



EVALUATION OF EVIDENCE VALUE OF REFRACTIVE INDEX MEASURED BEFORE AND AFTER ANNEALING OF CONTAINER AND FLOAT GLASS FRAGMENTS

Grzegorz ZADORA¹, Dariusz WILK^{2,3}

¹ *Institute of Forensic Research, Kraków, Poland*

² *Institute of Catalysis and Surface Chemistry, Polish Academy of Sciences, Kraków, Poland*

³ *Faculty of Law and Administration, Jagiellonian University, Kraków, Poland*

Abstract

The application of Bayesian Network (BN) models to evaluation of the evidence value of refractive index values determined by the GRIM technique, measured before and after subjecting glass fragments to an annealing process, for the purpose of classification of glass fragments originating from containers, building and car windows, is presented in this paper. Optimal conditions of the annealing process (temperature program, annealing holder, oven) were selected, which allowed effective removing of tensions present in glass fragments. Bayesian Network models were satisfactorily applied in the classification of glass fragments in the situation where more than two glass categories were taken into account, i.e. car and building windows (making up the so-called “float glass” category) and containers.

Key words

Evidence values of refractive index of glass fragments; Annealing of glass fragments; Bayesian networks; Likelihood ratio; Classification.

Received 18 May 2009; accepted 3 August 2009

1. Introduction

Glass is a material that is commonly used in many areas of human activity, such as construction (e.g. window glass), transportation (e.g. car windows, car headlamps, car mirrors, light bulbs) and in the home (e.g. bottles, jars, tableware). Pieces of glass with a linear dimension not greater than 1 mm which are formed during events such as car accidents, burglaries, and fights may be found on the scene of the incident as well as on the clothes and body of participants in such events. Analysis of elemental composition and determination of refractive index are performed on glass fragments for forensic purposes. Methods of micro-X-ray analysis such as SEM-EDX and μ -XRF [5, 21]

or methods of emission spectrometry coupled with mass detection (e.g. LA-ICP-MS) are most commonly used for determination of elemental composition [15]. Determination of refractive index for forensic purposes is carried out by application of the thermoimmersion method using a GRIM set. If the amount of material which is available for analysis is large enough, then annealing can also be performed. During this process, tensions present in the glass object which have an influence on the value of the refractive index are removed. Tensions arise during the manufacturing process; these are internal force which act between various areas in the glass, i.e. compress them in some areas and expand them in others. Tensions occur in glass mostly because of limited thermo-induction of

glass, which means that outer glass layers cool significantly faster than inner layers [9]. Therefore, differences in glass morphology occur. Constant tensions in glass are such that in outer layers there are compression forces and in inner layers, tearing forces [17]. Annealing is performed in special annealing ovens with the aim of eliminating or reducing tensions. The annealing process works in such a way that inner tensions are slowly removed during controlled heating at high temperature and afterwards slow cooling is carried out with the aim of enabling glass layers to locate in such positions that tensions are minimised. The most commonly produced glass types (e.g. building window and container glass) are most often subjected to annealing processes during the manufacturing process. However, some glass types are not annealed or tensions are additionally introduced into them, e.g. toughened glass, which is used, for example, in car windows. In the case of analysis of glass objects for forensic purposes, annealing is performed in muffle ovens and various temperature programs are used in various forensic laboratories. A typical temperature program [3, 4, 7, 8, 9, 18] contains a step of fast heating up to at least 550 °C, called the maximum temperature (T_{\max}), at which most glass objects begin to melt and then the sample is kept at this temperature for a suitable time in order to eliminate tension present in the glass object. In British laboratories, short temperature programs for annealing performed in tube ovens are most commonly used. The glass sample is heated up to 590°C, kept at this temperature for 12 minutes and next is cooled at a rate of 4.5°C/min down to 425°C. The sample is kept in an oven at a temperature of 425°C for one minute and next is cooled down to room temperature [3]. Long temperature programs are also used and they also use fast heating of a sample up to a high temperature, but they keep the sample at this temperature for a longer time – between 10 and 15 hours – and then slowly cool it down.

Observed differences between refractive index values measured after (RIa) and before (RIb) the annealing process are denoted as RI , which can also be presented in the form of the following equation:

$$RI = RIa - RIb. \quad \{1\}$$

Differences between refractive index values measured after and before the annealing process for toughened glass samples should be higher than for non-toughened glass because more structural tension – which was introduced into the glass object during the toughening process – is removed during the annealing process. Results of research carried out up till now in

which RI values were obtained after annealing in order to classify glass fragments [4, 7, 8, 9, 18] did not allow us to draw a conclusion as to which type of temperature programme was best. Marcouiller [8] used a programme which took 28.5 hours and showed that application of such a long temperature program allowed him to distinguish between toughened and non-toughened glass objects. It has also been shown in some publications [7, 12, 18] that short temperature programs (e.g. one-hour long [7]) allowed differentiation between toughened and non-toughened glass. This conclusion was negated by results presented in [9], where the authors showed that application of short temperature programs did not allow categorical discrimination between toughened and non-toughened glass. Nevertheless, it could be concluded on the basis of analysis of results of research up till now on the annealing process, that RI as a variable could be an additional parameter facilitating and increasing the probability of accurate classification of glass samples [6, 8, 9, 16].

From the forensic point of view, the best method of evaluation of the evidence value of physicochemical data is application of the likelihood ratio [1]:

$$LR = \frac{Pr(E|H_1)}{Pr(E|H_2)}. \quad \{2\}$$

The role of the forensic expert is to evaluate evidence, E (e.g. physicochemical data), in the context of the prosecution proposition, H_1 (e.g. control and recovered samples originate from the same object; the sample originates from category A), and the defence proposition, H_2 (e.g. control and recovered samples originate from different objects; the sample originates from category B).

In the case of analysis of a comparison problem, the likelihood ratio compares two conditional probabilities: that the observed similarity of analysed features (e.g. physicochemical data) determined for control and recovered sample (E) is a result of the fact that these samples originated from the same object (the prosecution proposition, H_1) or that the observed similarity is due to chance, as samples originate from different objects (the defence proposition, H_2). In the case of analysis of a classification problem, the likelihood ratio compares two conditional probabilities, that analysed features (e.g. physicochemical data) determined for a sample (E) are a result of a situation whereby the sample originates from category A (the prosecution proposition, H_1) or that the sample originates from category B (the defence proposition, H_2).

A more formal definition of the likelihood ratio is the following: if H_1 implies that the probability that

a random variable X takes the value x is $Pr(X = x|H_1)$, while hypothesis H_2 implies that the probability is $Pr(X = x|H_2)$, then the observation $X = x$ is evidence supporting H_1 over H_2 if and only if $Pr(X = x|H_1) > Pr(X = x|H_2)$, and the likelihood ratio $LR = Pr(X = x|H_1)/Pr(X = x|H_2)$, measures the strength of this evidence [13].

There are plenty of LR models which could be used for evaluation of the evidence value of results of various kinds of evidence material. One of the disadvantages of application of LR models is that they require a relatively large database in order to evaluate all model parameters (means, variances, covariances). It is especially crucial for the evaluation of multivariate data.

Moreover, there is a lack of commercial software which can calculate the LR , especially in the area of physicochemical data analysis. Therefore, if one would like to use LR models then one should use statistical software, which requires some programming skills (e.g. write own specific routines by application of R software; www.r-project.org). The mentioned disadvantages of application of classical methods of calculations of likelihood ratio were one of the reasons why Bayesian networks were applied in evaluation of the evidence value of results of evidence materials analysis for the administration of justice [20].

The aim of the presented research was to select the best parameters of the annealing process, which allowed removal of all tension present in glass fragments. This included determining whether the applied temperature programme was the optimal one and selecting the location of the annealing holder which would allow the annealing process to be performed in the optimal way. The other aim of the presented research was to evaluate the evidence value of results of determination of the refractive index of glass samples by the GRIM method with application of annealing. These results were used to solve classification problems of glass samples originating from containers, building windows and car windows (the last two categories constitute float glass) by application of Bayesian network models.

2. Materials and methods

2.1. Subject o analysis

Three kinds of specially prepared glass samples were used to establish optimal conditions of the annealing process (i.e. muffle furnace, temperature program). These glass samples originated from one panel of glass which was divided into three parts. The first

part was left non-toughened and marked P1. The other parts were tempered to different degrees. A partly toughened (P2) and toughened (P3) panel of glass were obtained by this process. The P1, P2 and P3 panel of glass were broken into small fragments, with linear dimensions shorter than 1 mm, which could be subjected to analysis directly. The refractive index before (R_{Ib}) and after (R_{Ia}) the annealing process were determined for all these glass fragments.

The refractive index was determined for the B8 standard (Foster & Freeman Ltd., UK) every day before further measurements. This operation was used to check the stability and correctness of GRIM2.

56 glass samples originating from glass containers were measured (analysed) in order to have additional data for the Institute of Forensic Research database of glass samples. Glass fragments taken from the P3 panel of glass were annealed simultaneously with the container glass fragments. R_{Ia} were also determined for these samples. The aim of this procedure was to control the correctness of the annealing processes.

Values of refractive index before and after annealing for 32 samples originating from car windows (c) and 23 samples originating from building windows (w) [10, 11] were used in the research.

2.2. Annealing process

The annealing process was performed in a muffle furnace (Nabertherm L3/11 with P320 programmer unit, Germany). A short temperature program was used. The furnace was heated to 650°C in 35 minutes and then heated up to 700°C in 10 minutes. A slow cooling period then began, decreasing the temperature down to 300°C over 2.5 hours (Figure 1). Glass fragments were put into a metal sample holder (Figure 2). The temperature of the metal sample holder was measured by thermocouple (Fluke 54 II, K type, USA) during the annealing process. These measurements were used to evaluate the temperature program, which al-

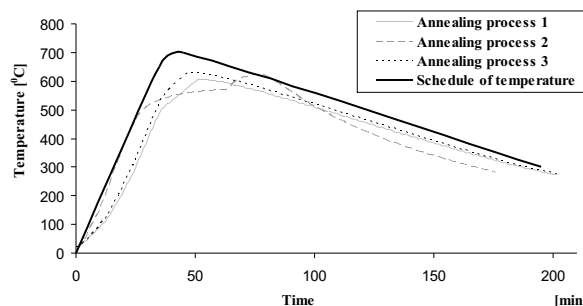


Fig. 1. Relationship between temperature and time during annealing processes and schedule of temperature.



Fig. 2. An appearance of annealing holder used in Institute of Forensic Research (notation for glass fragments places: A, B, C, D – vertically positions; 1, 2, 3, 4 – horizontally positions).

lowed us to eliminate the majority of stresses present in the glass.

2.3. Determination of refractive index – GRIM technique

Measurements of the refractive index of glass fragments were made using the GRIM 2 set (Foster & Freeman Ltd., United Kingdom) which contains a microscope with phase contrast (Leica, Germany), digital camera (Sony, Japan), heating stage (Mettler, Toledo, Spain), computer and GRIM analyzer. Measurement of refractive index before (*RI_b*) and after (*RI_a*) the annealing process were performed for pieces of glass collected from each of the analysed objects. Each glass fragment was covered with silicone oil (silicone oil B, Foster & Freeman Ltd., United Kingdom) and measurements were taken at 589 nm. The refractive index was obtained on the basis of calibration curve $RI = f(MT)$ constructed on the basis of measurements of 13 glass standards supplied by the producer of the GRIM 2 set. The match temperature (*MT*) is the temperature when the *RI* of the immersion oil and the *RI* of the glass fragment are equal. A calibration curve equation was obtained by application of the least squares procedure ($RI = -0.0004MT + 1.5434$). The calculated correlation coefficient was 0.9999, which suggests

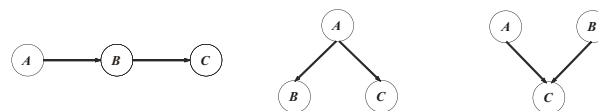


Fig. 3. Basic connections used in Bayesian Networks (from left: serial connection, diverging connection, converging connection).

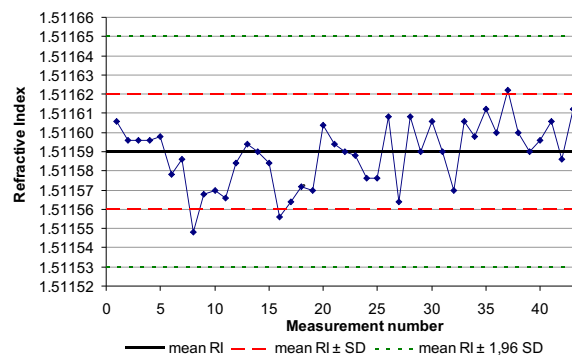


Fig. 4. Results of *RI* measurements of glass standard B8 developed basing on Shewart's card.

that the calibration curve correctly describes the dependency between the refractive index and the match temperature measured by GRIM 2.

2.4. Shewart charts

Shewart charts were applied to control the stability of measurements. A control chart is a diagram which includes values of variables (e.g. refractive index) for a selected standard in relation to time (i.e. day of measurement) (see Figures 4 and 5). The diagram consists of a centre line, drawn at the mean which is calculated from all measurements (see continuous line in Figure 4 and 5) and upper and lower warning limits, which were drawn as separate lines, $\pm 1 SD$, $\pm 1.96 SD$, $\pm 3.09 SD$ above and below the centre line (where *SD* is the standard deviation of the refractive index for all measurement values). The control chart allows us to check whether measurement errors occurred on a specified day, which had an influence on refractive index results.

When the measurement point for the standard crosses so-called "alarm lines" ($\pm 1.96 SD$ lines, see intermittent lines in Figure 4 and 5), this indicates that the process being monitored is not in control and the user should measure the standard again and check the result. If the result for the standard crosses the alarm line again, the user should make a new standard sample and repeat the measurement. This procedure should be carried out to check that the incorrectly prepared stan-

TABLE I. MEAN VALUES AND STANDARD DEVIATION OF Rla FOR P1, P2 AND P3 SAMPLES (SIGNIFICANCE PROBABILITIES $-z$) OBTAINED BY ANOVA ANALYSIS $H_0: \overline{Rla}_{P1} \overline{Rla}_{P2} \overline{Rla}_{P3}$

Sample	Parameter	Experiment						
		1	2	3	4	5	6	7
P1	Mean	1.52048	1.52045	1.52046	1.52046	1.52045	1.52041	1.52043
	SD	3.95 10^{-5}	2.73 10^{-5}	3.14 10^{-5}	3.51 10^{-5}	2.48 10^{-5}	2.40 10^{-5}	1.72 10^{-5}
P2	Mean	1.52049	1.52048	1.52046	1.52044	1.52046	1.52045	1.52044
	SD	2.73 10^{-5}	3.08 10^{-5}	3.03 10^{-5}	1.72 10^{-5}	4.36 10^{-5}	2.19 10^{-5}	4.26 10^{-5}
P3	Mean	1.52047	1.52047	1.52051	1.52047	1.52046	1.52048	1.52045
	SD	2.07 10^{-5}	2.16 10^{-5}	2.43 10^{-5}	3.02 10^{-5}	3.02 10^{-5}	3.29 10^{-5}	1.90 10^{-5}
	z	0.463	0.186	0.029	0.387	0.944	0.001	0.445

standard was the source of variation. If the measurement point for the new standard sample crosses the alarm line again, the user should check the measurement system and working conditions of the system. If the measurement point for the standard crosses so-called “action lines” (± 3.09 SD lines, see dotted lines in Figure 4 and 5), the user should start a control procedure, which is consistent with the laboratory quality system [17].

2.5. Bayesian networks

A Bayesian network (BN) is a probabilistic graphical model whose elements are nodes, which represent uncertain states of variables and hypotheses, and arrows between nodes, which represent links among different events, propositions etc. Nodes can represent discrete or continuous type data. The dependencies represented in the BN models, i.e. combination of nodes and arrows, give an acyclic directed graph in the final form. This means that there are no loops or edges with two arrows present in the model.

Fundamental to the idea of a graphical model is its construction from simpler parts; more complicated BN models are created by application of three basic connections (Figure 3):

- serial connection – nodes A, B and C are connected in such a way that node A is connected with node B and node B is connected with node C . There is no connection between nodes A and C ;
- diverging connection – from node A there are two arrows pointing to nodes B and C and there is no connection between nodes B and C ;
- converging connection – arrows from nodes A and B point to node C . There is no connection between nodes A and B .

Probability theory introduces a factor which enables a graphical illustration of an analysed problem to be expressed in a numerical way. If there are arrows pointing to node A from nodes B and C then it is said that A is a child of parent type nodes B and C . In such a situation, states represented in node A are described by conditional probabilities in the form $Pr(A|B, C)$. If there is no arrow pointing from to node A , then it is called a parent node and its states are described by information about probability expressed in the form of a priori probability – $Pr(A)$. The key feature of a BN is the fact that it provides a method for decomposing a joint probability distribution of many factors (variables) into a set of local distributions of a few factors (variables) within each set.

In the case of BN with A_1, \dots, A_n nodes, the joint probability distribution $Pr(A_1, \dots, A_n)$ could be expressed as a product of a conditional and marginal distribution:

$$Pr(A_1, \dots, A_n) = \prod_{i=1}^n Pr(A_i | par(A_i)) \quad \{3\}$$

where $par(A_i)$ means parental type nodes of A_i node.

Therefore it can be written for:

1. serial connection:
 $Pr(A, B, C) = Pr(A)p(B|A)Pr(C|A, B)$, which can be reduced to $Pr(A, B, C) = Pr(A)Pr(B|A)Pr(C|B)$;
2. diverging connection:
 $Pr(C, A, B) = Pr(A)Pr(B|A)Pr(C|A)$;
3. converging connection:
 $Pr(A, B, C) = Pr(A)Pr(B)Pr(C|A, B)$.

In the case of application of continuous type data, the above mentioned probabilities are replaced by suitable probability density functions.

TABLE II. RESULTS OF *R_{Ia}* AND STANDARD DEVIATION OBTAINED AFTER ANALYSIS OF GLASS SAMPLE P3 WHICH WAS SUBJECT TO ANNEALING PROCESSES PERFORMED THREE TIMES (GLASS FRAGMENT PLACES IN HOLDER: A, B, C, D – VERTICAL POSITIONS; 1, 2, 3, 4 – HORIZONTAL POSITIONS; SEE FIG. 2)

Horizontal position	Vertical position							
	A		B		C		D	
1	1.52043 ± 2.1	10 ⁻⁵	1.52046 ± 1.3	10 ⁻⁵	1.52047 ± 1.5	10 ⁻⁵	1.52042 ± 3.3	10 ⁻⁵
	1.52035 ± 2.7	10 ⁻⁵	1.52033 ± 2.3	10 ⁻⁵	1.52034 ± 1.4	10 ⁻⁵	1.52033 ± 3.3	10 ⁻⁵
	1.52042 ± 2.8	10 ⁻⁵	1.52043 ± 2.4	10 ⁻⁵	1.52045 ± 3.3	10 ⁻⁵	1.52046 ± 3.0	10 ⁻⁵
2	1.52043 ± 3.9	10 ⁻⁵	1.52046 ± 2.8	10 ⁻⁵	1.52045 ± 2.3	10 ⁻⁵	1.52044 ± 3.1	10 ⁻⁵
	1.52033 ± 1.8	10 ⁻⁵	1.52035 ± 2.8	10 ⁻⁵	1.52035 ± 2.1	10 ⁻⁵	1.52031 ± 2.4	10 ⁻⁵
	1.52043 ± 2.1	10 ⁻⁵	1.52045 ± 2.7	10 ⁻⁵	1.52044 ± 3.8	10 ⁻⁵	1.52043 ± 2.9	10 ⁻⁵
3	1.52045 ± 2.4	10 ⁻⁵	1.52044 ± 2.9	10 ⁻⁵	1.52045 ± 4.1	10 ⁻⁵	1.52045 ± 2.9	10 ⁻⁵
	1.52034 ± 2.9	10 ⁻⁵	1.52033 ± 3.4	10 ⁻⁵	1.52032 ± 1.5	10 ⁻⁵	1.52029 ± 2.3	10 ⁻⁵
	1.52045 ± 2.8	10 ⁻⁵	1.52045 ± 2.1	10 ⁻⁵	1.52047 ± 5.2	10 ⁻⁵	1.52044 ± 1.6	10 ⁻⁵
4	1.52043 ± 1.8	10 ⁻⁵	1.52048 ± 4.1	10 ⁻⁵	1.52044 ± 3.3	10 ⁻⁵	1.52045 ± 3.1	10 ⁻⁵
	1.52031 ± 1.5	10 ⁻⁵	1.52035 ± 3.0	10 ⁻⁵	1.52030 ± 3.1	10 ⁻⁵	1.52029 ± 4.4	10 ⁻⁵
	1.52044 ± 2.6	10 ⁻⁵	1.52046 ± 5.3	10 ⁻⁵	1.52046 ± 1.6	10 ⁻⁵	1.52044 ± 2.1	10 ⁻⁵

More information about application of Bayesian models in the evaluation of evidence value of various kinds of data can be found in [14].

3. Results and discussion

3.1. Evaluation of working stability of GRIM2

Shewhart charts were drawn up from refractive index measurements for standard B8. Figure 4 contains data for the period from 30.11.2006 to 13.04.2007. An “action line” was not drawn because no measurement point crossed this value (line). Measurement points did not cross “alarm lines” either. Measurement points crossed first lines ($\pm SD$) only three times during all measurements. Finally, it was possible to say that the GRIM2 system worked correctly and was stable for all measurement days.

3.2. Temperature changes during the annealing process

The course of temperatures programmed into the programmer unit and real temperature changes during the annealing process were different (Figure 1). Maximum temperature (T_{\max}) according to the temperature program should be 700 C, while the real T_{\max} achieved in the sample holder was about 620°C. This was caused by the large volume of the muffle furnace (15 × 15 × 8 cm)

and irregular warming of the volume in the furnace. Nevertheless, the temperature program which was applied, enabled a temperature of 550 C to be exceeded and this temperature was sufficient to remove stresses present in glass.

3.3. Evaluation of effectiveness and correctness of annealing processes

Non-toughened (P1), partly toughened (P2) and toughened (P3) samples, which varied from each other only in degree of internal stresses, were used to check the adequacy of the annealing procedure to release stresses present in glass.

The glass fragments were put into two different sample holders in the muffle furnace, i.e.:

- a “boat-shaped” metal sample holder: holder 2, (the holder was borrowed from NCIS Oslo, Norway) in four experiments (no. 1–4);
- a flat metal sample holder (Figure 2): holder 1, in three experiments (no. 5–7).

Annealing processes were applied according to the temperature program which was described earlier (Figure 1). The refractive indices after annealing (*R_{Ia}*) were determined six times for each glass fragment (P1–P3) after consecutive annealing processes. The results (mean values and standard deviation) are presented in Table I.

If the annealing procedure is effective, the mean values of refractive index after annealing should be

TABLE III. MEAN VALUE OF *dRI* AND *Rlb* VARIABLES FOR GLASS SAMPLES FROM A TEST SET AND VALUES OF POSTERIOR PROBABILITY CALCULATED WITH BAYESIAN NETWORK APPROACH (FIG. 7)

Sample	Variables													
	<i>Rlb</i>	<i>dRI</i>	<i>E = dRI</i>				<i>E = Rlb</i>				<i>E = dRI, Rlb</i>			
			$Pr(H=c E)$	$Pr(H=p E)$	$Pr(H=w E)$	$Pr(H=c E)$	$Pr(H=p E)$	$Pr(H=w E)$	$Pr(H=c E)$	$Pr(H=p E)$	$Pr(H=w E)$	$Pr(H=c E)$	$Pr(H=p E)$	$Pr(H=w E)$
p1	1.51801	-3.39110	3	10 ⁻¹⁶	0.701	0.299	0.420	0.306	0.274	5	10 ⁻¹⁶	0.924	0.276	
p2	1.52232	-3.59657	1	10 ⁻²⁷	0.992	0.008	0.198	0.370	0.432	5	10 ⁻²⁸	0.991	0.009	
p3	1.51847	-4.59419	4	10 ⁻¹²²	1.000	0.003	0.385	0.298	0.317	5	10 ⁻¹²²	1.000	3	10 ⁻¹⁶
p4	1.51863	-4.03567	1	10 ⁻⁶¹	1.000	1	10 ⁻⁷	0.295	0.331	2	10 ⁻⁶¹	1.000	1	10 ⁻⁷
p5	1.52362	-3.85547	3	10 ⁻⁴⁶	1.000	2	10 ⁻⁵	0.488	0.345	1	10 ⁻⁴⁶	1.000	1	10 ⁻⁵
p6	1.52323	-3.75977	7	10 ⁻³⁹	1.000	2	10 ⁻⁴	0.447	0.377	3	10 ⁻³⁹	1.000	2	10 ⁻⁴
p7	1.51796	-3.95454	2	10 ⁻⁵⁴	1.000	1	10 ⁻⁶	0.306	0.273	3	10 ⁻⁵⁴	1.000	9	10 ⁻⁷
p8	1.52169	-3.52357	2	10 ⁻²³	0.966	0.034	0.216	0.333	0.451	2	10 ⁻²³	0.955	0.045	
p9	1.51796	-3.48306	6	10 ⁻¹⁷	0.927	0.073	0.424	0.306	0.269	8	10 ⁻²¹	0.936	0.064	
p10	1.52381	-4.00188	1	10 ⁻⁵⁸	1.000	3	10 ⁻⁷	0.511	0.326	5	10 ⁻⁵⁹	1.000	2	10 ⁻⁷
p11	1.52024	-3.27129	5	10 ⁻¹¹	0.248	0.752	0.273	0.292	0.435	3	10 ⁻¹¹	0.181	0.819	
c1	1.52015	-2.97572	0.013		0.008	0.979	0.278	0.291	0.431	0.008		0.006	0.986	
c2	1.52064	-2.66646	0.981		2	10 ⁻⁵	0.019	0.298	0.447	0.968		2	10 ⁻⁵	0.032
c3	1.51879	-2.71212	0.970		4	10 ⁻⁵	0.030	0.294	0.344	0.972		3	10 ⁻⁵	0.028
c4	1.52125	-2.69021	0.977		3	10 ⁻⁵	0.023	0.315	0.455	0.956		4	10 ⁻⁵	0.044
c5	1.52035	-2.67481	0.980		2	10 ⁻⁵	0.020	0.293	0.439	0.968		2	10 ⁻⁵	0.032
c6	1.51921	-2.68720	0.978		3	10 ⁻⁵	0.022	0.290	0.377	0.975		2	10 ⁻⁵	0.025
w1	1.51684	-2.29866	0.146		0.001	0.854	0.507	0.329	0.164	0.345		0.001	0.653	
w2	1.52092	-3.11307	7	10 ⁻⁶	0.036	0.964	0.243	0.304	0.453	4	10 ⁻⁶	0.025	0.975	
w3	1.52133	-3.04626	4	10 ⁻⁴	0.017	0.983	0.228	0.318	0.455	2	10 ⁻⁴	0.012	0.988	
w4	1.52487	-2.98206	0.009		0.009	0.982	0.135	0.648	0.218	0.006		0.026	0.969	
w5	1.51460	-2.72459	0.965		5	10 ⁻⁵	0.035	0.371	0.033	0.998		3	10 ⁻⁵	0.002

TABLE IV. PARAMETERS OF NORMAL DISTRIBUTION REPRESENTED IN NODES *dRI* AND *Rlb* UNDER EACH THREE STATES OF NODE *H*

Node	Parameter	State of node <i>H</i>		
		$H_1 = c$	$H_2 = p$	$H_3 = w$
<i>dRI</i>	Mean	-2.7225	-3.6467	-3.0859
	σ^2	$6.04 \cdot 10^{-3}$	$4.79 \cdot 10^{-2}$	$2.50 \cdot 10^{-2}$
<i>Rlb</i>	Mean	1.5187	1.5198	1.5202
	σ^2	$5.44 \cdot 10^{-6}$	$7.20 \cdot 10^{-6}$	$3.34 \cdot 10^{-6}$

equal for three glass samples originating from one panel of glass (P1–P3). Mean values of *Rla* for these three samples were evaluated by the ANOVA method (analysis of variance). The tested null hypothesis (H_0) was true when there weren't differences in mean values between groups in the population:

$$H_0: \overline{Rla}_{P1} = \overline{Rla}_{P2} = \overline{Rla}_{P3}. \quad \{4\}$$

The significances of probability values (z) were calculated (results in table I). When the significance level was assumed at $\alpha = 0.05$, H_0 was true in five experiments, and when it was assumed at $\alpha = 0.01$, H_0 was true in six experiments ($z > \alpha$). Lower significance probability values ($z < \alpha$) were obtained for two cases. This is probably caused by accidental errors during refractive index measurements or annealing processes. Nevertheless, it may be assumed that calculated probability values (z) confirmed the effectiveness and correctness of annealing processes. There were no differences in annealing processes between the two sample holders in the muffle furnace.

3.4. Selection of position in sample holder

The metal sample holder used for the annealing processes (Figure 2) contained sixteen places for glass samples. We wished to establish the best position in the sample holder for the annealing processes, i.e. the place in the sample holder which provided the best stability and repeatability of the annealing process, which would enable us to obtain refractive indices burdened with the smallest errors. Three annealing processes were performed for glass fragments from sample P3, which were placed in all sixteen positions in the metal sample holder. Each glass fragment was measured six times in order to determine the refractive index after annealing (*Rla*). The mean values of *Rla* and standard deviations of *Rla* for described positions in sample holder for three annealing processes are presented in Table II.

The choice of best position in the sample holder was not clear. Differences in *Rla* values between glass fragments placed in various positions in the sample holder during each annealing process were not observed.

However, there were differences in *Rla* values between samples that were subjected to different annealing processes. Refractive indices for glass fragments from annealing process no 2 (second lines in Table II) were lower by about $1 \cdot 10^{-4}$ than refractive indices for glass fragments from other annealing processes. Observation of Figure 1 allows us to conclude that the temperature during annealing process no. 2 changed in a different way than in other processes, even though an identical temperature program was applied to all annealing processes. This was probably caused by accidental fluctuations in the voltage of the power supply to the muffle furnace or other accidental factors. For this reason, a control procedure was applied thereafter to check and eliminate these problems each time, glass fragments from sample P3 were placed in the same position (e.g. C1) close to the examined glass fragments during annealing processes and measured using GRIM2. This control procedure was aimed at controlling the correctness of the annealing process.

Finally four middle positions (i.e. B2, C2, B3, C3) and one for glass fragments P3 (i.e. position C1) were chosen from among the sixteen places in the sample holder for further annealing processes. They were selected for practical reasons, for placing samples in all sixteen positions is technically difficult and small glass fragments can mix accidentally during handling of the sample holder (during transport, insertion of sample into/taking sample out of muffle furnace). Moreover, if the annealing process is accidentally incorrectly carried out, then only four glass samples will be lost and not sixteen.

The control procedure was applied to control the correctness of annealing processes which were performed for 56 container glass fragments. Glass frag-

ments from sample P3 were placed in the C1 position during annealing processes. A Shewhart chart was drawn up from refractive index measurements for sample P3 and the graph contained data for all annealing processes (Figure 5). “Action lines” were not drawn because no measurement point crossed this line. Measurement points also did not cross “alarm lines”. A measurement point crossed the first line ($\pm SD$) only once, which was caused by small accidental errors. Finally it was possible to say that annealing processes were performed correctly.

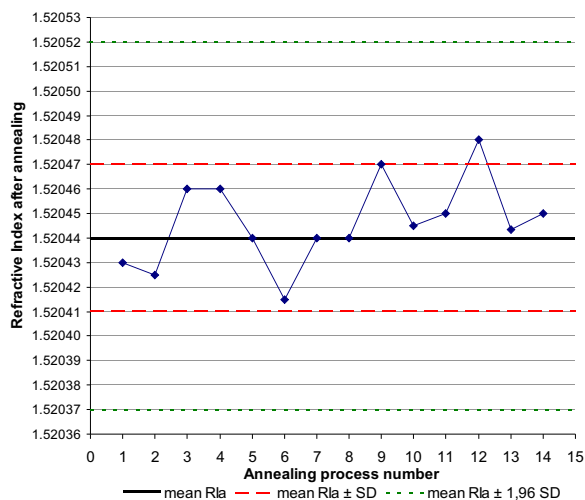


Fig. 5. Results of RIa measurements of glass sample P3 for following annealing processes developed basing on Shewart chart.

3.5. Classification of glass fragments on the basis of refractive index values with application of Bayesian Networks

RI values for 56 containers glass samples (*p*) which were calculated on the basis of determined values of refractive index before and after the annealing process were compared with values of RI obtained for 32 samples originating from car windows and 23 samples originating from building windows. RI values for samples originating from car windows (*c*) and building windows (*w*) were calculated on the basis of results obtained in research performed at the IFR some years ago [10, 11]. Figure 6 presents dependencies between values of refractive index before performing of the annealing process (*RIb*), and values of RI for glass fragments originating from each of the mentioned three types of glass categories. It can be concluded on the basis of Figure 6 that glass originating from each type of glass object differs in RI, i.e. sam-

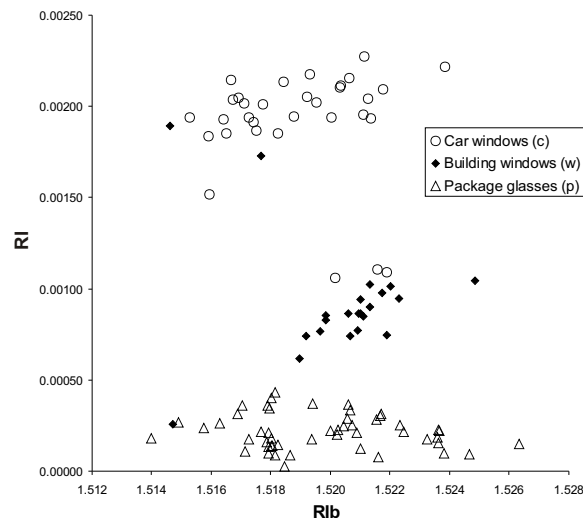


Fig. 6. Relationship between *RIb* and *RI* for car windows (*c*), building windows (*w*), package glasses – containers (*p*).

ples of containers are characterised by relatively low RI values (from 0 up to ca. $5 \cdot 10^{-4}$), and samples originating from car and building windows (in most cases, i.e. for 19 of 23 samples) – from $5 \cdot 10^{-4}$ to $1 \cdot 10^{-3}$, and samples originating from car windows (except 3 samples) – above $1.5 \cdot 10^{-3}$. The observed differences allow us to conclude that information on RI (in combination with *RIb* values or without them) can be useful for solving classification problems for glass samples. Nevertheless, the obtained values of RI or

RI and *RIb* together did not allow us to draw a categorical conclusion as to which glass category they could have originated from. From the forensic point of view, the evidential value of these data ($E = RI, RIb$) can best be evaluated by calculation of the likelihood ratio [2, 19, 20, 22]. Nevertheless, LR models can test only two hypotheses in one analytical run, i.e. whether a sample originates from the “car and building windows” category (*cw*) or from the “containers category” (*p*). Performing of classification into such defined categories also makes sense because samples of building and car windows are float windows, i.e. they are produced in the same way from a technological point of view and they reveal only limited differences in chemical composition.

It was mentioned that data presented in Figure 6 suggests that classification into the considered three categories could be performed. Bayesian Network models could be used in order to perform such a classification in one calculation run in the case where more than two categories are considered. The order of magnitude of RI is significantly lower than the order of magnitude of *RIb*, which could cause these variables in

raw form to have a varying influence on the final result of the performed calculations. Therefore, in calculations, the following variable was used: $dRI = \log_{10}(RI)$. 111 glass samples which were analysed by the GRIM technique (before and after the annealing process) made up a database. A test set was created by random selection of 22 samples from the 111 glass samples, but in such a way that each category of glass was represented in the same way as it was represented in the database, i.e. 11 samples from category p, 6 samples from category c and 5 samples from category w (Table III).

Other samples constituted a tuning set. Moreover, it was assumed that:

– $Pr(H=c) = Pr(H=p) = 0.333$ and $Pr(H=w) = 0.334$ for each of the states considered in node H;

– distribution of continuous type data in nodes dRI and RIb could be characterised by a normal distribution. Parameters of normal distributions (mean \bar{x} and variance σ^2) were estimated on the basis of population data presented in the tuning set (Table IV). It should be pointed out that in the case of the application of models of Bayesian networks this assumption may not be correct, i.e. the observed distribution may not be a perfect normal distribution. Nevertheless, it is well known that an important feature of Bayesian Networks models is that they give useful results even when not all assumptions about the data are correct or there is not enough information which allows reliable estimation of probabilities which describe relevant states in the considered nodes [e.g. 14, 20]. In the case of analysis of large databases (much bigger than the one applied in the presented research), when distribution of refractive index values is definitely not normal, then models of likelihood ratio calculations should be used with the aim of analysis of a classification problem [22];

– it was assumed that variables dRI and RIb are independent in the case of simultaneous application of both variables in calculations. The calculated correlation coefficient for these two variables was 0.026.

Bayesian Networks presented in Figure 7 were used to classify glass fragments into categories: glass from car windows (c), glass from building windows (w) and glass from containers (p). The results of analysis carried out by application of BN models (Figure 7) are presented in Table III. Figures 7a, c, e present the situation after entering historical information into suitable nodes, i.e. assumed values of a priori probabilities in node H and parameters of normal distributions presented in nodes dRI and/or RIb .

The situation after inserting results obtained for sample w1 into suitable nodes (Table III) – after insert-

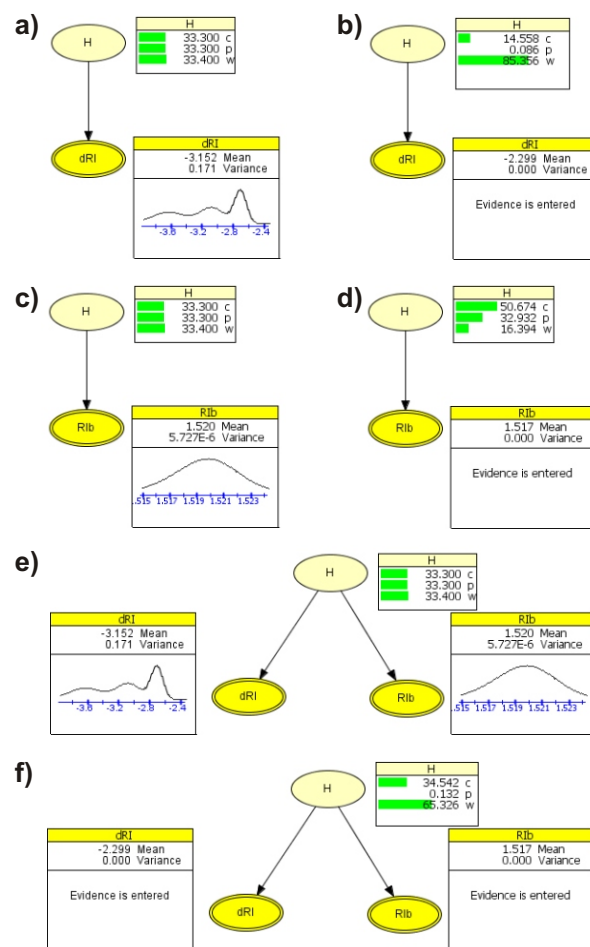


Fig. 7. Bayesian Network (BN) model for solving a classification of glass samples belong to three classes. Node H is a node for discrete data and it has three states (H_1 – glass sample originates from class c, H_2 – glass sample originates from class p, H_3 – glass sample originates from class w). Nodes dRI , RIb are continuous nodes follow a normal distribution; Fig. 7a, 7c, 7e present network state when population data apply to adequate dRI variable, RIb variable, dRI and RIb variables together, was entered; Fig. 7b, 7d and 7f present network state when value $dRI = -2.29866$ and/or $RIb = 1.51684$ (hard evidence so-called) for sample w1 (Table III) was entered.

ing hard evidence (E) – i.e. values of parameter(s) determined for a particular glass sample, are presented in Figures 7b, d and f. For example, Figure 7b presents a situation where hard evidence ($dRI = -2.29866$) was entered into the dRI node. Values of conditional probabilities (a posteriori probabilities) were obtained in node H as a result of propagation of this evidence through the network, i.e. $Pr(H_1 = c | dRI = -2.29866) = 0.1456$, $Pr(H_2 = p | dRI = -2.29866) = 0.0008$ and $Pr(H_3 = w | dRI = -2.29866) = 0.8536$. These results suggest that the most probable hypothesis is that the analysed sample originates from the category “glass from

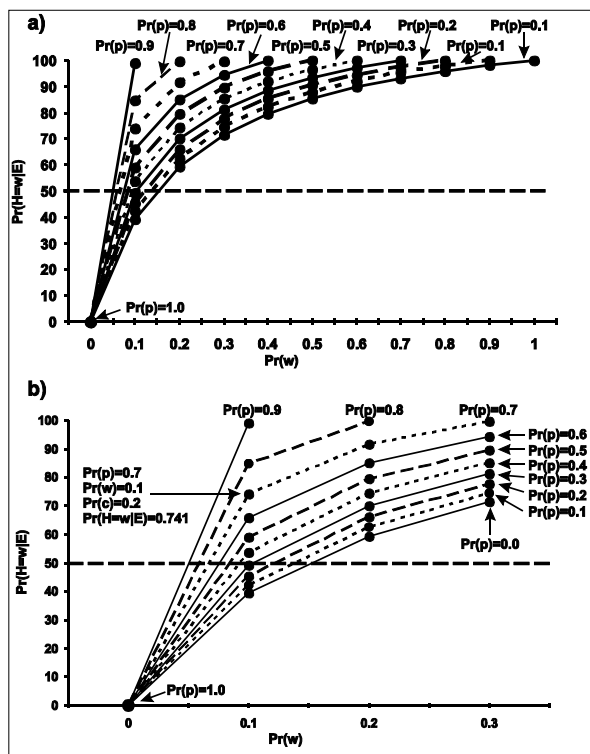


Fig. 8. Results of analysis influence value $Pr(H)$ on probability *a posteriori* value $Pr(H = w|E)$ and undertake decision about membership sample w_1 (Table III) to particular glass class. Details of Fig. 8a in a range $Pr(w) \in (0; 3)$ are presented in Fig. 8b.

building windows”, which is the correct answer for this particular sample.

The best results of classification were obtained, as could be expected, when information about *dRI* was used or when a combination of *dRI* and *Rib* was used: only one incorrectly classified sample was obtained in each of the three analysed categories, which allowed us to obtain 86.4% correct answers. Analysis of results presented in Table III also confirmed a well known fact [11] that samples of glass could not be classified by application of *Rib* data, i.e. when annealing had not been carried out. The number of incorrectly classified samples when *Rib* alone was used confirmed this. For example, 3 out of 11 samples were correctly classified within category *p*, 1 out of 6 within category *c* and 2 out of 5 within category *w*. It should be mentioned that in practice it is not necessary to use a combination of *dRI* and *Rib* with the aim of solving a classification problem. Results obtained by simultaneous application of these variables are only slightly different from results obtained by application of *dRI* alone. Application of *Rib* in addition to *dRI* only slightly increases (or decreases) *a posteriori* probabilities in comparison to those obtained when only *dRI* has been applied.

It was mentioned that the aim of forensic expert work is evaluation of the evidence value of supplied data (E) in the context of two considered hypotheses, i.e. conditional probabilities $Pr(E|H)$. Models of Bayesian networks deliver information about *a posteriori* probability $Pr(H|E)$, determination of which is the task of representatives of the administration of justice (police, prosecutor, judge). It should also be highlighted that when applying Bayesian networks for solving a problem in which only two hypotheses are considered, then *LR* can easily be calculated using the formula:

$$\frac{Pr(H_1|E)}{Pr(H_2|E)} = \frac{Pr(E|H_1)}{Pr(E|H_2)} \frac{Pr(H_1)}{Pr(H_2)} LR = \frac{Pr(H_1)}{Pr(H_2)} \quad \{5\}$$

In the case where more than two hypotheses are considered, determination of *a posteriori* probabilities requires information on $Pr(E|H)$ as well as information about *a priori* probability $Pr(H)$, assumption of which depends on many subjective factors (e.g. knowledge of the forensic expert on the subject of analysis). This subjective choice of $Pr(H)$ values is one of the points of criticism of evaluation of evidence value of data for forensic purposes based on the Bayesian approach (Bayesian statistics). Nevertheless, if data significantly supports one of the considered hypotheses, then the influence of assumed *a priori* probabilities would have a very limited (if any) influence on values of *a posteriori* probabilities (e.g. [1]). Therefore, analysis of the influence of $Pr(H)$ on results of the classification process were analysed. Results are presented in Figure 8.

Sample w_1 (Table III) was selected for analysis and various combinations of *a priori* probabilities were used in analysis: $Pr(H = c)$, $Pr(H = p)$ and $Pr(H = w)$, but of course in such way that the sum of these probabilities was each time equal to 1. For example, the point marked by the arrow in Figure 8b describes the situation where $Pr(H = p) = 0.7$, $Pr(H = w) = 0.1$ and therefore $Pr(H = c) = 0.2$. Points located above the dashed line in Figure 8b (for $Pr(H = w|E) > 0.5$; and in such a situation $Pr(H = c|E) + Pr(H = p|E)$ is always lower than 0.5) suggest that the evaluated data (E) indicates that sample w_1 originates from the “building windows” category. It should be pointed out that according to the theory, points located below the dashed line could also indicate that the most probable situation is that the sample originates from the “glass from building windows” category, e.g. the combination $Pr(H = w|E) = 0.4$ and $Pr(H = c|E) = Pr(H = p|E) = 0.3$. Analysis of the situation presented in Figure 8 allows us to conclude that selection of *a priori* probabilities did not have any significant influence on the correct-

ness of the decision made about the category from which a sample originates, as long as this value is not too small (e.g. below 0.2), i.e. is not too realistic. For example, value $Pr(H=w) = 0.1$ means that *a priori* it is assumed that building windows form only 10% of glass objects in a population of car windows, building windows and containers. This value seems to be a non-realistic estimator taking into account the situation in the real world.

Nevertheless, it should be suggested that in the case where a forensic expert uses BN models for evaluation of evidence value of supplied data in the context of more than two hypotheses, then information about assumed *a priori* probabilities should be included in the case report. It could also be useful to add information about the influence which a change of *a priori* information could have on decision making, i.e. values of a posteriori probabilities.

4. Conclusions

The results of the presented research allow us to conclude that the applied: temperature program, annealing holder and muffle oven allow us to remove almost all tension present in a glass object. However, because of the possibility of occurrence of unexpected factors (influences) during the annealing process, it is necessary to control the quality of the performed annealing process. This can easily be done by putting a fragment of toughened glass – for which the *RI* value before and after the annealing process is known – in the same place on the annealing holder each time (see information about samples P3 and P1 in the “Methods and materials” section). Moreover, it was concluded that selection of the place in the annealing holder did not have a significant influence on the obtained *RI* values.

Analysis of results obtained by application of Bayesian networks models can be used for classification of glass fragments if we would like to classify a sample into more than two categories, e.g. into car windows, building windows and containers. An important advantage of performing calculations using Bayesian networks is the ease of calculations, because of the possibility of application of user friendly software such as Hugin Researcher (www.hugin.com).

Acknowledgments

The authors wish to thank Prof. Janina Zięba-Palus, Institute of Forensic Research, Krakow, Poland for providing results of refractive measurements of car and building

windows carried out by the GRIM technique and Mr. Knut-Endre Sjestad from Kripos, Oslo, Norway for supplying a container used in tube ovens during the annealing process.

References

1. Aitken C. G. G., Taroni F., Statistics and the evaluation of evidence for forensic scientists, John Wiley & Sons, Chichester 2004.
2. Aitken C. G. G., Zadora G., Lucy D., A two-level model for evidence evaluation, *Journal of Forensic Sciences* 2007, 52, 412–419.
3. Caddy B., Forensic examination of glass and paint. Analysis and interpretation, Taylor & Francis, London 2001.
4. Casista A. R., Sandercock P. M. L., Effects of annealing on toughened and non-toughened glass, *Journal of Canadian Society of Forensic Science* 1994, 27, 171–177.
5. Hicks T., Monard Sermier F., Goldmann T. [et al.], The classification and discrimination of glass fragments using non destructive energy dispersive x-ray fluorescence, *Forensic Science International* 2003, 137, 107–118.
6. Locke J., Hayes C. A., The identification of toughened glass by annealing, *Forensic Science International* 1984, 20, 295–301.
7. Locke J., Winstanley R., Rockett L. A. [et al.], A comparison of long and short schedules for annealing of glass particles, *Forensic Science International* 1985, 29, 247–258.
8. Marcouiller J. M., A revised glass annealing method to distinguish glass types, *Journal of Forensic Sciences* 1990, 35, 554–559.
9. Newton A. W. N., Kitto L., Bucleton J. S., A study of the performance and utility of annealing in forensic glass analysis, *Forensic Science International* 2005, 155, 119–125.
10. Pawluk-Kołodziej M., Zięba-Palus J., Parczewski A., Application of false discovery rate procedure to pairwise comparisons of refractive index of glass fragments, *Forensic Science International* 2006, 160, 53–58.
11. Pawluk-Kołodziej M., Zięba-Palus J., Parczewski A., The effect of re-annealing on the distribution of refractive index in a windscreen and a windowpane, *Forensic Science International* 2008, 174, 222–228.
12. Rayland S. G., Sheet or container? – Forensic glass comparisons with an emphasis on source classification, *Journal of Forensic Sciences* 1986, 31, 1314–1329.
13. Royal R., Statistical evidence, The John Hopkins University Press, Baltimore, London 1992.
14. Taroni F., Aitken C., Garbolino P., Biedermann A., Bayesian Networks and probability inferences in forensic sciences, John Wiley & Sons, Chichester 2006.
15. Trejos T., Almirall J. R., Sampling strategies for the analysis of glass fragments LA-ICP-MS. Part 1: micro-homogeneity study of glass and its application to the interpretation of forensic evidence, *Talanta* 2005, 67, 388–395.

16. Underhill M., The annealing of glass. Notes for caseworkers, Metropolitan Police Forensic Science Laboratory, Aldermaston, London 1992.
17. Wachowicz M. J., Szkło w kryminalistyce. Technologia produkcji przedmiotów szklanych a współczynnik załamania światła, zestaw GRIM 2, *Problemy Kryminalistyki* 2004, 245, 11–37.
18. Winstanley R., Rydeard C., Concepts of annealing applied to small glass fragments, *Forensic Science International* 1985, 29, 1–10.
19. Zadora G., Classification of glass fragments based on elemental composition and refractive index, *Journal of Forensic Sciences* 2009, 54, 49–59.
20. Zadora G., Evaluation of evidence value of glass fragments by likelihood ratio and Bayesian Network approaches, *Analytica Chimica Acta* 2009, 642, 279–290.
21. Zadora G., Brożek-Mucha Z., SEM-EDX – a useful tool for forensic examinations, *Materials Chemistry and Physics* 2003, 81, 345–348.
22. Zadora G., Neocleous T., Likelihood ratio model for classification of forensic evidences, *Analytica Chimica Acta* 2009, 642, 266–278.

Corresponding author

Grzegorz Zadora
Instytut Ekspertyz Sądowych
ul. Westerplatte 9
PL 31-033 Kraków
e-mail: gzadora@ies.krakow.pl

OCENA WARTOŚCI DOWODOWEJ WSPÓLCZYNNIKA ZAŁAMANIA ŚWIATŁA ZMIERZONEGO PRZED I PO WYKONANIU PROCESU ODPRĘŻANIA OKRUCHÓW SZKŁA OPAKOWANIOWEGO, OKIENNEGO I Z SZYB SAMOCHODOWYCH

1. Wstęp

Szkło jest materiałem powszechnie stosowanym we wszystkich dziedzinach życia, m.in. w budownictwie (np. szyby okienne), transporcie (np. szyby samochodowe, reflektory, lusterka, żarówki) i w gospodarstwie domowym (np. butelki, słoiki, szklanki). Okruchy szkła o rozmiarze liniowym nieprzekraczającym 1 mm powstałe w trakcie takich zdarzeń, jak wypadek drogowy, włamanie czy bójka, mogą być ujawnione na miejscu zdarzenia oraz na odzieży i ciele uczestników tych zdarzeń, w szczególności osób podejrzanych. Do celów ekspertyzy sądowej wykonuje się oznaczenia składu pierwiastkowego i wyznaczenie współczynnika załamania światła okruchów szkła. W celu oznaczania składu pierwiastkowego stosuje się zwykle metodę mikroanalizy rentgenowskiej (SEM-EDX lub -XRF) [5, 21] lub metodę spektrometrii emisyjnej sprzężonej ze spektrometrią masową (ICP-MS lub LA-ICP-MS) [15]. Do wyznaczania współczynnika załamania światła obecnie stosuje się technikę termooimmisyjną (zestaw GRIM). Ponadto, o ile ilość materiału do badań jest wystarczająca, to przeprowadza się proces odprężania okruchów szkła, w wyniku którego usuwane są naprężenia występujące w szkle, a mające wpływ na wartości współczynnika załamania światła. Naprężenia powstają w czasie produkcji szkła i są wewnętrznymi siłami działającymi między fragmentami szkła, które ściskają je w pewnych warstwach, a rozciągają w innych. Zjawisko naprężeń jest powodowane głównie małą przewodnością cieplną szkła i na skutek tego warstwy zewnętrzne masy szklanej stygną przez odprowadzenie ciepła znacznie szybciej niż wewnętrzne warstwy [9]. Tym samym pojawiają się różnice w budowie wewnętrznej warstw. Naprężenia trwały w szkle mają taki układ, że w zewnętrznych warstwach występują siły ściskające, a w warstwach wewnętrznych rozrywające [17]. W celu likwidacji naprężeń lub ich zmniejszenia w czasie produkcji szkła przeprowadza się proces odprężania w specjalnych odprężarkach (wielkich piecach). Proces odprężania polega na usuwaniu wewnętrznych naprężeń w szkle podczas kontrolowanego wygrzewania go w wysokiej temperaturze, a następnie powolnego chłodzenia w celu umożliwienia warstwom szkła wzajemnego ułożenia się tak, aby zminimalizować możliwe naprężenia. Najczęściej występujące typy szkła (np. szkło okienne, opakowaniowe) są zwykle poddawane procesowi odprężania w trakcie produkcji. Natomiast w niektórych typach obiektów

szklanych nie stosuje się procesu odprężania lub nawet naprężenia są dodatkowo wprowadzane, tak jak to ma miejsce w przypadku szkła hartowanego, które m.in. jest stosowane w szybach samochodowych. W przypadku badania okruchów szkła dla potrzeb wymiaru sprawiedliwości proces odprężania wykonuje się w piecach muflowych, a także stosuje się różne, opracowane przez poszczególne laboratoria, programy temperaturowe. Na typowy program temperaturowy [3, 4, 7, 8, 9, 18] składa się szybkie ogrzanie próbki do temperatury co najmniej 550°C, zwanej temperaturą maksymalną (T_{max}), w której większość szkieł zaczyna mięknąć oraz z odpowiedniego czasu przetrzymania próbki w tej temperaturze, ponieważ takie warunki powinny umożliwić wyeliminowanie naprężeń występujących w szkle. W brytyjskich laboratoriach stosuje się zwykle krótkie programy temperaturowe w piecach rurowych. Próbkę podgrzewa się do 590°C, przetrzymuje się ją w tej temperaturze przez 12 minut, a następnie ochładza z szybkością 4,5°C/min do temperatury 425°C. Próbkę utrzymuje się w piecu w tej temperaturze przez minutę i następnie dalej chłodzi [3]. Stosowane są również długie programy temperaturowe polegające na szybkim ogrzaniu próbki do wysokiej temperatury, przetrzymaniu próbki w tej temperaturze przez dłuższy czas – 10 do 15 godzin – i następnie schłodzeniu.

Zaobserwowane różnice między wartościami współczynnika załamania światła po (RIa) i przed (RIb) wykonaniem procesu odprężania oznacza się jako RI , co można wyrazić zależnością:

$$RI = RIa - RIb. \quad \{1\}$$

Zmiany współczynnika załamania światła po i przed odprężeniem dla szkieł hartowanych powinny być więc znacznie większe niż dla szkieł niehartowanych, ponieważ większa ilość strukturalnych naprężeń wprowadzonych w procesie hartowania jest usuwana w procesie odprężania. Na podstawie wyników dotychczas wykonanych wadzonych badań wykorzystujących rezultaty RI wyznaczone po przeprowadzeniu procesu odprężania w celu klasyfikacji okruchów szkła [4, 7, 8, 9, 18] nie można stwierdzić jednoznacznie, który typ programu temperaturowego jest najlepszy. Marcouiller [8] zastosował długiego programu temperaturowego, można w pełni odróżnić szkło hartowane od niehartowanego. W niektórych publikacjach [7, 12, 18] wykazano również, że krótkie programy temperaturowe (np. jednogodzinne [7]) po-

zwalają na poprawne odróżnienie szkła hartowanego od niehartowanego, co z kolei zostało zanegowane przez rezultaty badań opisane przez Newtona i in. [9], gdzie autorzy wykazali, że zastosowanie krótkich programów temperaturowych nie pozwala na katagoryczne odróżnienie szkła hartowanego od niehartowanego. Niemniej jednak, analizując rezultaty dotychczasowych badań nad procesem odprężania, można stwierdzić, że *RI* jako nowa zmienna może być dodatkowym parametrem ułatwiającym i zwiększającym prawdopodobieństwo prawidłowej klasyfikacji [6, 8, 9, 16].

Z punktu widzenia wymiaru sprawiedliwości najlepszą metodą oceny wartości dowodu z analizy danych fizykochemicznych jest zastosowanie ilorazu wiarygodności (*LR* – z ang. likelihood ratio) [1]:

$$LR = \frac{Pr(E|H_1)}{Pr(E|H_2)} \quad \{2\}$$

W przypadku rozwiązywania problemu porównawczego, iloraz wiarygodności porównuje prawdopodobieństwa warunkowe, że zaobserwowane podobieństwo cech (np. danych fizykochemicznych) oznaczane dla próbki dowodowej i próbki porównawczej (*E*) powstało w przypadku, gdy próbki te pochodzą z tego samego obiektu (co odpowiada tzw. hipotezie prokuratury – *H*₁) oraz prawdopodobieństwo, że taka sytuacja ma miejsce w przypadku, gdy próbki te pochodzą z dwóch różnych obiektów (tzw. hipoteza obrony – *H*₂). W przypadku rozwiązywania problemu klasyfikacji obiektów, iloraz wiarygodności (*LR*) porównuje prawdopodobieństwa warunkowe, że zaobserwowane podobieństwo wartości cech fizykochemicznych oznaczane dla próbki (*E*) powstało w przypadku, gdy próbka ta pochodzi z kategorii użytkowej A (*H*₁) oraz prawdopodobieństwo, że taka sytuacja ma miejsce w przypadku gdy próbka pochodzi z kategorii użytkowej B (*H*₂).

Bardziej formalnie iloraz wiarygodności można zdefiniować w następujący sposób: jeżeli prawdopodobieństwo, że zmienna losowa *X* przyjmie wartość *x*, wynosi $Pr(X=x|A)$ przy założonej hipotezie *A*, a $Pr(X=x|B)$ przy założonej hipotezie *B*, to zaobserwowana wartość $X=x$ wspiera zdarzenie *A* w przeciwieństwie do zdarzenia *B* tylko i tylko wtedy, gdy $Pr(X=x|A) > Pr(X=x|B)$, a iloraz wiarygodności $Pr(X=x|A)/Pr(X=x|B)$ jest miarą siły takiego dowodu [13].

Istnieją różne modele *LR*, które mogą być użyte do oceny wartości dowodowej wyników badań różnego rodzaju materiału dowodowego. Jedną z niedogodności zastosowania tych modeli jest to, że wymagają one, aby była dostępna stosunkowo duża liczba danych o analizowanych obiektach, szczególnie w przypadku analizy danych wielowymiarowych, w których występują korelacje pomiędzy zmiennymi. Odpowiednia liczba danych wymagana jest w celu wykonania rzetelnej estymacji para-

metrów (średnie, wariancje, kowariancje) występujących w stosowanych modelach *LR*. Ponadto brak jest komercyjnych programów komputerowych umożliwiających obliczanie *LR*, szczególnie w zakresie analizy danych fizykochemicznych. Tym samym, obliczenia *LR* prowadzone są w oparciu o funkcje obliczeniowe napisane w programach służących modelowaniu statystycznemu, które wymagają znajomości zasad programowania (np. program R; www.r-project.org). Powyższe niedogodności stosowania klasycznych sposobów obliczania ilorazu wiarygodności były jedną z przyczyn próby wykorzystania sieci bayesowskich do oceny wartości dowodowej wyników badań materiału dowodowego dla potrzeb wymiaru sprawiedliwości [20].

Celem prezentowanych badań było wybranie takich warunków przeprowadzania procesu odprężania, które umożliwiłyby efektywne usunięcie naprężeń występujących w okrucach szkła, w tym ustalenie, czy zastosowany program temperaturowy jest optymalny oraz wybranie takich miejsc położenia próbek w pojemniku do odprężania, w których proces odprężania przebiega najstabilniej. Kolejnym celem badań była ocena wartości dowodowej rezultatów analizy zmiany współczynnika załamania światła wyznaczonego metodą GRIM z wykorzystaniem procesu odprężania do rozwiązania problemu klasyfikacji okruców szkła pochodzących z obiektów szkła opakowaniowego, okiennego oraz samochodowego (te dwie ostatnie kategorie stanowią szkło typu *float*) w oparciu o modele sieci bayesowskich.

2. Materiały i metody badań

2.1. Przedmiot badań

Przedmiotem badań dotyczących ustalenia, czy stosowane warunki przeprowadzania procesu odprężania (piec, program temperaturowy) są optymalne, były trzy rodzaje próbek szkła uzyskane w ten sposób, że jedną tafelę szkła niehartowanego podzielono na 3 części. Jedną część pozostawiono niehartowaną i oznaczono jako próbkę P1. Dwie pozostałe części poddano procesowi hartowania w różnym stopniu. W ten sposób uzyskano próbkę szkła częściowo hartowanego (P2) i próbkę szkła hartowanego (P3). W celu otrzymania próbek szkła, tafle szklane P1, P2 i P3 tłuczono w taki sposób, aby otrzymać okrucy o różnych wielkościach, a w szczególności o rozmiarach liniowych nieprzekraczających 1 mm, które można było wykorzystać bezpośrednio do badań. Dla wszystkich próbek wyznaczono współczynniki załamania światła metodą GRIM przed (*Rlb*) i po (*Rla*) przeprowadzeniu procesu odprężania. W celu zbadania stabilności pracy i prawidłowości działania zestawu GRIM 2, przed każdym dniem pomiarów dokonywano pomiaru współczynnika

załamania światła dla standardu B8 (Foster & Freeman Ltd., Wielka Brytania).

Analizie poddano również 56 obiektów szkła opakowaniowego w celu uzupełnienia bazy danych próbek szkła w Instytucie Ekspertyz Sądowych. W celu kontroli prawidłowości przebiegu procesu odprężania za każdym razem wraz z próbkami szkła opakowaniowego wygrzewano fragmenty szkła pobrane z próbki P3, której wartości *RIa* również wyznaczono.

W badaniach wykorzystano informacje [10, 11] o wartościach współczynnika załamania światła, które zmierzono dla 32 próbek szkła pobranych z szyb samochodowych (c – ang. car windows) i 23 próbek szkła okiennego (w – ang. building windows) przed i po wykonaniu procesu odprężania.

2.2. Parametry procesu odprężania

Proces odprężania przeprowadzono w piecu mufowym (Nabertherm L3/11 z programatorem P320, Niemcy), stosując krótki program temperaturowy, który polegał na ogrzaniu komory pieca w ciągu 35 minut do 650°C, a następnie podgrzaniu w ciągu 10 minut do 700°C oraz schłodzeniu w ciągu 2,5 godziny do temperatury 300°C (rycina 1). Pojemnik do umieszczania okruchów szkła w piecu przedstawiono na rycinie 2. Wykonano również pomiary rzeczywistych zmian temperatury pojemnika w trakcie procesu odprężania za pomocą termopary (Fluke 54 II, typ K, Stany Zjednoczone) w celu ustalenia, czy zastosowany program temperaturowy jest wystarczający do wyeliminowania większości naprężeń (rycina 1).

2.3. Pomiary współczynnika załamania światła – technika GRIM

Pomiary współczynnika załamania światła mikrookruchów szklanych wykonano przy użyciu zestawu GRIM 2 (Foster & Freeman Ltd., Wielka Brytania) złożonego z mikroskopu z kontrastem fazowym (Leica, Niemcy), kamery cyfrowej (Sony, Japonia), stolika grzewczego (Mettler, Toledo, Hiszpania), komputera i analizatora GRIM.

Dla wybranych z każdego obiektu okruchów szkła wykonywano pomiary współczynnika załamania światła przed (*RIb*) i po (*RIa*) przeprowadzeniu procesu odprężania. Pomiary przeprowadzono, stosując olejek immersyjny typu B (Foster & Freeman Ltd., Wielka Brytania) przy długości fali promieniowania padającego na próbkę 589 nm. Współczynnik załamania światła był wyznaczany z krzywej kalibracyjnej $MT = f(RI)$ sporządzonej dla 13 standardów szklanych dostarczonych przez producenta zestawu GRIM 2, gdzie *MT* to tzw. temperatura dopasowania (ang. matching temperature). Równanie krzywej kalibracyjnej wyznaczono metodą najmniejszych kwadratów ($RI = -0,0004MT + 1,5434$). Obliczony współ-

czynnik korelacji wyniósł 0,9999, co wskazuje, że równanie krzywej kalibracyjnej poprawnie opisuje zależność współczynnika załamania światła próbek szkła od temperatury.

2.4. Karta Shewharta

W celu kontrolowania stabilności przeprowadzanych pomiarów zastosowano tzw. karty kontrolne Shewharta. Na podstawie wartości danej zmiennej (np. współczynnik załamania światła) dla wybranego standardu rysowano wykres zmian wartości tej zmiennej w czasie, tj. w zależności od dnia pomiaru (patrz rycina 4 i 5). Wykres uwzględnia wartość średnią (patrz linia ciągła na rycinie 4 i 5) zmiennej mierzonej z wszystkich wykonanych pomiarów oraz wartości odległe o $\pm 1SD$, $\pm 1,96SD$ i $\pm 3,09SD$ od wartości średniej zmiennej (gdzie: *SD* – wartość odchylenia standardowego *RI* dla całej populacji wyników). Na podstawie karty kontrolnej Shewharta da się stwierdzić, czy pomiary wykonane w danym dniu mogą być obciążone błędami mającymi duży wpływ na otrzymywane wyniki pomiaru współczynnika załamania światła dla badanych próbek. W przypadku, gdyby punkt pomiarowy dla standardu przekroczył wartość odległą o $\pm 1,96SD$ od wartości średniej (tzw. linia alarmowa; patrz linia przerywana na rycinie 4 i 5), to wówczas należy wykonać kolejny pomiar i sprawdzić, czy jego wynik również przekroczy tę wartość. Gdyby wartość zmiennej dla powtórnego pomiaru przekroczyła linię alarmową, sporządza się nowy wzorzec i powtarza się pomiar, ponieważ należy sprawdzić, czy źródłem błędów jest niewłaściwie sporządzony standard. Jeżeli nadal wyniki przekraczałyby linię alarmową, to należy skontrolować układ pomiarowy oraz warunki pracy aparatu. W przypadku przekroczenia przez wartość pomiaru linii odpowiadających wartościom odległym o $\pm 3,09SD$ (tzw. linie działania; linia kropkowana na rycinach 4 i 5) rozpoczyna się procedurę kontrolną zgodną z systemem jakości obowiązującym w laboratorium [17].

2.5. Sieci bayesowskie

Sieć bayesowska (BN, ang. Bayesian networks) jest zbiorem węzłów reprezentujących zmienne, które są połączone za pomocą skierowanych krawędzi (strzałki) określających zależności pomiędzy zmiennymi. Węzły mogą być wyrażane przez dane dyskretne lub ciągłe. W sieciach bayesowskich zależności pomiędzy węzłami i krawędziami przyjmują w efekcie końcowym formę acyklicznego grafu skierowanego, tzn. brak jest w takiej sieci pętli oraz krawędzi z dwoma grotami.

Fundamentalną ideą metod graficznych jest ich konstruowanie z prostszych części, dlatego też złożone sieci bayesowskie składają się z trzech podstawowych struktur (rycina 3):

- połączenia szeregowo (ang. serial connection) – węzły A , B i C są połączone w taki sposób, że węzeł A połączony jest strzałką z węzłem B , a węzeł B z kolei połączony jest strzałką z węzłem C . Brak jest połączenia pomiędzy węzłami A i C ;
- połączenie rozproszone (ang. diverging connection) – połączenie to polega na tym, że z węzła A wychodzą dwie strzałki skierowane do węzłów B i C , a nie ma żadnego połączenia między węzłami B i C ;
- połączenie skupiające (ang. converging connection) – krawędzie od węzłów A i B wchodzi do węzła C . Brak jest połączenia między węzłami A i B .

Teoria prawdopodobieństwa wprowadza w sieciach bayesowskich czynniki, dzięki któremu ilustracja graficzna analizowanego problemu może być wyrażona w formie liczbowej. Jeżeli w węzeł A wchodzi krawędzie od innych węzłów, np. B i C , to wówczas węzeł A zwany jest węzłem następnikiem lub węzłem-dzieckiem, a węzły B i C węzłami-rodzicami. Wówczas opis węzła A będzie opierał się na informacji o prawdopodobieństwach warunkowych $Pr(A|B, C)$. Jeżeli węzeł A nie ma wchodzących krawędzi, wówczas w celu określenia stanów takiego węzła potrzebna jest informacja o prawdopodobieństwie *a priori* – $Pr(A)$. Podstawową cechą sieci bayesowskich jest to, że są metodą pozwalającą na rozłożenie rozkładu łącznego prawdopodobieństwa (ang. joint probability distribution) wielu zmiennych, na zbiór lokalnych rozkładów zależnych od kilku zmiennych. W przypadku BN opartych na A_1, \dots, A_n węzłach, rozkład łączny prawdopodobieństwa $Pr(A_1, \dots, A_n)$ może być wyrażone jako iloczyn:

$$Pr(A_1, \dots, A_n) = \prod_{i=1}^n Pr(A_i | par(A_i)), \quad \{3\}$$

gdzie $par(A_i)$ oznacza węzły parentalne węzła A_i .

Dlatego też można zapisać dla:

1. połączenia szeregowego:
 $Pr(A, B, C) = Pr(A)p(B|A)Pr(C|A, B)$,
 co można zredukować do:
 $Pr(A, B, C) = Pr(A)Pr(B|A)Pr(C|B)$;
2. połączenia rozproszonego:
 $Pr(A, B, C) = Pr(A)Pr(B|A)Pr(C|A)$;
3. połączenia skupiającego:
 $Pr(A, B, C) = Pr(A)Pr(B)Pr(C|A, B)$.

W przypadku danych typu ciągłego prawdopodobieństwa są zastępowane przez odpowiednie funkcje gęstości prawdopodobieństwa.

Więcej informacji o konstruowaniu modeli sieci bayesowskich służących ocenie wartości dowodowej różnego rodzaju danych dla potrzeb wymiaru sprawiedliwości można znaleźć w [14].

3. Wyniki i dyskusja

3.1. Ocena stabilności pracy zestawu GRIM 2

Na podstawie uzyskanych rezultatów RI dla standardu B8 opracowano kartę kontrolną Shewharta dla okresu od 30 listopada 2006 roku do 13 kwietnia 2007 roku (rycina 4). Na wykresie tym zrezygnowano z umieszczenia linii działania dlatego, że żadna wartość RI zmierzona dla standardu B8 nie przekroczyła jej wartości. Tylko w trzech przypadkach uzyskano wartości RI przekraczające wartości $\pm SD$ od wartości średniej dla wszystkich pomiarów dla standardu B8. Ani raz nie przekroczono linii alarmowych i tym samym można stwierdzić, że zestaw GRIM 2 działał prawidłowo i stabilnie w całym okresie wykonywanych pomiarów.

3.2. Zmiany temperatur podczas przebiegu procesu odprężania

Wprowadzony do programatora przebieg programu temperaturowego różnił się od rzeczywistych zmian temperatury podczas procesu odprężania (rycina 1). Maksymalna temperatura (T_{max}) według wprowadzanego programu temperaturowego powinna wynosić $700^\circ C$, natomiast w rzeczywistości uzyskiwano maksymalnie wartości T_{max} wynoszące około $620^\circ C$. Wymienione różnice można wyjaśnić dużą objętością pieca ($15 \times 15 \times 8$ cm), co jest przyczyną nierównomiernego jego rozgrzewania. Jednakże zastosowany program temperaturowy umożliwił przekroczenie temperatury $550^\circ C$, która jest wystarczająca do wyeliminowania naprężeń występujących w szkle.

3.3. Ocena efektywności i poprawności przebiegu procesów odprężania

Możliwość całkowitej eliminacji naprężeń występujących w szkle przy zastosowaniu opisanego procedury odprężania (patrz pkt 2.2.) zbadano przy użyciu próbek szkła P1–P3 różniącymi się tylko ilością naprężeń w swej budowie wewnętrznej. W badaniach zastosowano dwa rodzaje pojemników:

- w czterech eksperymentach (nr 1–4) pojemnik w kształcie łódki powszechnie stosowany w piecach rurowych (użyczony przez NCIS Oslo, Norwegia);
- w trzech eksperymentach (nr 5–7) pojemnik płaski metalowy (rycina 2).

Przeprowadzono procesy odprężania według programu temperaturowego (rycina 1) i wykonano po 6 pomiarów RIa dla każdego z okruszków próbek P1–P3 pochodzących z poszczególnych przeprowadzonych procesów odprężania. Uśrednione wartości RIa oraz obliczone wartości odchylenia standardowego przedstawiono w tabeli I.

Można założyć, że w przypadku, gdy zastosowany program temperaturowy jest efektywny, to wówczas śred-

nie wartości RIa dla wspomnianych trzech próbek powinny być równe, ponieważ pochodzą one z tej samej tafli szklanej. Ocenę uzyskanych rezultatów średnich wartości RIa dla próbek P1–P3 dokonano przy użyciu metody ANOVA (ang. analysis of variance). Testowana hipoteza zerowa (H_0) zakładała, że nie ma różnic wartości średnich pomiędzy grupami w populacji:

$$H_0: \overline{RIa}_{P1} = \overline{RIa}_{P2} = \overline{RIa}_{P3}. \quad \{4\}$$

Obliczone wartości prawdopodobieństwa (z) przedstawiono w tabeli I. Zakładając, że $\alpha = 0,05$, to H_0 jest prawdziwa w pięciu eksperymentach, a gdy $\alpha = 0,01$, to H_0 jest prawdziwa w sześciu eksperymentach ($z > \alpha$). Dla dwóch eksperymentów otrzymano stosunkowo niskie wartości z , co można wytłumaczyć możliwymi błędami przypadkowymi występującymi podczas pomiaru współczynnika załamania światła przy użyciu zestawu GRIM 2 lub podczas przeprowadzania procesu odprężania. Niemniej jednak można przyjąć, że uzyskane wartości prawdopodobieństwa (z) potwierdzają, że użyte parametry procesu odprężania i zastosowany piec mufłowy pozwalają na efektywne przeprowadzenie procesu odprężania bez względu na rodzaj użytego pojemnika.

3.4. Wybór miejsca położenia próbek w pojemniku do odprężania

Zastosowany pojemnik do odprężania umożliwia umieszczenie próbki w 16 możliwych pozycjach (rycina 2). W celu wybrania położenia w pojemniku do przeprowadzenia procesów odprężania próbek szkła do dalszych badań wykonano trzy procesy odprężania dla okruchów próbki P3 umieszczonych we wszystkich 16 położeniach w pojemniku. Wykonano po 6 pomiarów współczynnika załamania światła dla każdego z okruchów szkła. Uśrednione wartości RIa oraz wartości odchylenia standardowego RIa dla okruchów dla każdego z trzech przeprowadzonych procesów odprężania wraz ze wskazaniem położenia okrusku szklanego w pojemniku przedstawiono w tabeli II.

Na podstawie otrzymanych wyników RIa nie można jednoznacznie stwierdzić, które z położenia w pojemniku do odprężania jest najbardziej właściwe do dalszych badań, tzn. które z pozycji umożliwiają przeprowadzenie najbardziej stabilnego i powtarzalnego procesu odprężania i tym samym uzyskanie wyników RIa obciążonych najmniejszymi błędami. Nie zaobserwowano większych różnic pomiędzy wynikami RIa uzyskanymi dla okruchów szkła położonych w poszczególnych miejscach w pojemniku podczas jednego procesu odprężania. Natomiast istnieją różnice w wartościach RIa pomiędzy próbkami pochodzącymi z różnych procesów odprężania. Analizując wyniki RIa dla poszczególnych procesów odprężania (tabela II), można zauważyć, że wyznaczone wartości współczynnika załamania światła dla okruchów szkła odprężonych w procesie nr 2 (drugie wiersze w ta-

beli II) są niższe o około $1 \cdot 10^{-4}$ w porównaniu do wartości współczynnika załamania światła zmierzonych dla okruchów z pozostałych procesów odprężania. Na podstawie ryciny 1 można stwierdzić, że proces odprężania nr 2 miał inny przebieg niż pozostałe, mimo że zastosowano identyczne programy temperaturowe do wszystkich procesów odprężania, tzn. wprowadzono takie same dane do programatora pieca. Mogło to być spowodowane wahaniami w napięciu prądu zasilającego piec lub innymi przypadkowymi czynnikami. Z tego względu wskazane było, aby w dalszych badaniach, obok próbek szkła, umieszczać za każdym razem w tym samym położeniu (np. C1) okruszki próbki P3 w celu kontrolowania poprawności przebiegu każdego procesu odprężania. Dlatego też w trakcie przeprowadzenia procesu odprężania 56 próbek szkła opakowaniowego dokonywano pomiaru RIa dla odprężonej próbki P3, która była umieszczana w pozycji C1 (patrz rycina 2) obok innych próbek. Na podstawie uzyskanych rezultatów kolejnych procesów odprężania sporządzono kartę kontrolną Shewharta (rycina 5). Na przedstawionym wykresie zrezygnowano z umieszczenia tzw. linii działania, ponieważ żadna wartość RIa nie przekroczyła jej wartości. Analizując kartę Shewharta (rycina 5), można stwierdzić, że przeprowadzane procesy odprężania przebiegały prawidłowo, ponieważ ani jedna wartość RIa nie przekroczyła linii alarmowej. Tylko w jednym przypadku (dla próbki P3) przekroczyła ona linię odpowiadającą wartości RIa odległej o SD od wartości średniej RIa , co mogło być spowodowane niewielkimi błędami przypadkowymi.

Do dalszych procesów odprężania stosowanych do badań szkła opakowaniowego wybrano położenia środkowe w pojemniku do odprężania, tj. B2, C2, B3, C3, ze względów praktycznych. Umieszczanie próbek we wszystkich 16 miejscach w pojemniku jest bowiem technicznie trudne z powodu nieznacznej wielkości okruszków szkła, co sprawia, że możliwe jest przypadkowe pomieszczenie okruszków szkła podczas manipulacji pojemnikiem w trakcie wkładania i wyjmowania go z pieca. Ponadto w przypadku nieprawidłowego przebiegu procesu odprężania przy wypełnieniu wszystkich miejsc w pojemniku strata materiału jest 4-krotnie większa niż w przypadku wypełnienia tylko 4 miejsc.

3.5. Klasyfikacja okruszków szkła na podstawie wartości współczynnika załamania światła z zastosowaniem modeli sieci bayesowskich

Wartości RI 56 próbek szkła opakowaniowego (p – ang. package glass), które zostały obliczone na podstawie wyznaczonych wartości współczynników załamania światła po i przed przeprowadzeniem procesu odprężania, porównano z wartościami RI 32 próbek pochodzących z szyb samochodowych i 23 próbek z szyb okiennych [10, 11]. Na rycinie 6 przedstawiono zależność po-

między wartościami współczynnika załamania światła przed przeprowadzeniem procesu odprężania (*Rib*) a wartościami *RI* okruchów szkła pochodzących z trzech wymienionych typów obiektów szklanych. Na podstawie ryciny 6 można stwierdzić, że szkło pochodzące z poszczególnych rodzajów obiektów różni się wartościami *RI*, tj. próbki szkła opakowaniowego charakteryzują się stosunkowo niskimi wartościami *RI* (od 0 do około $5 \cdot 10^{-4}$), próbki pochodzące z szyb okiennych (w większości, tj. dla 19 próbek) – od $5 \cdot 10^{-4}$ do $1 \cdot 10^{-3}$, natomiast próbki pochodzące z szyb samochodowych (z wyjątkiem 3 próbek) – powyżej $1,5 \cdot 10^{-3}$. Zaobserwowane różnice pozwalają sądzić, że informacja o *RI* (w połączeniu lub nie z wartościami *Rib*) może być użyteczna w celu rozwiązania problemu klasyfikacji okruchów szkła. Jednak uzyskane wartości *RI* albo *RI* i *Rib* nie umożliwiają jednoznacznego stwierdzenia, z jakiej kategorii użytkowej szkła może on pochodzić. Z punktu widzenia wymiaru sprawiedliwości wartość dowodową tych danych ($E = RI, Rib$) najlepiej ocenić poprzez obliczenie ilorazu wiarygodności [2, 19, 20, 22]. Niemniej jednak modele *LR* mogą jednocześnie testować tylko dwie hipotezy, tj. rozważać, czy próbka pochodzi z kategorii „szyby samochodowe” lub „okienne” (cw), czy też z kategorii „szkło opakowaniowe” (p). Wykonanie klasyfikacji tak zdefiniowanych kategorii ma również sens, ponieważ próbki szkła z szyb okiennych i samochodowych to szyby typu *float*, czyli wyprodukowane w tej samej technologii i różniące się zwykle w niewielkim stopniu pod względem składu pierwiastkowego.

Jednak, jak już wspomniano, dane zaprezentowane na rycinie 6 sugerują, że można wykonać klasyfikację do powyższych trzech kategorii jednocześnie. Chcąc uzyskać w jednym toku obliczeniowym informację o możliwej przynależności danego okruska szkła do którejś klasy użytkowej w przypadku, gdy rozpatrywane są więcej niż dwie kategorie, to wówczas można skorzystać z modeli opartych na sieciach bayesowskich. Wartość zmiennej *RI* jest kilka rządów wielkości mniejsza niż *Rib*, co może powodować różny wpływ zmiennych na końcową wartość wykonanych obliczeń. Dlatego też w obliczeniach stosowno zmienną $dRI = \log_{10}(RI)$. 111 próbek szkła, które poddano analizie za pomocą techniki GRIM (przed i po odprężaniu), stanowiło bazę danych. Zbiorem testowym były 22 próbki wybrane losowo spośród 111 próbek szkła, ale w taki sposób, aby zawartość próbek z poszczególnych klas odpowiadała ich zawartości w bazie danych, tj. 11 z kategorii (p), 6 z kategorii (c) i 5 z kategorii (w) (tabela III). Pozostałe próbki stanowiły zbiór uczący. Ponadto założono, że:

- $Pr(H=c) = Pr(H=p) = 0,333$ i $Pr(H=w) = 0,334$ dla stanów w węźle *H*;
- rozkład zmiennych typu ciągłego w węźle *dRI* i w węźle *Rib* jest rozkładem normalnym. Parametry tego rozkładu (średnia \bar{x} i wariancja σ^2) ustalano na

podstawie danych populacyjnych zebranych w zbiorze uczącym (tabela IV). Należy zaznaczyć, że w przypadku stosowania modeli sieci bayesowskich założenie to niekoniecznie musi być spełnione, a faktyczny rozkład zmiennej może odbiegać od kształtu rozkładu normalnego. Niemniej jednak stwierdzono, że jedną z istotnych cech modeli sieci bayesowskich jest to, że działają one poprawnie również w sytuacji, gdy założenia, na których zbudowany jest model, nie są do końca prawdziwe lub brak jest dostatecznej ilości informacji umożliwiającej poprawne oszacowanie prawdopodobieństw opisujących poszczególne stany w każdym z analizowanych węzłów [np. 14, 20]. W przypadku analizy dużych baz danych (znacznie większych niż użyta do analizy w niniejszym artykule), gdy rozkład wartości współczynnika załamania światła zdecydowanie odbiega od kształtu rozkładu normalnego, należy w celu analizy problemu klasyfikacji próbek szkła stosować modele ilorazu wiarygodności. Wówczas możliwa jest jedynie analiza z uwzględnieniem dwóch hipotez, np. H_1 – próbka należy do kategorii szkło typu *float*, H_2 – próbka należy do kategorii szkło typu opakowania szklane [22];

- w przypadku jednoczesnego zastosowania w obliczeniach zmiennych *dRI* i *Rib* założono, że zmienne te są niezależne. Obliczony współczynnik korelacji między tymi dwiema zmiennymi wynosił 0,026.

Sieci bayesowskich, zaprezentowanych na rycinie 7, użyto w celu analizy problemu klasyfikacji okruchów szkła do kategorii: szkło z szyb samochodowych (c), szkło z szyb okiennych (w) i szkło z opakowań szklanych (p). Rezultaty wykonanych analiz z zastosowaniem BN (rycina 7) zaprezentowane są w tabeli III. Ryciny 7a, c, e przedstawiają sytuację po wprowadzeniu do węzłów informacji historycznych, tj. założonych wartości prawdopodobieństw *a priori* dla stanów w węźle *H* oraz parametrów rozkładów normalnych reprezentowanych przez węzły *dRI* i (lub) *Rib*.

Sytuację po wprowadzeniu do poszczególnych węzłów wyników analiz uzyskanych dla próbki w1 (tabela III), tj. po wprowadzeniu tzw. twardego dowodu (*E*), czyli wartości zmiennej wyznaczonej dla próbki szkła, przedstawiają ryciny 7b, d, f. Na przykład rycina 7b ukazuje sytuację, gdy do węzła *dRI* wprowadzono jako twarde dowód wartość $dRI = -2,29866$. Wskutek wykonanej propagacji informacji przez sieć w węźle *H* uzyskujemy wartości prawdopodobieństw warunkowych (prawdopodobieństwa *a posteriori*), tj. $Pr(H_1 = c | dRI = -2,29866) = 0,1456$, $Pr(H_2 = p | dRI = -2,29866) = 0,0008$ i $Pr(H_1 = w | dRI = -2,29866) = 0,8536$. Wyniki te sugerują, że najbardziej prawdopodobna jest hipoteza, iż analizowana próbka pochodzi z kategorii użytkowej „szkło z szyb okiennych”, co jest oczywiście dla tej konkretnej próbki poprawnym rozwiązaniem.

Najlepsze rezultaty klasyfikacji, zgodnie z przewidywaniami, uzyskano w przypadku, gdy zastosowano zmienną dRI lub kombinację zmiennych dRI i RIb , tj. uzyskano po jednej źle sklasyfikowanej próbce w każdej z trzech analizowanych kategorii, co łącznie dało 86,4% poprawnych odpowiedzi. Analiza danych z tabeli III potwierdza również fakt znany z wcześniejszych badań [11], że próbki szkła nie mogą być klasyfikowane za pomocą danych uzyskanych z analizy wartości współczynnika załamania światła (RIb), gdy nie przeprowadza się procesu odprężania. Wskazuje na to liczba błędnych zaklasyfikowań w przypadku, gdy proces klasyfikacji oparto tylko na podstawie zmiennej RIb . Wówczas jedynie 3 próbki z 11 zostały poprawnie zaklasyfikowane w kategorii (p), 1 z 6 w kategorii (c) oraz 2 z 5 w kategorii (w). Należy dodać, że w praktyce nie jest konieczne stosowanie w celu rozwiązania problemu klasyfikacji kombinacji zmiennych dRI i RIb . Wyniki uzyskane przy jednoczesnym zastosowaniu tych zmiennych różnią się nieznacznie od uzyskanych przy użyciu zmiennej dRI . Zastosowanie zmiennej RIb oprócz zmiennej dRI tylko nieznacznie wzmocniło (lub osłabiło) prawdopodobieństwo *a posteriori* w porównaniu z prawdopodobieństwami uzyskanymi przy zastosowaniu wyłącznie zmiennej dRI .

Jak już wspomniano, zadaniem biegłego sądowego jest ocena wartości dowodowej dostarczonych danych (E) w kontekście rozważanych hipotez, tj. prawdopodobieństw warunkowych $Pr(E|H)$. Modele sieci bayesowskich dostarczają informacji o prawdopodobieństwie *a posteriori* $Pr(H|E)$, którego ustalenie stanowi domenę działania przedstawicieli wymiaru sprawiedliwości (policja, prokuratura, sądy). Należy jednak zaznaczyć, że stosując sieci bayesowskie do rozwiązania problemu, w którym są rozważane tylko dwie hipotezy, można w łatwy sposób wyznaczyć wartość LR , wykorzystując zależność:

$$\frac{Pr(H_1|E)}{Pr(H_2|E)} = \frac{Pr(E|H_1)}{Pr(E|H_2)} \cdot \frac{Pr(H_1)}{Pr(H_2)} \quad LR = \frac{Pr(H_1)}{Pr(H_2)} \quad \{5\}$$

W przypadku, gdy rozważa się więcej niż dwie hipotezy, to wówczas ustalenie wartości prawdopodobieństw *a posteriori* wymaga oprócz znajomości wartości $Pr(E|H)$ również informacji o prawdopodobieństwie *a priori* $Pr(H)$, którego założenie zależy od czynników subiektywnych (np. stanu wiedzy o temacie analizy). Ten subiektywizm w wyborze wartości $Pr(H)$ jest jednym z punktów krytyki sposobu oceny wartości dowodowej danych dostępnych o dowodzie w oparciu o tzw. podejście bayesowskie. Jednak w przypadku, gdy wartość dostępnych danych wystarczająco mocno wspiera konkretną hipotezę, to wówczas wpływ ustalonych wartości prawdopodobieństwa *a priori* na wartość prawdopodobieństwa *a posteriori* może być niewielki lub wręcz do zaniedbania (np. [1]). Dlatego też wykonano analizę wpływu wartości $Pr(H)$ na wyniki klasyfikacji. Rezultaty analiz przedstawiono na rycinie 8.

Do analizy wybrano próbkę w1 (tabela III), a następnie zastosowano różne kombinacje prawdopodobieństw *a priori*: $Pr(H = c)$, $Pr(H = p)$ i $Pr(H = w)$, oczywiście tak, aby ich suma była równa 1. Na przykład punkt wskazany strzałką na rycinie 8b odpowiada sytuacji, gdy $Pr(H = p) = 0,7$, $Pr(H = w) = 0,1$ a tym samym $Pr(H = c) = 0,2$. Punkty położone powyżej linii przerywanej na rycinie 8b dla $Pr(H = w|E) > 0,5$; w takiej sytuacji $Pr(H = c|E) + Pr(H = p|E)$ jest zawsze mniejsze od 0,5, co zdecydowanie sugeruje, że dane (E) wskazują, że najbardziej prawdopodobna kategoria użytkowa, z której może pochodzić okruczek w1, to kategoria „szkło z szyb okiennych”. Należy zaznaczyć, że teoretycznie punkty położone poniżej tej linii również mogą wskazać, iż najbardziej prawdopodobne jest pochodzenie próbki z kategorii użytkowej „szkło z szyb okiennych”, np. kombinacja $Pr(H = w|E) = 0,4$ i $Pr(H = c|E) = Pr(H = p|E) = 0,3$. Na podstawie danych zaprezentowanych na rycinie 8 można stwierdzić, że wybór wartości prawdopodobieństw *a priori* nie ma istotnego wpływu na poprawność podejmowanych decyzji odnośnie do przynależności analizowanego okruczka szkła do konkretnej kategorii użytkowej, o ile nie jest to wartość zbyt mała (poniżej 0,2), czyli niezbyt realistyczna; np. wartość $Pr(H = w) = 0,1$ oznacza, że *a priori* zakłada się, iż tylko 10% obiektów szklanych w populacji szyb samochodowych, szyb okiennych i opakowań szklanych to szyby okienne. Ta wartość wydaje się niedoszacowana, biorąc pod uwagę otaczającą nas rzeczywistość. Niemniej jednak należy zasugerować, że w przypadku, gdy biegły sądowy stosuje modele BN do oceny wartości dowodowej dostarczonych mu danych w kontekście więcej niż dwóch hipotez, to wówczas wskazane jest podanie w raporcie z badań, jakie wartości prawdopodobieństw *a priori* były założone i o ile to możliwe, czy zmiana wartości tych prawdopodobieństw ma wpływ na podejmowane decyzje (tj. wartości uzyskiwanych prawdopodobieństw *a posteriori*).

4. Wnioski

Uzyskane wyniki badań pozwoliły stwierdzić, że zastosowany program temperaturowy, pojemnik do wygrzewania i piec muflowy umożliwiły na efektywne usunięcie większości naprężeń. Jednakże ze względu na możliwość wystąpienia nieprzewidywalnych czynników podczas przeprowadzania odprężania, konieczne jest kontrolowanie poprawności przebiegów tych procesów poprzez umieszczanie za każdym razem w tym samym miejscu pojemnika do wygrzewania okruczków szkła pochodzących z próbki szkła hartowanego, dla której znana jest również wartość RI przed hartowaniem (patrz informacja o próbkach P3 i P1 w rozdziale „Metody i materiały”). Ponadto stwierdzono, że wybór miejsca poło-

żenia próbek w pojemniku do odprężania nie ma znaczącego wpływu na analizowane wartości *RI*.

Analizując uzyskane rezultaty przeprowadzonych badań, należy stwierdzić, że modele sieci bayesowskich można stosować do klasyfikacji okruchów szkła, gdy zamierza się jednocześnie rozważać przynależność próbki do więcej niż dwóch kategorii użytkowych, np. szkło samochodowe, okienne i opakowaniowe. Dużym plusem obliczeń za pomocą modeli sieci bayesowskich jest łatwość ich wykonywania dzięki możliwości zastosowania prostych w obsłudze programów komputerowych (np. Hugin Researcher; www.hugin.com).

Podziękowania

Autorzy składają podziękowania Pani dr hab. Janinie Ziębie-Palus z Instytutu Ekspertyz Sądowych za udostępnienie wyników analiz próbek szkła samochodowego i okiennego wykonanych techniką GRIM oraz Panu Knutowi Andre Sjestadowi z Norweskiego Instytutu Nauk Sądowych w Oslo za udostępnienie pojemnika do odprężania okruchów szkła w piecach rurowych.