

Nr 51

PRACE NAUKOWE

Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu

Projektowanie, ocena i wykorzystanie danych rynkowych

Redaktor naukowy
Józef Dziechciarz



Wydawnictwo Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu
Wrocław 2009

Spis treści

Wstęp	7
Sylwester Białowas , Kolejność pytań w kwestionariuszu wywiadu osobistego a zniekształcenia pomiaru wywołane heurystyką zakotwiczenia	9
Marta Dziechciarz , Podejścia do oceny atrakcyjności segmentów rynku jako etapu kończącego proces segmentacji rynku	14
Bartłomiej Jefmański , Rozmyta metoda k -średnich w identyfikacji przynależności obiektów do segmentów rynkowych – na przykładzie rynku samochodowego	28
Iwona Kasprzyk , Wykorzystanie konfiguracyjnej analizy częstości w analizie klas ukrytych	37
Jolanta Kowal , Wybrane teoretyczne i praktyczne aspekty metodologii badań jakościowych	46
Magdalena Kowalska-Musiał , Relacje partnerskie w układach diadycznych – ocena i analiza danych	76
Mariusz Łapczyński , Modele hybrydowe CART-LOGIT w analizie danych rynkowych	85
Roman Pawlukowicz , Średnia arytmetyczna cen transakcyjnych nieruchomości a wartość rynkowa nieruchomości	96
Marcin Pelka , Porównanie strategii klasyfikacji danych symbolicznych	106
Adam Sagan , Metaanaliza danych w marketingu zorientowanym na dowody – orientacja kliniczna w badaniach rynkowych i marketingowych	114
Piotr Tarka , Zastosowanie analizy regresji i sztucznych sieci neuronowych w badaniach satysfakcji klientów	125
Barbara Worek , Rzetelność i trafność w badaniach jakościowych: ocena jakości danych	136

Summaries

Sylwester Białowas , The anchoring heuristic and the bias of the measurement in marketing research	13
Marta Dziechciarz , Determining the attractiveness of market segments as the ending step of segmentation process	27
Bartłomiej Jefmański , Fuzzy c-means in market segments membership identification – a car market example	36
Iwona Kasprzyk , Application of configural frequency analysis in latent class analysis	45

Jolanta Kowal , Some chosen theoretical and practical aspects of qualitative research	75
Magdalena Kowalska-Musiał , Dyadic relationship – data evaluation and analysis	84
Mariusz Łapczyński , The hybrid CART-LOGIT models in analysing market data	95
Roman Pawlukowicz , Arithmetic mean of transactional prices of properties and property's market value	105
Marcin Pelka , Comparison of symbolic data clustering strategies	113
Adam Sagan , Meta-analysis in evidence-based marketing: clinical orientation in marketing research	124
Piotr Tarka , Artificial neural networks and regression comparison analysis within customer satisfaction data	135
Barbara Worek , Reliability and validity in qualitative research: data quality evaluation	147

Bartłomiej Jefmański

Uniwersytet Ekonomiczny we Wrocławiu

**ROZMYTA METODA k -ŚREDNICH
W IDENTYFIKACJI PRZYNALEŻNOŚCI OBIEKTÓW
DO SEGMENTÓW RYNKOWYCH
– NA PRZYKŁADZIE RYNKU SAMOCHODOWEGO**

1. Wstęp

Klasyczne metody klasyfikacji stosowane w segmentacji rynku charakteryzują się tym, że obiekt (konsument, usługa, produkt) zostaje jednoznacznie zaklasyfikowany do jednego z wyodrębnionych segmentów. Często jednak granice między poszczególnymi segmentami są „nieostre”, a przyporządkowanie obiektu tylko do jednego segmentu może skutkować utratą znacznej części informacji w trakcie procedury klasyfikacji. W takiej sytuacji można zastosować rozmyte metody klasyfikacji. Dobrym tego przykładem może być rynek samochodów osobowych, na którym zaklasyfikowanie wybranych modeli do określonego segmentu nie jest jednoznaczne i często budzi kontrowersje.

Celem opracowania jest wyodrębnienie za pomocą rozmytej metody k -średnich klas samochodów osobowych, co z kolei umożliwiło:

- porównanie wyników klasyfikacji z podziałem stosowanym na europejskim rynku samochodowym,
- wskazanie modeli samochodów będących reprezentantami poszczególnych klas,
- wskazanie tych modeli samochodów, których przyporządkowanie do poszczególnych klas jest najmniej jednoznaczne.

2. Teoretyczne podstawy rozmytej metody k -średnich

W klasycznych metodach klasyfikacji przynależność obiektu do klasy wyrażona jest przez zmienną zero-jedynkową. Inaczej mówiąc, obiekt należy do danej klasy bądź nie.

W przypadku klasyfikacji rozmytej dopuszcza się możliwość przynależności obiektu do więcej niż jednej klasy. Jest to możliwe dzięki zastąpieniu zmiennej zero-

-jedynkowej zmienną ciągłą przyjmującą wartości z przedziału $[0; 1]$. Taki zabieg pozwala w sposób bardziej precyzyjny opisać sytuację, w której granice między klasami są „nieostre” i jednoznaczne przypisanie obiektu do klasy staje się utrudnione (zob. [Jajuga 1990, s. 160]).

Zastosowanie rozmytych metod klasyfikacji pozwala odejść od orzekania, czy obiekt należy do określonej klasy, czy nie. Umożliwia określenie stopnia przynależności obiektu do różnych klas. Orzekamy nie o tym, czy obiekt należy, czy też nie do danej klasy, ale określamy jego stopień przynależności do różnych klas. Takie podejście w większym stopniu odzwierciedla rzeczywistość oraz może uchronić badacza przed utratą pewnych informacji w stosunku do podejścia, w którym obiekty przyporządkowuje się tylko do jednej klasy (zob. [Lasek 2002, s. 146-156]).

Jedną z częściej stosowanych rozmytych metod klasyfikacji jest rozmyta metoda k -średnich. Jej stosowanie nie wymaga czynienia założeń co do charakteru materiału empirycznego poddanego analizie. Jest to metoda iteracyjna, której idea jest bardzo zbliżona do klasycznej metody k -średnich. Celem metody jest znalezienie takich środków ciężkości klas, które minimalizują funkcję (por. [Nascimento i in. 2000, s. 303]):

$$J_m = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n \mu_{ij}^m d_{ij}^2, \quad (1)$$

gdzie: μ_{ij} – stopień przynależności j -tego obiektu do i -tej klasy rozmytej,
 d_{ij} – odległość euklidesowa między środkiem ciężkości i -tej klasy rozmytej a j -tym obiektem,
 m – parametr rozmycia (*fuzzification parametr*), przy czym $m > 1$.

Algorytm rozmytej metody k -średnich zbudowany jest z następujących kroków (por. [Cox 2005, s. 230-238; Nascimento i in. 2000, s. 302-303]):

Krok 1. Losowe zainicjowanie macierzy przynależności $U = [\mu_{ij}]$, przy czym:

$$\sum_{i=1}^c \mu_{ij}, \quad \forall j = 1, 2, \dots, n.$$

Krok 2. Obliczenie środków ciężkości klas zgodnie ze wzorem:

$$c_i = \frac{\sum_{j=1}^n \mu_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^n \mu_{ij}^m}, \quad (2)$$

przy czym:

$$\mu_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{d_{ij}}{d_{kj}} \right)^{\frac{2}{m-1}}}. \quad (3)$$

Krok 3. Obliczenie nowej macierzy przynależności U_{nowe} . Jeżeli $\|U_{nowe} - U\| > \varepsilon$, gdzie $\|U_{nowe} - U\|$ to odległość euklidesowa, a ε to przyjęty prób zbieżności, wówczas należy przyjąć $U = U_{nowe}$ i przejść do kroku 2. Postępowanie kończy się w sytuacji, gdy $\|U_{nowe} - U\| < \varepsilon$ lub zostanie osiągnięta zadana liczba iteracji k .

Przed rozpoczęciem obliczeń należy jednak określić stosowaną miarę odległości, liczbę klas oraz wartość parametru rozmycia m .

Parametr m określa stopień rozmycia wyników klasyfikacji. Wartość parametru winna być $m > 1$, przy czym wartości bliskie jedności skutkować będą otrzymaniem wyników zbliżonych do tych otrzymanych za pomocą metod klasycznych. Wzrost wartości parametru m powoduje, że stopnie przynależności obiektów do poszczególnych klas będą przyjmowały wartości zbliżone do odwrotności liczby klas, tj. $1/c$ (zob. [Lasek 2002, s. 146]).

W ustaleniu liczby klas pomocne mogą się okazać mierniki oceny jakości rezultatów klasyfikacji. Wśród nich można wyróżnić współczynnik pi (*partition index*) oraz pe (*partition entropy*), których wartości otrzymywane są odpowiednio ze wzorów (zob. [Pedrycz 2005, s. 18-19]):

$$pi = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n \mu_{ij}^2, \quad (4)$$

$$pe = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n \mu_{ik} \ln(\mu_{ij}). \quad (5)$$

Miary (4) i (5) charakteryzują się następującymi własnościami: $\frac{1}{c} \leq pi \leq 1$, $0 \leq pe \leq \ln(c)$. Im większe wartości współczynnika (4), tym mniej rozmyty wynik klasyfikacji. Z kolei w przypadku współczynnika (5) jego wysokie wartości decydują o dużym rozmyciu wyników klasyfikacji.

3. Przynależność samochodów do klas w świetle wyników rozmytej metody k -średnich

Na rynku europejskim można spotkać podziały samochodów osobowych na różne klasy, przy czym jednym z częściej stosowanych jest podział na sześć klas: A – klasa mini, B – samochody małe, C – klasa niższa średnia, D – klasa średnia, E – klasa wyższa średnia, F – samochody luksusowe. Częstość podziałem jest również ten uwzględniający pięć klas: samochody małe, samochody kompaktowe, klasa średnia, klasa wyższa średnia, samochody luksusowe. O zaklasyfikowaniu samochodu do wyodrębnionych klas decydują przede wszystkim trzy parametry: długość, szerokość i rozstaw osi pojazdu. Dlatego też parametry te zostały uwzględnione w niniej-

szym opracowaniu i na ich podstawie wyodrębniono klasy samochodów z zastosowaniem rozmytej metody k -średnich.

W analizie uwzględniono 131 modeli samochodów będących w sprzedaży na rynku polskim według stanu na dzień 1.05.2008 r. Ponadto w przypadku modeli samochodów o kilku generacjach w analizie uwzględniono tylko te najnowsze (np. piąta generacja VW Golfa lub trzecia generacja Opla Astry). Ponadto w analizie nie uwzględniono wersji kombi poszczególnych modeli samochodów oraz samochodów typu: mini van (np. Ford C-Max), van (Renault Espace), kombi van (np. Mazda 5), crossover (np. Nissan Qashquai) lub samochody klasy SUV (np. Toyota RAV-4).

Rozmytą metodę k -średnich zastosowano dla odległości euklidesowej oraz parametru rozmycia $m = 1,25$. Zbadano stopnie przynależności samochodów do poszczególnych klas dla podziału na 3, 4, 5 i 6 klas. Samochody, których przynależność do wyodrębnionych klas była najbardziej „rozmyta” ($u_i < 0,9$), wyszczególniono w tab. 1, 3, 5, 7. W celu wskazania samochodu charakterystycznego dla każdej z wyodrębnionych klas obliczono środki ciężkości poszczególnych klas, a następnie porównano je z parametrami samochodów należących do tych klas. Wyniki zestawiono w tab. 2, 4, 6, 8.

Tabela 1. Najbardziej „rozmyte” obiekty w poszczególnych klasach – podział na trzy klasy

	u_{1j}	u_{2j}	u_{3j}
Klasa pierwsza			
Škoda Fabia	0,67769	0,00009	0,32223
Volkswagen Jetta	0,6367	0,3632	0,0001
Fiat Linea	0,5486	0,4513	0,0001
MINI Cooper Clubman	0,51930	0,00008	0,48062
Klasa druga			
Kia Carens	0,18297	0,81698	0,00005
BMW 3	0,20471	0,79522	0,00007
Škoda Octavia	0,4693	0,5305	0,0001
Klasa trzecia			
Seat Ibiza	0,33177	0,00006	0,68817

Źródło: obliczenia własne z wykorzystaniem programu **R**.

Tabela 2. Środki klas – podział na trzy klasy

Klasa	Długość	Szerokość	Rozstaw osi	„Reprezentant” klasy
1	4239,707	1745,668	2580,275	VW Golf V
2	4804,246	1824,301	2803,405	Lexus GS
3	3674,698	1644,572	2409,403	Nissan Micra

Źródło: obliczenia własne z wykorzystaniem programu **R**.

Na podstawie wyników zamieszczonych w tab. 1 i 2 można wnioskować, że wyodrębnienie trzech klas prowadzi do podziału samochodów na samochody małe (klasa trzecia), średnie (klasa pierwsza) i duże (klasa druga). Analizując modele samochodów oraz ich stopnie przynależności wyszczególnione w tab. 1, mamy wrażenie, że brakuje dodatkowej klasy, co umożliwiłoby lepsze rozróżnienie klasy pierwszej i drugiej (np. dla modelu Škoda Octavia czy BMW 3). Podobna sytuacja ma miejsce w przypadku klasy pierwszej i trzeciej, gdyż w odniesieniu do takiego modelu, jak np. MINI Cooper Clubman, zaklasyfikowanie go do klasy pierwszej może być dyskusyjne.

Tabela 3. Najbardziej „rozmyte” obiekty w poszczególnych klasach – podział na cztery klasy

	u_{1j}	u_{2j}	u_{3j}	u_{4j}
Klasa pierwsza				
Ford Fiesta	0,6153979	0,0000066	0,3843957	0,0001999
Seat Ibiza	0,8835224	0,0000052	0,1162935	0,0001789
Klasa druga				
Škoda Superb	0,0000383	0,6866629	0,0000003	0,3132985
Klasa trzecia				
Chevrolet Aveo	0,1361247	0,0000034	0,8637832	0,0000887
Mazda 2	0,4178582	0,0000061	0,5819622	0,0001735
Mercedes A	0,2076463	0,0000091	0,7921412	0,0002033
Mitsubishi Colt	0,1454287	0,0000037	0,8544743	0,0000933
Volkswagen Polo	0,4127860	0,0000066	0,5870137	0,0001936
Peugeot Modus	0,1514083	0,0000037	0,8484929	0,0000951
Klasa czwarta				
Hyundai Sonata	0,0000447	0,2204548	0,0000003	0,7795001
Mazda 3	0,1212664	0,0001655	0,0000139	0,8785542

Źródło: obliczenia własne z wykorzystaniem programu **R**.

Tabela 4. Środki klas – podział na cztery klasy

Klasa	Długość	Szerokość	Rozstaw osi	„Reprezentant” klasy
1	4284,221	1745,656	2611,695	VW Golf
2	4946,864	1859,545	2900,909	Citroen C6
3	3654,212	1641,697	2402,97	Ford Ka
4	4618,364	1781,515	2685,545	Opel Vectra

Źródło: obliczenia własne z wykorzystaniem programu **R**.

W przypadku podziału na cztery klasy samochody najmniejsze znalazły się w klasie trzeciej, dla której modelem charakterystycznym jest Ford Ka. Z kolei samochody największe znalazły się w klasie drugiej, w której obiektem o najmniejszym

stopniu przynależności jest Škoda Superb. Klasa czwarta również skupia stosunkowo duże pojazdy.

Tabela 5. Najbardziej „rozmyte” obiekty w poszczególnych klasach – podział na pięć klas

	u_{1j}	u_{2j}	u_{3j}	u_{4j}	u_{5j}
Klasa pierwsza					
Brak samochodów o stopniu przynależności do pierwszej klasy mniejszym niż $u_1 = 0,9$					
Klasa druga					
Hyundai Sonata	0,1320175	0,8678986	0,0000001	0,0000825	0,0000001
Toyota Prius	0,0001299	0,8683515	0,0000007	0,1314668	0,0000007
Nissan Tiida	0,0001428	0,8309460	0,0000012	0,1688139	0,0000012
Seat Toledo	0,0001151	0,5201301	0,0001251	0,4796283	0,0000014
Klasa trzecia					
Daewoo Lanos	0,0000016	0,0000835	0,5622400	0,4376294	0,0000455
Peugeot 207	0,0000007	0,0000319	0,8872300	0,1127038	0,0000335
Suzuki Swift	0,0000003	0,0000034	0,7913842	0,0001983	0,2084139
Klasa czwarta					
Mazda 3	0,0000538	0,1720465	0,0000844	0,8278145	0,0000008
Subaru Impreza	0,0001655	0,4560748	0,0002365	0,5435205	0,0000027
Suzuki SX4	0,0000012	0,0000724	0,1228658	0,8770409	0,0000198
Klasa piąta					
Citroen C2	0,0000002	0,0000023	0,1097277	0,0001008	0,8901690
Opel Agila	0,0000029	0,0000260	0,1234394	0,0007654	0,8757663

Źródło: obliczenia własne z wykorzystaniem programu **R**.

Tabela 6. Środki klas – podział na pięć klas

Klasa	Długość	Szerokość	Rozstaw osi	Reprezentant klasy
1	4953,714	1864,048	2905,571	Jaguar XF
2	4629,71	1783,71	2691,71	Opel Vectra
3	3887,567	1685,1	2477,967	Ford Fiesta
4	4268,088	1756,912	2596,382	Opel Astra
5	3462,8	1596,867	2337,067	Kia Picanto

Źródło: obliczenia własne z wykorzystaniem programu **R**.

Przy podziale na pięć klas najmniej rozmytą przynależność samochodów zaobserwowano dla klasy pierwszej, do której należą samochody największe. Wartości stopni przynależności wszystkich samochodów w tej klasie przekroczyły poziom 0,9. Samochody, które najtrudniej sklasyfikować przy podziale na 5 klas, to: Seat Toledo, Daewoo Lanos oraz Subaru Impreza.

Tabela 7. Najbardziej „rozmyte” obiekty w poszczególnych klasach – podział na sześć klas

	u_{1j}	u_{2j}	u_{3j}	u_{4j}	u_{5j}	u_{6j}
Klasa pierwsza						
Fiat Bravo	0,8729543	0,1269617	0,0000001	0,0000095	0,0000005	0,0000738
Ford Focus	0,6249366	0,3744294	0,0000002	0,0000355	0,0000043	0,0005939
Daewoo Lanos	0,6388350	0,0008345	0,0000321	0,3602726	0,0000010	0,0000247
Klasa druga						
BMW 3	0,0015951	0,6602226	0,0000001	0,0000048	0,0001554	0,3380221
Honda City	0,2657056	0,7319345	0,0000032	0,0003926	0,0000188	0,0019454
Peugeot 307	0,2739943	0,7258655	0,0000000	0,0000075	0,0000007	0,0001320
Kia Carens	0,0002388	0,8206530	0,0000000	0,0000007	0,0000226	0,1790849
Klasa trzecia						
Opel Agila	0,0009486	0,0000840	0,8741533	0,1247950	0,0000027	0,0000164
Citroen C2	0,0001224	0,0000093	0,8885162	0,1113506	0,0000002	0,0000013
Klasa czwarta						
Peugeot 207	0,2330792	0,0003562	0,0000322	0,7665183	0,0000007	0,0000134
Suzuki Swift	0,0002426	0,0000140	0,2021452	0,7975961	0,0000002	0,0000019
Klasa piąta						
Lexus GS	0,0000059	0,0001975	0,0000000	0,0000002	0,8685791	0,1312174
Klasa szósta						
Brak samochodów o stopniu przynależności do szóstej klasy mniejszym niż $u_6 = 0,9$						

Źródło: obliczenia własne z wykorzystaniem programu **R**.

Podobnie jak w przypadku podziału na pięć klas najmniej rozmytą klasą jest ta zawierająca jedno z największych samochodów poddanych analizie (klasa szósta). Wartości stopni przynależności wszystkich samochodów w tej klasie przekroczyły poziom 0,9. Przynależność samochodów jest najmniej jednoznaczna w przypadku klasy pierwszej i drugiej. Chodzi tu przede wszystkim o takie samochody, jak: Ford Focus, Daewoo Lanos i BMW 3.

Tabela 8. Środki klas – podział na sześć klas

Klasa	Długość	Szerokość	Rozstaw osi	Reprezentant klasy
1	4889,107	1844,327	2840,169	Toyota Auris
2	4671,614	1791,455	2716,143	Mitsubishi Lancer
3	5072,924	1894,329	3033,632	Kia Picanto
4	4378,052	1761,457	2609,563	Ford Fiesta
5	4075,061	1721,302	2537,675	Jaguar XF
6	3608,381	1630,814	2385,456	Jaguar X-Type

Źródło: obliczenia własne z wykorzystaniem programu **R**.

Jakość wyników klasyfikacji zweryfikowano za pomocą dwóch mierników: pi i pe . Wyniki zestawiono w tab. 9.

Tabela 9. Ocena jakości rezultatów klasyfikacji

Liczba klas	Miernik jakości podziału	
	pi	pe
3	0,96047	0,06684
4	0,95532	0,07624
5	0,95649	0,07492
6	0,95495	0,08024

Źródło: obliczenia własne z wykorzystaniem programu **R**.

Na podstawie wartości obu mierników można zauważyć, że najwyższą jakość klasyfikacji osiągnięto dla podziału samochodów na trzy klasy. Jednak jakość klasyfikacji jest bardzo zbliżona do jakości podziałów, które przewidują większą liczbę klas. Zatem uszczegóławianie wyników analizy poprzez zwiększanie liczby klas nie powoduje znacznego obniżenia jakości wyników klasyfikacji, a może rozwiązać problemy z zaklasyfikowaniem niektórych modeli samochodów.

4. Podsumowanie

Rozwój oferty na rynku samochodów osobowych spowodował, że istnieją modele samochodów, których jednoznaczne zaklasyfikowanie do określonej klasy jest utrudnione. Pewnych wskazówek w tym względzie może dostarczać zastosowanie w tego typu analizach rozmytych metod klasyfikacji. Wyniki badania wskazują, że może to być interesujące podejście, użyteczne przede wszystkim dla analityków tego rynku.

Zastosowanie rozmytej metody k -średnich do klasyfikacji modeli samochodów osobowych pozwoliło sformułować następujące wnioski:

- Uszczegółowienie podziałów samochodów osobowych na większą liczbę klas nie prowadzi do wyeliminowania problemów z przyporządkowaniem niektórych modeli samochodów do odpowiednich klas. Niezależnie od liczby klas zawsze można wskazać samochody, których przynależność do poszczególnych klas nie jest jednoznaczna. Informacja taka w połączeniu z ceną danego modelu może być istotna w razie podejmowania decyzji zakupu samochodu (np. Ford Focus w przypadku podziału samochodów na sześć klas).
- W przypadku podziału samochodów na sześć klas ich skład jest bardzo zbliżony do tego aktualnie stosowanego na rynku samochodowym. Jednak stosowanie rozmytej metody k -średnich w tego typu analizach umożliwia dodatkowo wskazanie modeli samochodów, których przynależność do odpowiedniej klasy nie

jest jednoznaczna. Pozwala również określić ich stopień przynależności do innych klas.

- Najwięcej kłopotów z przyporządkowaniem do określonego segmentu stwarzają modele samochodów marki Peugeot. Utrudnione jest również jednoznaczne zaklasyfikowanie modeli takich marek, jak: Ford, Mazda, Škoda, Seat i Suzuki.

Literatura

Cox E., *Fuzzy modeling and genetic algorithms for data mining and exploration*, Morgan Kaufmann Publishers, San Francisco 2005.

Jajuga K., *Statystyczna teoria rozpoznawania obrazów*, PWN, Warszawa 1990.

Lasek M., *Data mining. Zastosowania w analizach i ocenach klientów bankowych*, Biblioteka Menedżera i Bankowca, Warszawa 2002.

Nascimento S., Mirkin B., Moura-Pires F., *A fuzzy clustering model of data and fuzzy c-means*, Materiały konferencyjne IEEE International Conference on Fuzzy Systems: Soft Computing in the Information Age, Piscataway 2000, vol. 1.

Pedrycz W., *Knowledge-based clustering: from data to information granules*, Wiley-Interscience 2005.

FUZZY C-MEANS IN MARKET SEGMENTS MEMBERSHIP INDENTIFICATION – A CAR MARKET EXAMPLE

Summary

In traditional clustering methods each object is assigned to only one cluster. In the fuzzy clustering approach objects are given partial degrees of membership in multiple nearby clusters. The paper describes one of the fuzzy clustering method – fuzzy c-means (FCM). To illustrate how FCM works a database of automobile property information has been used.