

АНАЛИЗ НА МЕТОДИ ЗА ОБРАБОТКА НА СЕНЗОРНИ ХАРАКТЕРИСТИКИ НА КИСЕЛО МЛЯКО

Мирела Йорданова, Ели Костадинова

Резюме: В доклада е анализирана възможността за приложение на непараметрични методи за анализ на кисело мляко. Направен е избор на методи за анализ. Представен е пример за обработка на дегустационни оценки и прогнозиране на органолептични показатели чрез избраните методи.

Ключови думи: Кисело мляко, Сензорни характеристики, Анализ на главните компоненти, Частична регресия на най-малките квадрати

1. Въведение

Киселото мляко е национален Български продукт получен под действието на закваска от *Lactobacillus bulgaricus* и *Streptococcus thermophilus*. Полученият продукт задължително съдържа живи бактерии. Освен бактериите от изключителна важност са и метаболитите, отделени от тях. В литературата се посочва, че консумацията на кисело мляко оказва положително влияние върху баланса на микробната популация в човешкия тракт. Стимулира се имунната система и антитуморната активност, намалява се нивото на серумния холестерол. Богатото съдържание на калций и усвояемостта му правят киселото мляко незаменим източник на този елемент.

В резултат на органолептичния анализ се получава количествена оценка за

ANALYSIS OF METHODS FOR PROCESSING OF SENSORY CHARACTERISTICS OF YOGURT

Mirela Yordanova, Eli Kostadinova

Abstract: The report analyzed the possibility of use of non parametric methods for analysis of yogurt. It is made choice of methods for the analysis. An example is presented of processing taste evaluations and prediction of organoleptic parameters through selected methods.

Keywords: Yogurt, Sensory scores, Principal component analysis, Partial least squares regression

1. Introduction

Yogurt is a Bulgarian national product produced by the action of yeast of *Lactobacillus bulgaricus* and *Streptococcus thermophilus*. The resulting product must contain live bacteria. Furthermore, the bacteria are of the utmost importance and metabolites, separated from them.

The literature indicates that consumption of yogurt has a positive impact on the balance of microbial populations in the human tract. It stimulates the immune system and anti-tumor activity, reducing concentration of serum cholesterol. Rich in calcium absorption it makes the yogurt indispensable source of this element.

Like a result of organoleptic analysis it gives a quantitative

потребителското качество на киселото мляко. Извършва се с помощта на сетивните органи на човека при изпълняване на строго определени методи и спазване на конкретни техники за определяне [4,12].

Данните от сензорния панел извършил дегустационна оценка на киселото мляко могат да се разглеждат като тримерна матрица, съдържаща информация за оценяващия дегустатор, показателите за качество и пробите. За да се оценят точно изследваните млечни продукти чрез мненията на дегустаторите е добре да се разглеждат всички данни, отколкото да се осредняват. Основният начин за представяне на резултатите от дегустационната оценка е чрез диаграма в полярна координатна система за отделните показатели като вкус, текстура, цвят.

Добрият сензорен панел трябва да подава информация, която е точна, обобщена и прецизна. Успешният анализ на хранителните продукти е резултат от правилното прилагане на инструментариум за оценка на мнението на отделните дегустатори и на сензорния панел като цяло.

Нивото на достоверност на описанията на органолептичните характеристики на млечните продукти са от значение за точността в изследванията и бизнес решенията.

В известните литературни източници [3,4,5,7,8,9,10,11,12] се посочва, че подходящ метод за оценка на мнението на отделните експерти и за разделяне на продукти по качество са непараметричните методи.

Целта на доклада е да се анализира възможността за приложение на непараметрични методи за анализ на дегустационна оценка на кисело мляко.

assessment of user quality of yogurt. Performed by the sensory organs of humans in carrying out strictly defined methods and compliance with specific techniques for determining [4,12].

The data from sensory panel committed tasting evaluation of yogurt can be viewed as a three-dimensional matrix containing information on the evaluation taster, quality indicators and samples. To appreciate accurately studied dairy products through the opinions of tasters is good to consider all the data rather than averaged.

The main way of presenting the results of the tasting evaluation by means of diagram in polar coordinate system for individual characteristics such as flavor, texture, color. The good sensory panel must submit information that is accurate, summarized and precise. Successful analysis of food products is the result of the correct application of assessment tool for the opinion of individual tasters and the sensor panel as a whole. The confidence level of the descriptions of organoleptic characteristics of dairy products are important for accuracy in research and business decisions.

In popular literature [3,4,5,7,8,9,10, 11,12] states that the appropriate method for assessing the opinion of various experts and separation of product quality are nonparametric methods.

The aim of the report is to analyze the possibility of use of nonparametric methods for analysis of sensory evaluation of yogurt.

2. Непараметрични методи за обработка на сензорни данни на млечни продукти

В практиката, при анализ на дегустационни оценки на кисело мляко се използват непараметрични методи за анализ като дисперсионен анализ, анализ на главните компоненти, частична регресия на най-малките квадрати, обобщен прокруст анализ, Тъкър анализ, паралелен факторен анализ, йерархичен клъстерен анализ и комбинации от тези методи. По често използвани са Анализ на главните компоненти, чрез който данните от дегустационната оценка се представят в ново признаково пространство и се анализира близостта на пробите към съответния органолептичен показател. Друг по-често прилаган метод при обработката на резултати от дегустационна оценка е метода „Частична регресия на най-малките квадрати“. Методът е подходящ при прогнозиране на органолептични показатели чрез данни за физикохимични параметри на изследвания продукт като рН, титруема киселинност, съдържание на бактерии, водно съдържание [4,10].

Анализ на главните компоненти (PCA) [4,8,10,11]. Извличането на характерни свойства е трансформация на оригиналните данни с всичките им променливи в извадка от редуцирани такива. Използват се всички измервания или променливи, които се проектират в малка размерна област. Причините за извличане на характерни свойства са следните:

- Намаляване на честотната лента на входните данни;
- Осигуряване на по-малък брой признаци за ускоряване на класификацията;
- За редуциране на излишъка на

2. Methods for processing of sensory data for dairy products

In practice, an analysis of the taste evaluations of yogurt are used non-parametric methods of analysis such as analysis of variance, principal component analysis, a partial least squares regression, generalized Procrustes analysis Tucker analysis, parallel factor analysis, hierarchical cluster analysis, and combinations of these methods.

More commonly used are principal components analysis through which data from the tasting evaluation shall be presented in a new feature space and analyzed the proximity of the samples to the appropriate organoleptic indicator.

Another commonly used method in the processing of the results of a taste evaluation is the method partial least squares regression. The method is suitable for predicting the organoleptic metrics via the data on physicochemical parameters of the test product as pH, titratable acidity, bacteria content, water content.[4,10]

Principal component analysis (PCA) [4,8,10,11]. The extraction of intrinsic properties is a transformation of the original data with all their variables in a sample of reduced data. All of the measurements or variables are designed into small size area. The reasons for the extraction of intrinsic properties are as follows:

- Reducing the bandwidth of input data;
- Providing fewer features for acceleration of classification;
- To reduce the surplus of information;
- To obtain the smaller dimension of

информация;

- За получаване на по-малка размерност на данните (в идеалния случай – две размерности) с минимална загуба на информация и по този начин данните се визуализират по-добре.

Задачата на анализа на главните компоненти е да се разделят променливите, които са линейни комбинации на ортогоналните променливи и не са корелирани. Геометрично могат да се представят като ротационна ос около оригиналните данни в координати спрямо ортогонална ос, подредени спрямо количеството вариации на оригиналните данни, с които са свързани.

Ако се разгледа извадка (x,y) , където променливата x е входна променлива, а y е зависима променлива спрямо x и трябва да се определи y от $x \in [y|x]$, регресионната линия се описва със зависимостта $y=m.x+c$, която представлява сума от квадратите от перпендикулярните разстояния от точките с координати (x,y) до тази права, променливата, дефинирана от линията е първата главна компонента, докато втората компонента е променлива, дефинирана от линия, ортогонална на първата.

Анализът на главните компоненти създава ортогонална координатна система, при която осите са подредени в зависимост от дисперсията в оригиналните данни, за които се отнася съответната главна компонента и дисперсиите и дисперсията в главните стойности. В ковариационната матрица на данните:

$$K = E[(x - \bar{x})^T] \quad (1)$$

Могат да се видят вариациите за всяка размерност в основния диагонал и ковариациите на тази, която не е в диагонал. Ако матрицата е диагонална,

the data (into the ideal case – two dimensions) with a minimum loss of information and in this way data are displayed better.

The object of the analysis of the principal components is to separate the variables which are linear combinations of orthogonal variables and not correlated. Geometrically can be represented as a rotational axis around the original data into coordinates to orthogonal axis stacked against the amount of variations of the original data with which they are associated.

If consider the sample (x,y) , where the variable x is an input variable, and y is the dependent variable against x and the relation should be determined from at $h \in [y|x]$, the regression line is described by the relationship $y=m.x+c$, which is the sum of the squares of the perpendicular distance of the points with coordinates (x,y) to this line, the variable defined by the line is the first principal component while the second component is a variable defined by a line orthogonal to the first.

The analysis of the principal components creates an orthogonal coordinate system in which the axes are arranged according to the variance into the original data, to which the respective main components and dispersion and dispersion in the main values. In the covariance matrix of the data:

It can be seen the variation for each dimension in the main diagonal and covariances to that which, is not diagonal. If the matrix is diagonal, the

променливите са независими и в този случай данните могат да се визуализират чрез средноквадратичната им грешка като се изберат такива с най-голяма дисперсия. Ако матрицата не е диагонална тя може да се трансформира до такава чрез матрица, съставена от собствените ѝ вектори като основен диагонал. Признаците, които ще се използват са собствените вектори като тегловна сума от всички измервания.

Ковариационната матрица сумира дисперсиите в данните, собствените ѝ вектори показват основните посоки на дисперсията и свързаните собствени стойности дават амплитудата на дисперсията около тези оси. Собствените вектори на ковариационната матрица K се свързват като главна ос или главни компоненти на дисперсията на данните. Анализът на главните компоненти използва анализ на собствените вектори на K за намиране на редуцирано размерно пространство.

Частична регресия на най-малките квадрати (PLSR) [4,10]. При този метод, като регресори не се използват директно сензорните данни, а нови регресионни фактори (latent variables). Тези фактори се пресмятат като се отчитат вариациите както в независимите променливи X (органолептичните данни), така и в зависимите променливи Y (съдържание на определени химични компоненти или др.) едновременно. Първият регресионен фактор представлява линейна комбинация от всички сензорни данни и се определя така, че съответния показател, който се определя, да се оценява най-добре. При определяне на втория фактор, първо се получават разликите между първоначалните и оценените при първата стъпка спектрални данни за параметъра, който се търси. Вторият фактор представлява линейна комбинация от остатъците от органолептичните данни,

variables are independent and in this case, the data can be visualized by their mean square error by selecting those with the greatest dispersion. If the matrix is not diagonal, it can be transformed to such through the matrix consisting of its own vectors as the main diagonal. The features that will be used are the eigenvectors as the weight sum of all measurements. The covariance matrix sums the variances in the data its own vectors show the main directions of dispersion and associated eigenvalues give amplitude variance around these axes.

The eigenvectors of the covariance matrix K are taken together as main axis or principal components of the dispersion of the data. The principal components analysis uses the eigenvectors of K to find a reduced dimensional space.

Partial least squares regression (PLSR) [4,10]. In this method, as regressors are not used directly sensor data but new regression factors (latent variables). These factors are calculated taking into account simultaneously the variations in both the independent variables X (organoleptic data), and the dependent variable Y (content of certain chemical components or other). The first regression factor is a linear combination of all sensory data and is determined so that the corresponding indicator that is assigned to be best evaluated. In determining the second factor first given the differences between the original and estimated in the first step organoleptic data parameter which is searched. The second factor is a linear combination of the residuals of

определен отново така, че да оценява най-добре остатъците от определения параметър и т.н. до получаването на определен брой регресионни фактори.

За целите на изследването, метода частична регресия на най-малките квадрати е използван за определяне на зависимостта между матрицата на прогнозните стойности X и зависимите променливи Y . Стойностите на параметрите, които се изменят в млечните продукти при физико-химичен анализ се използват като прогнози, а сензорната оценка – като калибровъчни за зависимата променлива Y . Оптималният брой коефициенти за частичната регресия на най-малките квадрати е определен чрез натрупването на дисперсията в Y . Оценката на прогнозиращия модел е извършена чрез средноквадратичните грешки на калибриране и валидация.

3. Пример

За целите на изследването са използвани данни за кисело мляко, получено от смес на краве и козе мляко, в различни съотношения, представени в [6]. В таблица 1 са посочени основни данни за изследваното кисело мляко. Химичният, микробиологичният и сензорният анализ са по методиките, представени в [1,2].

organoleptic data set again so as to evaluate the best remnants of parameter definitions, etc. to give a number of regression factors.

For the purposes of the study, the method PLSR is used to determine the relationship between the matrix of the estimated values X and dependent variables Y . The values of the parameters which vary in dairy products at the physico-chemical analysis used as prognostic and sensor evaluation - as calibration of the dependent variable Y . The optimal number of coefficients for partial least squares regression is determined by the accumulation of dispersion into Y . The evaluation of the prediction model was made by mean-square error of calibration and validation.

3. Example

For the purposes of the study were used data for yogurt derived from a mixture of cow's and goat's milk, in various ratios presented in [6].

Table 1 gives the basic details of the study yoghurt. Chemical, microbiological and sensory analysis methodologies are presented in [1,2].

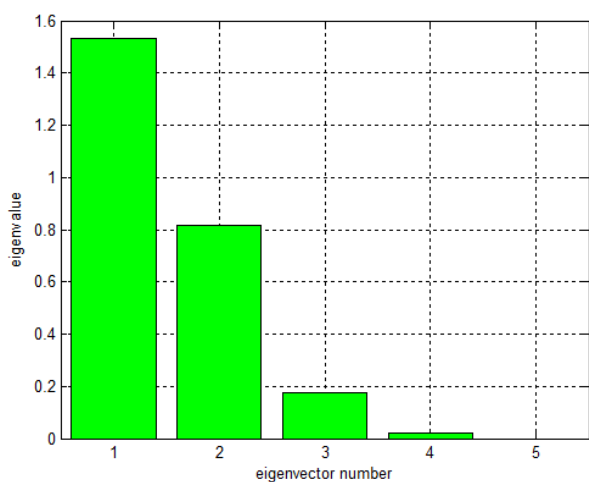
Таблица 1.
Основни данни за изследваните проби

Table 1.
Basic data about the analyzed samples

Проба Sample	Мляко Milk		Физико-химични показатели Physicochemical indicators			Сензорна оценка Sensory characteristics				
	Козе, % Goat, %	Краве, % Cow, %	pH	Титруема киселинност, % Titratable Acidity, %	Общо съдържание на лакто бактерии Total Lactic acid bacteria (log cfu/g)	Цвят Color	Аромат Aroma	Текстура Texture	Вкус Taste	Обща приемливост Overall Acceptability
A1	0,00	100,00	4,09	0,90	8,40	5,80	6,70	4,20	4,60	4,80
A2	25,00	75,00	4,11	0,87	8,61	6,40	6,60	5,00	4,80	5,30
A3	50,00	50,00	4,12	0,85	8,62	5,90	6,60	5,80	5,90	5,90
A4	75,00	25,00	4,16	0,83	8,87	6,70	6,40	6,70	6,30	4,70
A5	100,00	0,00	4,19	0,80	8,61	6,90	5,70	5,70	5,50	6,80

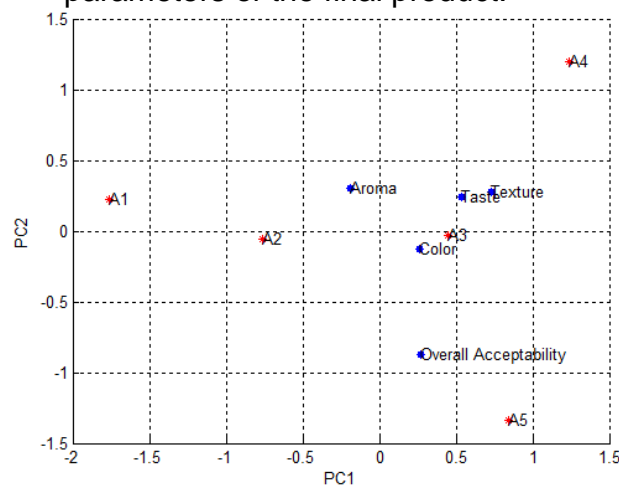
В настоящата работа, посочените данни са обработени с методите PCA и PLSR. На фигура 1 са представени резултати от анализ на главни компоненти. На практика се търси необходимият брой главни компоненти, чрез който да се опише 70-80% от вариацията в данните. Тази информация се обобщава в графика на вариациите (различните от нула собствени стойности) в зависимост от номера главния компонент (номера на собствения вектор). От фигура 1а) се вижда, че за описание на представените данни от органолептична оценка са необходими две главни компоненти. На фигура 1б) са представени резултатите от анализа на органолептичните данни, представени с две главни компоненти. Проби А2 и А3, които са със съдържание на козе/краве мляко в съотношение 25/75 и 50/50 показват високи органолептични показатели. Проба А5 е с висока обща приемливост. Проба А1, приготвена изцяло с краве мляко е с най-ниски органолептични показатели според оценките, посочени от дегустаторите. Резултатите показват, че добавянето на козе мляко подобрява органолептичните показатели на крайния продукт.

In this study, these data are processed by the methods PCA and PLSR. Figure 1 presents the results of principal components analysis. In practice, is sought the required number of principal components by which to describe the 70-80% of variance in the data. This information is summarized in the schedule of variations (different from zero eigenvalues) as the principal component numbers (numbers of their eigenvector). From Figure 1a) can be seen that for the description of the data from an organoleptic evaluation requires two principal components. Figure 1b) presented the results from organoleptic analysis of data submitted by two principal components. Samples A2 and A3, which are content of the goat/cow milk in ratios of 25/75 and 50/50 showed high organoleptic properties. Sample A5 has a higher overall acceptability. Sample A1 prepared entirely with cow's milk has the lowest organoleptic indicators estimated mentioned by tasters. The results show that the addition of goat milk improves organoleptic parameters of the final product.



а) определяне на необходимия брой главни компоненти

a) determination of the required number of principle components



б) представяне на сензорни данни чрез две главни компоненти

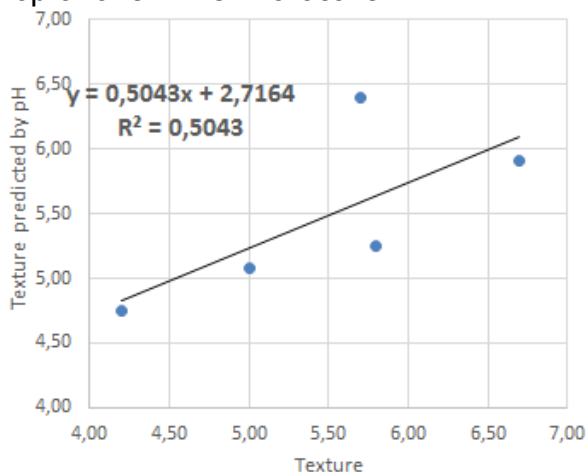
b) representation of sensory scores by two principal components

Фиг.1. Резултати от анализ сензорни характеристики чрез метод PCA

Fig.1. Results from analysis of sensory scores by PCA

Вторият етап от настоящата работа е свързан с оценка на възможността за прогнозиране на органолептични показатели чрез физикохимичните параметри на продукта. Като критерий за оценка е използван коефициентът на определеност R^2 .

На фигура 2 са представени резултати от частична регресия на най-малките квадрати. Прогнозиран е показателят текстура чрез активната киселинност рН и чрез съдържанието на бактерии в крайния продукт. Резултатите показват, чрез съдържанието на бактерии може да бъде прогнозирана текстурата на крайния продукт ($R^2=0,9$). Стойностите на активната киселинност не са подходящ индикатор за определяне на посочения органолептичен показател.



а) прогнозиране чрез рН

a) prediction by pH

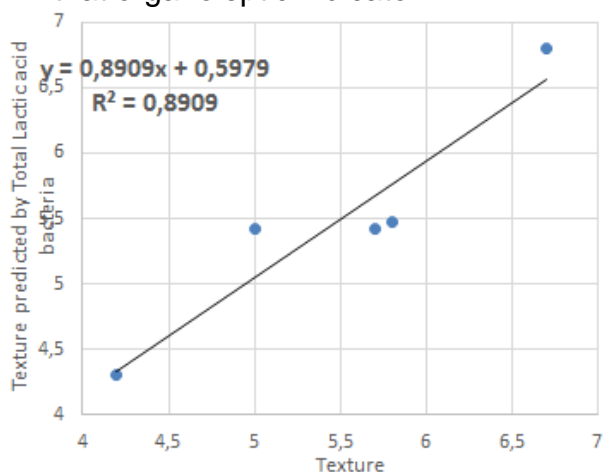
Фиг.2. Прогнозиране на текстура по физико-химични показатели

На фигура 3 са представени в обобщен вид резултатите от проверката на възможността за прогнозиране на органолептичните показатели текстура, вкус и обща приемливост. Активната киселинност не е подходящ параметър за прогнозиране на посочените органолептични показатели ($R^2 \leq 0,5$). Резултатите показват, че чрез съдържанието на бактерии могат успешно

The second phase of this work is related to assessing the possibility of predicting organoleptic performance through the physicochemical parameters of the product.

As a criterion for assessment has been used the coefficient of determination R^2 .

Figure 2 presents results from a partial least squares regression. Predicted indicator is texture by active acidity pH and by the content of bacteria in the final product. The results show, by the content of bacteria can be predicted texture of the final product ($R^2=0,9$). The values of active acidity are not an appropriate indicator to determine that organoleptic indicator.



б) прогнозиране чрез общо съдържание на лакто бактерии

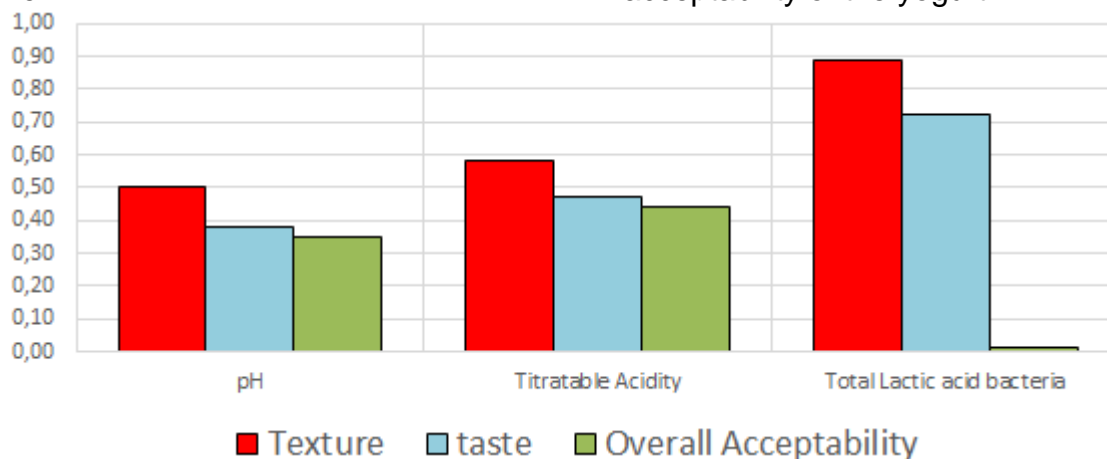
b) prediction by total Lactic acid bacteria

Fig.2. Prediction of texture by physicochemical indicators

Figure 3 summarizes the results of the verification of the ability to predict the organoleptic indicators texture, taste and overall acceptability. The active acidity is not an appropriate parameter for predicting these organoleptic indicators ($R^2 \leq 0,5$).

The results demonstrate that the total bacteria count can be used for

да бъдат прогнозираны показателите вкус и текстура ($R^2=0,71-0,89$), но този параметър не е подходящ за определяне на общата приемливост на киселото мляко.



Фиг.3. Стойности на коефициент R^2 при прогнозиране на сензорни показатели

4. Заключение

В доклада е анализирана възможността за приложение на непараметрични методи за анализ на кисело мляко. От прегледа на литературните източници се установи, че по-често използвани са методите анализ на главните компоненти – за обработка на дегустационна оценка на кисело мляко и метода частична регресия на най-малките квадрати – за прогнозиране на органолептични показатели чрез физикохимичните свойства на продукта.

Представен е пример за анализ на кисело мляко, получено от смес на козе и краве мляко. Резултатите показват, че използваните методи са подходящи за определяне на характеристиките на продукта и прогнозиране на органолептичните му показатели, което ги прави полезен инструмент за целите на обучението, симулацията и визуализацията на данни от този тип.

Благодарности

Отчасти изложените материали са

successfully prediction of the parameters taste and texture ($R^2=0,71-0,89$), but this parameter is not suitable to determine the overall acceptability of the yogurt.

Fig.3. Values of the coefficient R^2 in prediction of sensory parameters

4. Conclusion

The report analyzed the possibility of use of non parametric methods for analysis of yogurt.

By the review of the literature is found that the more commonly used methods are the principal component analysis – for processing a tasting evaluation of yogurt and the method partial least squares regression – to predict the organoleptic metrics via the physicochemical properties of the product.

Shown as example is the analysis yogurt derived from a mixture of goat's and cow's milk.

The results show that the methods used are appropriate for the determination of product characteristics and prediction of its organoleptic indicators, making them a useful tool for training, simulation and visualization of data of this type.

Acknowledgments

Partially exposed materials are

резултати от изследвания по проект **8.ФТТ/18.09.14г.** „Изследване трайността на кисело мляко от различни производители, разпространявано в търговската мрежа

research results on the project **8.FTT/18.09.14**, “Study the durability of yogurt from different manufacturers distributed a commercially available”

5. Литература

5.References

- [1] AOAC. (1990). Official Methods of Analysis.(15thed.). Association of analytical chemist. Washington DC.
- [2] Buckle, K.A., R.A. Edwards, G.H. Fleet, R.A. Souness, M.Wooton. (1982). Food science laboratory. Training course, Udayana University. School of Food Technology, The University of New South Wales, Kensington. NSW. Australia.
- [3] Georgieva, K., Ts. Georgieva, E. Kirilova, P. Daskalov. (2015). Classification of healthy and diseased vine leaves using color features. ARTTE, Vol. 3, No. 4, ISSN 1314-8796, pp.296-302.
- [4] Mladenov, M., S. Penchev, M. Deyanov. (2015). Complex assessment of food products quality using analysis of visual images, spectrophotometric and hyperspectral characteristics. International Journal of Engineering and Innovative Technology (IJEIT), Vol. 4, Iss. 12, ISSN: 2277-3754, pp.23-32.
- [5] Shivacheva, I. (2016). E-Learning as supporting technology in the pedagogical preparation. Journal of Innovation and entrepreneurship, year IV, vol.2, ISSN 1314-9180, pp.3-16.
- [6] Suriasih, K., M. Hartawan, N. Sucipta, S. A. Lindawati, I.A. Okarini. (2014). Microbiological, chemical and sensory characteristics of yoghurt prepared from blended cow and goat milk. Food Science and Quality Management, Vol.34, www.iiste.org, ISSN 2225-0557, pp.93-102.
- [7] Tasev, G., K. Krastev. (2011). Exploration of mathematical model for optimization of frequency of diagnosis of the elements of machines. Proceedings of The 11th International Conference, Reliability and statistics in transportation and communication, Latvia, ISBN 978-9984-818-34-4, pp.115-119.
- [8] Vasilev, M., I. Taneva, M. Velikova, R. Mihova. (2016). Interpreting sensory data of cheese "Krema" by Principal component analysis. ARTTE Vol. 4, No. 2, ISSN 1314-8796, pp.139-144.
- [9] Yankov, K. (2013). Data structures of models in system identification. 27th International Conference on Information Technologies (InfoTech-2013), 19th – 20th September 2013, Varna – St. St. Constantine and Elena resort, Bulgaria, ISSN:1314-1023, pp.312-319.
- [10] Zlatev Z., G. Shivacheva, A. Dimitrova, M. Vasilev. (2015). Analysis of data from sensory evaluation of yogurt. Proceedings of XXIV International conference Management and quality for young scientists, Yambol, Bulgaria, 15-16.10.2015, ISSN 1314-4669, pp.128-136.
- [11] Zlatev, Z., I. Penchev, S. Ribarski, S. Baycheva. (2016). Analysis of sensory data of perishable boiled-smoked sausages. Innovation and entrepreneurship – Applied scientific journal, Vol.4, No.3, ISSN 1314-9253, pp.3-15.

- [12] Zlatev, Z., M. Petev, A. Dimitrova, V. Simeonova, S. Dinev, J. Dineva. (2015). Analysis of methods and tools for evaluation the quality of yogurt. Journal of Innovation and entrepreneurship, year III, vol.1-2, ISSN 1314-9180, pp.41-57.

Контакти:

Мирела Стоянова Йорданова
e-mail: buffy23@mail.bg

Ели Стоянова Костадинова
e-mail: elikostadinova_1994@abv.bg

Тракийски университет,
факултет „Техника и технологии“,
ул. „Граф Игнатиев“ No.38, 8602, Ямбол,
България

Contacts:

Mirela Stoyanova Jordanova
e-mail: buffy23@mail.bg

Eli Stoyanova Kostadinova
e-mail: elikostadinova_1994@abv.bg

Trakia university, faculty of
“Technics and technologies”,
38 Graf Ignatiev, str., 8602,
Yambol, Bulgaria

