ММК». Для автоматического решения оптимизационной задачи была использована система экстремального регулирования шагового типа с запоминанием экстремума приращений выходного параметра оптимизируемого процесса. Система организует поиск минимального значения расхода кокса и оптимальное значение расхода природного газа в целях достижения максимальной производительности печи. В работе произведен расчет переходного процесса в СЭР и исследовано влияние величина шага (ΔX , м³/т) и зоны нечувствительности ($\Delta Z_{нч}$, кг/т) на поиск экстремума. Оптимальным переходным процессом системы является процесс при зоне нечувствительности $\Delta Z_{нч}=0,05$ кг/т и шаге $\Delta X=5$ м³/т.

Список литературы

1. Баранкова М.В. Оптимизация управления подачей природного газа в доменную печь с целью минимизации расхода кокса / М.В. Баранкова, Б.Н. Парсункин // Автоматизированные технологии и производства. 2014. № 6. С. 159-164.
2. Горохов М.А. Оптимизация управления подачи природного газа в доменную печь с целью экономии расхода кокса / М.А. Горохов // Автоматизированные технологии и производства. 2013. № 5. С. 228-230.
3. Парсункин Б.Н. Повышение производительности доменной печи при оптимизации автоматического управления подачей природного газа и технического кислорода в дутье / Б.Н. Парсункин, Б.К. Сеничкин, С.М. Андреев, М.Ю. Рябчиков // Вестник Магнитогорского государственного технического университета им. Г.И. Носова. 2011. № 4. С. 69-73.
4. Попов, Е.М. Оптимизация выплавки чугуна в доменных печах / Е.М. Попов, Е.Ю. Семенов // М.: Металлургия, 2007. – 365с.
5. Воскобойников, В.Г. Общая металлургия / В.Г. Воскобойников, В.А. Кудрин, А.М. Якушев // М.: Металлургия, 2004. – 768с.
6. Рябчикова Е.С. Сравнительный анализ систем экстремального регулирования, основанных на статистических критериях наличия тренда, на примере управления электрическими параметрами ДСП / Е.С. Рябчикова, М.Ю. Рябчиков, А.И. Сунаргулова, Р.В. Танков, В.Ю. Перевалов // Автоматизированные технологии и производства. 2015. № 4 (10). С. 4-8.
7. Рябчиков М.Ю. Системы экстремального регулирования на основе комбинации поисковых оптимизационных алгоритмов / М.Ю. Рябчиков, Е.С. Рябчикова // Мехатроника, автоматизация, управление. 2015. Т. 16. № 5. С. 300-306.
8. Рябчикова Е.С. Применение прогнозной модели для оптимизации управления энергетическим режимом ДСП / Е.С. Рябчикова, М.Ю. Рябчиков, Б.Н. Парсункин // Автоматизированные технологии и производства. 2012. № 4. С. 179-189.
9. Парсункин, Б.Н. Расчет переходных процессов в системах экстремального регулирования с запоминанием экстремума / Б.Н. Парсункин, М.В. Бушманова. // Магнитогорск: МГТУ им. Г.И. Носова, 2005. – 164 с.
10. Парсункин, Б.Н. Оптимизация управления технологическими процессами в металлургии. Монография / Б.Н. Парсункин, С.М. Андреев, У.Б. Ахметов // Магнитогорск: ГОУ ВПО «МГТУ им. Г.И.Носова», 2006. – 198 с.
11. Парсункин, Б.Н. Автоматизация технологических процессов и производств в металлургии: учеб. Пособие / Б.Н. Парсункин, С.М. Андреев, Е.С. Рябчикова // Магнитогорск: Изд-во Магнитогорск. гос. техн. ун-та им. Г.И. Носова, 2011. – 151 с.

References

1. Barankova M.V. Optimizaciya upravleniya podachej prirodnogo gaza v domennuyu pech' s cel'yu minimizacii raskhoda koksa / M.V. Barankova, B.N. Parsunkin // Avtomatizirovannye tekhnologii i proizvodstva. 2014. № 6. S. 159-164.
2. Gorohov M.A. Optimizaciya upravleniya podachi prirodnogo gaza v domennuyu pech' s cel'yu ehkonomii raskhoda koksa / M.A. Gorohov // Avtomatizirovannye tekhnologii i proizvodstva. 2013. № 5. S. 228-230.
3. Parsunkin B.N. Povyshenie proizvoditel'nosti domennoj pechi pri optimizacii avtomaticheskogo upravleniya podachej prirodnogo gaza i tekhnicheskogo kisloroda v dut'e / B.N. Parsunkin, B.K. Senichkin, S.M. Andreev, M.YU. Ryabchikov // Vestnik Magnitogorskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta im. G.I. Nosova. 2011. № 4. S. 69-73.

4. Popov, E.M. Optimizaciya vyplavki chuguna v domennyh pechah / E.M. Popov, E.YU. Semenov // М.: Metallurgiya, 2007. – 365s.
 5. Voskoboynikov, V.G. Obshchaya metallurgiya / V.G. Voskoboynikov, V.A. Kudrin, A.M. YAkushev // М.: Metallurgiya, 2004. – 768s.
 6. Ryabchikova E.S. Sravnitel'nyj analiz sistem ehkstreml'nogo regulirovaniya, osnovannyh na statisticheskikh kriteriyah nalichiya trenda, na primere upravleniya ehlektricheskimi parametrami DSP / E.S. Ryabchikova, M.YU. Ryabchikov, A.I. Sunargulova, R.V. Tankov, V.YU. Perevalov // Avtomatizirovannye tekhnologii i proizvodstva. 2015. № 4 (10). S. 4-8.
 7. Ryabchikov M.YU. Sistemy ehkstreml'nogo regulirovaniya na osnove kombinacii poiskovyh optimizacionnyh algoritmov / M.YU. Ryabchikov, E.S. Ryabchikova // Mekhatronika, avtomatizaciya, upravlenie. 2015. T. 16. № 5. S. 300-306.
 8. Ryabchikova E.S. Primenenie prognoznoj modeli dlya optimizacii upravleniya ehnergeticheskim rezhimom DSP / E.S. Ryabchikova, M.YU. Ryabchikov, B.N. Parsunkin // Avtomatizirovannye tekhnologii i proizvodstva. 2012. № 4. S. 179-189.
 9. Parsunkin, B.N. Raschet perekhodnyh processov v sistemah ehkstreml'nogo regulirovaniya s zapominaniem ehkstemuma / B.N. Parsunkin, M.V. Bushmanova. // Magnitogorsk: MGTU im. G.I. Nosova, 2005. – 164 s.
 10. Parsunkin, B.N. Optimizaciya upravleniya tekhnologicheskimi processami v metallurgii. Monografiya / B.N. Parsunkin, S.M. Andreev, U.B. Ahmetov // Magnitogorsk: GOU VPO «MGTU im. G.I.Nosova», 2006. – 198 s.
 11. Parsunkin, B.N. Avtomatizaciya tekhnologicheskikh processov i proizvodstv v metallurgii: ucheb. Posobie / B.N. Parsunkin, S.M. Andreev, E.S. Ryabchikova // Magnitogorsk: Izd-vo Magnitogorsk. gos. tekhn. un-ta im. G.I. Nosova, 2011. – 151 s.
-