

УДК 004.93

Т. А. Зайко¹, А. А. Олейник², С. А. Субботин³¹ Запорожский национальный технический университет,
г. Запорожье, Украина, tzyakun@mail.ru;² Запорожский национальный технический университет,
г. Запорожье, Украина, olejnikaa@gmail.com;³ Запорожский национальный технический университет,
г. Запорожье, Украина, subbotin@zntu.edu.ua

СИНТЕЗ ДИАГНОСТИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ КАЧЕСТВА КОНДИТЕРСКОЙ ПРОДУКЦИИ НА ОСНОВЕ АССОЦИАТИВНЫХ ПРАВИЛ

Рассмотрена задача построения диагностической модели качества кондитерской продукции. Для решения данной задачи предложено использовать ассоциативные правила. Выявлен набор ассоциативных правил, позволяющий оценивать качество изделий. Выполнен отбор информативных признаков и построена нейро-нечеткая диагностическая модель качества кондитерской продукции.

АССОЦИАТИВНОЕ ПРАВИЛО, ДИАГНОСТИРОВАНИЕ, НЕЙРО-НЕЧЕТКАЯ СЕТЬ, ОТБОР ПРИЗНАКОВ, СИНТЕЗ, ТРАНЗАКЦИОННАЯ БАЗА ДАННЫХ

Введение

Кондитерское производство является перспективным и активно развивающимся сегментом современного рынка пищевой отрасли. Его рост по оценкам экспертов [1] составляет 15–18% в год, а рентабельность – порядка 20–30%.

Традиционно на рынке кондитерских изделий работает большое число крупных западных и отечественных производителей, имеющих современное оборудование и многомиллионные рекламные бюджеты. Вхождение в эту сферу частного инвестора на сегодняшний день крайне затруднительно. Исключение составляют предприятия малого бизнеса, которые владеют уникальными технологиями производства, позволяющими достичь высокого качества изделий при снижении себестоимости, а также снизить издержки на сырье и материалы [2, 3].

В настоящее время разрыв в соотношении долей потребления импортного и отечественного товаров кондитерского производства достаточно велик [2], что обуславливает необходимость разработки и внедрения новых методов и средств повышения качества отечественной продукции.

Однако для возможности конкуренции с крупными отечественными производителями, а также с зарубежными компаниями, предприятия малого и среднего бизнеса нуждаются во внедрении эффективных автоматизированных систем управления качеством, учитывающих специфику конкретного предприятия и особенности изготавливаемой продукции.

Разработка таких систем связана с необходимостью построения математических моделей, описывающих зависимости показателей качества продукции (рассчитанных значений объективных критериев и количественных оценок экспертов для субъективных показателей) от характеристик сырья, оборудования и параметров технологических процессов производства изделий.

Целью настоящей работы является синтез диагностической модели качества кондитерской продукции на основе ассоциативных правил.

1. Постановка задачи

Одним из достаточно перспективных рынков в пищевой отрасли в настоящее время остается рынок печенья [3]. Рассмотрим задачу построения модели качества изделий, получаемых в результате технологического процесса, обобщенная схема которого приведена на рис. 1.



Рис. 1. Обобщенная модель технологического процесса производства печенья

Как показано на рис. 1, процесс производства печенья предполагает:

- просеивание муки;
- замес теста;
- формирование теста;
- выпечку;
- принудительное охлаждение;
- упаковку готовых изделий.

На качество готовых изделий, получаемых в результате выполнения рассмотренного технологического процесса, существенное влияние оказывает не только качество и количество исходного сырья, но также и параметры технологического процесса.

Для конкретизации задачи построения модели качества печенья использовались данные наблюдений за качеством продукции, характеристиками сырья и оборудования, предоставленные ООО «Днепр-трейд» (г. Запорожье).

Выборка D содержала значения следующих характеристик сырья и параметров технологического процесса для 956 партий изделий (наблюдений): x_1 – сорт муки пшеничной; x_2 – зольность муки пшеничной, %; x_3 – влажность муки пшеничной, %; x_4 – клейковина муки пшеничной, %; x_5 – индекс деления клейковины муки пшеничной, ед.; x_6 – масса муки пшеничной в партии, кг; x_7 – сорт муки овсяной; x_8 – зольность муки овсяной, %; x_9 – влажность муки овсяной, %; x_{10} – клейковина муки овсяной, %; x_{11} – масса муки овсяной в партии, кг; x_{12} – влажность сахара, %; x_{13} – масса сахара в партии, кг; x_{14} – жирность маргарина, %; x_{15} – температура плавления маргарина, °С; x_{16} – масса маргарина в партии, кг; x_{17} – содержание сухих веществ в повидле яблочном, %; x_{18} – термостабильность повидла яблочного, °С; x_{19} – масса повидла яблочного в партии, кг; x_{20} – влажность соды, %; x_{21} – масса соды в партии, кг; x_{22} – влажность ванилина, %; x_{23} – массовая доля ванилина, %; x_{24} – масса ванилина в партии, кг; x_{25} – влажность корицы, %; x_{26} – масса корицы в партии, кг; x_{27} – влажность соли, %; x_{28} – масса соли в партии, кг; x_{29} – жесткость воды, ммоль/л; x_{30} – водородный показатель (рН) воды, ед; x_{31} – общая минерализация воды, мг/л; x_{32} – температура воды, °С; x_{33} – количество воды в партии, л; x_{34} – время просеивания муки, мин; x_{35} – время замеса теста, мин; x_{36} – частота вращения передней лопасти машины при замесе теста, Гц; x_{37} – частота вращения задней лопасти машины при замесе теста, Гц; x_{38} – время формирования теста, мин; x_{39} – время выпечки, мин; x_{40} – температура выпечки, °С; x_{41} – время принудительного охлаждения, мин; x_{42} – влажность воздуха в производственном помещении, %; x_{43} – температура воздуха в производственном помещении, °С.

После производства партии изделий их качество у определяли эксперты и потребители ограно- лептически по шкале: 0 – невкусно, хуже образцов, изготавливаемых конкурентами, 1 – приемлемо, 2 – очень вкусно, лучше других изделий-аналогов).

В оценивании изделий принимали участие пять человек (два эксперта – технолог и дегустатор, три потребителя – взрослые и дети), их оценки в баллах складывались, в результате чего формировалось численное значение выходного параметра у по шкале от нуля до десяти.

Задача заключалась в выявлении скрытых зависимостей типа $X \rightarrow Y$, позволяющих объяснить внутреннюю сущность исследуемых процессов, а также в построении модели класса качества от параметров сырья, оборудования и техпроцесса.

2. Выявление ассоциативных правил и синтез диагностической нейро-нечеткой модели

Поскольку процесс измерения большинства приведенных параметров не автоматизирован и предполагает вовлечение людей, часть параметров,

характеризующих выпускаемую продукцию, может быть не зафиксирована или содержать погрешность измерений, в результате чего выборка наблюдений содержит пропуски значений признаков. Поэтому применение известных методов построения моделей на основе прецедентов [4–7] является весьма затруднительным для имеющейся выборки, вследствие их неспособности работать с пропущенными значениями.

Это обуславливает целесообразность использования методов на основе ассоциативных правил [8, 9]. Такие методы позволяют работать с информацией, представленной в виде транзакционных баз данных [8–11], в которых каждая транзакция (запись) содержит информацию о конкретном изделии и измеренных характеристиках техпроцесса при его изготовлении. Кроме того, построенные на основе соответствующих структур данных (наборов транзакций) базы ассоциативных правил позволяют выявлять скрытые зависимости между исследуемыми величинами и синтезировать модели, описывающие зависимости показателей качества продукции от характеристик сырья, оборудования и параметров технологических процессов.

Для возможности извлечения ассоциативных правил из транзакционных баз данных D , содержащих численные атрибуты, такие атрибуты преобразовываются к формату, доступному для применения известных методов поиска ассоциативных правил [8–11]. При этом требуется выполнять разбиение численных признаков на непересекающиеся интервалы, каждый из которых рассматривается затем как новый атрибут. Однако в таких случаях возникают проблемы выбора числа интервалов и разбиения на интервалы, кроме того существенно возрастает размерность решаемой задачи и требования к вычислительным ресурсам ЭВМ.

Поэтому в разработанном методе синтеза численных ассоциативных правил предлагается использовать подход на основе теории нечетких множеств [5, 6], позволяющий разбивать исходные признаки на нечеткие интервалы и работать с каждым признаком, а не с отдельными интервалами его разбиения. Кроме того, в предложенном методе при поиске ассоциативных правил используются рассчитанные оценки индивидуальной информативности признаков, что позволяет учитывать их значимость в исходной базе данных.

Предлагаемый метод может быть представлен следующими этапами:

- фазсификация транзакционной базы данных D ;
- определение значимости признаков;
- вычисление пороговых значений поддержки;
- построение базы численных ассоциативных правил.

На начальном этапе выполняется фазсификация базы транзакций D , т.е. приведение всех ее численных значений к нечеткому виду. Такое

преобразование позволит выделить нечеткие термы каждого признака для возможности выполнения дальнейшего извлечения ассоциативных правил. Как правило, признаки, описывающие исследуемые объекты или процессы, имеют различную информативность [4–6], поэтому с целью извлечения интересных ассоциативных правил, адекватно описывающих исследуемые зависимости, целесообразно учитывать индивидуальную значимость признаков. Важным этапом является определение пороговых значений поддержки наборов элементов, которое в предложенном методе происходит с использованием информации об индивидуальной значимости признаков, определенной ранее. При построении базы ассоциативных правил в процессе их извлечения используются значения индивидуальной информативности признаков, рассчитанные ранее, что позволяет учитывать значимость каждого атрибута при поиске правил.

Разработанный метод обеспечивает интеграцию описанных выше принципов, позволяет по заданным транзакционным базам данных строить наборы численных ассоциативных правил и на их основе извлекать новые знания об исследуемых объектах или процессах.

3. Эксперименты и результаты

Диагностическая модель качества кондитерских изделий строилась на основе заданной выборки D , фрагмент которой (пронормированные значения измеренных признаков) приведен в табл. 1, в которой пропущенные значения отображены с помощью символа «—».

Таблица 1

Фрагмент исходной выборки данных

№ партии	Пронормированные значения измеренных признаков												y
	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9	...	x_{43}		
1	1,0	0,23	0,14	0,9	0,72	0,42	1,0	—	—	...	0,18	0,9	
2	1,0	—	—	—	—	0,48	1,0	—	—	...	0,18	0,8	
3	0,75	0,15	0,24	0,9	0,72	0,44	1,0	0,2	0,2	...	0,09	0,9	
4	0,5	0,45	0,58	0,2	0,36	0,82	0,5	—	—	...	0,09	0,4	
5	0,75	—	—	—	—	0,48	1,0	0,27	0,3	...	0,18	0,7	
6	1,0	0,17	0,16	0,7	0,81	0,44	0,75	0,33	0,1	...	0,36	0,9	
7	1,0	—	—	—	—	0,48	0,75	0,27	0,15	...	0,27	1,0	
8	1,0	0,25	0,24	0,9	0,72	0,42	0,75	—	—	...	0,45	0,8	
9	0,75	0,34	0,42	0,5	0,27	0,61	0,5	0,4	0,4	...	0,27	0,6	
10	1,0	—	—	—	—	0,53	0,5	—	—	...	0,36	0,7	
...	
956	1,0	0,15	0,28	1,0	0,91	0,48	1,0	—	—	...	0,27	0,9	

На начальном этапе из заданной выборки выполнялось извлечение численных ассоциативных правил с помощью различных методов [8–11]. При поиске ассоциативных правил значения минимальной поддержки minsupport и минимальной достоверности minconfidence устанавливались следующими: 1% и 75% соответственно. Таким образом, обеспечивалось выявление правил,

содержащих наборы элементов, которые встречались не менее в 1% транзакций заданной транзакционной базы данных, и являющихся достоверными не менее, чем на 75%.

Результаты экспериментов по исследованию различных методов поиска численных ассоциативных правил приведены в табл. 2, в которой используются следующие обозначения: FARM – Fuzzy Association Rule Mining – метод извлечения ассоциативных правил с использованием нечеткого подхода [12]; FWARM – Fuzzy Weighted Association Rule Mining – метод извлечения ассоциативных правил с использованием нечеткого подхода [13]; МУЗП – метод синтеза численных ассоциативных правил с учетом значимости признаков [14]; $N_{\text{АП}}$ – число отобранных правил; $S_{\text{ср.}}$ – среднее значение поддержки в построенной базе правил; $C_{\text{ср.}}$ – среднее значение достоверности извлеченных правил; t – время поиска ассоциативных правил, секунд.

Таблица 2

Сравнение методов синтеза численных ассоциативных правил

Метод	Критерий сравнения			
	$N_{\text{АП}}$, шт.	$S_{\text{ср.}}$, %	$C_{\text{ср.}}$, %	t , сек.
FARM	129	5,6	81,9	19,1
FWARM	93	4,1	89,1	15,7
МУЗП	82	3,3	91,3	12,3

Как видно из табл. 2, метод FARM выделил большее число правил по сравнению с другими, однако их средняя достоверность $C_{\text{ср.}}$ была хуже, чем достоверность правил, построенных с помощью методов FWARM и МУЗП. Кроме того, средняя поддержка $S_{\text{ср.}}$ в построенной базе правил при использовании метода FARM больше по сравнению с применением методов FWARM и МУЗП. Это характеризует метод FARM как метод, позволяющий найти интересные правила $X \rightarrow Y$ с большими значениями поддержки, которые описывают очевидные и известные закономерности. Однако при этом не извлекаются правила, описывающие неочевидные, редко встречающиеся, но важные и достоверные зависимости.

Метод МУЗП позволил извлечь меньшее количество правил, которые, однако, характеризовались более приемлемыми значениями критерия $C_{\text{ср.}}$. Незначительное значение оценки $S_{\text{ср.}}$ свидетельствует о том, что среди извлеченных $N_{\text{АП}}$ правил выявлены интересные закономерности на основе редко встречающихся данных. Обобщив полученные результаты можно сделать вывод о том, что наиболее приемлемые результаты показал метод МУЗП [14].

В результате исследований выявлено множество зависимостей в виде продукционных правил «ЕСЛИ выполняется набор условий, ТО верным

будет некоторое утверждение», примерами которых являются следующие:

1) ЕСЛИ клейковина муки пшеничной = 20 % И индекс деления клейковины муки пшеничной = 115 ед. И масса муки овсяной в партии = 16 кг И жирность маргарина = 82 % И масса повидла яблочного в партии = 6,2 кг И влажность воздуха в производственном помещении = 60 % И температура воздуха в производственном помещении = 22 °С, ТО качество изделия = 9 ед.;

2) ЕСЛИ зольность муки пшеничной = 0,45 % И влажность муки пшеничной = 14 %, ТО клейковина муки пшеничной = 21 %;

3) ЕСЛИ зольность муки пшеничной = 0,5 % И клейковина муки пшеничной = 22 % И индекс деления клейковины муки пшеничной = 110 ед. И масса муки пшеничной в партии = 39 кг И масса маргарина в партии = 16 кг И масса ванилина в партии = 0,005 кг И время просеивания муки = 10 мин., ТО качество изделия = 10 ед.;

4) ЕСЛИ масса муки пшеничной в партии = 52 кг И клейковина муки пшеничной = 15 % И масса муки овсяной в партии = 12 кг И масса маргарина в партии = 8 кг, ТО качество изделия = 2 ед.;

Важно отметить, что выявленные зависимости позволяют судить не только о качестве изделия (например, с помощью первого, третьего, четвертого правил из приведенных), но также дают возможность оценивать некоторые другие характеристики сырья и продукции (например, зольность, клейковину, индекс деления клейковины и т. п.), которые являются трудноизмеримыми в условиях производства малых предприятий. Оценивание характеристик сырья путем применения извлеченных правил позволит проверять качество сырья, получаемого от отдельных поставщиков. Кроме того, своевременно выявленное сырье с неприемлемыми характеристиками позволит, в свою очередь, существенно уменьшить выход готовых изделий с низким качеством.

Кроме того, выявленный набор ассоциативных правил позволил судить об информативности признаков $x_1 - x_{43}$ из базы транзакций D по отношению к выходному параметру (классу качества продукции). Выявлено, что признаки x_{10} , x_{15} , x_{18} , x_{20} , x_{23} , x_{27} , x_{29} , x_{30} , x_{31} , x_{36} , x_{37} не входят ни в одно из ассоциативных правил, связанных с выходным параметром y , что позволяет судить об их неинформативности по отношению к выходу y . Заметим, что известные методы отбора признаков [6, 15, 16] предназначены для обработки выборок данных без пропусков, что усложняет или в ряде случаев делает невозможным их применение на практике для выявления набора информативных признаков на основе данных, представленных в виде баз транзакций.

После выделения набора информативных признаков выполнялось построение модели

зависимости класса качества от параметров сырья, характеристик оборудования и технологического процесса производства. В качестве базиса для построения модели качества использовалась нейро-нечеткая сеть на основе правил Мамдани [4, 6, 7, 17], получившая широкое распространение при решении задач распознавания, классификации, диагностирования и др.

Для построения нейро-нечеткой модели по заданной транзакционной базе данных использовался метод синтеза нейро-нечетких сетей на основе ассоциативных правил [18], позволяющий синтезировать нейро-модели путем определения их структуры и параметров с помощью извлеченных ассоциативных правил. Для сравнения метода [18] с известными аналогами база транзакций D преобразовывалась к обучающей выборке, содержащей значения всех признаков для всех экземпляров. Для этого исключались транзакции с большим количеством (более половины) признаков с отсутствующими значениями (пропущенные данные). В оставшихся транзакциях пропуски заполнялись средними значениями соответствующих признаков.

Таким образом, выполнялось сравнение таких методов построения нейро-нечетких моделей:

1) метод, в котором структура сети формируется путем непосредственного отображения каждого экземпляра выборки данных в соответствующее правило, а параметры блоков нейромодели определяются с помощью метода обратного распространения ошибки [4, 17];

2) метод, в котором структура нейро-нечеткой модели определяется путем кластеризации выборки, а параметры нейроэлементов настраиваются методом обратного распространения ошибки [4, 17];

3) метод синтеза нейро-нечетких сетей на основе ассоциативных правил [18].

Результаты экспериментов показали, что среднеквадратическая ошибка построенных нейро-сетевых моделей, рассчитанная для данных обучающей выборки, составила, 0,032, 0,049 и 0,041 соответственно для методов 1, 2 и 3. Это объясняется тем, что в первом методе каждый экземпляр выборки отображается правилом и используется в нейро-нечеткой модели, что повышает точность на данных обучающей выборки, но понижает ее интерпретируемость и обобщающие способности. При использовании тестовых данных среднеквадратическая ошибка синтезированных нейро-нечетких сетей составила 0,061, 0,058 и 0,052 соответственно.

Кроме того, важно отметить, что второй и третий методы не позволили построить нейро-модели по данным, представленным в виде базы транзакций. Следовательно, результаты экспериментов показали, что метод [18] позволяет на основе данных, представленных в виде баз транзакций, синтезировать нейро-нечеткие модели, обладающие приемлемыми аппроксимационными и обобщающими способностями.

Выводы

В работе решена актуальная задача синтеза диагностической модели для контроля качества кондитерской продукции на основе ассоциативных правил.

Выявлен набор ассоциативных правил, позволяющий прогнозировать качество изделий в зависимости от характеристик сырья и параметров технологического процесса, а также выявлены зависимости между характеристиками сырья и получаемой продукции (например, зольность, клейковина, индекс деления клейковины и т. п.), которые являются трудноизмеримыми в условиях производства малых предприятий. Оценивание характеристик сырья путем применения извлеченных правил позволит проверять качество сырья, получаемого от отдельных поставщиков. Кроме того, своевременно выявленное сырье с неприемлемыми характеристиками позволит в свою очередь существенно уменьшить количество готовых изделий с низким качеством.

Выполнен отбор информативных признаков и построена нейро-нечеткая диагностическая модель качества кондитерской продукции, обобщающая информацию, представленную в виде базы транзакций и содержащую сведения о характеристиках используемого сырья, его параметрах, а также параметрах оборудования и техпроцессов.

Работа выполнена в рамках государственной научно-исследовательской темы Запорожского национального технического университета “Интеллектуальные информационные технологии автоматизации проектирования, моделирования, управления и диагностирования производственных процессов и систем” при поддержке проекта “Centers of Excellence for young REsearchers (CERES)” (№544137-TEMPUS-1-2013-1-SK-TEMPUS-JPHES) программы “Темпус” Европейской комиссии.

Список литературы: 1. *Edwards W. P.* The Science of Sugar Confectionery / W. P. Edwards. — London : Royal Society of Chemistry, 2000. — 166 p. 2. *Зубченко А. В.* Технология кондитерского производства / А. В. Зубченко. — Воронеж : Воронежская государственная технологическая академия, 1999. — 432 с. 3. *Jackson E. B.* Sugar Confectionery Manufacture / E. B. Jackson. — Berlin : Springer, 1995. — 400 p. 4. *Encyclopedia of artificial intelligence* / Eds.: J. R. Dopico, J. D. de la Calle, A. P. Sierra. — New York : Information Science Reference, 2009. — Vol. 1–3. — 1677 p. 5. *Engelbrecht A.* Computational intelligence: an introduction / A. Engelbrecht. — Sidney : John Wiley & Sons, 2007. — 597 p. 6. *Прогрессивные технологии моделирования, оптимизации и интеллектуальной автоматизации этапов жизненного цикла авиационных двигателей* : монография / [А. В. Богуслаев, Ал. А. Олейник, Ан. А. Олейник, Д. В. Павленко, С. А. Субботин]. — Запорожье: ОАО “Мотор Сич”, 2009. — 468 с. 7. *Shin Y. C.* Intelligent systems : modeling, optimization, and control / C. Y. Shin, C. Xu. — Boca Raton: CRC Press, 2009. — 456 p. 8. *Gkoulalas-Divanis A.* Association Rule Hiding for Data Mining / A. Gkoulalas-

Divanis, V. S. Verykios. — New York : Springer-Verlag. — 2010. — 150 p. 9. *Adamo J.-M.* Data mining for association rules and sequential patterns: sequential and parallel algorithms / J.-M. Adamo. — New York : Springer-Verlag. — 2001. — 259 p. 10. *Zhao Y.* Post-mining of association rules: techniques for effective knowledge extraction / Y. Zhao, C. Zhang, L. Cao. — New York : Information Science Reference. — 2009. — 372 p. 11. *Koh Y. S.* Rare Association Rule Mining and Knowledge Discovery / Y. S. Koh, N. Rountree. — New York : Information Science Reference. — 2009. — 320 p. 12. *Dubois D.* A Systematic Approach to the Assessment of Fuzzy Association Rules / D. Dubois, E. Hullermeier, H. Prade // Data Mining and Knowledge Discovery. — 2006. — Vol. 13. — P. 167–192. 13. *Khan M. S.* Weighted Association Rule Mining from Binary and Fuzzy Data / M. S. Khan, M. Mueyba, F. Coenen // Lecture Notes in Computer Science. — 2008. — Vol. 5077. — P. 200–212. 14. *Зайко Т. А.* Определение индивидуальной значимости признаков для извлечения численных ассоциативных правил / Т. А. Зайко, А. А. Олейник, С. А. Субботин // Искусственный интеллект и его приложения : III-й Межвузовский научно-исследовательский семинар, Магнитогорск, 25 декабря 2012 г. : материалы семинара. — Магнитогорск : МаГУ, 2012. — С. 105–108. 15. *Интеллектуальные информационные технологии проектирования автоматизированных систем диагностирования и распознавания образов* : монография / [С. А. Субботин, Ан. А. Олейник, Е. А. Гофман, С. А. Зайцев, Ал. А. Олейник]. — Харьков : ООО “Компания Смит”, 2012. — 317 с. 16. *Guyon I.* An Introduction to Variable and Feature Selection / I. Guyon, A. Elisseeff // Journal of Machine Learning Research. — 2003. — №3. — P. 1157–1182. 17. *Гибридные нейро-фаззи модели и мультиагентные технологии в сложных системах* : монография / [В. А. Филатов, Е. В. Бодянский, В. Е. Кучеренко и др. ; под общ. ред. Е. В. Бодянского]. — Дніпропетровськ : Системні технології, 2008. — 403 с. 18. *Зайко Т. А.* Побудова нейро-нечітких моделей на основі неструктурованих даних / Т. А. Зайко, А. О. Олійник, С. О. Субботін // Штучний інтелект. — 2012. — № 4. — С. 546–556.

Поступила в редколлегию 04.02.2014

УДК 004.93

Синтез діагностичної моделі якості кондитерської продукції на основі асоціативних правил / Т. А. Зайко, А. О. Олійник, С. О. Субботін // Біоніка інтелекту: наук.-техн. журнал. — 2014. — № 1 (82). — С. 12–16.

Розглянуто задачу побудови діагностичної моделі якості кондитерської продукції. Для розв'язання даної задачі запропоновано використовувати асоціативні правила. Виявлено набір асоціативних правил, що дозволяє оцінювати якість виробів. Виконано відбір інформативних ознак і побудовано нейро-нечітку діагностичну модель якості кондитерської продукції.

Табл. 2. Іл. 1. Бібліогр.: 18 найм.

UDC 004.93

Synthesis of diagnostic model of confectionery products quality based on association rules / T. A. Zayko, A. O. Oliinyk, S. A. Subbotin // Bionics of Intelligence: Sci. Mag. — 2014. — № 1 (82). — P. 12–16.

The problem of construction of the diagnostic model of quality confectionery products is considered. To solve this problem the usage of association rules is proposed. a set of association rules is extracted, which allows to evaluate the quality of products. Feature selection and synthesis of neuro-fuzzy diagnostic model of quality confectionery products are made.

Tab. 2. Fig. 1. Ref.: 18 items.