

Прогнозирование складских запасов организации посредством нейронной сети

Брежнев Алексей Викторович

*Российский экономический университет имени Г. В. Плеханова
к. т. н., доцент кафедры информатики*

Джапаридзе Дарья Александровна

*Российский экономический университет имени Г. В. Плеханова
студент*

Аннотация

В данной статье речь пойдёт о методе прогнозирования складских запасов при помощи внедрения в организацию интеллектуальной информационной системы с прогнозирующей нейронной сетью. Будет проведён обзор популярных способов прогнозирования складских запасов, построена математическая модель нейросети с показателями грузооборота склада. Также в статье будет разобран пример построения прогнозирующей нейронной сети в Deductor Studio Academic 5.3 и проанализированы достоинства и недостатки данного подхода. В конце статьи будет рассчитана потенциальная экономическая эффективность от внедрения системы с нейросетью и будут сделаны соответствующие выводы.

Ключевые слова: прогнозирование, склад, складские запасы, нейронная сеть, грузооборот, многослойный перцептрон.

Forecasting the organization's stocks using a neural network

Brezhnev Aleksei Viktorovich

Plekhanov Russian University of Economics

*Candidate of Technical Sciences, Associate Professor at the Department of
Computer Science*

Dzhaparidze Darya Alexandrovna

*Plekhanov Russian University of Economics
student*

Abstract

In this article, we will focus on the method of forecasting stock resources by introducing an intelligent information system with a predictive neural network into an organization. A review of popular stock forecasting methods will be conducted, a mathematical model of a neural network with warehouse turnover indicators will be built. Also in this article, we will analyze the example of constructing a predictive neural network in the Deductor Studio Academic 5.3 and the advantages

and disadvantages of this approach. At the end of the article, we will calculate potential economic efficiency from the implementation of the system with a neural network and make the corresponding conclusions.

Keywords: forecasting, warehouse, warehouse stocks, neural network, freight turnover, multilayer perceptron.

При формировании своих складских запасов любая организация может столкнуться с проблемами, связанными с ошибками в товарном учёте, которые повлекут за собой дефицит или профицит товаров на складе. В первом случае, при спросе, превышающем предложение, происходит нехватка товара, что приводит к убыткам предприятия, ухудшению сервиса, а иногда и имиджа компании. Чтобы не допустить появления данной проблемы, на складе хранят дополнительный товар. Но при этом, если его будет больше, чем необходимо, и возникнет ситуация, где предложение превысит спрос, это приведёт к профициту товара и повлечёт за собой перезатаривание склада, неликвидность текущего товара и его просрочку [11].

Для того, чтобы не допустить появления данных ошибок при планировании складских запасов, необходимо учитывать, сколько товара нужно хранить в определённый период времени, чего можно добиться при помощи прогнозирования складских запасов при помощи нейронной сети. Тема данной статьи актуальна и будет оставаться такой еще долгое время, так как с каждым годом прогнозирование при помощи нейросетей все чаще успешно применяется в различных отраслях, так как этот способ позволяет принимать во внимание и учитывать большое количество условий и показателей, анализировать полученные результаты, а также система может самообучаться. Все больше обучаясь, нейросеть предсказывает результаты все эффективнее и позволяет составлять аналитические прогнозы быстрее и лучше опытного аналитика [14], исключая из данного процесса все риски, связанные с человеческим фактором. Актуальность данной статьи обеспечивается новизной выведенного подхода к прогнозированию складских запасов при помощи нейронной сети с использованием показателей грузооборота склада.

Основная цель данной статьи – рассмотреть, каким образом можно прогнозировать складские запасы при помощи нейронной сети с использованием показателей грузооборота склада. Для достижения данной цели выполним следующие задачи: рассмотрим различные способы прогнозирования складских запасов, применяемые в России и зарубежных странах; выберем показатели, которые будут необходимы для построения нейросети и составим её математическую модель; на тестовых данных разберём, как именно можно построить и обучить нейронную сеть, используя программный продукт Deductor Studio Academic 5.3 [10]; рассмотрим сильные и слабые стороны данного метода, а также рассчитаем его экономическую эффективность. Для начала посмотрим аналогичные методы

прогнозирования складских запасов, проанализируем их сильные и слабые стороны.

К первому способу можно отнести экспертные системы, с помощью которых можно прогнозировать складские запасы, для чего необходимо составить корректную математическую модель/модели, на основе которой/которых можно осуществлять прогноз на краткосрочный и среднесрочный периоды. В системах данного типа часто применяют формулу Харриса-Уилсона (формулу экономического размера запаса), при расчёте которой используются различные показатели, связанные с параметрами заказа и затратами на него, но при этом предполагается, что спрос является постоянной величиной [1].

Также в экспертных системах применяются математические модели, ориентированные на определение оптимального запаса и размера заказа, расчёт спроса на товар за определённый период, раскрытые в [7]. Для наибольшей эффективности расчётов, нужно правильно применять необходимые для конкретного склада математические модели и показатели эффективности, что зависит от грамотного выбора специалиста, который будет работать с экспертной системой.

Ко второму способу относятся прогнозирующие программные продукты и приложения, которые позволяют планировать запасы на небольшие промежутки времени и использовать различные показатели эффективности работы склада. Большую часть работы при этом выполняет пользователь программы, а расчёт основывается на прогнозировании спроса потребителей товара на складе. К такому виду программных продуктов можно отнести, к примеру, Forecast NOW, с помощью которого можно краткосрочно спрогнозировать спрос и рассчитать оптимальный товарный запас [11], а также программные продукты от компании Нес, которые применяются в США [15]. В программах такого типа чаще всего ограниченное количество товарных позиций, а при расширении компании и увеличения товарных позиций на складе, для увеличения возможностей расчёта необходимо приобретать другую версию программного продукта.

К третьему методу прогнозирования складских запасов можно отнести ABC/XYZ анализ, который не основывается на сложной математической модели и имеет много неточностей. Применять данный принцип прогнозирования возможно в аналитических частях корпоративных информационных систем компании [5]. На основе проведённого анализа, аналитик может составить неточную модель для прогнозирования на короткий период времени. Данный метод не требует приобретения дополнительного программного обеспечения, поэтому является менее затратным, но при этом точность расчётов при прогнозировании складских запасов уменьшается и возникают риски получить ошибочный прогноз.

К четвёртому способу, который широко распространён в США и Индии, относится прогнозирование складских запасов при помощи написания программы на языке программирования в корпоративной информационной системе компании. Данный способ не является затратным,

так как в основном этим занимаются штатные программисты, работающие в организации. Но при этом, данный метод несёт риски, связанные с ошибками программиста и зависимостью написанной программы для прогнозирования от конкретного человека, так как код программы получается довольно сложным и массивным. Также период прогнозирования и количество возможных для использования показателей эффективности, определяется навыками и умениями программиста. Чаще всего для этой цели применяется язык программирования Python, описание модели для прогнозирования складских запасов на котором подробно разобрано в [13], а риски, связанные с недостатками и дефектами данного языка в [4].

Слабой стороной каждого из методов, перечисленных выше, является то, что на каждом этапе самого процесса прогнозирования складских запасов с использованием показателей эффективности работы склада, необходимо присутствие человека. В связи с этим увеличивается риск, связанный с человеческим фактором, из-за которого возрастает погрешность прогнозирования складских запасов [8]. Большинство перечисленных методов прогнозирования, позволяют предсказывать складские запасы на краткосрочный и среднесрочный периоды, и не могут обеспечить более продолжительного результата. Также во многих математических моделях, описанных выше, предполагается, что спрос будет оставаться постоянной величиной, чего не происходит во многих компаниях в реальной жизни из-за жесткой конкуренции в современных условиях на экономическом рынке.

Для того, чтобы избежать всех этих неточностей и уменьшить риски возникновения погрешностей в математических моделях, я предлагаю использовать для прогнозирования складских запасов нейронную сеть, типа многослойный перцептрон, в котором на входах и выходах будут использоваться показатели эффективности грузооборота склада. Показатель грузооборота склада напрямую связан со складскими запасами, так как показывает, сколько груза проходит за различные определённые периоды, в следствии чего удобно прогнозировать объём товара, который должен быть на складе, не привязываясь напрямую к показателю спроса. Если применить к данному подходу нейронную сеть, то можно спрогнозировать, сколько товара необходимо будет хранить на складе в определённый момент времени, при чем нейронная сеть имеет возможность самообучаться и прогнозировать складские запасы на основе большого количества статистических данных на среднесрочный и долгосрочный периоды.

Для прогнозирования грузооборота склада будем использовать нейронную сеть типа многослойный перцептрон [3, 9]. В общем виде модель такой нейронной сети будет выглядеть следующим образом (Рисунок 1).

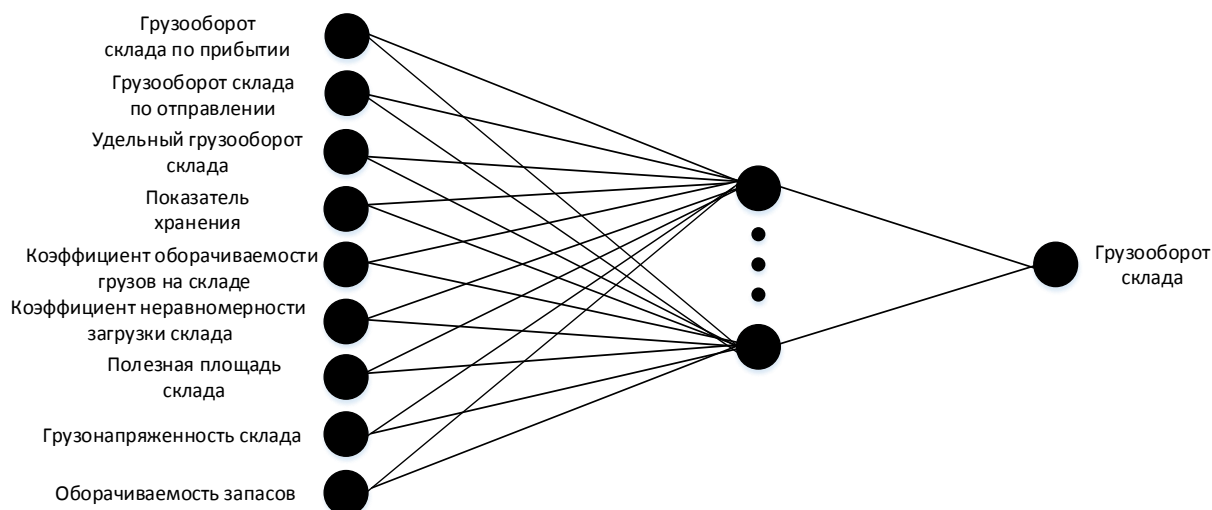


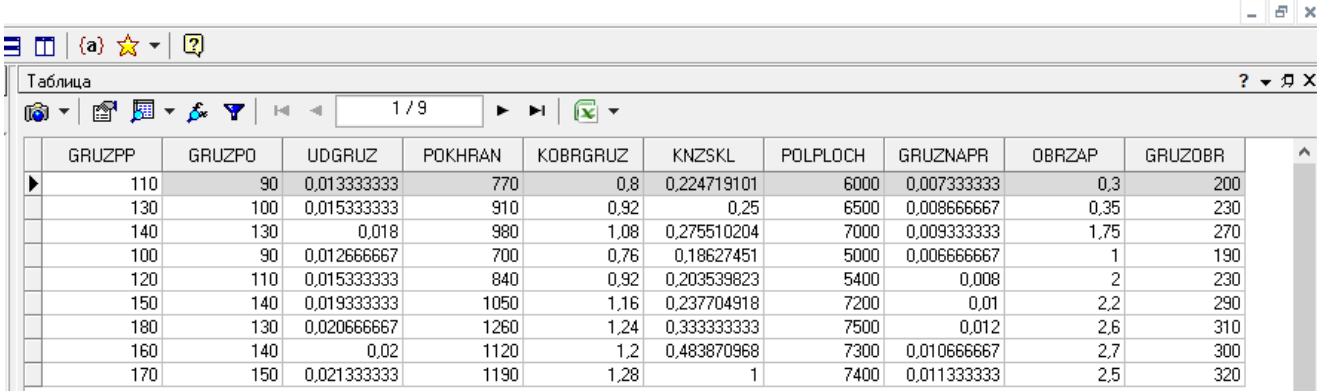
Рисунок 1. Нейронная сеть для прогнозирования грузооборота склада

На Рисунке 1 показателем на выходе нейронной сети будет являться грузооборот склада (GRUZOBR). На входы в нейронную сеть будем подавать показатели эффективности работы склада, от которых зависит грузооборот склада и которые непосредственно влияют на анализ складских запасов [2]:

- Грузооборот склада по прибытии (GRUZPP). Рассчитывается, как «Количество тонн прибывших грузов / анализируемый период времени».
- Грузооборот склада по отправлении (GRUZPO). Рассчитывается, как «Количество тонн отправленных грузов / анализируемый период времени (сутки, месяц, год), т/в сутки (месяц или год)».
- Удельный грузооборот склада (UDGRUZ). Рассчитывается, как «Грузооборот склада общий/ площадь склада, т/период /м²».
- Показатель хранения (POKHRAN). Рассчитывается, как «Количество тонн груза в партии x Количество суток хранения, тонн в сутки».
- Коэффициент оборачиваемости грузов на складе (KOBGRUZ). Рассчитывается, как «Грузооборот склада общий/ Количество тонн грузов, вмещающихся в склад».
- Вместимость склада (KNZSKL). Рассчитывается, как «Грузооборот за неделю / среднемесячный грузооборот склада».
- Полезная площадь склада (POLPLOCH). Рассчитывается, как «Вместимость склада в м³ / Высота укладки груза».
- Грузонапряженность склада (GRUZNAPR). Рассчитывается, как «Количество груза в тоннах / Площадь склада, предназначенная для хранения груза, т/ м²».
- Оборачиваемость заказов (OBRZAP). Рассчитывается, как «Себестоимость товаров, проданных из запасов за месяц/ Средняя стоимость запасов в течение месяца».

Рассмотрим, как при помощи данных показателей эффективности склада можно построить нейронную сеть для прогнозирования грузооборота

склада. Для этого будем использовать программный продукт Deductor Studio Academic 5.3 [10], так как это программный продукт, который позволяет рассмотреть принципы работы нейронной сети в упрощённом варианте. В Deductor 5.3 заранее введем тестовые значения данных показателей, рассчитанные за период, равный одной неделе, для склада с общей площадью 15000 квадратных метров и вместимостью в 250 тонн (Рисунок 2).



GRUZPP	GRUZPO	UDGRUZ	POKHRAN	KOBRGRUZ	KNZSKL	POLPLOCH	GRUZNAPP	OBRZAP	GRUZOBR
110	90	0,013333333	770	0,8	0,224719101	6000	0,007333333	0,3	200
130	100	0,015333333	910	0,92	0,25	6500	0,008666667	0,35	230
140	130	0,018	980	1,08	0,275510204	7000	0,009333333	1,75	270
100	90	0,012666667	700	0,76	0,18627451	5000	0,006666667	1	190
120	110	0,015333333	840	0,92	0,203539823	5400	0,008	2	230
150	140	0,019333333	1050	1,16	0,237704918	7200	0,01	2,2	290
180	130	0,020666667	1260	1,24	0,333333333	7500	0,012	2,6	310
160	140	0,02	1120	1,2	0,483870968	7300	0,010666667	2,7	300
170	150	0,021333333	1190	1,28	1	7400	0,011333333	2,5	320

Рисунок 2. Тестовые данные для прогнозирования грузооборота склада

В «Мастере обработки» выберем пункт Нейросеть и назначим выходом из нейронной сети показатель GRUZOBR, а за входы примем остальные показатели эффективности склада (Рисунок 3).

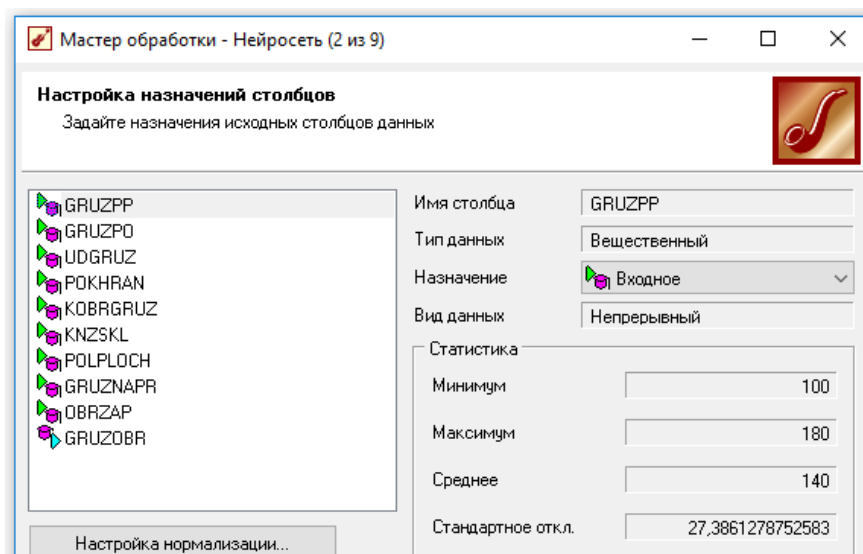


Рисунок 3. Входы и выходы нейронной сети

При построении нейронной сети в Deductor Studio Academic 5.3 необходимо выбрать такое количество слоёв многослойного перцептрона, чтобы вероятности максимальной и средней ошибки уменьшались как можно больше с каждой эпохой [3] (Рисунок 4).

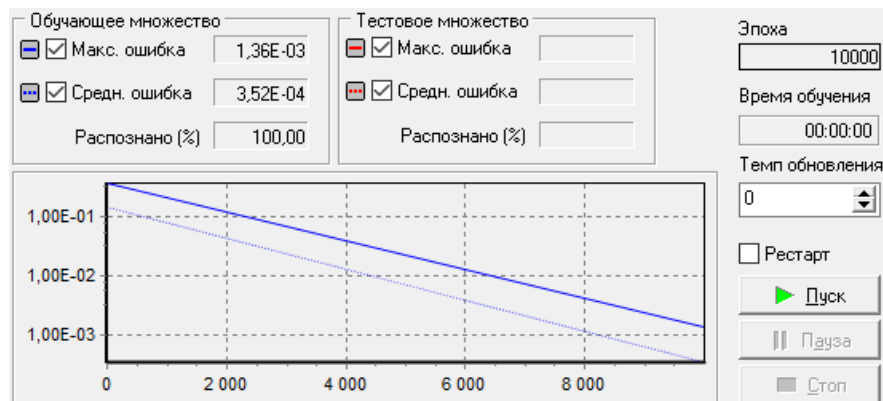


Рисунок 4. Вероятность ошибки нейронной сети

После прохождения все этапов настройки в «Мастере обработки» на выходе получаем график нейронной сети для прогнозирования складских запасов (Рисунок 5), а также графы с аналитическими прогнозами и корреляцию введенных выше показателей эффективности работы склада.

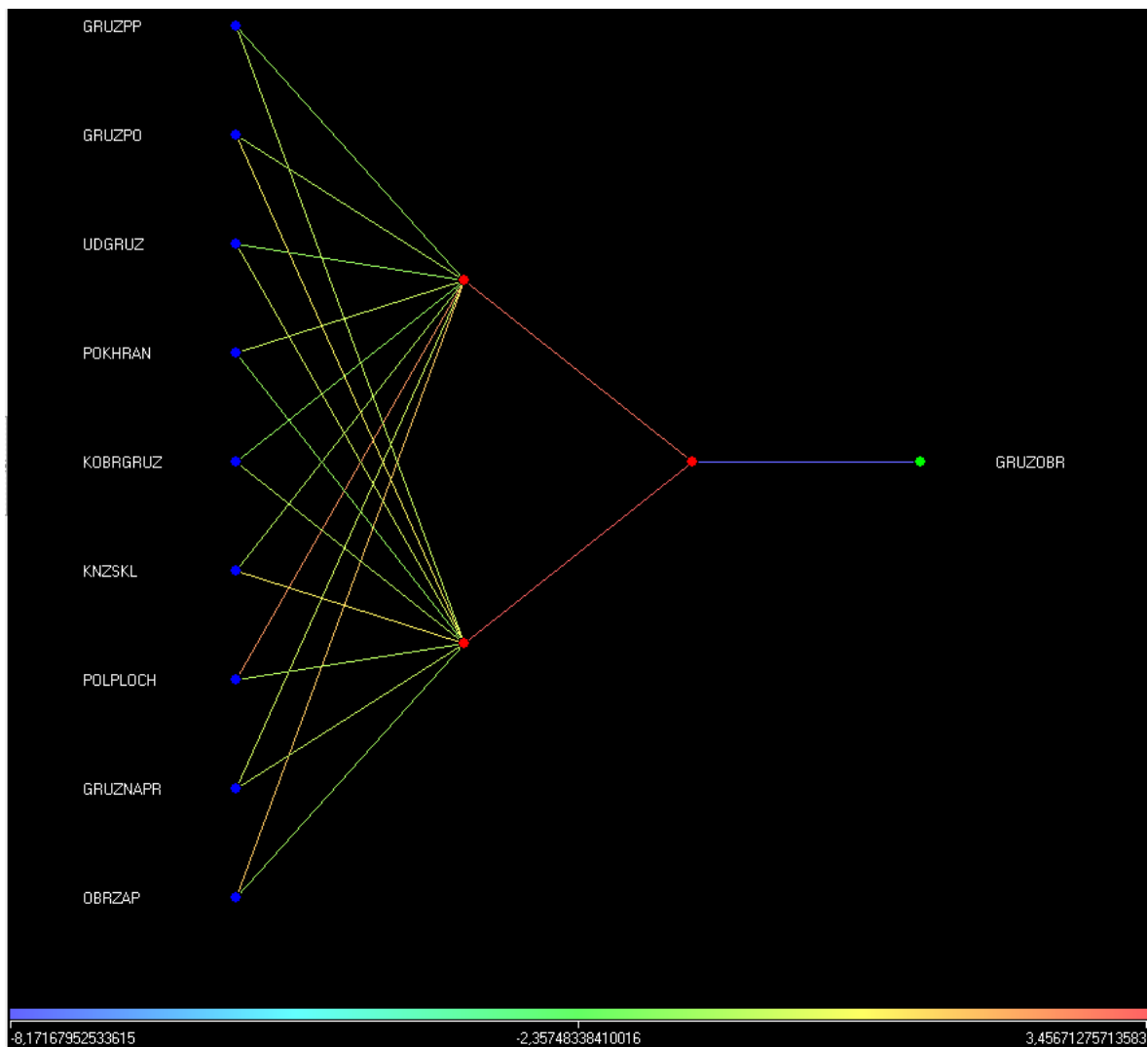


Рисунок 5. График нейронной сети для прогнозирования складских запасов

С помощью Deductor Studio Academic 5.3 была построена упрощённая нейронная сеть для прогнозирования складских запасов, которая подходит

только для описания небольшого количества тестовых значений. Для того, чтобы прогнозировать складские запасы в организациях с развитой складской системой, необходимо внедрять интеллектуальную информационную систему с прогнозирующей нейросетью.

Основными достоинствами подхода прогнозирования складских запасов при помощи нейросети с использованием показателей, связанных с грузооборотом склада, являются: уменьшение рисков, связанных с человеческим фактором и его влиянием на сам процесс прогнозирования и работы с показателями эффективности склада; легкая обучаемость работы с нейронной сетью из-за автоматического выполнения многих сложных процессов, которые в других способах прогнозирования выполняются вручную; работа интеллектуальной информационной системы с прогнозирующей нейросетью не зависит от конкретного человека; необходимые показатели эффективности работы склада можно выбирать в зависимости от ситуации; возможность импортировать данные из других систем и экспортировать полученные результаты в форматы, пригодные для передачи; нейросеть позволяет осуществлять прогноз на долгосрочный период и задействовать много показателей при прогнозе; нейросеть способна самообучаться на основе введенных ранее данных, и с увеличением обучающей её информации может уменьшать вероятность ошибки в прогнозах и сводить её до минимума; уменьшение рисков, связанных с прогнозированием на основе грузооборота, а не определением спроса на товар.

Также этот подход имеет ряд недостатков, к которым относятся: необходимо много тестовых данных для того, чтобы результативно обучить нейронную сеть и получить корректный прогноз; неэффективность данной системы в организациях с маленькими складами. Но несмотря на недостатки данного метода, его можно использовать для прогнозирования складских запасов, и при внедрении интеллектуальной информационной системы с прогнозирующей сетью в организацию с развитой складской системой, возможно получить положительный экономический эффект от внедрения.

Рассмотрим экономическую эффективность от внедрения интеллектуальной информационной системы с методом нейросетевого прогнозирования в среднестатистическую организацию с развитой складской системой и проанализируем полученные результаты.

Для обработки большого объёма данных без специализированных интеллектуальных информационных систем управления знаниями, средней компании с развитой системой управления складом, нужно примерно 4 аналитика. Согласно данным с сайта TRUD.com на 2019 год, средняя зарплата аналитика в Москве и Московской области составляет 80 000 рублей [12]. В связи с внедрением интеллектуальной информационной системы, у аналитиков процессов на складе исчезнет необходимость прогнозировать складские запасы вручную. В следствии чего манипуляция с показателями эффективности работы склада и сам процесс прогнозирования

будет занимать намного меньше времени, так как будут выполняться информационной системой.

Согласно проведённому мной анализу Интернет-ресурсов, подбор, анализ показателей эффективности работы склада и составление прогноза у одного специалиста уходит примерно 32 часа в месяц, то есть 384 часов в год. С учётом того, что часовая ставка среднестатистического аналитика равна 2500 рублей, примерно 960 000 рублей в год затрачивалось на работу с показателями и прогнозирование складских запасов. Так как над аналитикой и прогнозированием работают около 4 человек, то без учёта НДС и других затрат на оборудование рабочего места и покупку сотруднику технического и программного обеспечения, затраты организации в год на них составят 3 840 000 рублей в год и 11 520 000 за три года.

Примерная цена разработки интеллектуальной информационной системы или покупка готовой, которую можно будет адаптировать или дописать под конкретную организацию, составляет около 5 400 000 рублей [6], а также необходимо около 300 000 рублей в год на её сопровождение (включая часы работы сотрудника и затраты на сервисное обслуживание). Отсюда, примерную экономическую эффективность, которую можно получить в связи с заменой работы аналитиков информационной системой, можно вычислить по формуле (1):

$$\text{ЭЭ} = 4 * \text{З}(с) - \text{ССВ}(3), \quad (1)$$

где ССВ(3) – совокупная стоимость владения ИИС за 3 года, которая включает в себя стоимость самой системы и затраты на её сопровождение за 3 года;

З(с) – затраты на одного сотрудника;

ЭЭ – экономический эффект от внедрения ИИС.

$\text{ЭЭ} = 11\,520\,000 - (5\,400\,000 + 900\,000) = 5\,220\,000$ рублей.

Результат вычисления показывает, что система окупит себя, это произойдёт примерно через 19 месяцев. Проведённый выше расчёт экономической эффективности показывает, что внедрять информационные системы с нейросетевым прогнозированием в организации с развитыми складскими системами эффективно.

Из проведённого выше исследования можно сделать вывод, что при прогнозировании складских запасов в организациях с развитой складской системой, эффективнее всего использовать интеллектуальные информационные системы с нейронными сетями и рассчитывать прогноз на основе показателей, связанных с грузооборотом склада. Прогнозирование при помощи нейронных сетей эффективно и имеет множество достоинств, к которым относятся уменьшение рисков, связанных с человеческим фактором, а также предложенный в статье принцип использования показателей грузооборота склада для прогнозирования складских запасов, позволяющий напрямую не привязываться к показателю спроса.

Библиографический список

1. Бродецкий Г.Л., Гусев Д.А. Экономико-математические методы и модели в исследованиях логистики. Процедуры оптимизации. М.: Академия, 2014. 288 с.
2. Волгин В. В. Логистика хранения товаров: Практическое пособие. М.: Дашков и К°; 2010. 515 с.
3. Кириченко А.А. Нейропакеты - современный интеллектуальный инструмент исследователя. Сетевое электронное издание учебного пособия, 2013. 297 с.
4. Бронштейн И.Е. Исследование дефектов в коде программ на языке Python // Программирование, 2013. №39(6). С. 25-32. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=21169211&> [Дата обращения: 04.03.2019]
5. Жуков О.В., Мершиева Г.А., Оноприенко Ю.Г., Сазонов С.П. Методика применения ABC/XYZ-анализа для целей управления запасами в ERP-системе предприятия // Вестник воронежского государственного университета инженерных технологий - Воронежский государственный университет инженерных технологий, 2017. №79(1). С. 477-484. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=29407053> [Дата обращения: 04.03.2019]
6. Савицкий А. Ю., Сухинин С. С., Темкин А. С. Расчет стоимости разработки и внедрения информационной системы Спас / Скиф. Вопросы студенческой науки. - Пуляк Александр Владимирович, 2018. №4(20). С. 114-117. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=35049823> [Дата обращения: 05.03.2019]
7. Собко Э. О. Задачи логистической эффективности розничной сети: модели и математические методы решения / Фундаментальные исследования - Пенза: Издательский Дом "Академия Естествознания", 2016. №11-2. С. 436-440. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=27433931> [Дата обращения: 25.02.2019]
8. Тарабринс С. Обзор по теме исследования «Моделирование системы управления знаниями на основе нейросети» // Молодой ученый. 2018. №22. С. 58-62. URL: <https://moluch.ru/archive/208/50944/> [дата обращения: 20.02.2019]
9. Шумков Е.А. Прогнозирование складских запасов // Научные труды кубанского государственного технологического университета - Кубанский государственный технологический университет, 2016 №8. С. 215-224. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=26537456> [Дата обращения: 25.02.2019]
10. BaseGroup Labs. Нейросеть. URL: <https://basegroup.ru/deductor/function/algorithm/neuronet> [Дата обращения: 05.03.2019]
11. Forecast Now. Планирование товарных запасов. URL: <https://fnow.ru/articles/planirovanie-tovarnykh-zapasov> [Дата обращения: 25.02.2019]
12. Trud.com. Обзор статистики зарплат профессии Аналитик в России. URL: <https://russia.trud.com/salary/692/3798.html> [Дата обращения: 05.03.2019]

13. Aishwarya Singh. Stock Prices Prediction Using Machine Learning and Deep Learning Techniques (with Python codes), 2018. URL: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2018/10/predicting-stock-price-machine-learningnd-deep-learning-techniques-python/> [Дата обращения: 05.03.2019]
14. Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting // Journal of Machine Learning Research 15. URL: <https://www.cs.toronto.edu/~hinton/absps/JMLRdropout.pdf> [дата обращения: 05.03.2019]
15. Tushar Khare. Optimization of Warehouse Cost & Workforce Forecasting, 2015. URL: https://in.nec.com/en_IN/pdf/Whitepaper_OptimizationOfWarehouseCost.pdf [Дата обращения: 04.03.2019]