

Международный журнал информационных технологий и энергоэффективности |



Том 4 Номер 2(12)



2019



СОДЕРЖАНИЕ / CONTENT

ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ

-
- 1. Борисов В.В., Котов Д.В., Молявко А.А.** Обобщенная нечеткая онтологическая модель для поиска и семантической интеграции структурированных, слабо структурированных и неструктурированных данных **3**
Borisov V.V., Kotov D.V., Molyavko A.A. Generalized Fuzzy Ontological Model for the Acquisition and Semantic Integration of Structured, Weakly Structured and Unstructured Data

 - 2. Бровкин К.Е., Раскатова М.В.** Исследование методов машинного обучения для классификации неструктурированных текстовых документов **12**
Brovkin K.E., Raskatova M.V. Research of Machine Training Methods for Classification of Unstructured Text Documents

 - 3. Павлюченкова М.В., Прокуденков Н.П.** Способ управления промышленными объектами на основе рекуррентной нейронной сети **18**
Pavljuchenkova M.V., Prokudencov N.P. Method of Management of Industrial Objects Based on Recurrent Neural Networks

 - 4. Якушева К.И.** Анализ подходов и лингвистических средств решения задачи извлечения утверждений из неформализованных текстов **25**
Yakusheva K.I. Analysis of Approaches and Linguistic Means of Solving the Problem of Extracting Assertions from Unstructured Texts

 - 5. Сергеев Д.Д.** Экспериментальное сравнение алгоритмов определения ориентации для мультикоптеров **31**
Sergeenkov D. D. Experimental Comparison of Definition Algorithms Orientations for Multicopters
-



Международный журнал информационных технологий и энергоэффективности

Сайт журнала:

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



УДК 004.82

ОБОБЩЕННАЯ НЕЧЕТКАЯ ОНТОЛОГИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ ДЛЯ ПОИСКА И СЕМАНТИЧЕСКОЙ ИНТЕГРАЦИИ СТРУКТУРИРОВАННЫХ, СЛАБО СТРУКТУРИРОВАННЫХ И НЕСТРУКТУРИРОВАННЫХ ДАННЫХ

¹Борисов В.В., ²Котов Д.В., ³Молявко А.А.

¹Филиал ФГБОУ ВО «Национальный исследовательский университет «МЭИ» в г. Смоленске, Россия, (214013, г. Смоленск, Энергетический проезд, 1), e-mail: vbor67@mail.ru;

²Военная академия войсковой противовоздушной обороны Вооруженных Сил Российской Федерации имени Маршала Советского Союза А.М.Василевского, Смоленск, Россия (214027, г. Смоленск, ул. Котовского, 2), e-mail: dim.kot2009@yandex.ru;

³Военная академия войсковой противовоздушной обороны Вооруженных Сил Российской Федерации имени Маршала Советского Союза А.М.Василевского, Смоленск, Россия (214012, г. Смоленск, ул. Котовского, 2), e-mail: volshebnik@list.ru.

Предлагается обобщенная нечеткая онтологическая модель, обеспечивающая интероперабельное представление знаний об агентах системы, выполняемых ими задачах и информационных ресурсах, а также поиск, обобщение и семантическую интеграцию структурированных, слабо структурированных и неструктурированных данных в едином информационном пространстве системы. Модель представляет собой композицию из двух согласованных взаимозависимых онтологических моделей: онтологии задач и онтологии функционально-ориентированных информационных ресурсов.

Ключевые слова: нечеткая онтологическая модель, функционально-ориентированные информационные ресурсы.

GENERALIZED FUZZY ONTOLOGICAL MODEL FOR THE ACQUISITION AND SEMANTIC INTEGRATION OF STRUCTURED, WEAKLY STRUCTURED AND UNSTRUCTURED DATA

¹Borisov V.V., ²Kotov D.V., ³Molyavko A.A.

¹Smolensk Branch of the National Research University "Moscow Power Engineering Institute", Smolensk, Russia (214013, Smolensk, Energeticheskyy proezd, 1), e-mail: vbor67@mail.ru;

²The RF Armed Forces Army Air Defense Military Academy, Smolensk, Russia (214027, Smolensk, Kotovskogo street, 2), dim.kot2009@yandex.ru;

³The RF Armed Forces Army Air Defense Military Academy, Smolensk, Russia (214027, Smolensk, Kotovskogo street, 2), volshebnik@list.ru.

A generalized fuzzy ontological model is proposed. The model provides an interoperable view of knowledge about system agents, tasks, and information resources. It allows you to search and semantic integration of structured, weakly structured and unstructured data in information space of the system. The model is a composition of two consistent interdependent ontological models: task ontology and ontology of function-oriented information resources.

Keywords: fuzzy ontological model, function-oriented information resources.

Для качественного принятия решений и эффективного управления в современных организационно- и социо-технических системах в условиях цифровой экономики всё более существенное значение приобретает необходимость выполнения поиска, обобщения и семантической интеграции больших объемов структурированных, слабо структурированных и неструктурированных данных в рамках организуемого для них единого информационного пространства.

Процессы подготовки и принятия решений в таких системах, как правило, включают в себя этапы уяснения задач, сбора и обработки структурированных и неструктурированных данных, оценку обстановки, принятия решений и их реализацию [1]. Специфика организации этих процессов определяет насущную потребность в повышении актуальности, точности и полноты информации, характеризующей динамически изменяющееся состояние системных и внешних факторов. В таких условиях агенты этих систем (должностные лица; лица, принимающие решения; интеллектуальные программные приложения и проч.) формируют информационные потребности в виде запросов в соответствующем информационном пространстве для последующего поиска, обобщения и интеграции информационных ресурсов.

Онтологические модели обеспечивают формализованное представление, выявление и интеграцию семантики в различных предметных областях. Вместе с тем, существующие подходы к построению онтологий ориентированы, как правило, только на модельное представление информационных ресурсов, и не учитывают в полной мере специфику функциональных задач агентов, что, в конечном итоге, существенно сказывается на эффективности управления системы в целом [2–7].

Кроме того, несмотря на то, что онтологические модели позволяют формализовать всё многообразие факторов (понятий, концептов, объектов, сущностей, показателей) и различных семантических отношений между ними, тем не менее, существует проблема оценки значимости и согласованности этих факторов и отношений в условиях их частичной или полной нестохастической неопределенности. Для решения этой проблемы в различные компоненты онтологических моделей может быть введена нечеткость [8–12].

Для решения указанных проблем предлагается обобщенная (композиционная) нечеткая онтологическая модель, обеспечивающая интероперабельное представление знаний об агентах системы, выполняемых ими задачах (процессах) и функционально-ориентированных информационных ресурсах, а также поиск, обобщение и семантическую интеграцию структурированных, слабо структурированных и неструктурированных данных в едином информационном пространстве системы.

1. Обобщенная нечеткая онтологическая модель

В основе предлагаемой обобщенной (композиционной) нечеткой онтологической модели лежат результаты анализа процессов принятия решений в организационно- и социо-технических системах [1]. Эти результаты позволили обосновать декомпозицию процессов принятия решений на функциональные (задачи агентов) и информационные (информационные ресурсы, требуемые для выполнения задач) составляющие [13].

Функциональная составляющая процесса принятия решений в таких системах характеризуется относительным постоянством и, как правило, не подвержена частым

изменениям состава, структуры и содержания задач. На каждом этапе Z_n этого процесса агенты решают задачи Z^m , которые, в свою очередь, разделяются на подзадачи $Z^{n,tn}$. Отметим, что терминальными компонентами этой декомпозиции являются совокупность подзадач по разработке соответствующих документов D . Каждый из этих документов содержит исходные данные, которые представляются в виде информации Inf , в том числе, в виде результатов выполнения информационно-аналитических задач RZ . При этом информация, которая содержится в разработанных документах, может послужить в качестве исходной для документов, формируемых на последующих этапах принятия решения (см. рисунок 1).

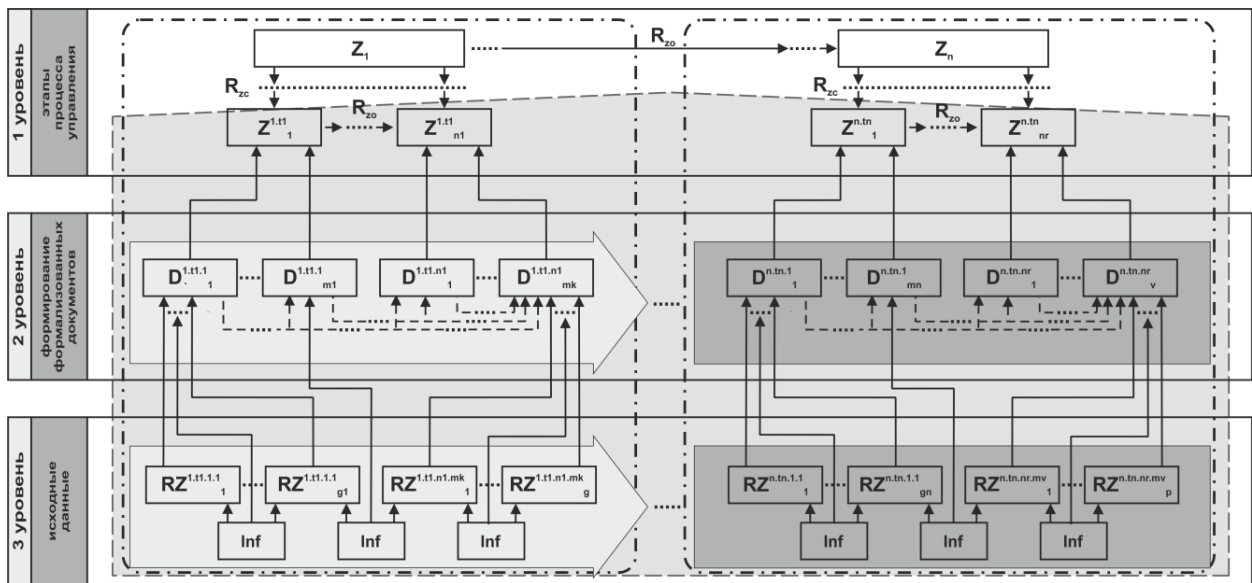


Рисунок 1 – Декомпозиция процесса принятия решений

Динамика изменения информационной составляющей обусловлена быстрым изменением внешних факторов и поступлением большого объема структурированных, слабо структурированных и неструктурированных данных. В то же время, информационная потребность агентов детерминирована руководящими документами и обязанностями агентов, что во многом предопределяет специфику поиска, сбора, обобщения и семантической интеграции данных, требуемых для качественного и оперативного принятия решений. Анализ же функционально-ориентированных информационных ресурсов, используемых агентами при принятии решений, позволяет обосновать семантическое представление этих ресурсов в виде классов и подклассов C (объектов управления и внешних факторов) с соответствующими им атрибутами A .

В соответствии с вышесказанным, предлагаемая обобщенная онтологическая модель представляет собой композицию из двух согласованных взаимозависимых онтологических моделей: онтологии задач и онтологии функционально-ориентированных информационных ресурсов.

Онтологическая модель задач Oz определяет совокупность этапов принятия решений, а также множество задач и подзадач, выполняемых на каждом из них, и представляется в виде:

$$Oz = \langle Z, Rzc, Rzo, A, F(A) \rangle,$$

Z – совокупность выполняемых задач, декомпозируемых на соответствующие им подзадачи; Rzc – множество отношений «часть–целое» между задачами и соответствующими им подзадачами; Rzo – множество отношений обусловленности при выполнении задач (подзадач); A – множество атрибутов задач и подзадач, представленных в виде атомарных информационных единиц, необходимых для их решения; $F(A)$ – множество ограничений значений атрибутов.

Онтологическая модель функционально-ориентированных информационных ресурсов Or , определяет информацию, для выполнения соответствующих задач, и представляется в виде:

$$Or = \langle C, Rr, D, A, F(A), Ax \rangle,$$

$C = \{C_s \mid s = 1, \dots, S\}$ – множество классов (разделяемых на подклассы), представленных в виде объектов, характеризующих информационные ресурсы, необходимые для принятия решений; Rr – множество иерархических отношений между классами и подклассами (отношение «часть–целое») и нечетких отношений влияния между атрибутами; D – множество доменов для объединения классов (подклассов) и их экземпляров по совокупностям характеризующих их атрибутов; A – множество атрибутов классов (подклассов), характеризующих системные и внешние факторы; $F(A)$ – множество ограничений значений атрибутов; Ax – множество аксиом для формирования вывода из совокупности атрибутов и отношений.

Пример структуры онтологической модели информационных ресурсов для транспортно-логистической системы представлен на рисунке 2.

Как было отмечено выше, онтологические модели задач и функционально-ориентированных информационных ресурсов образуют композиционную онтологическую модель:

$$KOM = \langle Oz, Or, Rs \rangle,$$

между атрибутами которых устанавливаются нечеткие отношения соответствия Rs .

На рисунке 3 приведен пример структуры композиционной онтологической модели для транспортно-логистической системы.

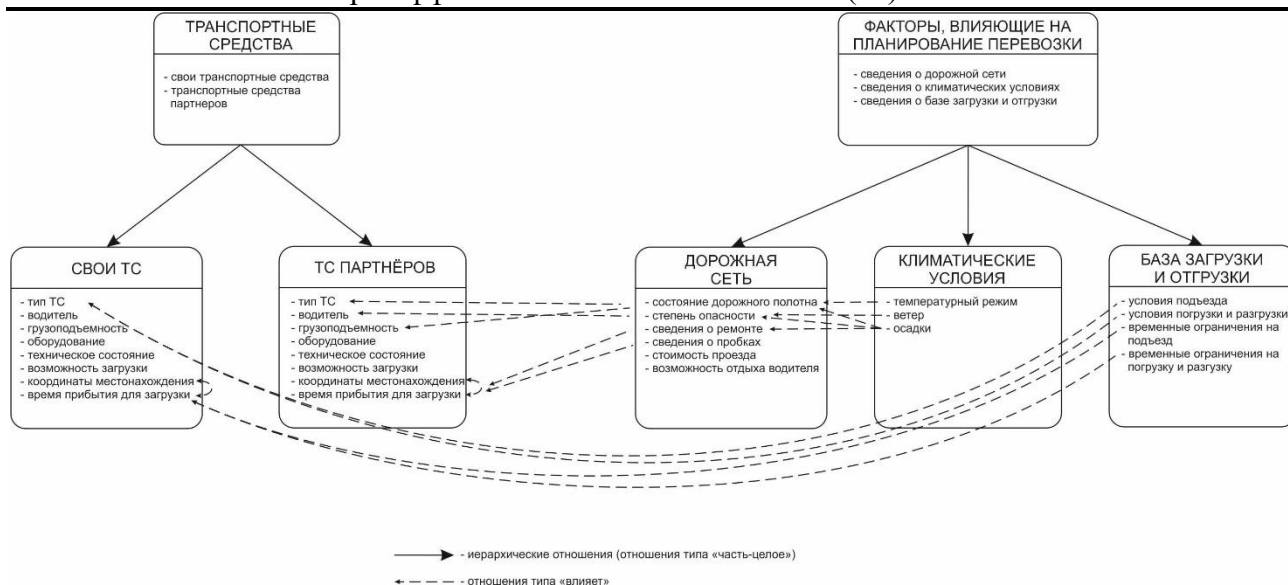


Рисунок 2 – Пример структуры онтологической модели функционально-ориентированных информационных ресурсов

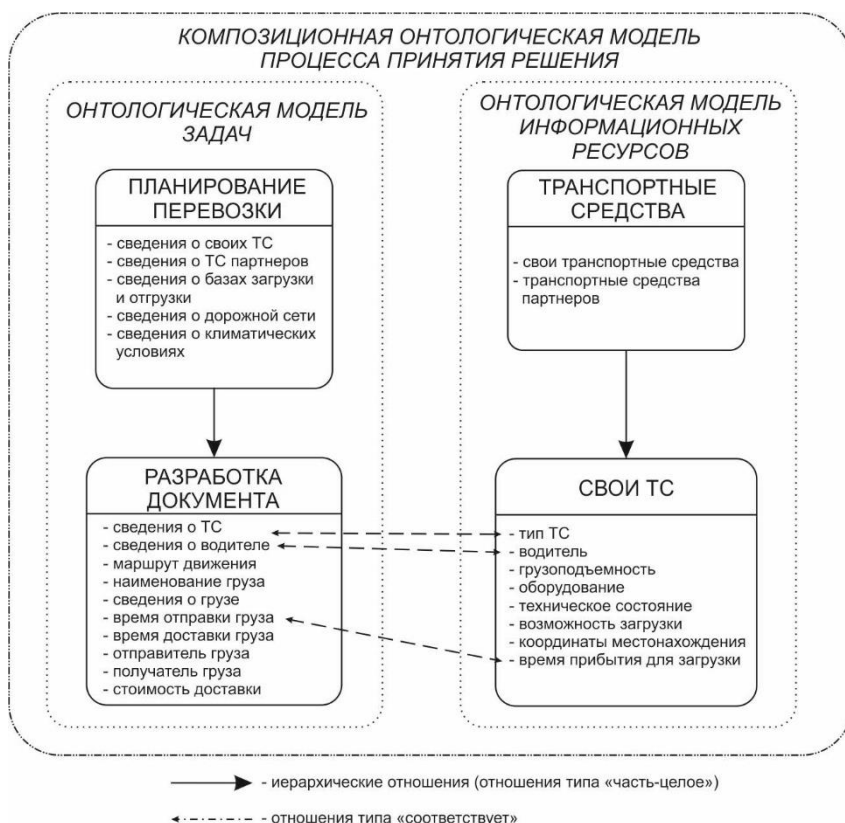


Рисунок 3 – Пример структуры композиционной онтологической модели

2. Мультиагентный подход к использованию обобщенной нечеткой онтологической модели для поиска, обобщения и семантической интеграции данных

Композиция онтологических моделей задач и функционально-ориентированных информационных ресурсов на основе нечетких отношений соответствия R_s предопределяет необходимость создания инструментов работы с онтологическим представлением процессов принятия решений. Данные инструменты предлагается реализовать на основе мультиагентного подхода [14], в соответствии с которым агенты представляются в виде профилей, учитывающих следующие компоненты:

$$Per = \langle Id, Ef, Str \rangle,$$

(Id – сведения об агенте, Ef – множество действий агента, Str – множество стратегий поведения агента) и реализуют задачи:

- автоматического формирования поисковых запросов к хранилищам данных;
- анализа и обобщения результатов информационного поиска;
- согласованной структурной и параметрической адаптации онтологических моделей при изменении функциональной или информационной составляющих процессов принятия решений.

Сведения Id об агенте включают в себя данные: об уровне иерархии и статусе агента, а также об уровне масштабируемости информации.

Множество действий Ef агента включает в себя: обновление текущей информации; уяснение задачи; внесение изменений в онтологическую модель задач Oz ; формирование поискового запроса; информационный поиск; оценку результатов информационно поиска; агрегирование (отождествление) информации; внесение изменений в онтологическую модель функционально-ориентированных информационных ресурсов Or .

В соответствии с возможными последовательностями перечисленных выше действий, возможны следующие стратегии поведения агента:

- поставлена известная задача, для удовлетворения информационных потребностей агента достаточно имеющихся информационных ресурсов;
- поставлена известная задача, для удовлетворения информационных потребностей агента не достаточно имеющихся информационных ресурсов;
- поставлена новая задача, для удовлетворения информационных потребностей агента достаточно имеющихся информационных ресурсов;
- поставлена новая задача, для удовлетворения информационных потребностей агента не достаточно имеющихся информационных ресурсов.

3. Пример использования обобщенной нечеткой онтологической модели для поиска и семантической интеграции данных

В качестве примера использования разработанной модели (см. рисунки 2 и 3) рассмотрим процесс планирования перевозки грузов транспортно-логистическим предприятием. Агентом, на которого возложено выполнение этой задачи, является менеджер данного предприятия. Эффективность решения этой задачи напрямую зависит от опыта работы, уровня квалификации и осведомленности агента.

Для планирования перевозок агент должен разработать следующий перечень документов строгой отчетности:

- товарно-транспортная накладная;
- счет фактура;
- товарная накладная и т.д.

Для эффективного выполнения данной задачи необходимо осуществить поиск, обобщение и семантическую интеграцию структурированных, слабо структурированных и неструктурированных данных о транспортном средстве, водителе, маршруте движения, наименовании и характере груза, времени отправки и доставки груза, отправителе и получателе груза, стоимость доставки.

Таким образом, для поиска, обобщения и семантической интеграции этих данных необходимо расширить область поиска за счет онтологии функционально-ориентированных информационных ресурсов и получить дополнительные сведения, влияющие на планирование перевозки: о базе разгрузки, климатических условиях, дорожной сети.

Заключение

В работе предлагается обобщенная нечеткая онтологическая модель, обеспечивающая интероперабельное представление знаний об агентах системы, выполняемых ими задачах и информационных ресурсах, а также поиск, обобщение и семантическую интеграцию структурированных, слабо структурированных и неструктурированных данных в едином информационном пространстве системы. Модель представляет собой композицию из двух согласованных взаимозависимых онтологических моделей: онтологии задач и онтологии функционально-ориентированных информационных ресурсов.

Проиллюстрирован мультиагентный подход к использованию предлагаемой обобщенной нечеткой онтологической модели для поиска и семантической интеграции данных на примере планирования перевозки грузов транспортно-логистическим предприятием.

Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ, проект № 18-29-03088_мк.

Список литературы

1. Борисов В.В., Котов Д.В., Молявко А.А. Результаты информационного анализа процесса организации боевых действий сил и средств ПВО в ЕИП ВС РФ // Вестник ВА ВПВО. Вып. № 20. – Смоленск: Изд-во ВА ВПВО, 2018.
2. Добров Б. В., Иванов В.В., Лукашевич Н.В., Соловьев В.Д. Онтологии и тезаурусы: модели, инструменты, приложения. – М.: Бином. Лаборатория знаний, 2009.
3. Константинова Н.С., Митрофанова О.А. Онтологии как системы хранения знаний [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://www.sciinnov.ru/icalog_new/index.php?action=send_att&entry_id=68352&fname=68352e2-st08 (Дата обращения: 07.08.2016).
4. Курейчик В.М. Обработка информации на основе онтологий // Труды Конгресса по интеллектуальным системам и информационным технологиям «IS&IT'15». Т. 2. – Таганрог: Изд-во ЮФУ, 2015.

Борисов В.В., Котов Д.В., Молявко А.А. Обобщенная нечеткая онтологическая модель для сбора и семантической интеграции структурированных, слабо структурированных и неструктурированных данных // Международный журнал информационных технологий и энергоэффективности. – 2019. – Т. 4 № 2(12) с. 3–11

5. Гаврилова Т.А., Кудрявцев Д.В., Муромцев Д.И. Инженерия знаний. Модели и методы. – СПб.: Лань, 2016.
6. Цуканова Н.И. Онтологическая модель представления и организации знаний. Учебное пособие для вузов. – М.: Горячая линия – Телеком, 2014.
7. Зайцева О.В. Онтологическая модель предметной области исследовательской организации// Перспективы науки и образования. №1. 2014.
8. Котеленко С.А. Формальное описание онтологий на основе нечеткой гиперграфовой модели данных// Известия Южного федерального университета. Технические науки. №6 (50). 2005.
9. Наместников А.М., Субхангулов Р.А., Филиппов А.А. Применение нечетких моделей в задачах кластеризации и информационного поиска текстовых проектных документов // Интегрированные модели и мягкие вычисления в искусственном интеллекте. Сборник научных трудов VII Международной научно-практической конференции (Коломна, 20-22 мая 2013 г.). Т. 3. – М.: Физматлит, 2013.
10. Тарасов В.Б., Калуцкая А.П., Святкина М.Н. Гранулярные, нечеткие и лингвистические онтологии для обеспечения взаимопонимания между когнитивными агентами// Open Semantic Technologies for Intelligent Systems (OSTIS-2012). 2012.
11. Потапова Е.В. Модель лингвистической онтологии предметной области с нечеткими семантическими состояниями терминов// Бионика интеллекта. № 2 (79). 2012.
12. Курейчик В.М., Курейчик Л.В. Построение онтологии для поиска нетривиальных знаний // Информатика, вычислительная техника и инженерное образование. № 4(24). 2015.
13. Котов Д.В., Молявко А.А. Композиционная онтологическая модель процесса принятия решения в системах военного назначения // Сборник трудов XXV Международной научно-технической конференции «Радиолокация, навигация, связь». Т. 6. Воронеж, 16–18 апреля 2019 г.
14. Котов Д.В., Злобинова М.В., Сивакова Л.Н. Применение мультиагентных информационно-поисковых систем в АСУ ВПВО // Вестник ВА ВПВО. Вып. №20, – Смоленск: Изд-во ВА ВПВО, 2018.

References

1. Borisov V.V., Kotov D.V., Molyavko A.A. Results of information analysis of process of organization of the fighting forces and air defense systems in common information space of the RF armed forces // Bulletin VA VPVO. Iss. No. 20. 2018. (in Russian)
2. Dobrov B. V., Ivanov V. V., Lukashevich N. In. Soloviev V. D. Ontologies and thesauruses: models, tools, applications. – М.: Binom. Laboratory of knowledge, 2009. (in Russian)
3. Konstantinova N.S., Mitrofanova O.A. Ontology as a system of knowledge storage [Electronic resource]. – Access mode: http://www.sciinnov.ru/icatalog_new/index.php?action=send_at&entry_id=68352&fname=68352e2-st08 (date accessed: 07.08.2016). (in Russian)
4. Kureychik V.M. Information processing on the basis of ontologies // Proceedings of the Congress on intelligent systems and information technologies "IS&IT'15". Vol.2. – Taganrog: Publishing house of SFU, 2015. (in Russian)

5. Gavrilova T.A., Kudryavtsev D.V., Muromtsev D.I. Knowledge engineering. Models and methods. – SPb, Lan', 2016. (in Russian)
 6. Tsukanova N.I. Ontological model of knowledge representation and organization. – Moscow, Hot Line – Telecom, 2014. (in Russian)
 7. Zaitseva O.V. Ontological model of the subject area of research organization // Prospects of science and education. No. 1. 2014. (in Russian)
 8. Kotelenko S. A. Formal description of ontologies based on fuzzy hypergraphic data model // Proceedings of the Southern Federal University. Technical science. No. 6(50). 2005. (in Russian)
 9. Namestnikov A. M., Subhangulov R. A., Filippov A. A. Application of fuzzy models in problems of clustering and information retrieval of text project documents // Integrated models and soft computing in artificial intelligence. Collection of scientific papers of the VII International scientific-practical conference (Kolomna, may 20-22, 2013). Vol. 3. – Moscow, Fizmatlit, 2013. (in Russian)
 10. Tarasov V.B., Kalutskaya A.P., Svyatkina M.N. Granular, fuzzy and linguistic ontologies for mutual understanding between cognitive agents// Open Semantic Technologies of Intelligent Systems (OSTIS-2012). 2012. (in Russian)
 11. Potapova E.V. Model of linguistic ontology of the subject area with fuzzy semantic states of terms// Bionics of intelligence. No. 2 (79). 2012. (in Russian)
 12. Kureichik V.M., Kureichik L.V. Development of ontologies for the search of nontrivial knowledge // Informatics, Computer Science and Engineering Education. No. 4(24). 2015. (in Russian)
 13. Kotov D.V., Molyavko A.A. Compositional ontological model of decision-making process in military systems // Proceedings of the XXV International scientific and technical conference "Radar, navigation, communication". Vol. 6. Voronezh, April 16-18, 2019. (in Russian)
 14. Kotov D.V., Sobinova M.V., Sivakov L.N. The application of multi-agent information retrieval system in management information system // Bulletin VA VPVO. Iss. No. 20. 2018. (in Russian)
-



Международный журнал информационных технологий и энергоэффективности

Сайт журнала:

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



УДК 519

ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ НЕСТРУКТУРИРОВАННЫХ ТЕКСТОВЫХ ДОКУМЕНТОВ

Бровкин К.Е., Раскатова М.В.

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Национальный исследовательский университет «МЭИ», Россия (111250, г.Москва, ул. Красноказарменная, д. 14); e-mail: konstantinbrovkin@mail.ru

В статье приведены результаты исследования методов машинного обучения для автоматической многоклассовой классификации неструктурированных статей новостей, а также описаны этапы классификации: предварительная обработка данных, индексация методом мешка слов, уменьшение пространства признаков функцией TF-IDF.

Ключевые слова: классификация текстов, машинное обучение, предварительная обработка данных

RESEARCH OF MACHINE TRAINING METHODS FOR CLASSIFICATION OF UNSTRUCTURED TEXT DOCUMENTS

Brovkin K.E., Raskatova M.V.

National Research University "Moscow Power Engineering Institute", Russia (111250, Moscow, Krasnokazarmennaya street, 14); e-mail: konstantinbrovkin@mail.ru

The paper present the result of the study of machine learning methods for automatic multi-class classification of unstructured news articles, and describes the stages of classification: preliminary data processing, method of bag-of-words indexing, and reduction of feature space by the TF-IDF function.

Keywords: text categorization, machine learning, data preprocessing

Проблема автоматической классификации текстовых документов с помощью методов машинного обучения заключается в том, что нельзя заранее определить наиболее эффективный метод для решения конкретной задачи. Поэтому, как правило, проводят несколько экспериментов с различными методами для выявления наиболее подходящего подхода под конкретную задачу. Также влияние на точность классификации будет оказывать и язык, на котором написаны документы [1].

Формально задачу классификации можно выразить так [2]:

Задано множество документов $D = \{d_1, \dots, d_{|D|}\}$ и множество различных категорий (классов) $C = \{c_1, \dots, c_{|C|}\}$. Неизвестная целевая функция $\Phi: D \cdot C \rightarrow \{0,1\}$ задается формулой:

$$\Phi(d_j, c_i) = \begin{cases} 0, & \text{если } d_j \notin c_i \\ 1, & \text{если } d_j \in c_i \end{cases} \quad (1)$$

Требуется построить такую функцию $\Phi': D \cdot C \rightarrow \{0,1\}$, называемую классификатором, которая будет максимально близка к функции Φ . Отдельно стоит отметить, что в данной статье рассматривается случай, когда один документ d_j относится только к одной категории c_i . Этот случай называют многоклассовой однозначной классификацией.

Построение классификаторов для исследования методов машинного обучения проводилось для классификации набора текстовых документов, состоящего из 30000 новостных статей на русском языке с сайта Lenta.ru, равномерно распределённых по 7 различным категориям статей, таких как:

- экономика;
- наука и техника;
- культура;
- спорт;
- политика;
- происшествия;
- авто.

Данные в наборе хорошо сбалансированы по группам (рисунок 1), то есть их количество в каждой группе почти одинаковое ($\pm 0,12\%$).

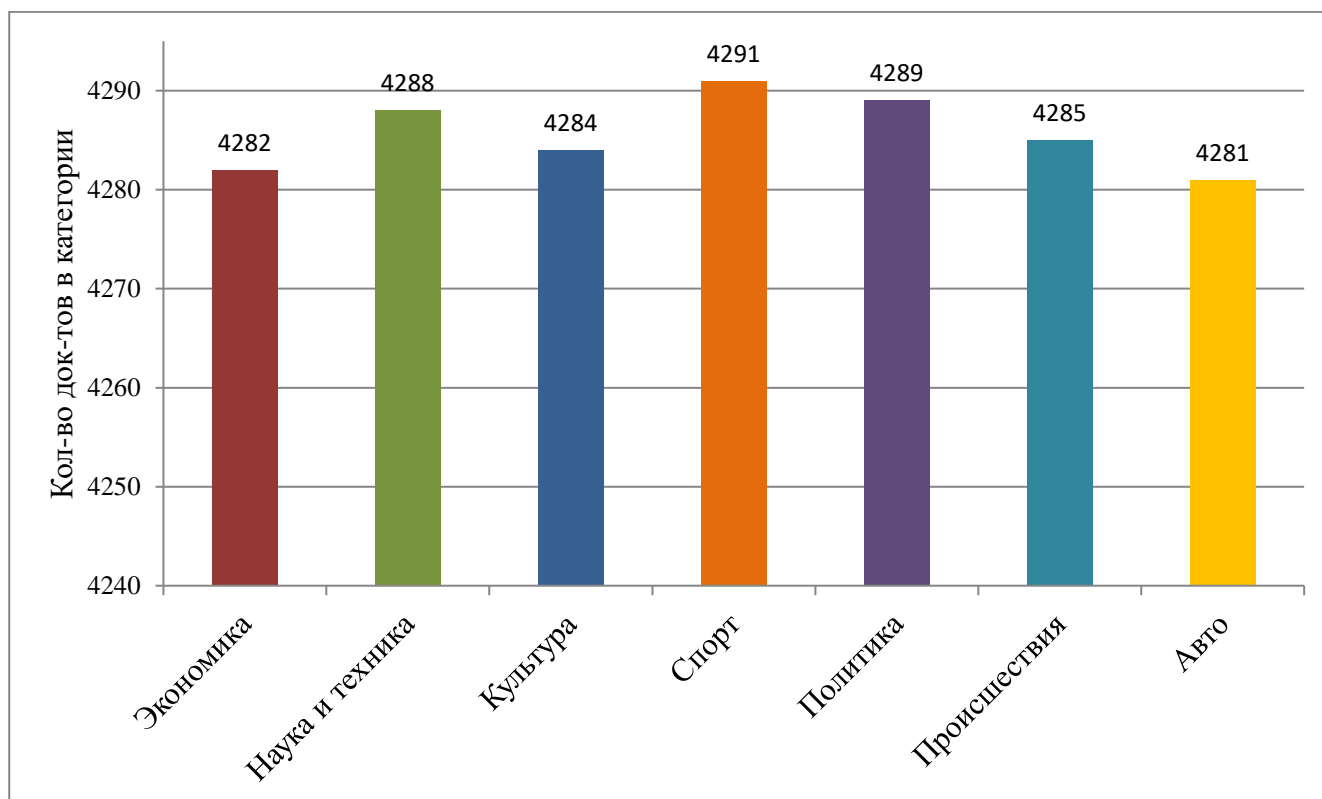


Рисунок 1 - Распределение текстовых документов по категориям

Решение задачи классификации состоит из следующих последовательных этапов [2]:

- предварительная обработка данных;
- индексация;
- уменьшение размерности пространства признаков;
- построение и обучение классификатора;
- оценка качества классификации.

Процесс предварительной обработки данных необходим для сокращения объёма документа и, как следствие, пространства признаков в массиве тестовых документов, что приводит к повышению точности классификатора. Предобработка текстовых документов заключается в следующем:

1. приведение текста к нижнему регистру;
2. удаление стоп-слов, то есть предлогов, причастий, междометий, частиц и других коротких слов, которые не несут смысловую нагрузку. Это позволяет сократить объём текста и увеличить его смысловую значимость;
3. удаление пунктуации;
4. лемматизация текста - процесс приведения слова к его нормальной форме, то есть выделение у заданного слова леммы. Позволяет избавиться от грамматической информации (падежи, род, число прилагательных, глагольные виды и времена, залого причастий и так далее) в исходном тексте, сохранив только важную смысловую составляющую, что позволяет определять слова с одинаковыми леммами как один и тот же элемент, приводя слова с похожим значением к одному слову [3].

Для индексации использовался метод мешка слов (bag of words) [4]. Суть этого метода в том, что все текстовые файлы разбиваются на отдельные слова и подсчитывается количество вхождений каждого оригинального слова в отдельно взятый документ, и, наконец, каждому слову присваивается целочисленный идентификатор. Этот метод подходит для небольших наборов данных, таких как описанный выше набор новостных статей.

Вычислительная сложность различных методов классификации напрямую зависит от размерности пространства признаков. Поэтому для эффективной работы классификатора часто прибегают к сокращению числа используемых признаков [5].

Существуют несколько способов определения веса признаков документа. Наиболее используемый в связке с методом индексации мешка слов - вычисление функции TF-IDF [5]. Функция TF-IDF [6] рассчитывает в текстовом документе вес слов (терминов), который является статистической мерой, используемой для оценки того, насколько важно слово для документа в наборе документов. Важность слова увеличивается пропорционально тому, сколько раз оно появляется в документе, но смещается на частоту слова в наборе документов.

TF (term frequency - частота термина) - отношение числа вхождений некоторого слова к общему числу слов документа. Таким образом, оценивается важность слова t_i в пределах отдельного документа.

$$tf(t, d) = \frac{n_t}{\sum_k n_k}, \quad (2)$$

где n_t есть число вхождений слова t в документ, а в знаменателе - общее число слов в данном документе.

IDF (inverse document frequency - обратная частота документа) - инверсия частоты, с которой некоторое слово встречается в документах коллекции. Учёт IDF уменьшает вес

широкоупотребительных слов. Для каждого уникального слова в пределах конкретной коллекции документов существует только одно значение IDF.

$$\text{idf}(t, D) = \log \frac{|D|}{|\{d_i \in D \mid t \in d_i\}|}, \quad (3)$$

где $|D|$ - число документов в коллекции;

$|\{d_i \in D \mid t \in d_i\}|$ - число документов из коллекции D , в которых встречается t (когда $n_t \neq 0$).

Выбор основания логарифма в формуле не имеет значения, поскольку изменение основания приводит к изменению веса каждого слова на постоянный множитель, что не влияет на соотношение весов.

Таким образом, мера TF-IDF является произведением двух сомножителей:

$$\text{tfidf}(t, d, D) = \text{tf}(t, d) * \text{idf}(t, D) \quad (4)$$

Большой вес в TF-IDF получают слова с высокой частотой в пределах конкретного документа и с низкой частотой употреблений в других документах.

Далее используя один из методов машинного обучения и набор признаков классификации, определённый на предыдущих этапах, осуществлялось обучение классификаторов. Методы машинного обучения, результаты работы которых, исследуются в данной статье:

- полиномиальный наивный Байес;
- Бернулли наивный Байес;
- метод k-ближайших соседей;
- метод деревьев решений;
- метод опорных векторов;
- нейронная сеть.

Для обучения и тестирования классификаторов всё множество документов случайным образом разделялось на два непересекающихся подмножества:

- набор данных для обучения (обучающая выборка);
- набор данных для проверки (тестирующая выборка).

На обучающем множестве строился классификатор, и определялись значения его параметров, при которых классификатор выдавал лучший результат. На тестовом наборе происходило вычисление эффективности классификатора.

Для обучения классификатора использовались 80% документов из набора новостных статей, то есть около 24000 документов. Для тестирования, соответственно, использовались оставшиеся 20% или около 6000 документов.

В итоге получены следующие экспериментальные данные (рисунок 2 и 3), на которых показаны точность и время выполнения рассматриваемых методов машинного обучения для данных текстовых документов прошедших предварительную обработку и нет.

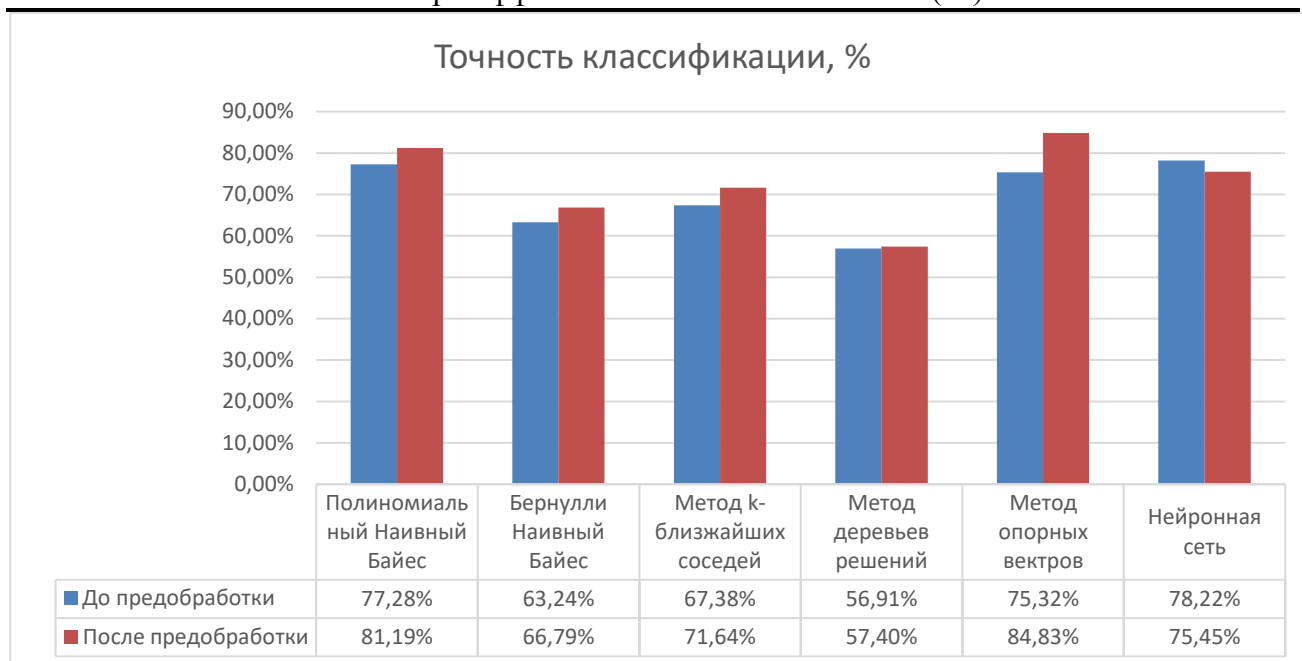


Рисунок 2 - Сравнение точности классификации при использовании различных методов машинного обучения

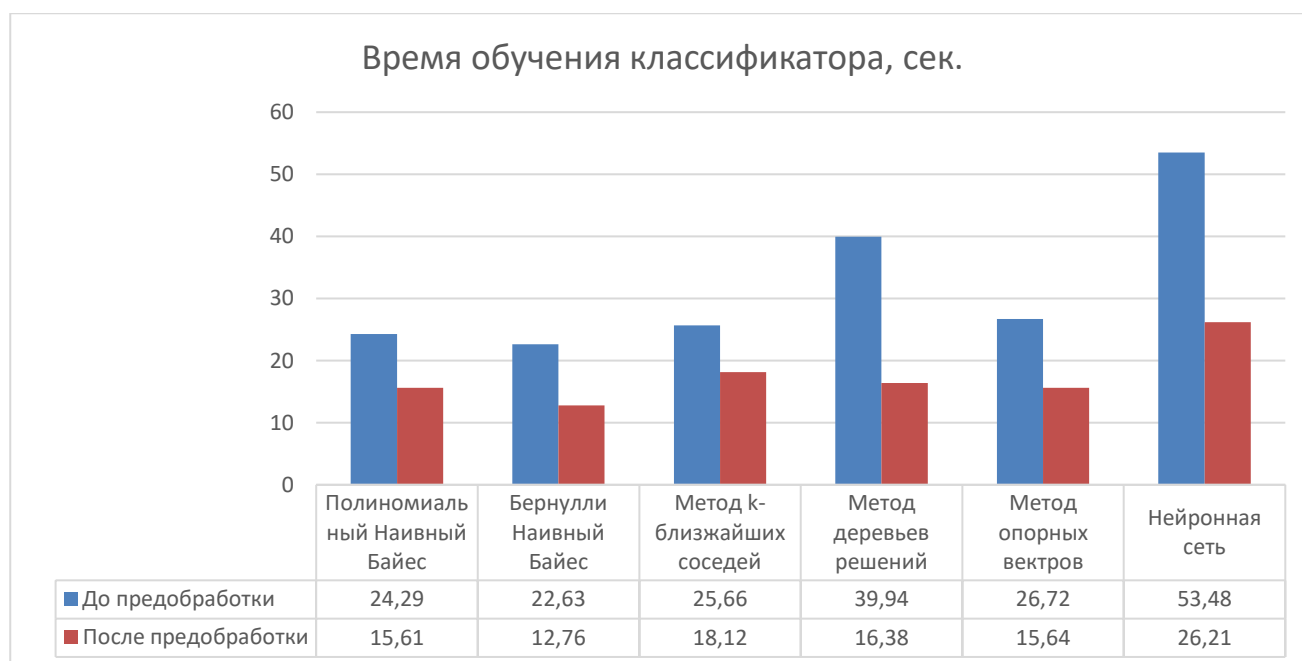


Рисунок 3 - Сравнение времени обучения классификаторов при использовании различных методов машинного обучения

На приведённых рисунках (рисунок 2 и 3) показано, что благодаря предварительной обработке документов удалось увеличить точность, а также сократить время обучения почти для всех классификаторов. Исключение составил классификатор с методом Нейронной сети, который потерял в точности 2,77% после предобработки.

Худшие результаты показал метод деревьев решений, как до, так и после операции предобработки. Его точность составила 56,91% и 57,40% соответственно.

До предобработки себя наилучшим образом с точки зрения точности показал метод Нейронной сети (78,22%), но уже после предобработки лучшая точность была достигнута методом опорных векторов (84,83%), именно этот метод прибавил в точности больше всех, его точность увеличилась на 9,51%.

Наиболее быстрым по времени обучения классификатора среди всех методов машинного обучения оказался метод Бернулли Наивный Байес: 22,63 и 12,76 секунд до и после предобработки. Самым медленным метод Нейронной сети: 53,48 и 26,21 секунда.

Лучшие результаты, как по точности, так и по времени обучения после предобработки показали следующие два классификатора: с помощью метода Полиномиального Наивного Байеса (81,19% точности; 15,61 сек. времени обучения) и метода Опорных векторов (84,83% точности; 15,64 сек. времени обучения).

Список литературы

1. Батура Т.В. Методы автоматической классификации текстов // Программные продукты и системы. - 2017. Т. 30, № 1. - С. 85-99.
2. Fabrizio Sebastiani: Machine Learning in Automated Text Categorization, 2002.
3. Natural Language Processing with Python/Bird, Steven, Edward Loper and Ewan Klein - O'Reilly Media Inc. - 2009. - С. 107-108.
4. Jason Brownlee: Deep Learning for Natural Language Processing, 2017.
5. Zhang X. Character-level Convolutional Networks for Text Classification/Zhang X., Zhao J., LeCun Y. - Montreal: 2015.
6. Jones K.S. A statistical interpretation of term specificity and its application in retrieval // Journal of Documentation : журнал. - MCB University: MCB University Press. - 2004. Т. 60, №5 - С. 493-502.

References

1. Batura T.V. Automatic text classification methods. Programmnye produkty i sistemy [Software & Systems]. 2017, vol. 30, no. 1, pp. 85-99 (in Russ.)
 2. Fabrizio Sebastiani: Machine Learning in Automated Text Categorization, 2002.
 3. Natural Language Processing with Python/Bird, Steven, Edward Loper and Ewan Klein - O'Reilly Media Inc. - 2009. - p. 107-108.
 4. Jason Brownlee: Deep Learning for Natural Language Processing, 2017.
 5. Zhang X. Character-level Convolutional Networks for Text Classification/Zhang X., Zhao J., LeCun Y. - Montreal: 2015.
 6. Jones K.S. A statistical interpretation of term specificity and its application in retrieval // Journal of Documentation : журнал. - MCB University: MCB University Press, 2004. - Vol. 60, no. 5. - p. 493-502.
-



Международный журнал информационных технологий и энергоэффективности

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



УДК 004.896

СПОСОБ УПРАВЛЕНИЯ ПРОМЫШЛЕННЫМИ ОБЪЕКТАМИ НА ОСНОВЕ РЕКУРРЕНТНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Павлюченкова М.В., Прокуденков Н.П.

Филиал федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Национальный исследовательский университет МЭИ» в г. Смоленске, Россия (214013, г. Смоленск, Энергетический проезд, дом 1); e-mail: mashulya.pavlyuchenkova@mail.ru

Статья посвящена проблеме автоматического управления на основе нейронных сетей. Предлагается способ управления промышленным объектом на основе нейронной сети долгой краткосрочной памяти и многослойного персептрона, который позволяет улучшить показатели качества управления, такие как время регулирования, перерегулирование и интегральный квадратичный показатель качества управления, при изменении параметров объекта управления в ходе работы. Сеть долгой краткосрочной памяти (LSTM) – рекуррентная нейронная сеть, основной особенностью которой является способность построения долгосрочных зависимостей. Способ управления заключается в распознавании значений параметра объекта управления и настройке коэффициентов ПИД регулятора для распознанного объекта. Обучение сетей проводится на данных, полученных в ходе активного эксперимента. Данными для обучения являются входной и выходной сигналы объекта управления. После обучения сети включаются систему управления.

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

METHOD OF MANAGEMENT OF INDUSTRIAL OBJECTS BASED ON RECURRENT NEURAL NETWORKS

Pavljuchenkova M.V., Prokudenkov N.P.

Smolensk Branch of Federal state budgetary educational institution of higher education "National research University Moscow power engineering Institute", Russia (214013, Smolensk, Energeticheski proezd, 1); e-mail: mashulya.pavlyuchenkova@mail.ru

The paper is devoted to the problem of automatic control based on neural networks. A method for managing an industrial object based on neural networks. A method for managing an industrial object based on neural network of long shot-term memory and multilayer perceptron is proposed, which allows to improve the quality of control quality, such as regulation time, overshoot and squared integral control quality index, when the parameters of the control object are changed during the work. The network of long short-term memory (LSTM) is a recurrent neural network, the main feature of which is the ability to build long-term dependencies. The control method consists in recognizing the values of the parameter of the control object and setting up the PID controller coefficients for the recognized object. Network training is conducted on the data obtained during the active experiment. Data for training are input and output signals of the control object. After training, the networks are embedded into the control system.

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

В настоящее время порядка 90-95% регуляторов, находящихся в эксплуатации, используют ПИД-алгоритмы. В связи с этим возникает вопрос о выборе метода настройки коэффициентов ПИД-регулятора.

Сложные технологические процессы связаны с влиянием на них целого ряда неопределенных факторов (внешних и параметрических возмущений). Для качественной работы систем управления технологическими процессами, работающими в условиях неопределенности, особую актуальность приобретают адаптивные подходы к работе таких систем. Одним из таких подходов является использование искусственных нейронных сетей (ИНС), для создания адаптивных систем управления. [3, 5].

В рамках статьи предложен способ управления промышленным объектом, базирующийся на методе гибридного нейроуправления, т. к. именно этот метод позволяет осуществлять настройку ПИД-регулятора в процессе работы системы при изменении параметров объекта управления. Модель двухконтурной адаптивной системы управления, для которой применён предложенный способ, представлена на рисунке 1. Она включает в себя две нейронных сети. Одна из них используется для идентификации параметров объекта управления, входными данными для неё являются сигналы на входе и выходе объекта управления; а вторая непосредственно для адаптации коэффициентов, на вход она получает значения параметров, распознанные сетью идентификации [4]. В качестве сети идентификации применена рекуррентная нейронная сеть долгой краткосрочной памяти (LSTM), содержащая слой LSTM, полносвязный слой и слой исключения [7]. Была выбрана именно эта сеть, т. к. её структура позволяет строить долгосрочные зависимости, что позволяет успешно анализировать изменение параметра объекта и предугадывать его следующее значение. В качестве сети адаптации выбран многослойный персептрон с одним скрытым слоем, т. к. в его задачу входит определение оптимальных коэффициентов ПИД-регулятора в зависимости от значения параметра объекта управления. Для получения обучающих выборок для нейронных сетей необходимо проведение активного эксперимента с изменением параметров, которое предполагается в дальнейшем у объекта управления.

Учитывая, что все промышленные объекты, при настройке параметров ПИД-регулятора, представляются в виде моделей первого или второго порядков с запаздыванием или без него [1,6], анализ предложенной модели будем производить для таких объектов.

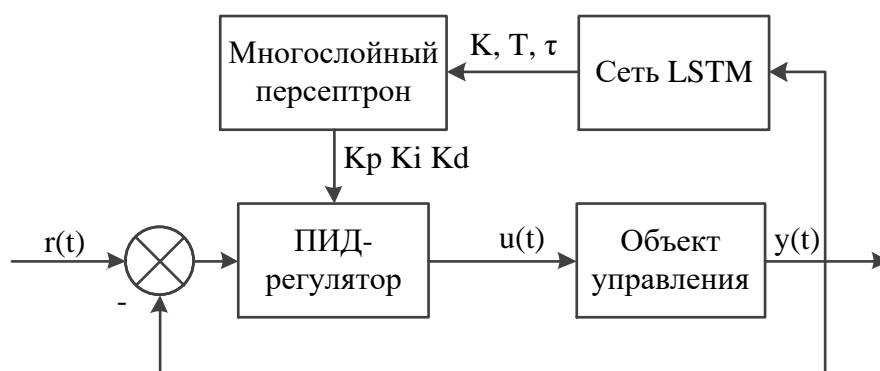


Рисунок 1 – Разработанная модель САУ

Рассмотрим предложенный способ на примере объекта с передаточной функцией первого порядка с запаздыванием:

$$W(p) = \frac{5e^{-0.6p}}{(5p + 1)}$$

Произведем расчет коэффициентов для ПИД-регулятора по методике, основанной на ограничении показателя колебательности [6]. Значение M возьмем равным 1.3. Полученные коэффициенты для ПИД-регулятора:

$$K_p = 2.202, K_i = 1.5, K_d = 0.344$$

Для данного объекта использовалась сеть LSTM с 10 нейронами в LSTM слое с функциями активации сигмоида и гиперболический тангенс и многослойный персептрон с 5 нейронами в скрытом слое и сигмоидальной функцией активации.

На рисунке 2 представлены выходные характеристики систем на единичное ступенчатое воздействие при значении постоянной времени $T = 5$.

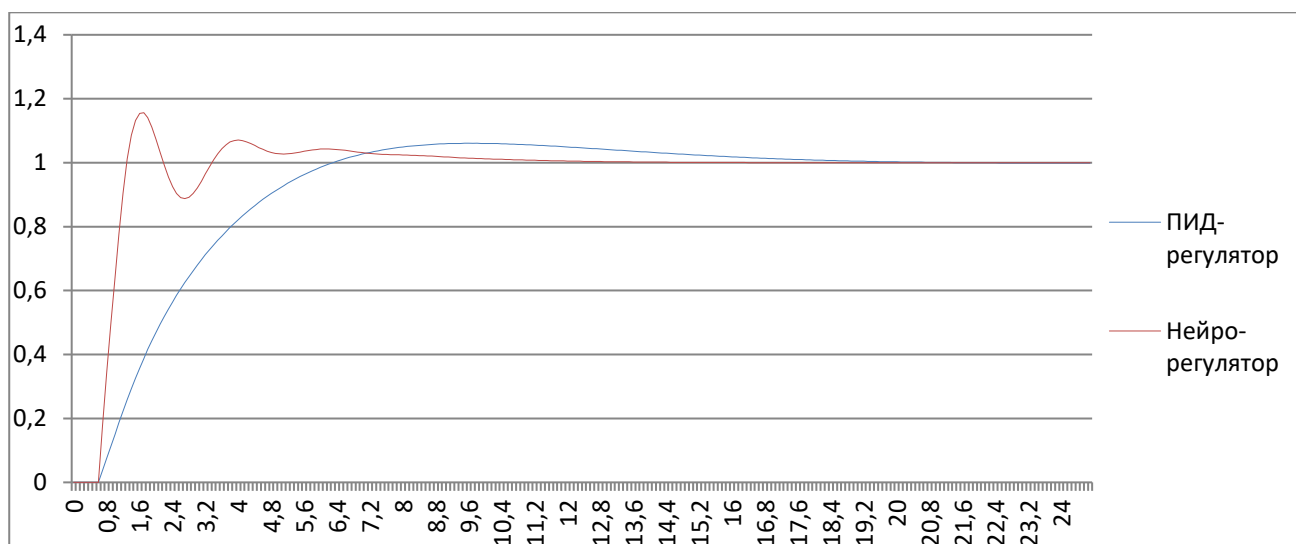


Рисунок 2 – Выходные характеристики систем на основе ПИД-регулятора и нейро-регулятора при $T = 5$

На рисунке 3 представлены выходные характеристики систем на единичное ступенчатое воздействие при значении постоянной времени $T = 4.5$.

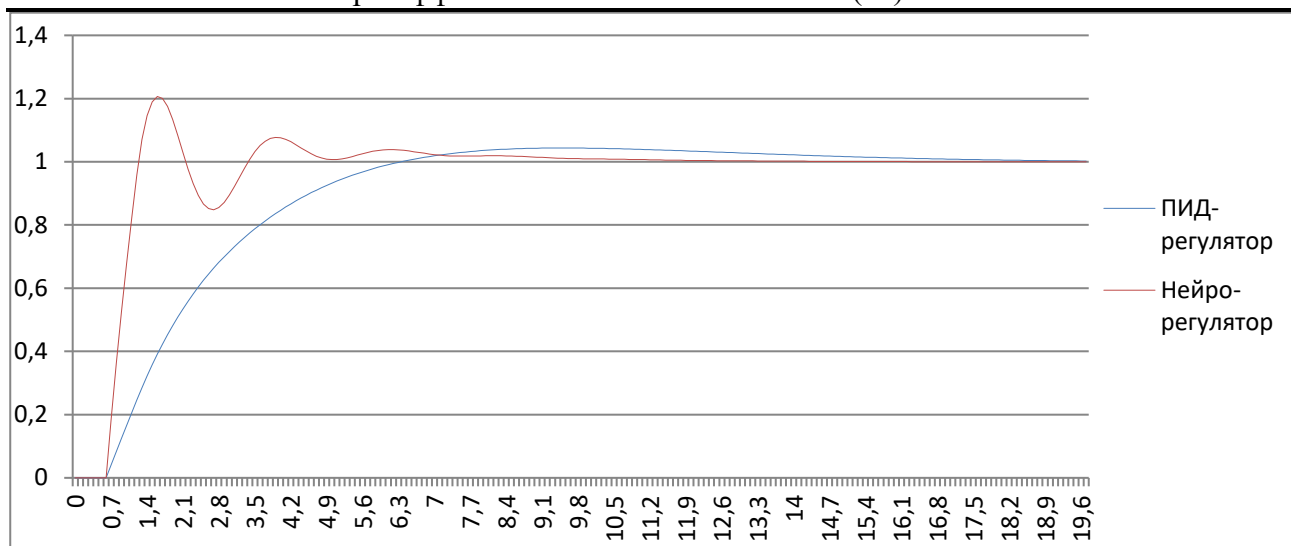


Рисунок 3 – Выходные характеристики систем на основе ПИД-регулятора и нейро-регулятора при $T = 4.5$

В таблице 1 представлены сравнительные характеристики систем при изменении постоянной времени T объекта управления. Время регулирования определялось при значении допустимого отклонения $\Delta = 5\%$.

Таблица 1 – Сравнение систем с ПИД-регулятором и нейро-регулятором по времени регулирования

	При $T = 5$		При $T = 4.5$		При $T = 5.5$	
	Время регулирования, с	Интегральный квадратичный показатель	Время регулирования, с	Интегральный квадратичный показатель	Время регулирования, с	Интегральный квадратичный показатель
ПИД-регулятор	11,90	1,74	5,30	1,64	13,60	34,00
Нейро-регулятор	12,10	0,88	4,40	0,88	4,60	8,80
Улучшение, %	нет	49,42	16,98	46,10	66,18	74,12

Рассмотрим объект управления с передаточной функцией второго порядка:

$$W(p) = \frac{6}{(2p + 1)(4p + 1)}$$

Для данного объекта при показателе колебательности $M=1.55$, были получены следующие коэффициенты:

$$K_p = 2.053, K_i = 3.075, K_d = 0.318$$

Для данного объекта использовалась сеть LSTM с 10 нейронами в LSTM слое с функциями активации сигмоида и гиперболический тангенс и многослойный персептрон с 10 нейронами в скрытом слое и сигмоидальной функцией активации.

На рисунке 4 представлены выходные характеристики систем на единичное ступенчатое воздействие при $\tau = 0$.

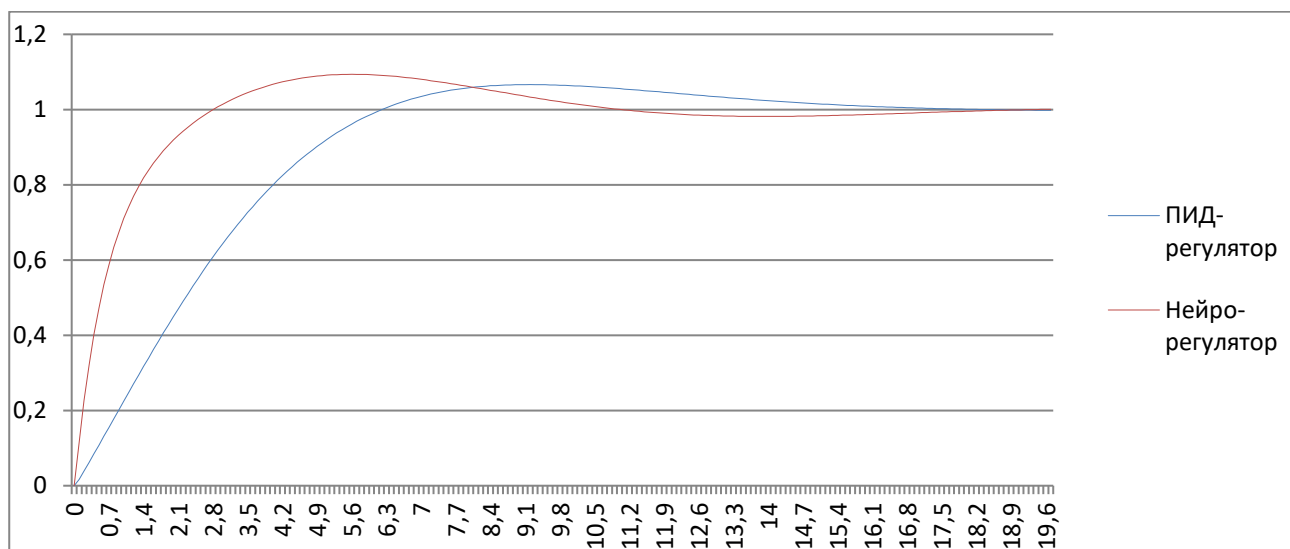


Рисунок 4 – Выходные характеристики систем на основе ПИД-регулятора и нейро-регулятора при $\tau = 0$

На рисунке 5 представлены выходные характеристики систем на единичное ступенчатое воздействие при $\tau = 0.6$.

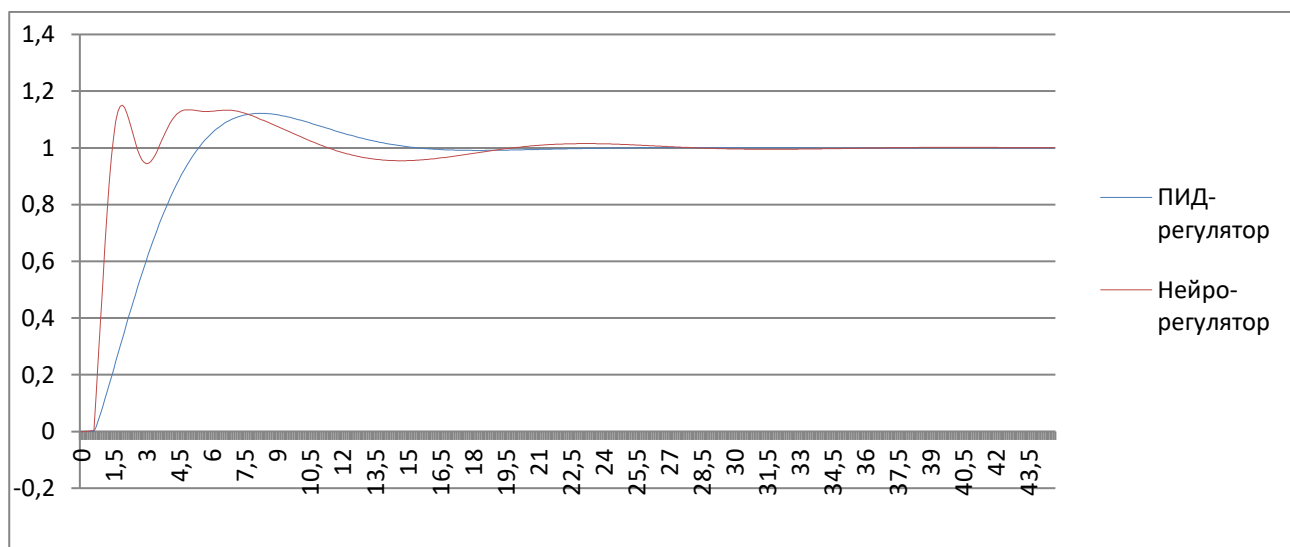


Рисунок 5 – Выходные характеристики систем на основе ПИД-регулятора и нейро-регулятора при $\tau = 0.6$

В таблице 2 представлены сравнительные характеристики систем при изменении задержки τ объекта управления.

Таблица 2 – Сравнение систем с ПИД-регулятором и нейро-регулятором по времени регулирования

	$\tau = 0$		$\tau = 0.3$		$\tau = 0.6$	
	Время регулирования, с	Интегральный квадратичный показатель	Время регулирования, с	Интегральный квадратичный показатель	Время регулирования, с	Интегральный квадратичный показатель
ПИД-регулятор	11,60	1,62	12,00	1,83	12,20	2,07
Нейро-регулятор	8,50	0,48	9,10	0,69	9,80	1,01
Улучшение, %	26,72	70,16	24,17	62,29	19,67	51,37

В рамках статьи было показано, что двухконтурная модель управления с использованием сети LSTM и многослойного персептрона для распознавания параметров объекта управления и настройки коэффициентов ПИД регулятора в процессе работы улучшает качество регулирования при изменении параметров объекта управления. А именно, сокращает время регулирования, и уменьшает интегральный квадратичный показатель качества управления. К недостаткам метода стоит отнести необходимость проведения активного эксперимента для сбора обучающих данных для нейронных сетей и увеличение значения перерегулирования.

Список литературы

1. Автоматические регуляторы в системах управления и их настройка [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://www.compitech.ru/html.cgi/arhiv/03_04/stat_154.htm (Дата обращения: 01.05.2019)
2. Классификация объектов управления [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.infor.wallst.ru/5/ab8.htm> (Дата обращения: 20.04.2019)
3. Кабирова А. Н. Методы и комплексы программ построения нейросетевых моделей регуляторов для управления динамическим объектом: диссертация кандидата технических наук. Казанский национальный исследовательский технический университет им. А.Н. Туполева-КАИ, Казань, 2017
4. Шаровин И. М. Разработка математического и программного обеспечения нейросетевых алгоритмов адаптивных АСР: диссертация кандидата технических наук. Национальный исследовательский институт МЭИ, Москва, 2013
5. Показатели качества регулирования [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://automation-system.ru/main/10-regulyator/xarakteristiki-i-svoystva/23-74-pokazateli-kachestva-processa-upravleniya.html> Дата обращения (05.05.2019)
6. Ротач, В.Я. Теория автоматического управления: учебник для вузов / В.Я. Ротач. – 4-е изд., стереот. – М.: Издательский дом МЭИ, 2007. – 400 с.
7. Elias Reichensdörfer, Johannes Günther, Klaus Diepold Recurrent Neural Networks for PID Auto-tuning Adaptive Control and Identification of Nonlinear Systems // Institute for Data Processing Technische Universität München. – 2017. – 84с.

8. Klaus Greff, Rupesh K. Srivastava, Jan Koutník, Bas R. Steunebrink, Jürgen Schmidhuber LSTM: A Search Space Odyssey // Transactions on neural networks and learning systems. 2017. –12 p.

References

1. Automatic controllers in control systems and their setting [Electronic resource]. - Access mode: http://www.compitech.ru/html.cgi/arhiv/03_04/stat_154.htm - (Date of circulation: 01.05.2019)
 2. Classification of control objects [Electronic resource]. - Access mode: <http://www.infor.wallst.ru/5/ab8.htm> - (Date of circulation: 20.04.2019)
 3. Kabirova A. N. Methods and software complexes for building neural network models of regulators for controlling a dynamic object: dissertation of a candidate of technical sciences. Kazan National Research Technical University. A.N. Tupolev-KAI, Kazan, 2017.
 4. Sharovin I. M. Development of mathematical and software neural network algorithms for adaptive ASR: dissertation of a candidate of technical sciences. National Research Institute MEI, Moscow, 2013
 5. Indicators of quality regulation [Electronic resource]. - Access mode: <https://automation-system.ru/main/10-regulyator/xarakteristiki-i-svoystva/23-74-pokazateli-kachestva-processa-upravleniya.html> - (Date of circulation: 05.05.2019)
 6. 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.
 7. Elias Reichensdörfer, Johannes Günther, Klaus Diepold Recurrent Neural Networks for PID Auto-tuning Adaptive Control and Identification of Nonlinear Systems // Institute for Data Processing Technische Universität München. – 2017. – 84с.
 8. Klaus Greff, Rupesh K. Srivastava, Jan Koutník, Bas R. Steunebrink, Jürgen Schmidhuber LSTM: A Search Space Odyssey // Transactions on neural networks and learning systems. 2017. –12 p
-



Международный журнал информационных технологий и энергоэффективности

Сайт журнала:

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



УДК 004.912

АНАЛИЗ ПОДХОДОВ И ЛИНГВИСТИЧЕСКИХ СРЕДСТВ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ ИЗВЛЕЧЕНИЯ УТВЕРЖДЕНИЙ ИЗ НЕФОРМАЛИЗОВАННЫХ ТЕКСТОВ

Якушева К.И.

Филиал федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Национальный исследовательский университет МЭИ» в г. Смоленске, Россия (214013, г. Смоленск, Энергетический проезд, дом 1); e-mail: www.roksana@mail.ru

В статье рассматриваются основные виды извлекаемой информации. Описываются особенности извлечения из неформализованного текста именованных сущностей, отношений, фактов и событий. Приводится анализ двух подходов: машинного обучения и подхода на правилах (инженерного подхода). Описаны плюсы и минусы данных подходов. Приводится обзор и анализ лингвистических средств, используемых при подходе на правилах: лингвистических шаблонов, лингвистических правил и онтологий. Описаны достоинства и недостатки каждого из этих лингвистических средств. В статье представлен вывод о целесообразности использования онтологии для повышения точности и полноты извлечения утверждений из неформализованного текста.

Ключевые слова: извлечение информации из текста, компьютерная лингвистика, подход на правилах, машинное обучение, онтологии предметной области, лингвистические шаблоны, лингвистические правила.

ANALYSIS OF APPROACHES AND LINGUISTIC MEANS OF SOLVING THE PROBLEM OF EXTRACTING ASSERTIONS FROM UNSTRUCTURED TEXTS

Yakusheva K.I.

Smolensk Branch of Federal state budgetary educational institution of higher education "National research University Moscow power engineering Institute", Russia (214013, Smolensk, Energeticheski proezd, 1); e-mail: www.roksana@mail.ru

The article discusses the main types of extracted information. The features of extracting named entities, relations, facts and events from non-formalized text are described. An analysis of two approaches is given: machine learning and the rule-based approach (engineering approach). Pros and cons of these approaches are described. A review and analysis of the linguistic means used in the approach on the rules: linguistic patterns, linguistic rules and ontologies. The advantages and disadvantages of each of these linguistic means are described. The article presents conclusions about the appropriateness of using ontology to improve the accuracy and completeness of extracting statements from a non-formalized text.

Keywords: Information Extraction, Text Mining, rule-based approach, machine learning, ontology, lexical approach.

Одной из значимых практических задач компьютерной лингвистики (КЛ), можно назвать задачу извлечения информации из текста (*Information Extraction*) [1], ее также можно отнести

к направлению Text Mining. Это востребовано в решении задач экономической и производственной аналитики.

Решение этой задачи связано с выявлением в тексте на естественном языке (ЕЯ) определенных объектов – именованных сущностей (имен персоналий, географических названий, названий фирм и пр.), их отношений и связанных с ними фактов или событий. Также сюда можно отнести выявление утверждений. Утверждения очень похоже на факты и события, но строятся по строго определенной структуре и могут быть представлены тройкой, вида Субъект(Объект) – Предикат – Объект(Свойство). Пример выглядит таким образом: субъект — «трава», предикат — «имеет цвет», объект — «зеленый».

Основными этапами извлечение информации из текста можно назвать извлечение сущностей, извлечение отношений и извлечение фактов.

Целью данной статьи является анализ некоторых особенности извлечение сущностей и отношений, а также анализ основных подходов и некоторых лингвистических средств к решению данной задачи.

Особенности извлечения сущностей из неформализованного текста

Зачастую, текст из которого требуется извлекать данные слабо структурирован или не структурирован вовсе, поэтому в дальнейшем будем рассматривать случай извлечения, когда текст неструктурированный, его еще называют неформализованный.

Именованными сущностями принято называть объекты определенного типа [2]. Изначально выделяли:

- имена персоналий,
- название организаций,
- географические объекты.

На сегодняшний день к ним также можно добавить:

- даты и временные отрезки,
- номера телефонов,
- адреса,
- марки товаров,
- обозначения денежных единиц,
- ссылки на литературу,
- гены, белки, химические вещества.

Списка категорий (видов) именованных сущностей, который бы являлся общепринятым – нет, но существуют работы, в которых описываются попытки их создать – см. расширенную иерархию, состоящую из 200 видов [3].

Извлечение именованных сущностей связано с рядом сложностей.

1. Существует большое число разных сущностей и объектов, и их число постоянно увеличивается в связи с появлением новых.
2. Существует множество различных способов именования одной и той же сущности. Примером может служить William H. Gates, которого также можно именовать как Билл Гейтс, или владелец компании Microsoft.
3. Часто возникает проблема установления кореференции имен. Кореференция – это вид текстовой или синтаксической связности, при которой две или более

номинативных (именных) групп называют один и тот же объект (референт). Примером кореференции можно считать ГАИ и ГИБДД – по сути обозначают один и тот же референт.

4. Большая зависимость от контекста. Именованные сущности могут относиться к разным видам (категориям). Например, если мы говорим о надвигающиеся на центральную часть России грозы – речь о России идет как о географическом объекте. А если, говорим о вступлении России и ЕС – Россия выступает уже как страна.

Полное решение задачи извлечения именованной сущности в общем случае включает:

1. нахождение наименований сущности в тексте;
2. определение категории сущности;
3. связывание сущности с референтом (называемым лицом/объектом), если именованная сущность является именем собственным.

Особенности извлечения отношений из неформализованного текста

Следующей по сложности задачей можно назвать задачу извлечение отношений между объектами; обычно рассматриваются отношения только между двумя объектами. Это актуально для задачи извлечения утверждений, т.к. утверждение представляет собой связь двух сущностей и отношение между ними. Типы извлекаемых отношений зависят от прикладной задачи и предметной области текстов. Например, из новостных текстов можно получить информацию о том, кто какую должность занимает (отношение «занимать должность»), из научных статей по химии извлечь информацию о взаимодействии веществ (отношение «вступать в реакцию») и др.

Для выявления в тексте отношений так или иначе требуется привлечение информации о типичных конструкциях (контекстах) их выражения.

- атрибуты конкретных объектов. Например, атрибутами объекта – квартира (продажа/покупка), могут выступать: этаж, адрес, метраж, количество комнат, количество этажей в доме и т.д.;
- отношения (связи) конкретных объектов.

Можно выделить два вида отношений:

- общие: часть-целое, причина-следствие;
- зависящие от предметной области (ПрО) текста: работать_в, быть_участником, вступать_в_организацию.

При извлечении учитываются типичные конструкции описания атрибутов и отношений. Сложность заключается в том, что отношения могут быть непостоянны.

Особенности извлечения фактов и событий из неформализованного текста

По своей сути извлечения фактов и событий объединяет в себе извлечение сущностей и отношений, поэтому можно сказать, что извлечение фактов самая сложная задача при извлечении информации в целом. Эта задача может использоваться для формирования новостных лент или служить основой для таких задач КЛ как, аннотирование и реферирование текста.

Сложность состоит в том, что в событие может участвовать несколько именованных сущностей, которые связаны определенным набором отношений. Например, событие «выдача кредита» фиксирует кто, кому, когда и в каком размере выдал кредит:

Юго-Восточный банк Сбербанка выдал в 2014 году оборонным предприятиям кредиты на 17,8 млрд рублей.

Можно заметить, что событие описывается определенным набором атрибутов (параметров) и их значений, в данном примере: заемщик, кредитор, сумма займа, время займа (может быть также добавлен атрибут срок возврата кредита). Такой набор образует так называемый семантический фрейм события [4]; значениями атрибутов выступают именованные сущности.

Особенности, которые стоит учитывать при извлечении фактов и событий:

1. событие или факт в тексте может быть выражено по-разному. Например, *Правительство РФ ответило американскому премьеру ...* или *В Правительстве РФ ответили на обвинения американского премьера ...*

2. часто сложно найти слово или словосочетание, которое выражает суть события.

3. могут встречаться слова, изменяющие суть (с частицами *почти, не*).

4. нередко необходимо слияние частичных описаний, полученных из разных предложений.

Анализ существующих подходов к извлечению утверждений

Машинное обучение – подход при котором требует большого объема вводных данных. Нужно создать максимальное покрытие лингвистической информацией обучающей выборки текстов: разметить всю морфологию, синтаксис, семантику.

Плюсы такого подхода заключаются в том, что он не требует ручного труда кроме создания размеченного корпуса. Не требуется составления лингвистических правил, шаблонов или онтологий. Если необходимо то, такая система легко перенастраивается и переобучается. Правила получаются более абстрактными.

К минусам можно отнести следующие. Инструменты для автоматической разметки русскоязычных текстов очень развиты, а существующие не всегда легкодоступны. Корпуса текстов должны быть достаточно объемными, правильно, однообразно и полностью размечены, что является достаточно трудоемким процессом. Кроме этого, в них трудно отследить ошибки, и точно ее исправить.

Подход, основанный на правилах, заключается в поиске с использованием правил и шаблонов, которые составляются вручную. Эксперты составляют описания типов информации, которые необходимо извлечь. Подход хорош тем, что, при обнаружении ошибки, очень просто найти ее причину и внести необходимые изменения в правила. Проще всего составляются правила для унифицированных и стандартизированных объектов: имен, дат, наименований компаний и т.п.

Подход по правилам использует: применение лингвистических правил и шаблонов, содержащих лексическую и грамматическую информацию об извлекаемой конструкции.

К недостаткам данного подхода можно отнести: трудоемкость создания правил, необходимость привлечения специалиста в области лингвистики, невозможность предусмотреть все варианты частных случаев, которые необходимо отразить в правилах.

Но вместе с тем есть и преимущества: уже созданные правила легко модифицировать и пополнять, в настоящее время правила зачастую описываются формальным языком, это позволяет легко в них ориентироваться.

Системы извлечения информации, использующие подход на правилах, опираются в своей работе на лингвистические шаблоны и правила, а также словарные ресурсы.

Анализ существующих подходов к извлечению утверждений

Лингвистический шаблон представляет собой формальное описание (образец) языковой конструкции, которую необходимо найти в тексте, чтобы извлечь нужную информацию. Например, N «работает в» NP, N «купил» N, где N – существительное, а NP (Noun Phrase) – группа существительного.

Лингвистические правила обычно состоят из двух частей. Левая часть правила (часть ЕСЛИ) содержит шаблон (образец) искомой языковой конструкции, а правая (часть ТО), в свою очередь, описывает действия, которые необходимо совершить, например, извлечь составляющие ее элементы (слова), приписать им определённую категорию и т.п.

Онтологический подход предполагает использование онтологии для извлечения отношений. По известному определению Т. Грубера, онтология – это спецификация концептуализации предметной области [5]. Концептуализация – это структура реальности, рассматриваемая независимо от словаря предметной области и конкретной ситуации.

Онтологии применяются сейчас довольно часто, и сфера их применения расширяется очень быстро. Одно из задач, которая решается с использованием онтологий является – организация поиска по смыслу в текстовой информации [6]. Текстовая информация пока еще остается основой документооборота. Объем этой информации очень велик, а задачи поиска и систематизации сложные и выполняют ответственную задачу.

Новыми задачами, связанными с извлечением знаний из текста, являются:

- формирование сообщений на заданную тему;
- извлечение новых фактов по интересующей теме;
- реализация виртуального собеседника.

Для извлечения фактов по интересующей теме целесообразно использовать онтологию ПрО.

В настоящее время распространено использование лингвистических онтологий, которые создаются на базе существующей в языке лексики и используются для построения модулей лингвистических процессоров.

Онтологический подход можно рассматривать как один из этапов синтаксического анализа. Он может применяться как совместно с правилами и шаблонами, так и самостоятельно. Отличие такого подхода заключается в ориентации используемых лингвистических описаний на конкретные предметные области.

К недостаткам можно отнести: относительная сложность интерпретации извлекаемых из онтологии данных, необходимость привлекать экспертов для создания онтологий, необходимость решения вопроса автоматического пополнения онтологии.

Плюсы использования онтологий. Онтологии представляют наиболее полное описание предметной области, а значит обеспечивают извлечение именно тех понятий и отношений, которые в ней представлены. Благодаря тому, что все данные в онтологии представляют собой связанный граф, мы можем пройти по нему и извлечь больше информации, чем при подходе на правилах. Можно использовать несколько онтологий, которые будут выполнять разные задачи.

Можно сделать вывод, что машинный подход более удобен для автоматической обработки текстов, но для русского языка не представлены достаточно хорошие средства составления размеченных корпусов знаний, поэтому удобнее использовать подход на правилах. Также стоит брать во внимание вид извлекаемой информации, для извлечения утверждений

наиболее подходящими являются подходы на правилах, так как с помощью лингвистических правил, шаблонов и онтологий описать конкретную Про проще, чем в ручную размечать текстовые корпуса. Использование комбинации лингвистических шаблонов и онтологий позволяет добиться достаточно высокой точности и полноты текста, так как шаблоны и правила позволяют описать стандартные варианты для заданной Про. А онтология расширяет и дополняет эти средства.

В статье были рассмотрены основные виды извлекаемой информации: сущности, отношения, факты и события. Представлен анализ подходов к извлечению информации из неформализованных текстов. Представлен обзор лингвистических средств, использующихся при подходе на правилах. Исходя из плюсов и минусов представленных подходов и средств был сделан вывод о целесообразности использования онтологий для повышения точности и полноты извлечения утверждений в дополнении к лингвистическим правилам и шаблонам.

Список литературы

1. Grishman R., Information Extraction. In: The Handbook of Computational Linguistics and Natural Language Processing. A. Clark, C. Fox, and S. Lappin (Eds), Wiley-Blackwell, 2010, pp. 515-530.
2. Большакова Е.И., Воронцов К.В., Ефремова Н.Э., Клышинский Э.С., Лукашевич Н.В., Сапин А.С. Автоматическая обработка текстов на естественном языке и анализ данных. – М.: НИУ ВШЭ, 2017, 296 с.
3. Sekine's Extended Named Entity Hierarchy. URL: <http://nlp.cs.nyu.edu/ene/>. (дата обращения 21.05.2019).
4. Feldman R., Sanger J. (ed.). The text mining handbook: advanced approaches in analyzing unstructured data. — Cambridge University Press, 2007.
5. Gruber, T. R. A translation approach to portable ontology specification. // Knowledge Acquisition. 1993. Vol. 5. № 1. Pp. 199–220.
6. Башмаков А.И., Башмаков И.А. Интеллектуальные информационные технологии. – Москва, Издательство МГТУ имени Н.Э. Баумана, 2005. – 304 с.

References

1. Grishman R., Information Extraction. In: The Handbook of Computational Linguistics and Natural Language Processing. A. Clark, C. Fox, and S. Lappin (Eds), Wiley-Blackwell, 2010, pp. 515-530.
 2. Bolshakova E.I., Vorontsov K.V., Efremova N.E., Klyshinsky E.S., Lukashevich N.V., Sapin A.S. Automatic processing of natural language texts and data analysis. - M.: HSE, 2017, 296 p.
 3. Sekine's Extended Named Entity Hierarchy. URL: <http://nlp.cs.nyu.edu/ene/>. (referral date of May 21, 2019).
 4. Feldman R., Sanger J. (ed.). The text mining handbook: advanced analysis in analyzing unstructured data. - Cambridge University Press, 2007.
 5. Gruber, T. R. A translation approach to portable ontology specification. // Knowledge Acquisition. 1993. Vol. 5. No. 1. Pp. 199-220.
 6. Bashmakov A.I., Bashmakov I.A. Intellectual information technologies. - Moscow, Publishing House of Moscow State Technical University named after NE Bauman, 2005. - 304 p.
-



Международный журнал информационных технологий и энергоэффективности

Сайт журнала:

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



УДК 004.912

ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНОЕ СРАВНЕНИЕ АЛГОРИТМОВ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ОРИЕНТАЦИИ ДЛЯ МУЛЬТИКОПТЕРОВ

Сергеенков Д.Д.

Филиал федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Национальный исследовательский университет МЭИ» в г. Смоленске, Россия (214013, г. Смоленск, Энергетический проезд, дом 1); e-mail: dumohsmol@yandex.ru

Статья посвящена экспериментальному сравнению трёх алгоритмов определения ориентации мультикоптера: двух вариантов комплементарного фильтра (фильтр Махони, фильтр Маджвика), а также фильтра Калмана. Все алгоритмы используют два датчика: трёхосевой датчик угловой скорости и трёхосевой датчик линейного ускорения. Представлено и описано испытательное устройство, а также план эксперимента. По результатам эксперимента, для каждого алгоритма произведена оценка отклонения расчетной ориентации от реального положения.

Ключевые слова: ориентация мультикоптеров, фильтр Махони, фильтр Маджвика, фильтр Калмана.

EXPERIMENTAL COMPARISON OF DEFINITION ALGORITHMS ORIENTATIONS FOR MULTICOPTERS

Sergeenkov D. D.

Smolensk Branch of Federal state budgetary educational institution of higher education "National research University Moscow power engineering Institute", Russia (214013, Smolensk, Energeticheski proezd, 1); e-mail: dumohsmol@yandex.ru

The article is devoted to an experimental comparison of three algorithms for determining the orientation of a multicopter: two variants of a complementary filter (Mahony filter, Madgwick filter), and Kalman filter. All algorithms utilize two sensors: a three-axis angular velocity sensor and a three-axis linear acceleration sensor. A test device was presented and described, with an experiment plan. According to the results of the experiment, deviation of orientation estimate from the actual position was calculated for each algorithm.

Keywords: multicopter orientation, Mahoney filter, Majvik filter, Kalman filter.

В настоящее время началось бурное развитие нового класса миниатюрных беспилотных летательных аппаратов – мультироторных БПЛА или мультикоптеров. Квадрокоптеры, гексакоптеры и прочие мультироторные аппараты отличаются высокой манёвренностью, лёгкостью в управлении, а также простой и надёжной конструкцией: единственными движущимися элементами являются моторы с пропеллерами. Маневрируют такие аппараты за счёт изменения скорости моторов.

Одним из недостатков мультироторных систем является отсутствие устойчивости – мультикоптеры не способны возвращаться в нейтральное положение после устранения возмущающих сил [1, 28]. Этот недостаток приводит к потребности в системе активной стабилизации – модулю, который будет создавать «искусственное» сопротивление против внешних возмущений.

Самый простой вариант такой системы – алгоритм стабилизации по угловой скорости. Для реализации этой системы необходим лишь один прибор – трехосевой датчик угловых скоростей. Однако при стабилизации исключительно по угловой скорости аппарат не будет обладать информацией о своей ориентации относительно поверхности Земли. То есть, автоматически принять горизонтальное положение мультикоптер не сможет – его должен выровнять человек.

Более продвинутым подходом является стабилизация по абсолютному углу – в этом случае аппарат получает способность автоматически удерживать заданную ориентацию относительно поверхности Земли. Очевидный вариант реализации такой системы – интегрировать показания датчика угловой скорости, а затем использовать полученные углы в системе автоматического регулирования. Однако на практике такая реализация работает неудовлетворительно: датчик угловой скорости обладает рядом погрешностей, из-за которых накапливается ошибка интегрирования. Ситуация усугубляется и тем, что в малых мультикоптерах используются дешевые и миниатюрные микроэлектромеханические датчики, которые не обладают высокой точностью – то есть ошибка интегрирования накапливается быстро (за минуты). Решение проблемы – дополнить датчик угловой скорости дополнительными приборами, и объединить их показания для надёжного определения ориентации, то есть решить задачу комплексирования показаний датчиков (в англоязычной литературе – Sensor Fusion).

Комплексирование показаний датчиков – нетривиальная задача, так как датчики измеряют разные физические величины и обладают различающимися особенностями и погрешностями.

В данной статье проведено сравнение трёх алгоритмов комплексирования датчиков, предназначенных для определения ориентации летательных аппаратов:

- фильтр Махони;
- фильтр Маджвика;
- фильтр Калмана.

Все алгоритмы рассмотрены в варианте для двух датчиков:

- трехосевого датчика угловой скорости;
- трехосевого датчика линейного ускорения.

Датчик угловой скорости используется в качестве основного – его показания наиболее точны, однако результаты их интегрирования подвержены дрейфу. Датчик линейного ускорения – шумный и крайне чувствительный к вибрациям, однако он способен определять ускорение свободного падения – его вектор всегда расположен перпендикулярно поверхности Земли и не подвержен дрейфу.

Фильтр Махони

Этот алгоритм предложен австралийским математиком Робертом Махони вместе с рядом его коллег [2]. Фильтр Махони представляет собой вариант комплементарного фильтра, адаптированный для решения задачи определения ориентации.

В оригинальной статье рассмотрена реализация фильтра с использованием матриц направляющих косинусов, однако наибольшее распространение получил модифицированный вариант с использованием алгебры кватернионов.

Алгоритм работы фильтра состоит из следующих этапов:

1. Сформировать кватернион Q , описывающий поворот системы координат аппарата относительно мировых координат. Изначально предполагается, что координаты аппарата совпадают с мировыми:

$$Q = \langle 1; 0; 0; 0 \rangle.$$

2. Получить показания датчика угловой скорости: вектор

$$\bar{\omega} = (\omega_\psi, \omega_\theta, \omega_\phi),$$

где $\omega_\psi, \omega_\theta, \omega_\phi$ – угловые скорости вокруг осей рыскания, крена и тангажа соответственно.

3. Получить показания датчика линейного ускорения

$$\bar{a} = (a_\psi, a_\theta, a_\phi),$$

где, a_ψ, a_θ, a_ϕ – проекции вектора кажущегося ускорения на оси рыскания, крена и тангажа аппарата.

4. Проверить компоненты a_ψ, a_θ, a_ϕ на корректность – хотя бы один из них не должен быть равен нулю.

5. Рассчитать модуль вектора \bar{a} :

$$|\bar{a}| = \sqrt{a_\psi^2, a_\theta^2, a_\phi^2}$$

6. Проверить модуль на корректность:

$$0.9 < |\bar{a}| < 1.1$$

Если модуль выходит за данный диапазон – показания датчика признаются некорректными, так как содержат кроме ускорения свободного падения ускорения иного рода.

7. Нормализовать вектор:

$$\bar{a}_n = \bar{a}/|\bar{a}|$$

8. Вектор ускорения свободного падения в мировых координатах всегда имеет вид $\bar{b}_w = (0; 0; 1)$. Совершим переход из мировых координат в координаты аппарата. Для этого используется умножение на кватернион Q и обратный ему:

$$\bar{b} = Q^{-1} \circ \bar{b}_w \circ Q$$

9. Если бы кватернион Q точно описывал поворот системы координат аппарата относительно мировых координат, то вектор \bar{b} совпал бы с \bar{a} . Однако, Q обновляется, в основном, за счёт интегрирования показаний датчика угловых скоростей – то есть в нём постепенно накапливается ошибка. По этой причине, векторы \bar{a} и \bar{b} могут не совпасть и будет существовать ненулевое векторное произведение:

$$\bar{c} = \bar{a} \times \bar{b}$$

10. Вектор \bar{c} описывает вращение, его можно использовать как поправку к вектору $\bar{\omega}$:

$$\bar{\omega}_c = \bar{\omega} + p\bar{c},$$

где p – пропорциональный коэффициент. От его величины зависит насколько «агрессивно» поправка от датчика ускорения будет применяться к показаниям датчика угловой скорости.

11. Сформировать вектор d , содержащий приращение угла относительно предыдущего опроса датчика.

$$\bar{d} = (d_\psi; d_\theta; d_\phi) = \Delta t \cdot \bar{\omega}_c,$$

где Δt – интервал времени между опросами датчика.

Это приращение включает в себя корректирующий элемент от датчика ускорения.

12. Сформировать кватернион

$$Q_g = EulerToQuat(d_\psi; d_\theta; d_\phi),$$

где *EulerToQuat* – функция перехода от углов Эйлера к кватерниону, описывающему поворот на эти углы, Δt – интервал времени между опросами датчика. Кватернион Q_g описывает поворот, который совершил аппарат относительно предыдущего опроса датчика.

13. Сформировать новое значение Q :

$$Q = Q \circ Q_g$$

14. Провести нормализацию нового значения Q :

$$Q = Q/|Q|$$

15. Извлечь результат: перейти от кватерниона к актуальным углам крена, тангажа, и рыскания:

$$\psi = QuatToEulerYaw(Q)$$

$$\theta = QuatToEulerPitch(Q)$$

$$\phi = QuatToEulerRoll(Q)$$

16. Перейти к шагу 2.

Результат работы алгоритма – углы ψ , θ , ϕ , которые содержит актуальный поворот аппарата относительно поверхности земли. При этом ошибка интегрирования корректируется с помощью вектора ускорения свободного падения.

Главными достоинствами алгоритма являются низкие требования к вычислительным ресурсам и ясная геометрическая трактовка.

В данной работе используется реализация фильтра на языке Си, доступная по адресу [7], со следующими поправками:

- реализована проверка из пункта 6;
- функция приближённого вычисления обратного квадратного корня заменена своим точным вариантом.

Фильтр Маджвика

Другой вариант комплементарного фильтра, разработанный британским математиком Себастьяном Маджвиком вместе с коллегами [3]. Основное отличие от фильтра Махони – в способе внесения поправки от датчика линейного ускорения. Коррекция производится как решение задачи оптимизации. Вводится критерий:

$$e = \frac{1}{2} |\bar{b} - \bar{a}|^2 \rightarrow \min$$

Поправка рассчитывается методом градиентного спуска с учётом критерия. На каждой итерации алгоритма выполняется шаг градиентного спуска.

Вторая особенность алгоритма – поправка применяется не к угловой скорости, а скорости изменения кватерниона.

Достоинством алгоритма заявлено повышенное качество определения ориентации при сохранении низкой вычислительно сложности.

В данной работе используется реализация фильтра на языке Си, доступная по адресу [7], со следующими поправками:

- Реализована проверка, аналогично пункту 6 для фильтра Махони.
- Функция приближённого вычисления обратного квадратного корня заменена своим точным вариантом.

Фильтр Калмана

Фильтр Калмана – это метод из теории оценивания, который объединяет информацию из различных неопределённых источников для получения интересующих значений вместе с неопределённостью в них. Этот фильтр был успешно применён во многих сферах, таких как миссии на Марс и автоматизированные системы наведения ракет [4]. В отличие от рассмотренных выше фильтров, варианты фильтра Калмана обычно описываются в матричной форме. Работа фильтра в самом общем виде заключается в рекурсивном повторении этапов [5].

1. Этап прогноза – использует предыдущий результат фильтра и информацию о законах движения аппарата.

2. Этап коррекции – корректирует показания, используя данные с датчиков.

Фильтр Калмана считается «классическим» решением задач ориентации и навигации, однако для него характерен ряд недостатков [6].

- Повышенная вычислительная сложность: алгоритм требует работы с многомерными (и часто разреженными) матрицами и векторами. Особую сложность фильтр Калмана представляет для низкопроизводительных микроконтроллеров, применяемых в малых мультикоптерах.

- Трудность конфигурирования – часть параметров фильтра не имеет ясного физического смысла, и его настройка зачастую превращается в сложный и неинтуитивный процесс.

В данной работе используется вариант фильтра Калмана от фирмы NXP, его исходный код доступен по адресу [8].

Испытательное устройство

Для экспериментального сравнения алгоритмов было разработано испытательное устройство (рисунок 1). Оно включает в себя:

1. Комбинированный цифровой микроэлектромеханический датчик MPU-6500, содержащий:

- трёхосевой датчик угловой скорости;
- трёхосевой датчик линейного ускорения.

2. Трёхосевой манипулятор. Он содержит три цифровых сервопривода LOBOT LX-16A, выполняющих повороты по осям рыскания, тангажа и крена ($\psi \rightarrow \theta \rightarrow \phi$). Сочленения манипулятора изготовлены при помощи технологии 3D-печати.

3. Плата для разработчика STM32F3DISCOVERY с микроконтроллером STM32F303VC. Микроконтроллер выполняет четыре задачи.

- Сбор показаний датчика и оценка ориентации с помощью выбранного алгоритма. Выполняется с частотой 1000 Гц.
- Опрос текущего положения сервоприводов манипулятора. Выполняется с частотой 200 Гц.
- Отправка полученных данных на компьютер. Выполняется с частотой 200 Гц.
- Перемещение манипулятора по запросу компьютера.

План эксперимента

Перед началом эксперимента:

- датчики настраиваются на максимальный диапазон измерений ($\pm 2000^\circ/\text{с}$, $\pm 8\text{g}$);
- датчики калибруются: выполняется 1000 замеров и их усреднённое значение в дальнейшем применяется как поправка для коррекции погрешности смещения нуля.

Эксперимент состоит из трёх этапов:

1. Отсутствие перемещения.
2. Медленное перемещение манипулятора.
3. Быстрое перемещение манипулятора.

Последовательность движения манипулятора выбрана такой, чтобы включить все возможные комбинации крайних положений осей ($\pm 45^\circ$), движение от -45° до $+45^\circ$ по всем осям одновременно, а также нейтральную точку 0° (рисунок 2).

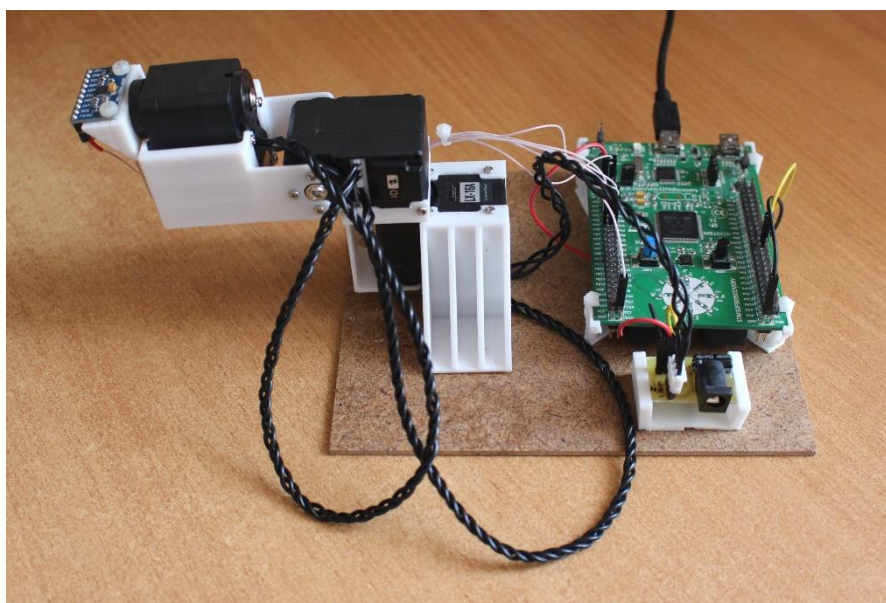


Рисунок 1 – Испытательное устройство. Слева направо: датчик MPU-6500, трёхосевой манипулятор, плата STM32F3DISCOVERY

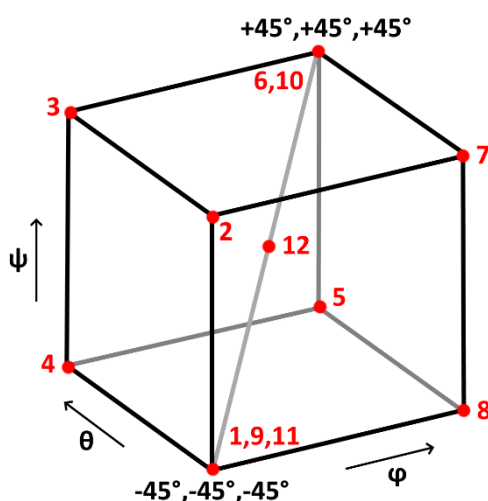


Рисунок 2 – куб в пространстве варьируемых параметров. Углы ψ , θ , ϕ изменяются в соответствии с пронумерованной последовательностью точек.

Для каждого этапа по каждой из осей строится график ошибки между реальным положением сервоприводов x_r и оценкой ориентации от рассматриваемого алгоритма x_p . Рассчитывается значение корня среднеквадратичного отклонения:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^N (x_r - x_p)^2}{N}}$$

Кроме того, измеряется вычислительная сложность алгоритма – время выполнения одного цикла оценки ориентации на микроконтроллере STM32F303VC.

Результаты экспериментов

Результаты экспериментов представлены в таблицах 1, 2, и на рисунке 3. Оба варианта комплементарного фильтра (Махони и Маджвика) показали схожие результаты, с незначительным преимуществом в сторону второго. Фильтр Калмана оказался лучшим при медленных или отсутствующих движениях, однако при быстрых перемещениях он оказался менее эффективен.

Кроме того, с фильтром Калмана обнаружилась дополнительная проблема: сильный дрейф по оси рыскания. Этот дрейф свойственен всем алгоритмам – вектор ускорения свободного падения не содержит информацию о вращении вокруг себя, следовательно, корректировка с помощью датчика линейного ускорения возможна лишь для оси тангажа и крена. Однако, в более простых комплементарных алгоритмах дрейф малозаметен. Это не означает, что невозможно сконструировать фильтр Калмана, который был бы этой проблеме не подвержен, однако подчёркивает всю сложность проектирования и настройки фильтров семейства.

В результате, предпочтительными алгоритмами определения ориентации по двум датчикам следует назвать варианты комплементарного фильтра – они оказались точнее и более простыми в вычислительном плане. При этом на стороне фильтра Маджвика – повышенная точность, а на стороне фильтра Махони – простота и наименьшая вычислительная сложность.

Таблица 1 – Корень среднеквадратичного отклонения ошибки оценки ориентации

Углы Эйлера (°)	Фильтр Махони	Фильтр Маджвика	Фильтр Калмана
Рыскание (без движения)	0.935	0.833	0.621
Тангаж (без движения)	0.454	0.290	0.303
Крен (без движения)	0.550	0.694	0.318
Рыскание (медленно)	3.287	3.794	7.712
Тангаж (медленно)	2.084	2.145	1.668
Крен (медленно)	3.785	4.13	3.178
Рыскание (быстро)	2.873	3.236	14.622
Тангаж (быстро)	2.726	2.613	3.189
Крен (быстро)	3.192	3.697	3.651
Среднее по всем строкам	2,210	2.163	3.918

Таблица 2 – Время выполнения одного цикла работы различных алгоритмов

Время (мкс)	Фильтр Махони	Фильтр Маджвика	Фильтр Калмана
Время выполнения цикла	297	300	445

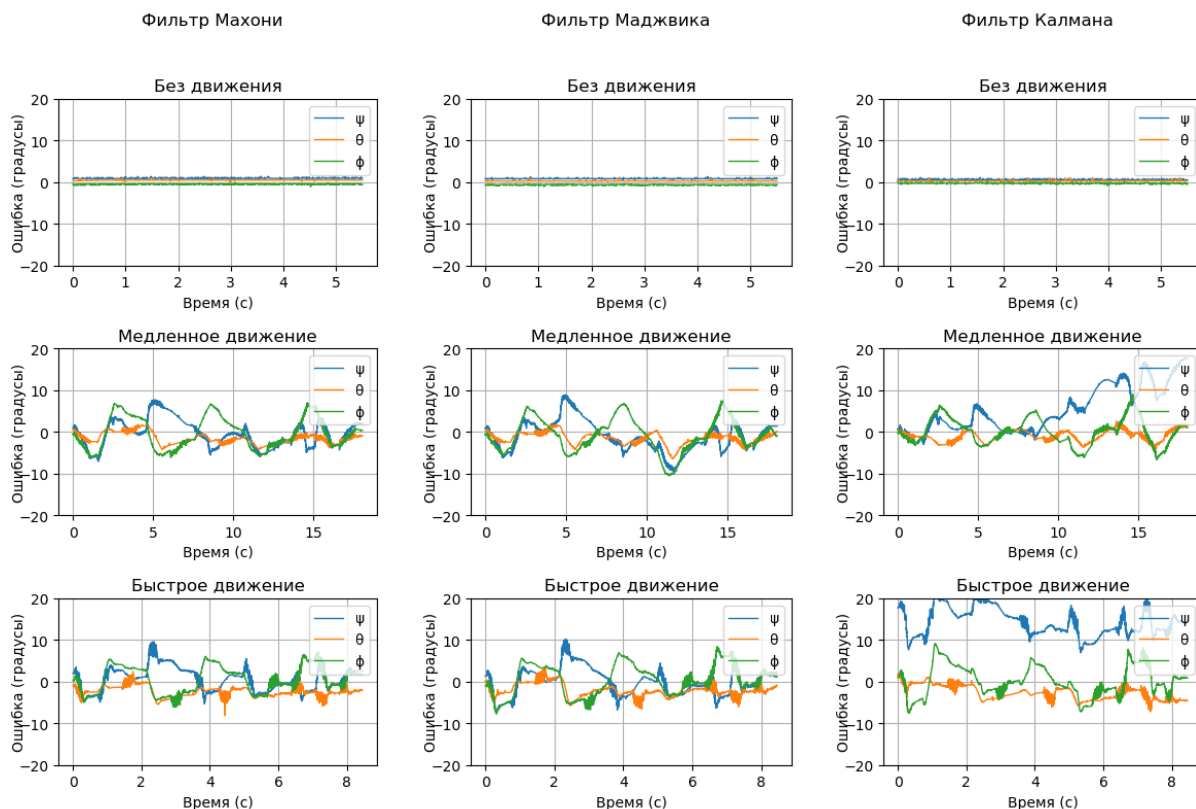


Рисунок 3 – Графики отклонения оценки положения от реального положения для различных алгоритмов.

В данной работе было проведено экспериментальное сравнение трех алгоритмов определения ориентации для мультикоптеров: фильтра Махони, фильтра Маджвика, а также варианта фильтра Калмана. Все фильтры рассматривались в варианте для двух датчиков: трехосевого датчика линейного ускорения и трехосевого датчика линейного ускорения. Результаты исследования выявили преимущество фильтров Махони и Маджвика.

Список литературы

1. Исследование колебаний квадрокоптера при внешних периодических воздействиях Попов Н.И., Емельянова О.В., Яцун С.Ф., Савин А.И. // Фундаментальные исследования. – 2014. – № 1 – С. 28-32
2. R. Mahony, Tarek Hamel, Jean-Michel Pflimlin. Nonlinear Complementary Filters on the Special Orthogonal Group. IEEE Transactions on Automatic Control, Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2008, 53 (5), pp.1203-1217
3. Sebastian O.H. Madgwick, Andrew J.L. Harrison, Ravi Vaidyanathan. Estimation of IMU and MARG orientation using a gradient descent algorithm, 2011 IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics, pp.179-185
4. Rudy Negenborn, Robot Localization and Kalman Filters. On finding your position in a noisy world / Thesis, Utrecht University, 2003

5. А. Н. Забегаев, В. Е. Павловский, Адаптация фильтра Калмана для использования с локальной и глобальной системой навигации, Препринты ИПМ им. М. В. Келдыша, 2010, 082, 24 с.
6. Vasiliy M. Tereshkov. A Simple Observer for Gyro and Accelerometer Biases in Land Navigation Systems, Journal of Navigation (2015), 68, pp. 635-645
7. Open source IMU and AHRS algorithms [электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://x-io.co.uk/open-source-imu-and-ahrs-algorithms/> (01.04.2019).
8. Open-Source-Sensor-Fusion [электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://github.com/memsindustrygroup/Open-Source-Sensor-Fusion> (01.04.2019).

References

1. Issledovanie kolebanij kvadrokoptera pri vneshnih periodicheskikh vozdeystvijah Popov N.I., Emel'janova O.V., Jacun S.F., Savin A.I. // Fundamental'nye issledovaniya. – 2014. – № 1 – p. 28-32
 2. R. Mahony, Tarek Hamel, Jean-Michel Pflimlin. Nonlinear Complementary Filters on the Special Orthogonal Group. IEEE Transactions on Automatic Control, Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2008, 53 (5), pp.1203-1217
 3. Sebastian O.H. Madgwick, Andrew J.L. Harrison, Ravi Vaidyanathan. Estimation of IMU and MARG orientation using a gradient descent algorithm, 2011 IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics, pp.179-185
 4. Rudy Negenborn, Robot Localization and Kalman Filters. On finding your position in a noisy world / Thesis, Utrech University, 2003
 5. A. N. Zabegaev, V. E. Pavlovskij, Adaptacija fil'tra Kalmana dlja ispol'zovanija s lokal'noj i global'noj sistemoj navigacii, Preprinty IPM im. M. V. Keldysha, 2010, 082, 24 p.
 6. Vasiliy M. Tereshkov. A Simple Observer for Gyro and Accelerometer Biases in Land Navigation Systems, Journal of Navigation (2015), 68, pp. 635-645
 7. <https://x-io.co.uk/open-source-imu-and-ahrs-algorithms/> [web-resource]
 8. <https://github.com/memsindustrygroup/Open-Source-Sensor-Fusion> [web-resource].
-