

Гречка А.В., Головки В.А.

РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ НАХОЖДЕНИЯ ОПТИМАЛЬНОГО РАСПРЕДЕЛЕНИЯ РЕСУРСОВ ПО ВЫПОЛНЯЕМЫМ РАБОТАМ НА ОСНОВЕ МУЛЬТИАГЕНТНОГО ПОДХОДА И ГЕНЕТИЧЕСКОГО АЛГОРИТМА

Введение. В данной статье описаны методы, применяемые для решения задачи, связанной с теорией расписаний, – распределение ресурсов по выполняемым работам. В литературе такие задачи называют задачами построения расписаний на проекты с учетом ограничений на ресурсы (*Resource-Constrained Project Scheduling Problem. RCPSP*) [1].

Методы решения подобных задач описаны в различных источниках [3, 4, 5]. Наиболее эффективным признан алгоритм границ и ветвей Брукера [3]. Кроме этого, описаны различные эвристические алгоритмы для решения задач *RCPSP* [2, 6, 7].

Основная проблема, с которой сталкиваемся в рассматриваемой задаче – это то, что необходимо осуществить поиск оптимального решения в большом пространстве поиска на множестве допустимых решений за приемлемое время, где поиск допустимых решений является сложной комбинаторной задачей.

Как правило, для реальных задач, связанных с теорией расписаний, трудно найти подходящий классический способ решения, который бы характеризовался приемлемыми временными затратами. Одна из основных причин – это специфичность таких задач. Несмотря на большие достижения и результаты в этой области, сама постановка многих задач расписания в общем случае достаточно абстрактна и во многих случаях не может использоваться для решения практических задач. Конкретные детали задачи и, следовательно, спецификации решений рассматриваются в контексте каждой отдельной задачи.

На практике решение любой задачи, связанной с планированием, основано на использовании алгоритмов поиска решения в большом пространстве. В таких случаях использование генетических алгоритмов одно из распространенных решений [2]. Но генетический алгоритм, несмотря на название, – метод, который требует спецификаций для использования при решении конкретной задачи, и следовательно, требуется анализ самого пространства поиска решений, исследование критериев допустимости и оптимальности.

В данной работе предлагается метод решения задачи распределения ресурсов по операциям и временным срокам, базирующийся на комбинации двух подходов: генетический алгоритм и мультиагентные системы. Основная задача генетического алгоритма – осуществлять поиск расписания близкого к оптимальному решению. Мультиагентный подход предназначен для нахождения допустимого расписания на основе информации, заключенной в хромосоме генетического алгоритма. В результате, всю систему можно представить в виде двух подсистем, которые итеративно взаимодействуют друг с другом: подсистема поиска оптимального расписания и подсистема поиска допустимого расписания.

1. Описание задачи

Задача, которую необходимо решить, связана с таким распределением ресурсов по сельскохозяйственным операциям, чтобы снизить экономические затраты. Ее можно классифицировать как задачу сетевого планирования или построения расписания для проекта (Project scheduling).

Это задача построения расписания выполнения работ проекта с учетом отношений предшествования и ограничения на ресурсы (Resource-Constrained Project Scheduling Problem. RCPSP). Проект – совокупность взаимосвязанных действий, направленных на

достижение конкретных целей. В задаче RCPSP необходимо построить оптимальное расписание проекта (выполнения работ проекта) с учетом сетевого графика (отношений предшествования между работами) и с учетом необходимых/доступных ресурсов, при которых будет оптимизирована некоторая целевая функция [2].

К обрабатываемым данным можно отнести:

- множество сельскохозяйственных операций, связанных отношением зависимости. Это отношение является некоторой разновидностью отношения предшествования, но имеет свою особенность: если одна операция зависит от другой, то в любой момент времени количество выполненных работ (обработанных гектар) зависимой операции не должно превышать количество выполненных работ главной операции, при этом выполняться они могут параллельно. Каждой операции поставлен в соответствие агросрок – диапазон дат, в пределах которого она должна быть выполнена. Агросрок – это временное ограничение, а не задание конкретных дат выполнения сельскохозяйственных операций;
- множество сельскохозяйственных ресурсов – различные комбинации силовых ресурсов и стационарного оборудования, объединенные в агрегаты для выполнения сельскохозяйственных операций.

Сама задача сводится к распределению агрегатов по сельскохозяйственным операциям и дням агросроков. Искомое **решение** – распределение ресурсов во времени по операциям, в дальнейшем это распределение будет называться **расписанием**. У расписания есть критерии оптимальности и критерии допустимости.

Оптимальное расписание подразумевает снижение экономических затрат на сельскохозяйственную обработку. Целевая функция состоит из 4 составляющих:

$$Y = F(Z_1, Z_2, Z_3, Z_4), \quad (1)$$

где Z_1 – расходы на топливо;

Z_2 – расходы на ремонт оборудования;

Z_3 – амортизация;

Z_4 – зарплата рабочих.

Функция экономических затрат от расписания (т.е. от количества использования различного оборудования) – в общем случае имеет нелинейный вид. Составная функция экономических затрат определяет комбинаторный характер целевой функции.

Допустимое расписание определяет корректную сельскохозяйственную обработку. Допустимое решение должно удовлетворять ряду ограничений. Ограничения связаны с:

- **Объемами выполняемых работ:** все сельскохозяйственные операции должны быть выполнены в рамках заданных агросроков. При этом количество обработанных гектар должно равняться заданному количеству

$$\sum_d Q_d = 100\%, \quad (2)$$

где d – день агросрока данной технологической операции;

Q_d – часть работы, выполненной в день d .

- **Последовательностью операций:** выполнение зависимых операций не должно опережать выполнение главных технологических операций

Головки Владимир Адамович, д.т.н., профессор, зав. кафедрой интеллектуальных информационных технологий Брестского государственного технического университета.

Гречка Алеся Валерьевна, аспирант кафедры интеллектуальных информационных технологий Брестского государственного технического университета.

Беларусь, БрГТУ, 224017, г. Брест, ул. Московская, 267.

$$\sum_{d=1}^{day} Q_d \geq \sum_{d=1}^{day} q_d, \forall day \in daysAgr, \quad (3)$$

где *day* – некоторый день агросрока данной технологической операции;

daysAgr – множество дней агросрока данной операции;

Q_d – часть работы, выполненной в день *d* главной операции;

q_d – часть работы, выполненной в день *d* зависимой операции.

- **Использование ресурсов:** время использования данной техники в любой день не должно превышать некоторое допустимое значение. В данной задаче в качестве ресурсов выступают агрегаты, состоящие из различных комбинаций оборудования, следовательно, необходимо учитывать, что различные агрегаты, содержащие одну и ту же составную часть, не могут использоваться одновременно в один и тот же день.

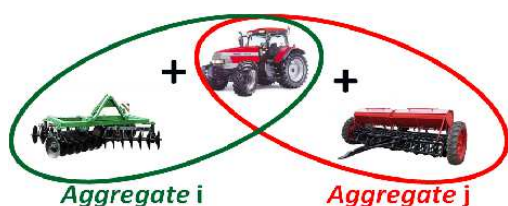


Рис. 1. Агрегаты

Для формализации самого решения необходимо определить представление расписания. Одно из классических представлений расписаний – временная таблица (**time table**). В ней отображены сельскохозяйственные операции с соответствующим агросроком и множеством агрегатов (рис. 2).

Одна ячейка в таблице обозначает возможное использование данного агрегата для данной технологической операции в данный день. Ячейка может принимать одно из двух значений:

«1» – агрегат используется для выполнения операции в данный день;

«0» – агрегат не используется.

Таким образом, расписание представляет собой бинарные строки, характеризующие значения ячеек временной таблицы.

Допустимое расписание – расписание, которое не противоречит

ограничениям, определяющим корректную сельскохозяйственную обработку. Оптимальное расписание – некоторое допустимое решение с минимальным значением целевой функции (экономических расходов).

Тогда задачу можно свести к поиску последовательности значений ячеек расписания, которая будет удовлетворять заданным критериям допустимости и при котором значение целевой функции будет приближено к минимальному. Стоит заметить, что нахождение оптимального решения данной задачи возможно лишь полным перебором всех возможных решений, что требует неприемлемо больших вычислительных и временных затрат.

Количество ячеек временной таблицы для среднестатистического сельскохозяйственного предприятия, на которое рассчитана разработка данной системы, представляет собой значение порядка $N=10^6$. Количество значений, которое может принимать каждая ячейка, равно двум: «0» и «1». Следовательно, размер пространства поиска возможных решений равно 2^N . Для поиска самого экономически выгодного расписания сельскохозяйственных ресурсов для некоторого предприятия в общем случае может потребоваться генерация и обработка около $2^{1\,000\,000}$ вариантов. Реализация такого количества вычислений за некоторое приемлемое время, которое могло бы измеряться секундами, если и возможно, то потребует экономических затрат больших, чем экономия средств, которой можно добиться разработанными алгоритмами.

Таким образом, размер пространства поиска решений данной задачи достаточно велик. Причем очевидно, что значительную часть этого пространства составляют неприемлемые, недопустимые решения. Для ускорения поиска решения необходимо осуществлять поиск на множестве допустимых решений, что значительно сократит количество «ненужных» вычислений. Следовательно, данную задачу можно разбить на 2 подзадачи:


- генерация допустимых решений;
- поиск оптимального решения среди допустимых.

2. Описание методов решения

2.1 Мультиагентная система для генерации допустимых решений. Решение задачи опирается на комбинацию 2-х методов: генетический алгоритм и мультиагентная система, где каждый из методов решает свою подзадачу.

сельскохозяйственная операция	Агрегат	17 авг 11г.	18 авг 11г.	19 авг 11г.	20 авг 11г.	21 авг 11г.	22 авг 11г.	23 авг 11г.	24 авг 11г.	25 авг 11г.	26 авг 11г.	27 авг 11г.	28 авг 11г.	29 авг 11г.	10 апр 12г.	11 апр 12г.	12 апр 12г.	1 авг 12г.	2 авг 12г.	3 авг 12г.	4 авг 12г.	5 авг 12г.	6 авг 12г.	7 авг 12г.
Дискование (50 га)	Беларус 2522 + БПД-7М																							
	Беларус 820 + ППО-3-40																							
Вспашка (80 га)	Беларус 820 + ППО-3-40																							
	Беларус 2522 + ППО-8-40К																							
Вспашка (50 га)	Беларус 820 + ППО-3-40																							
	Беларус 2522 + ППО-8-40К																							
Посев (80 га)	Беларус 820 + СПУ-6																							
	Беларус 820 + СПУ-6																							
	Беларус 820 + СПУ-6																							
Подвоз воды (100 га)	Беларус 820 + МЖТФ-6																							
	Беларус 820 + МЖТФ-6																							
Опрыскивание (100 га)	Беларус 820 + Мекосан-2500-12																							
	Беларус 820 + Мекосан-2500-12																							
Уборка (80 га)	КЗС-10К +																							
	КЗС-1218 +																							
Прессование (80 га)	Беларус 2522 + ПТ-800																							
	Беларус 820 + ПРМ-150																							

Рис. 2. Представление расписания. Временная таблица



Agricultural operation	Agregat	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	10	11	12	1	2	3	4	5	
		Aug 11y.	Aug 11y.	Aug 11y.	Aug 11y.	Aug 11y.	Aug 11y.	Aug 11y.	Aug 11y.	Aug 11y.	Aug 11y.	Aug 11y.	Aug 11y.	Aug 11y.	Aug 11y.	Apr 12y.	Apr 12y.	Apr 12y.	Aug 12y.	Aug 12y.	Aug 12y.	Aug 12y.	Aug 12y.
1 Disking	Беларус 2522+БГД-7М	1	1	0	0	0	0	0															
2 Reclaiming (80 ga)	Беларус 820+ППО-3-40				0	0	0	0															
3 Reclaiming (80 ga)	Беларус 820+ППО-3-40				1	1	1	1															
4 Reclaiming (80 ga)	Беларус 2522+ППО-8-40К				0	0	0	1															
5 Reclaiming (50 ga)	Беларус 820+ППО-3-40				0	0	0	0	0	0	0												
6 Reclaiming (50 ga)	Беларус 820+ППО-3-40				0	0	0	0	0	0	0												
7 Reclaiming (50 ga)	Беларус 2522+ППО-8-40К				1	1	1	0	0	0	0												
8 Dropping (80 ga)	Беларус 820+СПУ-6											0	0	0									
9 Dropping (80 ga)	Беларус 820+СПУ-6											1	1	1									
10 Dropping (80 ga)	Беларус 820+СПУ-6											0	1	0									
11 Dropping (80 ga)	Беларус 820+СПУ-6											0	0	0									
12 Water transport (100 ga)	Беларус 820+МЖТФ-6														0	0	0						
13 Water transport (100 ga)	Беларус 820+МЖТФ-6														1	1	1						
14 Spraying (100 ga)	Беларус 820+Мекосан-2500-12														1	1	0						
15 Spraying (100 ga)	Беларус 820+Мекосан-2500-12														0	0	0						
16 Gathering (80 ga)	КЭС-10К+																	1	1	1	1	1	
17 Gathering (80 ga)	КЭС-1218+																	1	1	0	0	0	

Рис. 3. Расписание

Проблема поиска некоторого допустимого расписания решается с помощью мультиагентной системы (МАС). В данном случае каждая ячейка расписания представляет собой агент, целью которого является вычисление собственного значения: «0» или «1», при котором будет найдено одно из корректных решений. У каждого агента есть дополнительный параметр: весовой коэффициент – некоторое числовое значение, которое увеличивает или уменьшает вероятность принятия решения об установлении ячейки в единичное состояние. Согласованная работа агентов при поиске допустимого решения основана на графе состояний и протоколе взаимодействия агентов друг с другом.

Каждый агент может находиться в одном из 3-х состояний:

- «Включен» – значение ячейки установлено в значение «1». Т.е. данный агрегат используется для выполнения в данный день данной операции.
- «Ожидание» – значение ячейки установлено в значение «0»: данный агрегат не используется для выполнения в данный день данной операции, но может быть использован, если понадобится.
- «Заблокирован» – значение ячейки установлено в зафиксированное значение «0»: данный агрегат не используется и не может быть использован для выполнения данной операции в данный день (см. рис. 4).

- ① Сигнал: включить, если возможно
- ② Сигнал: включить
- ③ Сигнал: выключить
- ④ Сигнал: разблокировать
- ⑤ Сигнал: заблокировать

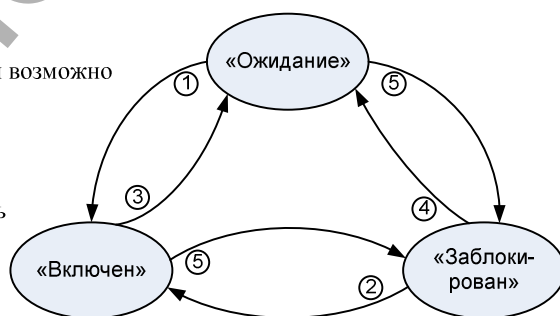


Рис. 4. Граф состояний агентов

Для принятия решения агенты анализируют входную информацию и собственное внутреннее состояние.

К входной информации относится:

- информация о текущем состоянии расписания: количество выполненных работ, использование техники на операциях и т.д.;
- сигналы от других агентов.

Параметры, определяющие внутреннее состояние:

- текущее состояние агента;
- весовой коэффициент.

Принятие решения агентом заключается в:

- установлении нового состояния;
- сигнале (сигналах) другим агентам.

Обмен сообщениями между агентами происходит в зависимости от типа отношений между ними. В данной системе определено 3 типа отношений:

• «Быть частью группы» – ячейки расписания для одной и той же сельскохозяйственной операции.

• «Соседство» – соседние ячейки в строке временной таблицы (т.е. один и тот же агрегат, используемый в соседние даты).

• «Соперничество за ресурс» – ячейки расписания, в которых определены различные агрегаты, содержащие в своем составе одинаковую технику, используемые в один день (некоторые ячейки в одном столбце временной таблицы).

Протокол взаимодействия агентов изображен на рисунке 5.

В итоге генерация допустимых решений происходит с помощью подсистемы, которая принимает на вход и обрабатывает множество весовых коэффициентов для каждой ячейки расписания. Результатом является бинарная строка – значения всех ячеек расписания, которые однозначно характеризуют некоторое допустимое расписание.

2.2 Генетический алгоритм для поиска оптимального решения. Для решения задачи поиска оптимального или близкого к оптимальному решению используется генетический алгоритм. В данном случае **особь** – это некоторое допустимое решение, т.е. корректное расписание. **Хромосома** – числовой массив,

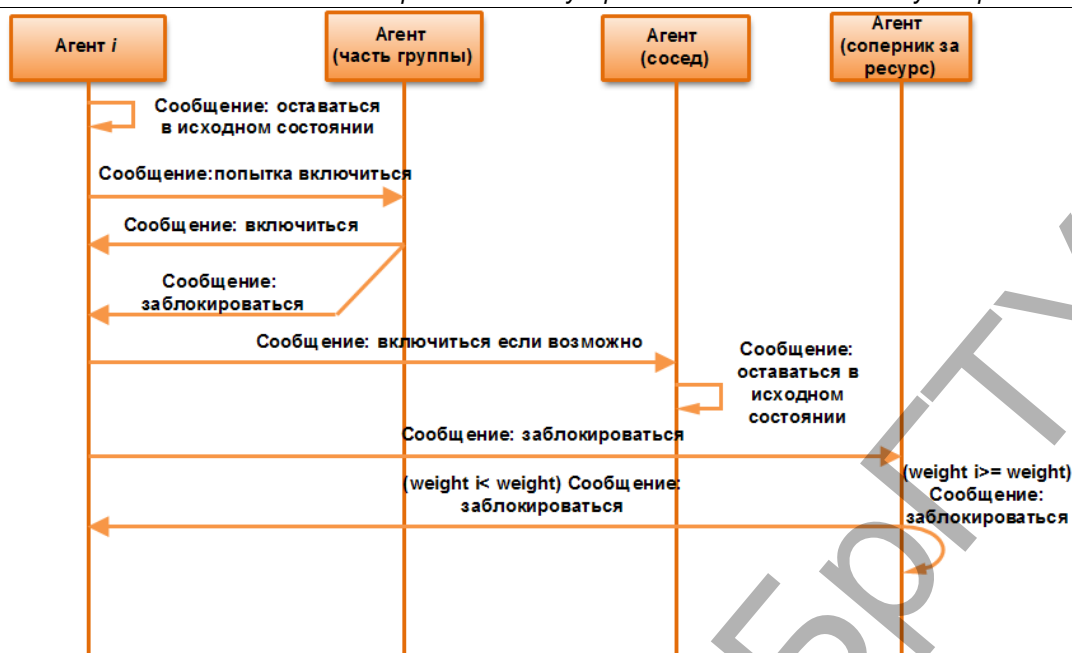


Рис. 5. Протокол взаимодействия агентов

который содержит информацию о расписании: в решении данной задачи хромосома содержит весовые коэффициенты всех ячеек расписания (см. рис. 6). **Функция приспособленности** – экономические затраты на реализацию сельскохозяйственной обработки в соответствии с данным расписанием.

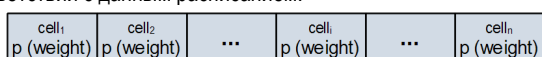


Рис. 6. Хромосома

Допустимое расписание восстанавливается из хромосомы с помощью мультиагентной системы, которая была описана выше (см. рис. 7).

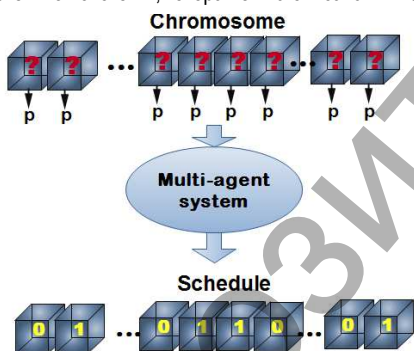


Рис. 7. Хромосома – расписание

Сам генетический алгоритм для поиска оптимального решения представляет собой последовательность шагов: генерация поколения хромосом, селекция, репродукция и мутация до тех пор, пока не перестанет изменяться функция приспособленности.

Основная особенность данной реализации генетического алгоритма – то, что процесс восстановления особи из хромосомы – эвристический алгоритм (МАС). Данная особенность имеет 2 основных следствия:

- Между хромосомой и функцией приспособленности существует неоднозначная эвристическая связь, т.к. хромосома представляет собой предпосылку к допустимому решению, в котором определенное расписание получается с некоторой вероятностью, а функция приспособленности (экономические затраты) вычисляется из готового расписания.
- Такая реализация алгоритма позволяет осуществлять поиск на множестве допустимых решений, что значительно сужает пространство поиска и ускоряет процесс. Это достигается за счет того, что проблема нахождения допустимого расписания решается

на уровне преобразования хромосомы в значение, из которого будет вычисляться функция приспособленности.

Заключение. Решение задачи распределения ресурсов по операциям основано на комбинации двух методов: генетический алгоритм и мультиагентные системы.

Основная задача генетического алгоритма – осуществлять поиск близкого к оптимальному расписанию. Второй метод – метод мультиагентных систем предназначен для нахождения допустимого расписания из информации, заключенной в хромосоме генетического алгоритма. Таким образом, всю систему можно представить в виде двух подсистем, которые итеративно взаимодействуют друг с другом: подсистема поиска оптимального расписания и подсистема поиска допустимого расписания.

СПИСОК ЦИТИРОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Лазарев, А.А. К решению задачи построения расписания выполнения проекта / А.А. Лазарев, Е.П. Гафаров // Автоматика и телемеханика. – № 12. – 2008.
2. Лазарев, А.А. Теория расписаний задачи и алгоритмы / А.А. Лазарев, Е.П. Гафаров – Москва, 2011.
3. Kolish, R. An Integrated Survey of Project Scheduling, Manuscripte aus den Institut fur Betriebswirtschaftslehre / R. Kolish, R. Padman. – Kiel: Germany, 1997.
4. Kolish, R. PSPLIB – A project scheduling problem library, Manuscripte aus den Institut fur Betriebswirtschaftslehre No 396 / R. Kolish, A. Sprecher. – Kiel: Germany, 1996.
5. Brucker, P. Complex scheduling, Springer-Verlag / P. Brucker, S. Knust. – Berlin: Heidelberg MathSciNet, 2006.
6. Merkel, D. Ant Colony Optimization for ResourceConstrained Project Scheduling // IEEE Trans. Evolut. Comput. / D. Merkel, M. Middendorf, H. Schmeck. – 6:4, 2002. – P. 333–346.
7. Hartmann, S. Experimental evaluation of state-of-the-art heuristics for the resource-const / S. Hartmann, R. Kolish // European Journal of Operational Research. – 2000. - № 127. – P. 394-407.
8. Hrechka, A. Genetic and multi-agent approach to create schedule for agricultural firms / Alesia Hrechka // Proceeding of 14th International PhD Workshop OWD'2012 (20–23 October 2012) / A. Hrechka. – Wisla, 2012. – P. 338–342.
9. Hrechka, A. Intelligent system to create schedule for the agricultural companies based on multi-agent and genetic algorithms / Alesia Hrechka, Vladimir Golovko, Uladzimir Rubanav, Alexander Lenski // Proceeding of 7th International Conference (Minsk, Belarus 10–20 October 2012). – Minsk: BSUIR, 2012 / A. Hrechka, 2012 – P. 60–64.

Материал поступил в редакцию 19.11.12

This paper describes the intelligent system for solving *Project Scheduling Problem*: the task is creating schedule of agricultural equipment for doing farm works. We report a novel method for searching optimal scheduling of agricultural operations. The proposed approach is based on genetic algorithm and multi-agent systems and permits to find appropriate solution, which minimizes operation costs.

УДК 004.932.75'1

Кузьмицкий Н.Н.

АКТУАЛЬНЫЕ ВОПРОСЫ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ СВЕРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ И ИХ КОМИТЕТОВ В РАСПОЗНАВАНИИ ОБРАЗОВ ЦИФР

Введение. Основной целью распознавания образов цифр является создание машин, обладающих технологиями чтения визуальной числовой информации со скоростью и точностью не ниже человеческой. Насколько близки научные результаты к ее достижению?

С первых лет исследований в области OCR технологиям анализа изображений изолированных цифр уделяется повышенное внимание, ввиду многочисленности сфер их потенциального применения. С тех пор научным сообществом накоплен большой объем информации в форме моделей классификаторов, методов формирования признаков, баз маркированных данных и др., описанных в многочисленной литературе. Особенно активно в рамках данной проблематики развивались нейросетевые технологии, преимуществами которых являются: автоматическое извлечение признаков, устойчивость к зашумленным данным, возможность параллельной и эффективной аппаратной реализации и др. [1].

Так, в конце 1990-х на базе многослойного перцептрона (MLP) и алгоритма обратного распространения Яном Лекуном была разработана сверточная нейросетевая модель (СНС, CNN) [2], которая, по мнению ряда авторов, наилучшим образом подходит для решения визуальных задач анализа документов [3]. Им же была создана знаменитая база рукописных образов MNIST, являющаяся важной точкой отсчета при сравнении моделей классификаторов. Последние результаты в распознавании тестового MNIST (23 ошибки на 10000 примерах [4]) продемонстрировали перспективность применения CNN в достижении указанной выше главной цели. Однако открытым остается вопрос: какова эффективность CNN классификатора, обученного на одной базе, в распознавании образов других баз?

Анализ литературы выявил существенный недостаток в описании исследований, направленных на решение данного вопроса. Среди них можно выделить лишь статью Сивалда [5], в которой на примере трех баз рукописных образов (MNIST, USPS, DIGITS) и различных методик выделения признаков показана уязвимость классификаторов, основанных на моделях k-NN, SVM и частично CNN, в их способности переносить знания с одного контрольного множества на другое. Он назвал данную проблему "хрупкостью" (слабостью в ИИ терминологии) и она в отношении к CNN является главным объектом интереса описываемого исследования. При этом большое внимание в статье уделяется способности CNN распознавать образы цифр различных типов и увеличению эффективности переноса знаний CNN между различными базами данных.

Регуляризация изображений изолированных цифр. Активное развитие OCR технологий за последние 20 лет привело к появлению интеллектуальных продуктов, удовлетворяющих практическим потребностям: систем распознавания текста, обработки почтовых, банковских документов и др. [6]. Однако зачастую залогом эффективности их внедрений являлось сужение допустимой вариативности данных.

Типы изображений изолированных цифр. В зависимости от способа происхождения, можно выделить три наиболее значимые группы изображений изолированных цифр: машинописные, рукописные и синтезированные, примеры которых приведены на рисунке 1.

Источником изображений первой группы могут являться сканированные документы, журналы и др., содержащие текстовую информацию шрифтовой формы. Ее особенностью является соблюдение правил написания отдельных образов и, как следствие, их низкая вариативность, что позволило создать весьма эффективные методики распознавания. Изображения второй группы, ввиду разнообразия стилей написания (наклона, ширины пера и др.), создают серьезные проблемы в решении классификационных задач (выборе признаков, параметров методов обучения и др.), которые не позволили до настоящего момента создать универсальную технологию распознавания, при этом имеются методы, демонстрирующие точность, сравнимую с человеческой на отдельных тестовых множествах [4]. Изображения третьей группы являются результатом применения всевозможных преобразований к образам первых двух. В частности, для выполнения описываемого исследования нами была синтезирована база KNI, для создания которой использовались "волновые искажения", позволяющие имитировать эффекты, возникающие при неблагоприятных окружающих условиях или недостатках аппаратуры.

Выделенные типы изображений послужили прообразами к созданию трех видов *экспертов*, под которыми в дальнейшем будем понимать классификаторы, специализирующиеся в распознавании изображений одного из типов. На основе экспертного подхода было выполнено исследование проблемы "хрупкости" по отношению к модели CNN. При этом для обучения и тестирования нейронных сетей мы использовали наиболее распространенные в области OCR базы данных.

Базы маркированных образов цифр. MNIST [7] – подмножество базы данных NIST, содержит изображения рукописных цифр, разделенных на тренировочную (60000 образов) и тестовую (10000) части. Изображения были получены от респондентов бюро переписи и студентов учреждений образования США, при этом в разные части были помещены образы различных авторов. Из NIST образы были смасштабированы, в прямоугольник размером 20×20, который в дальнейшем был помещен в изображение размером 32×32 пикселя, при этом должны были совпасть центр тяжести символа и геометрический центр изображения. Отметим, что на основе NIST мы также создали новую базу, названную *NIST_HSF4*, которая содержит 55000 образов (по 11000 для каждого из десяти классов), не включенных в MNIST.

Кроме того, в исследовании применялись следующие базы:

- рукописные: USPS [8] – включает 7291 образов тренировочной и 2007 тестовой части, одноименной базы, размерности 16×16, OPTDIGITS [9] – содержит все 5620 образов одноименной базы, размерности 32×32 пикселя;

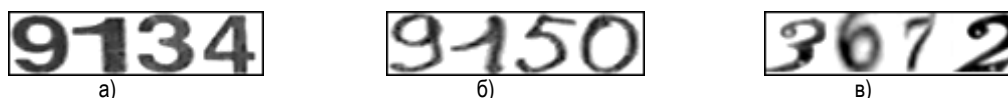


Рис. 1. Примеры изображений изолированных цифр выделенных типов: машинописных (а), рукописных (б), синтезированных (в)