

# Übungsaufgaben

1. Was sind die Schritte des Datenanalyse-Prozesses?
2. Was unterscheidet nominal-, ordinal-, intervall- und proportionalskalierte Daten?
3. Ist die Abbildung  $f : \mathbb{R}^p \times \mathbb{R}^p \rightarrow \mathbb{R}^+$  mit

$$f(x, y) = \min_{j=1, \dots, p} \left\{ \left| x^{(j)} - y^{(j)} \right| \right\} \quad (10.1)$$

eine Norm?

4. Welche Ähnlichkeit bestimmt das Cosinus-Maß zwischen einem Vektor  $x \in \mathbb{R}^p$  und dem Vektor  $c \cdot x$ , für  $c < 0$  bzw.  $c > 0$ ? Was bedeutet dies beispielsweise für den Vergleich von Textdokumenten?
5. Bestimmen Sie
  - (a) den Zeichenabstand zwischen ‘a’ und ‘A’
  - (b) den Hamming-Abstand zwischen ‘Prüfung’ und ‘Student’
  - (c) den Edit-Abstand zwischen ‘Eis’ und ‘As’
6. Welche Bedingung muss gelten, damit aus einem abgetasteten Signal das kontinuierliche Originalsignal rekonstruiert werden kann?
7. Was ist der Unterschied zwischen Abtastung und Quantisierung?
8. Was versteht man unter einem Ausreißer?
9. Bestimmen Sie die Ausreißer in den Datensätzen

$$X_1 = \{1, 1, 1, 1, -10, 2, 2, 2, 2\} \quad (10.2)$$

$$X_2 = \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 6, 5, 4, -3, 2, 1\} \quad (10.3)$$

$$X_3 = \{(1, 1), (1, 2), (1, 3), (3, 3), (1, 1), (1, 2)\} \quad (10.4)$$

Wie gehen Sie dabei vor? Wie behandeln Sie anschließend die Ausreißer?

10. Welche Methoden kennen Sie zum Filtern von Zeitreihen?

11. Wie unterscheiden sich der gleitende Mittelwert und der gleitende Median bezüglich der Beseitigung von Rauschen bzw. Ausreißern?
12. Was ist der Unterschied zwischen FIR- und IIR-Filtern?
13. Was ist ein Butterworth-Filter?
14. Standardisieren Sie den Datensatz

$$X_4 = \{(-1, 4816), (1, 4818)\} \quad (10.5)$$

15. Wie können verteilt gespeicherte Daten zu einem einzigen Datensatz zusammengefasst werden?
16. Wie kann man hochdimensionale Daten auf niedrigdimensionale Daten projizieren?
17. Welche geometrischen Transformationen werden bei der Hauptachsentransformation durchgeführt?
18. Welche Größe wird bei der Hauptachsentransformation optimiert?
19. Welche Optimierungsmethode wird bei der Hauptachsentransformation eingesetzt?
20. Wie lässt sich der Fehler der Hauptachsentransformation abschätzen?
21. Wie lässt sich eine sinnvolle Projektionsdimension für die Hauptachsentransformation bestimmen?
22. Welche Größe wird bei der mehrdimensionalen Skalierung optimiert?
23. Welche Optimierungsmethode wird bei der mehrdimensionalen Skalierung eingesetzt?
24. Skizzieren Sie die Betrags- und Phasenspektren der Funktionen

$$f_1(x) = \cos(0.001 \cdot x) \quad (10.6)$$

$$f_2(x) = \cos(0.001 \cdot x) + 0.5 \cdot \cos(0.002 \cdot x - 1) \quad (10.7)$$

$$f_3(x) = \sin(0.001 \cdot x) + 0.5 \cdot \sin(0.002 \cdot x - 1) \quad (10.8)$$

für  $\omega T = 10^{-4}$ !

25. Was ist der Unterschied zwischen Kovarianzen  $c_{ij}$  und Korrelationen  $s_{ij} = c_{ij} / (s^{(i)} s^{(j)})$ ?
26. Erläutern Sie den Begriff „Scheinkorrelation“!
27. Erläutern Sie die Zusammenhänge zwischen dem Chi-Quadrat-Unabhängigkeitstest und Histogrammen!

28. Erläutern Sie den Unterschied zwischen Korrelation und Regression!
29. Was versteht man unter der Optimierung mit getrimmten quadratischen Fehlern (*least trimmed squares*)?
30. Wie können nichtlineare Modelle durch Regression gefunden werden?
31. Skizzieren Sie ein mehrschichtiges Perzeptron und benennen Sie die einzelnen Komponenten!
32. Wie berechnet sich der Neuronenausgang beim mehrschichtigen Perzeptron?
33. Wie wird ein mehrschichtiges Perzeptron trainiert?
34. Skizzieren Sie ein neuronales Netzwerk mit radialen Basisfunktionen! Auf welche Weise können die radialen Basisfunktionen bestimmt werden? Wie können die Netzgewichte bestimmt werden?
35. Erläutern Sie den Unterschied zwischen Training und Validierung!
36. Was bedeutet es, wenn der Trainingsfehler sehr gering und der Validierungsfehler sehr groß ist?
37. Welche Teilmengen des Datensatzes werden bei den folgenden Methoden zur Modellierung und welche zur Validierung verwendet?
  - Leave-One-Out
  - $m$ -fache Kreuzvalidierung
  - Leave- $m$ -Out
38. Was ist der Unterschied zwischen einem Mealy- und einem Moore-Automat? Welcher Automatentyp ist mächtiger?
39. Wie kann eine Prognoseaufgabe durch Regression gelöst werden?
40. Wie groß sind die Richtig-Positiv- und die Falsch-Negativ-Rate eines optimalen Klassifikators?
41. Welchen Einfluss haben fehlende Daten auf den naiven Bayes-Klassifikator?
42. Durch welche Maßnahme ist die Support-Vektor-Maschine in der Lage, Klassen mit nichtlinearen Grenzen zu identifizieren?
43. Gegeben sei ein Nächste- $k$ -Nachbarn-Klassifikator mit den Prototypvektoren

$$v_{11} = (1, 1), v_{12} = (2, -1), v_{21} = (-1, 2), v_{22} = (-1, -1) \quad (10.9)$$

$v_{11}$  und  $v_{12}$  für Klasse 1 und  $v_{21}$  und  $v_{22}$  für Klasse 2. Wie wird der Vektor  $x = (0, 1)$  klassifiziert für  $k = 1$  bzw.  $k = 3$ ?

44. Was ist der Unterschied zwischen lernender Vektorquantisierung und dem  $Q^*$ -Algorithmus?
45. Skizzieren Sie die beiden strukturell verschiedenen Entscheidungsbäume zur Klassifikation von Transportmitteln in „Fahrrad“, „Motorrad“, „Auto“ und „Rollschuh“ aufgrund der Merkmale „Anzahl der Räder“ und „Motor (ja/nein)“! Welcher der beiden Entscheidungsbäume ist informationstheoretisch optimal, wenn der Datensatz ein Fahrrad, zwei Motorräder, drei Autos und vier Rollschuhe enthält?
46. Was unterscheidet den ID3-Algorithmus von CART, CHAID, C4.5 und See5 / C5.0?
47. Gegeben sei der Datensatz  $X = \{10, 1, 5, 16, 12, 4\}$ .
  - (a) Skizzieren Sie das Dendrogramm, das der SAHN-Algorithmus mit Minimalabstand (*single linkage*) bestimmt!
  - (b) Wie lautet die entsprechende Partitionsmatrix für  $c = 2$  Cluster?
  - (c) Welche Clusterzentren findet alternierende Optimierung des  $c$ -Means Modells bei Initialisierung mit dieser Partitionsmatrix?
  - (d) Skizzieren Sie qualitativ die Zugehörigkeitsfunktionen, die mit Optimierung des FCM-Modells für  $c = 2$  Cluster gefunden würden!
48. Mit welchem Abstandsmaß könnten mit einem  $FC^*$ -Modell (geschlossene) Ellipsenbögen in Daten erkannt werden?
49. Wie lassen sich Cluster in nichtnumerischen Daten (zum Beispiel Text) finden?
50. Wie lässt sich feststellen, ob und wie viele Cluster in einem Datensatz enthalten sind? Was bedeutet es, wenn ein Datensatz nur einen einzigen Cluster enthält?
51. Wie lassen sich Entscheidungsbäume auch mit unklassifizierten Daten aufbauen?
52. Wie sieht eine selbstorganisierende Karte aus?
53. Wie wird eine selbstorganisierende Karte trainiert?
54. Wie können die Inhalte einer trainierten selbstorganisierenden Karte visualisiert werden?
55. Formulieren Sie die Ergebnisse aus Aufgabe 47 als regelbasierte Systeme!
56. Geben Sie jeweils ein Beispiel für eine Mamdani-Assilian-Regel, eine Sugeno-Yasukawa-Regel und eine Takagi-Sugeno-Regel!

# Symbolverzeichnis

$\forall x \in X$	für jedes $x$ aus $X$
$\exists x \notin X$	es existiert ein $x$ nicht aus $X$ so, dass
$\Rightarrow$	wenn . . . , dann
$\Leftrightarrow$	genau dann, wenn
$\int_a^b f dx$	bestimmtes Integral über $f$ von $x = a$ bis $x = b$
$\frac{\partial f}{\partial x}$	Differenzialquotient von $f$ nach $x$
$\wedge$	Konjunktion
$\vee$	Disjunktion
$\cap$	Durchschnitt
$\cup$	Vereinigung
$\neg$	Komplement
$\setminus$	Mengendifferenz
$\subset, \subseteq$	Inklusion
$\times$	kartesisches Produkt, Vektorprodukt
$\{\}$	leere Menge
$\mathbb{R}$	Menge der reellen Zahlen
$\mathbb{R}^+$	Menge der positiven reellen Zahlen
$[x, y]$	abgeschlossenes Intervall von $x$ bis $y$
$(x, y], [x, y)$	halboffene Intervalle von $x$ bis $y$
$(x, y)$	offenes Intervall von $x$ bis $y$
$ x $	Absolutbetrag des Skalars $x$
$\ x\ $	Betrag (Norm) des Vektors $x$
$\ X\ $	Kardinalität der Menge $X$
$[x]$	kleinste ganze Zahl $a \geq x$
$\lceil x \rceil$	größte ganze Zahl $a \leq x$
$\binom{n}{m}$	Vektor mit den Komponenten $n$ und $m$ , Binomialkoeffizient
$\infty$	unendlich
$a \ll b$	$a$ ist vernachlässigbar klein gegenüber $b$
$a \gg b$	$b$ ist vernachlässigbar klein gegenüber $a$

$\alpha(t)$	zeitlich veränderliche Lernrate
$\operatorname{argmin} X$	Index des Minimums von $X$
$\operatorname{argmax} X$	Index des Maximums von $X$
$\arctan x$	Arcus Tangens von $x$
$\operatorname{artanh} x$	Area Tangens Hyperbolicus von $x$
$c_{ij}$	Kovarianz zwischen den Merkmalen $i$ und $j$
$CE(U)$	Klassifikationsentropie von $U$
$\operatorname{cov} X$	Kovarianzmatrix der Menge $X$
$d(a, b)$	Abstand zwischen $a$ und $b$
$\delta$	Deltawert für (generalisierte) Delta-Regel
$\operatorname{eig} X$	Eigenvektoren bzw. Eigenwerte der Matrix $X$
$F_c$	Fouriercosinustransformierte
$F_s$	Fouriersinustransformierte
$h(X)$	Hopkins-Index von $X$
$H(a, b)$	Hamming-Abstand zwischen $a$ und $b$
$H(Z)$	minimaler Hyperwürfel oder Entropie von $Z$
$H(Z   b)$	Entropie von $Z$ unter der Bedingung $b$
$\inf X$	Infimum von $X$
$\lambda$	Eigenwert, Lagrange-Variable
$L(a, b)$	Edit-Abstand zwischen $a$ und $b$
$\lim_{x \rightarrow g}$	Grenzwert für $x$ gegen $g$
$\log_b x$	Logarithmus von $x$ zur Basis $b$
$\max X$	Maximum von $X$
$\min X$	Minimum von $X$
$a \bmod b$	$a$ Modulo $b$ ( $a \bmod a = 0$ für alle ganzzahligen Werte $a$ )
$N(\mu, \sigma)$	Normalverteilung mit Mittelwert $\mu$ und Standardabweichung $\sigma$
NaN	undefinierter Wert ( <i>not a number</i> )
$PC(U)$	Partitionskoeffizient von $U$
$PE(U)$	Proportionsexponent von $U$
$r$	Radius
$R_i$	Regel Nummer $i$
$s$	Standardabweichung
$s_{ij}$	Korrelation zwischen den Merkmalen $i$ und $j$
$\sup X$	Supremum von $X$
$\tanh x$	Tangens Hyperbolicus von $x$
$u_{ik}$	Zugehörigkeit des $k$ -ten Vektors zum $i$ -ten Cluster
$X$	Menge oder Matrix $X$
$\bar{x}$	Mittelwert von $X$
$X^T, x^T$	Transponierte der Matrix $X$ oder des Vektors $x$
$x_k$	$k$ -ter Vektor aus $X$
$x^{(i)}$	$i$ -te Komponente aus $X$
$x_k^{(i)}$	$i$ -te Komponente des $k$ -ten Vektors aus $X$
$x$	Skalar oder Vektor $x$
$x(t)$	Zeitsignal
$x(j2\pi f)$	Spektrum
$z(a, b)$	Zeichenabstand zwischen $a$ und $b$

---

# Literaturverzeichnis

- [1] AHA, D. W.: Editorial: Lazy Learning. In: *Artificial Intelligence Review (Special Issue on Lazy Learning)* 11 (1997), Juni, Nr. 1–5, S. 7–10
- [2] AKAIKE, H.: A new look at the statistical model identification. In: *IEEE Transactions on Automatic Control* AC–19 (1974), S. 716–723
- [3] ANDERSON, E.: The Irises of the Gaspé Peninsula. In: *Bull. of the American Iris Society* 59 (1935), S. 2–5
- [4] BAEZA-YATES, R. ; RIBEIRO-NETO, B.: *Modern Information Retrieval*. New York : Addison-Wesley, 1999
- [5] BALL, G. B. ; HALL, D. J.: Isodata, an iterative method of multivariate analysis and pattern classification. In: *IFIPS Congress*, 1965
- [6] BANDEMER, H. ; NÄTHER, W.: *Fuzzy Data Analysis*. Dordrecht : Kluwer Academic Publishers, 1992
- [7] BARSKY, B. A. ; GREENBERG, D. P.: Determining a set of B-spline control vertices to generate an interpolating surface. In: *Computer Graphics and Image Processing* 14 (1980), November, Nr. 3, S. 203–226
- [8] BAUER, A. ; GÜNZEL, H.: *Data-Warehouse-Systeme: Architektur, Entwicklung, Anwendung*. 3. Auflage. Heidelberg : dpunkt, 2008
- [9] BAYES, T.: An Essay towards solving a Problem in the Doctrine of Chances. In: *Philosophical Transactions of the Royal Society of London* 53 (1763), S. 370–418
- [10] BERSINI, H. ; BONTEMPI, G. ; BIRATTARI, M.: Is Readability Compatible with Accuracy? From Neuro-Fuzzy to Lazy Learning. In: BRAUER, W. (Hrsg.): *Fuzzy-Neuro-Systems '98, München* Bd. 7, 1998, S. 10–25
- [11] BERTHOLD, M. ; HAND, D. J.: *Intelligent Data Analysis: An Introduction*. New York : Springer, 1999
- [12] BEZDEK, J. C.: *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms*. New York : Plenum Press, 1981
- [13] BEZDEK, J. C.: A Review of Probabilistic, Fuzzy, and Neural Models for Pattern Recognition. In: *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems* 1 (1993), Nr. 1, S. 1–26

- [14] BEZDEK, J. C. ; CORAY, C. ; GUNDERSON, R. ; WATSON, J.: Detection and Characterization of Cluster Substructure, I. Linear Structure: Fuzzy c-Lines. In: *SIAM Journal on Applied Mathematics* 40 (1981), April, Nr. 2, S. 339–357
- [15] BEZDEK, J. C. ; CORAY, C. ; GUNDERSON, R. ; WATSON, J.: Detection and Characterization of Cluster Substructure, II. Fuzzy c-Varieties and Convex Combinations thereof. In: *SIAM Journal on Applied Mathematics* 40 (1981), April, Nr. 2, S. 358–372
- [16] BEZDEK, J. C. ; HATHAWAY, R. J.: Clustering with Relational c-Means Partitions from Pairwise Distance Data. In: *International Journal of Mathematical Modelling* 8 (1987), S. 435–439
- [17] BEZDEK, J. C. ; HATHAWAY, R. J.: Optimization of Fuzzy Clustering Criteria Using Genetic Algorithms. In: *IEEE Conference on Evolutionary Computation, Orlando* Bd. 2, 1994, S. 589–594
- [18] BEZDEK, J. C. ; HATHAWAY, R. J. ; PAL, N. R.: Norm induced shell prototype (NISP) clustering. In: *Neural, Parallel and Scientific Computation* 3 (1995), S. 431–450
- [19] BEZDEK, J. C. ; KELLER, J. M. ; KRISHNAPURAM, R. ; PAL, N. R.: *Fuzzy Models and Algorithms for Pattern Recognition and Image Processing*. Norwell : Kluwer, 1999
- [20] BIBEL, W. ; HÖLLDOBLER, S. ; SCHAUB, T.: *Wissensrepräsentation und Inferenz*. Braunschweig : Vieweg, 1993
- [21] BOTHE, H. H.: *Fuzzy Logic. Einführung in Theorie und Anwendungen*. Berlin : Springer, 1995
- [22] BOX, G. E. P. ; JENKINS, G. M. ; REINSEL, G. C.: *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. 4. Auflage. Prentice Hall, 2008
- [23] BREIMAN, L. ; FRIEDMAN, J. H. ; OLSEN, R. A. ; STONE, C. J.: *Classification and Regression Trees*. New Work : Chapman & Hall, 1984
- [24] BUTTERWORTH, S.: On the Theory of Filter Amplifiers. In: *Wireless Engineer* 7 (1930), S. 536–541
- [25] CRAVEN, P. ; WAHBA, G.: Smoothing noisy data with spline functions: Estimating the correct degree of smoothing by the method of generalized cross-validation. In: *Numerical Mathematics* 31 (1979), S. 377–403
- [26] DAVÉ, R. N.: Fuzzy Shell Clustering and Application To Circle Detection in Digital Images. In: *International Journal on General Systems* 16 (1990), S. 343–355
- [27] DAVÉ, R. N.: Characterization and Detection of Noise in Clustering. In: *Pattern Recognition Letters* 12 (1991), S. 657–664
- [28] DAVÉ, R. N. ; BHASWAN, K.: Adaptive Fuzzy c-Shells Clustering and Detection of Ellipses. In: *IEEE Transactions on Neural Networks* 3 (1992), S. 643–662



- [29] DAVIS, J. ; GOADRICH, M.: The relationship between Precision-Recall and ROC curves. In: *International Conference on Machine Learning*, 2006, S. 233–240
- [30] DEMPSTER, A. P. ; LAIRD, N. M. ; RUBIN, D. B.: Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm. In: *Journal of the Royal Statistical Society B* 39 (1977), S. 1–38
- [31] DUBOIS, D. ; PRADE, H.: *Possibility Theory*. New York : Plenum Press, 1988
- [32] DUDA, R. O. ; HART, P. E.: *Pattern Classification and Scene Analysis*. New York : Wiley, 1974
- [33] ELPALT, B. ; HARTUNG, J.: *Multivariate Statistik: Lehr- und Handbuch der angewandten Statistik*. 7. Auflage. München : Oldenbourg, 2006
- [34] FANG, H. ; SAAD, Y.: Farthest Centroids Divisive Clustering. In: *International Conference on Machine Learning and Applications*, 2008, S. 232–238
- [35] FAYYAD, U. M. ; PIATETSKY-SHAPIRO, G. ; SMYTH, P. ; UTHURUSAMY, R.: *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining*. Menlo Park : AAAI Press, 1996
- [36] FISHER, R. A.: The Use of Multiple Measurements in Taxonomic Problems. In: *Annals of Eugenics* 7 (1936), S. 179–188
- [37] FREEDMAN, D. ; DIACONIS, P.: On the histogram as a density estimator: L2 theory. In: *Probability Theory and Related Fields* 57 (1981), Dezember, Nr. 4, S. 453–476
- [38] GATH, I. ; HOORY, D.: Fuzzy Clustering of Elliptic Ring-Shaped Clusters. In: *Pattern Recognition Letters* 16 (1995), S. 727–741
- [39] GENTHER, H. ; GLESNER, M.: Automatic generation of a fuzzy classification system using fuzzy clustering methods. In: *ACM Symposium on Applied Computing (SAC'94)*, Phoenix, 1994, S. 180–183
- [40] GIROLAMI, M.: Mercer Kernel-Based Clustering in Feature Space. In: *IEEE Transactions on Neural Networks* 13 (2002), S. 780–784
- [41] GOGUEN, J. A.: The logic of inexact concepts. In: *Synthese* 19 (1969), S. 325–373
- [42] GOTTWALD, S.: *Fuzzy Sets and Fuzzy Logic, Foundations of Application – from a Mathematical Point of View*. Wiesbaden : Vieweg, 1992
- [43] GUSTAFSON, E. E. ; KESSEL, W. C.: Fuzzy Clustering with a Covariance Matrix. In: *IEEE International Conference on Decision and Control, San Diego*, 1979, S. 761–766
- [44] HALGAMUGE, S. K. ; PÖCHMÜLLER, W. ; GLESNER, M.: An Alternative Approach for Generation of Membership Functions and Fuzzy Rules Based on Radial and Cubic Basis Function Networks. In: *International Journal of Approximate Reasoning* 12 (1995), Nr. 3/4, S. 279–298

- [45] HAMMING, R. W.: Error Detecting and Error Correcting Codes. In: *The Bell System Technical Journal* 26 (1950), April, Nr. 2, S. 147–160
- [46] HARTUNG, J. ; ELPELT, B. ; KLÖSENER, K. H.: *Statistik: Lehr- und Handbuch der angewandten Statistik*. 14. Auflage. München : Oldenbourg, 2005
- [47] HATHAWAY, R. J. ; BEZDEK, J. C.: NERF c-Means: Non-Euclidean Relational Fuzzy Clustering. In: *Pattern Recognition* 27 (1994), S. 429–437
- [48] HATHAWAY, R. J. ; BEZDEK, J. C.: Optimization of clustering criteria by reformulation. In: *IEEE Transactions on Fuzzy Systems* 3 (1995), Mai, Nr. 2, S. 241–245
- [49] HATHAWAY, R. J. ; DAVENPORT, J. W. ; BEZDEK, J. C.: Relational Duals of the c-Means Algorithms. In: *Pattern Recognition* 22 (1989), S. 205–212
- [50] HATHAWAY, R. J. ; HUBAND, J. M. ; BEZDEK, J. C.: Kernelized Non-Euclidean Relational Fuzzy c-Means Algorithm. In: *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*. Reno, Mai 2005, S. 414–419
- [51] HECHT-NIELSEN, R.: *Neurocomputing*. Addison-Wesley, 1990
- [52] HOLLATZ, J. ; RUNKLER, T. A.: Datenanalyse und Regelerzeugung mit Fuzzy-Clustering. In: HELLENDORRN, H. (Hrsg.) ; ADAMY, J. (Hrsg.) ; PREHN, E. (Hrsg.) ; WEGMANN, H. (Hrsg.) ; LINZENKIRCHNER, E. (Hrsg.): *Fuzzy-Systeme in Theorie und Anwendungen*. Nürnberg : Siemens AG, 1997, Kapitel V.6
- [53] HOPCROFT, J. E. ; ULLMAN, J. D.: *Einführung in die Automatentheorie, Formale Sprachen und Komplexitätstheorie*. 2. Auflage. Reading : Pearson, 2002
- [54] HÖPPNER, F. ; KLAWONN, F. ; KRUSE, R. ; RUNKLER, T. A.: *Fuzzy Cluster Analysis – Methods for Image Recognition, Classification, and Data Analysis*. Wiley, 1999
- [55] HORNIK, K. ; STINCHCOMBE, M. ; WHITE, H.: Multilayer feedforward networks are universal approximators. In: *Neural Networks* 2 (1989), Nr. 5, S. 359–366
- [56] HUBER, P. J.: *Robust Statistics*. New York : Wiley, 1981
- [57] JAIN, A. K.: *Fundamentals of Digital Image Processing*. Englewood Cliffs : Prentice Hall, 1986
- [58] JAIN, A. K. ; DUBES, R. C.: *Algorithms for Clustering Data*. Englewood Cliffs : Prentice Hall, 1988
- [59] JAIN, A. K. ; MURTY, M. N. ; FLYNN, P. J.: Data Clustering: A Review. In: *ACM Computing Surveys* 31 (1999), Nr. 3, S. 264–323
- [60] KASS, G. V.: Significance Testing in Automatic Interaction Detection (AID). In: *Applied Statistics* 24 (1975), S. 178–189

- [61] KLAWONN, F. ; KELLER, A.: Fuzzy Clustering with Evolutionary Algorithms. In: *International Journal of Intelligent Systems* 13 (1998), Nr. 10–11, S. 975–991
- [62] KLAWONN, F. ; KRUSE, R.: Constructing a fuzzy controller from data. In: *Fuzzy Sets and Systems* 85 (1997), Nr. 1
- [63] KOHONEN, T.: Automatic formation of topological maps of patterns in a self-organizing system. In: OJA, E. (Hrsg.) ; SIMULA, O. (Hrsg.): *Scandinavian Conference on Image Analysis*. Helsinki, 1981, S. 214–220
- [64] KOHONEN, T.: Learning Vector Quantization. In: *Neural Networks* 1 (1988), S. 303
- [65] KOHONEN, T.: Improved versions of learning vector quantization. In: *International Joint Conference on Neural Networks* Bd. 1. San Diego, Juni 1990, S. 545–550
- [66] KOHONEN, T.: *Self-Organizing Maps*. Berlin : Springer, 2001
- [67] KRANTZ, D. H. ; LUCE, R. D. ; SUPPES, P. ; TVERSKY, A.: *Foundations of Measurement*. San Diego : Academic Press, 1971
- [68] KRISHNAPURAM, R. ; JOSHI, A. ; NASRAOUI, O. ; YI, L.: Low-Complexity Fuzzy Relational Clustering Algorithms for Web Mining. In: *IEEE Transactions on Fuzzy Systems* 9 (2001), August, Nr. 4, S. 595–607
- [69] KRISHNAPURAM, R. ; KELLER, J. M.: A Possibilistic Approach to Clustering. In: *IEEE Transactions on Fuzzy Systems* 1 (1993), Mai, Nr. 2, S. 98–110
- [70] KRUSE, R. ; GEBHARDT, J. ; KLAWONN, F.: *Foundations of Fuzzy Systems*. New York : Wiley, 1994
- [71] KRUSE, R. ; MEYER, K. D.: *Statistics with Vague Data*. Dordrecht : Reidel, 1987
- [72] LANCASTER, H. O.: *The Chi-Squared Distribution*. New York : Wiley, 1969
- [73] LEVENSHTAIN, V. I.: Binary codes capable of correcting deletions, insertions and reversals. In: *Sov. Phys. Dokl.* 6 (1966), S. 705–710
- [74] MAMDANI, E. H. ; ASSILIAN, S.: An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. In: *International Journal of Man-Machine Studies* 7 (1975), Nr. 1, S. 1–13
- [75] MAN, I. ; GATH, I.: Detection and Separation of Ring-Shaped Clusters using Fuzzy Clustering. In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 16 (1994), S. 855–861
- [76] MEALY, G. H.: A Method for Synthesizing Sequential Circuits. In: *Bell System Technology Journal* 34 (1955), September, S. 1045–1079

- [77] MEIRIA, R. ; ZAHAVI, J.: Using simulated annealing to optimize the feature selection problem in marketing applications. In: *European Journal of Operational Research* 171 (2006), Nr. 3, S. 842–858
- [78] MERCER, J.: Functions of Positive and Negative Type and their Connection with the Theory of Integral Equations. In: *Philosophical Transactions of the Royal Society A* 209 (1909), S. 415–446
- [79] MOORE, E. F.: GedankenExperiments on Sequential Machines. In: ASHBY, W. R. (Hrsg.) ; SHANNON, C. E. (Hrsg.) ; MCCARTHY, J. (Hrsg.): *Automata studies*. Princeton University Press, 1956, S. 129–156
- [80] NAUCK, D. ; KLAWONN, F. ; KRUSE, R.: *Foundations of Neuro-Fuzzy Systems*. Chichester : Wiley, 1997
- [81] OPPENHEIM, A. V. ; SCHAFER, R. W. ; BUCK, J. R.: *Discrete-Time Signal Processing*. Prentice Hall, 1999
- [82] OTTE, C. ; JENSCH, P.: A fuzzy vector quantization algorithm. In: *European Congress on Intelligent Techniques and Soft Computing*. Aachen, September 1998, S. 1370–1374
- [83] PAL, N. R. ; PAL, K. ; BEZDEK, J. C. ; RUNKLER, T. A.: Some Issues in System Identification using Clustering. In: *IEEE International Conference on Neural Networks*. Houston, Juni 1997, S. 2524–2529
- [84] PALM, R. ; DRIANKOV, D.: Fuzzy Inputs. In: *Fuzzy Sets and Systems* 70 (1995), Nr. 2, S. 315–335
- [85] PEARSON, K.: On Lines and Planes of Closest Fit to Systems of Points in Space. In: *Philosophical Magazine* 2 (1901), Nr. 6, S. 559–572
- [86] POWELL, M. J. D.: Radial basis functions for multi-variable interpolation: a review. In: *IMA Conference on Algorithms for Approximation of Functions and Data*. Shrivenham, 1985, S. 143–167
- [87] POWELL, M. J. D. ; ISERLES, A.: *Approximation Theory and Optimization*. Cambridge University Press, 1998
- [88] QUINLAN, J. R.: Induction on Decision Trees. In: *Machine Learning* 11 (1986), S. 81–106
- [89] QUINLAN, J. R.: *C4.5: Programs for Machine Learning*. San Francisco : Morgan Kaufmann, 1993
- [90] RAUBER, T. W. ; BARATA, M. M. ; STEIGER-GARÇÃO, A. S.: A Toolbox for Analysis and Visualization of Sensor Data in Supervision. In: *Tooldiag International Conference on Fault Diagnosis*. Toulouse, 1993
- [91] RITTER, H. J. ; MARTINETZ, T. M. ; SCHULTEN, K. J.: *Neuronale Netze*. München : Addison-Wesley, 1991
- [92] ROKACH, L. ; MAIMON, O.: *Data Mining with Decision Trees: Theory and Applications*. World Scientific Publishing Company, 2008 (Machine Perception and Artificial Intelligence)

- [93] ROSENBLATT, F.: The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain. In: *Psychological Reviews* 65 (1958), S. 386–408
- [94] ROUSSEEUW, P. J. ; LEROY, A. M.: *Robust Regression and Outlier Detection*. New York : Wiley, 1987
- [95] RUMELHART, D. E. ; HINTON, G. E. ; WILLIAMS, R. J.: Learning internal representations by error backpropagation. In: RUMELHART, D. E. (Hrsg.) ; MCCLELLAND, J. L. (Hrsg.): *Parallel Distributed Processing. Explorations in the Microstructure of Cognition* Bd. 1. Cambridge : MIT Press, 1986, S. 318–362
- [96] RUNKLER, T. A.: *Automatische Selektion signifikanter scharfer Werte in unscharfen regelbasierten Systemen der Informations- und Automatisierungstechnik*. Düsseldorf : VDI-Verlag, 1996 (Reihe 10 (Informatik/Kommunikationstechnik) 417)
- [97] RUNKLER, T. A.: Extended Defuzzification Methods and their Properties. In: *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*. New Orleans, September 1996, S. 694–700
- [98] RUNKLER, T. A.: Selection of Appropriate Defuzzification Methods Using Application Specific Properties. In: *IEEE Transactions on Fuzzy Systems* 5 (1997), Nr. 1, S. 72–79
- [99] RUNKLER, T. A.: Automatic Generation of First Order Takagi-Sugeno Systems using Fuzzy c-Elliptotypes Clustering. In: *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems* 6 (1998), Nr. 4, S. 435–445
- [100] RUNKLER, T. A.: Probabilistische und Fuzzy-Methoden für die Clusteranalyse. In: SEISING, R. (Hrsg.): *Fuzzy Theorie und Stochastik – Modelle und Anwendungen in der Diskussion*. Wiesbaden : Vieweg, 1999 (Computational Intelligence), Kapitel 16, S. 355–369
- [101] RUNKLER, T. A.: *Information Mining – Methoden, Algorithmen und Anwendungen intelligenter Datenanalyse*. Wiesbaden : Vieweg, 2000 (Computational Intelligence)
- [102] RUNKLER, T. A.: Fuzzy Histograms and Fuzzy Chi-Squared Tests for Independence. In: *IEEE International Conference on Fuzzy Systems* Bd. 3. Budapest, Juli 2004, S. 1361–1366
- [103] RUNKLER, T. A.: Ant Colony Optimization of Clustering Models. In: *International Journal of Intelligent Systems* 20 (2005), Dezember, Nr. 12, S. 1233–1261
- [104] RUNKLER, T. A.: Relational Gustafson Kessel Clustering Using Medoids and Triangulation. In: *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*. Reno, Mai 2005, S. 73–78
- [105] RUNKLER, T. A.: The Effect of Kernelization in Relational Fuzzy Clustering. In: *GMA/GI Workshop Fuzzy Systems and Computational Intelligence, Dortmund*, 2006, S. 48–61

- [106] RUNKLER, T. A.: Kernelized Non-Euclidean Relational Possibilistic c-Means Clustering. In: *IEEE Three Rivers Workshop on Soft Computing in Industrial Applications*. Passau, August 2007
- [107] RUNKLER, T. A.: Pareto optimization of the fuzzy c-means clustering model using a multi-objective genetic algorithm. In: *GMA/GI Workshop Fuzzy Systems and Computational Intelligence, Dortmund*, 2007, S. 229–241
- [108] RUNKLER, T. A.: Relational Fuzzy Clustering. In: OLIVEIRA, J. V. (Hrsg.) ; PEDRYCZ, W. (Hrsg.): *Advances in Fuzzy Clustering and its Applications*. Wiley, 2007, Kapitel 2, S. 31–52
- [109] RUNKLER, T. A.: Wasp Swarm Optimization of the c-Means Clustering Model. In: *International Journal of Intelligent Systems* 23 (2008), Februar, Nr. 3, S. 269–285
- [110] RUNKLER, T. A. ; KATZ, C.: Fuzzy Clustering by Particle Swarm Optimization. In: *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*. Vancouver, Juli 2006, S. 3065–3072
- [111] RUNKLER, T. A. ; ROYCHOWDHURY, S.: Generating Decision Trees and Membership Functions by Fuzzy Clustering. In: *European Congress on Intelligent Techniques and Soft Computing* Bd. AB 2. Aachen, September 1999, S. 1–5
- [112] SAMMON, J. W.: A nonlinear mapping for data structure analysis. In: *IEEE Transactions on Computers* C-18 (1969), Nr. 5, S. 401–409
- [113] SANDER, J. ; ESTER, M. ; KRIEGEL, H.-P. ; XU, X.: Density-Based Clustering in Spatial Databases: The Algorithm GDBSCAN and its Applications. In: *Data Mining and Knowledge Discovery* 2 (1998), Nr. 2, S. 169–194
- [114] SCHÖLKOPF, B. ; SMOLA, A.J.: *Learning with Kernels*. Cambridge : MIT Press, 2002
- [115] SCHÖLKOPF, B. ; SMOLA, A.J. ; MÜLLER, K. R.: Nonlinear component analysis as a kernel eigenvalue problem. In: *Neural Computation* 10 (1998), S. 1299–1319
- [116] SCHÜRMANN, J.: *Pattern Classification – A Unified View of Statistical and Neural Approaches*. New York : Wiley, 1996
- [117] SCHWEIZER, B. ; SKLAR, A.: Associative Functions and Statistical Triangle Inequalities. In: *Publicationes Mathematicae* 8 (1961), S. 169–186
- [118] SCOTT, D. W.: On optimal and data-based histograms. In: *Biometrika* 66 (1979), Nr. 3, S. 605–610
- [119] SEISING, R.: *Fuzzy Theorie und Stochastik – Modelle und Anwendungen in der Diskussion*. Wiesbaden : Vieweg, 1999 (Computational Intelligence)

- [120] SHAKHNAROVICH, G. ; DARRELL, T. ; INDYK, P.: *Nearest-Neighbor Methods in Learning and Vision: Theory and Practice*. MIT Press, 2006 (Neural Information Processing)
- [121] SIEDLECKI, W. ; SKLANSKY, J.: A note on genetic algorithms for large-scale feature selection. In: *Pattern Recognition Letters* 10 (1989), Nr. 5, S. 335–347
- [122] SNEATH, P. ; SOKAL, R.: *Numerical Taxonomy*. San Francisco : Freeman, 1973
- [123] STURGES, H. A.: The choice of a class interval. In: *Journal of the American Statistical Association* (1926), S. 65–66
- [124] SUGENO, M. ; YASUKAWA, T.: A Fuzzy-Logic-Based Approach to Qualitative Modeling. In: *IEEE Transactions on Fuzzy Systems* 1 (1993), Februar, Nr. 1, S. 7–31
- [125] TAKAGI, T. ; SUGENO, M.: Fuzzy Identification of Systems and Its Application to Modeling and Control. In: *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* 15 (1985), Nr. 1, S. 116–132
- [126] TANAKA, H. ; OKUDA, T. ; ASAI, K.: Fuzzy Information and Decision in Statistical Model. In: GUPTA, M. M. (Hrsg.) ; RAGADE, R. K. (Hrsg.) ; YAGER, R. R. (Hrsg.): *Advances in Fuzzy Sets Theory and Applications*. Amsterdam : North Holland, 1979, S. 303–320
- [127] THEODORIDIS, S. ; KOUTROUMBAS, K.: *Pattern Recognition*. 4. Auflage. San Diego : Academic Press, 2008
- [128] TORGERSON, W. S.: *Theory and Methods of Scaling*. New York : Wiley, 1958
- [129] TUKEY, J. W.: *Exploratory Data Analysis*. Reading : Addison Wesley, 1987
- [130] VIEIRA, S. ; SOUSA, J. M. ; RUNKLER, T. A.: Multi-criteria Ant Feature Selection Using Fuzzy Classifiers. In: COELLO, C. A. C. (Hrsg.) ; DEHURI, S. (Hrsg.) ; GHOSH, S. (Hrsg.): *Swarm Intelligence for Multi-objective Problems in Data Mining*. Springer, 2009
- [131] VIERTL, R.: Is It Necessary to Develop a Fuzzy Bayesian Inference? In: *Probability and Bayesian Statistics*. New York : Plenum Press, 1987, S. 471–475
- [132] WARD, J. H.: Hierarchical Grouping to optimize an objective function. In: *Journal of American Statistical Association* 58 (1963), Nr. 301, S. 236–244
- [133] WERBOS, P. J.: *The Roots of Backpropagation: From Ordered Derivatives to Neural Networks and Political Forecasting (Adaptive and Learning Systems for Signal Processing, Communications and Control Series)*. Wiley-Interscience, 1994

- 
- [134] WILLSHAW, D. J. ; VON DER MALSBERG, C.: How patterned neural connections can be set up by self-organization. In: *Proceedings of the Royal Society London* B194 (1976), S. 431–445
- [135] WINDHAM, M. P.: Cluster Validity for the Fuzzy c-Means Clustering Algorithm. In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* PAMI-4 (1982), Juli, Nr. 4, S. 357–363
- [136] WOLKENHAUER, O.: *Possibility Theory with Applications to Data Analysis*. New York : Wiley, 1998
- [137] WU, Z.-D. ; XIE, W.-X. ; YU, J.-P.: Fuzzy c-Means Clustering Algorithm Based on Kernel Method. In: *International Conference on Computational Intelligence and Multimedia Applications*. Xi'an, 2003, S. 49–54
- [138] ZADEH, L. A.: Fuzzy Sets. In: *Information and Control* 8 (1965), S. 338–353
- [139] ZHANG, D.-Q. ; CHEN, S.-C.: Fuzzy Clustering Using Kernel Method. In: *International Conference on Control and Automation*, 2002, S. 123–127
- [140] ZHANG, D.-Q. ; CHEN, S.-C.: Clustering Incomplete Data Using Kernel-Based Fuzzy c-Means Algorithm. In: *Neural Processing Letters* 18 (2003), S. 155–162
- [141] ZHANG, D.-Q. ; CHEN, S.-C.: Kernel-Based Fuzzy and Possibilistic c-Means Clustering. In: *International Conference on Artificial Neural Networks*. Istanbul, 2003, S. 122–125
- [142] ZHANG, R. ; RUDNICKY, A.I.: A Large Scale Clustering Scheme for Kernel k-Means. In: *International Conference on Pattern Recognition*. Quebec, 2002, S. 289–292
- [143] ZIMMERMANN, H. G. ; NEUNEIER, R.: Modeling dynamical systems by recurrent neural networks. In: *International Conference on Data Mining*. Cambridge, 2000, S. 557–566



# Sachwortverzeichnis

2-Sigma-Regel 23

## A

Abstand

- City-Block 12
- Cluster 107
- der Zentren 107
- Edit 15, 146
- Hamming 14, 146
- Manhattan 12
- Maximal 107
- Minimal 107
- mittlerer 107
- von Objekten 10
- Zeichen 14, 146

Abtastung 17

achsenparallele Projektion 37

additives Rauschen 21

Ähnlichkeit von Objekten 10

Ähnlichkeitsmaß 12

AID 103

alternierende Optimierung 111

Ameisenalgorithmus 113

AO 111

Approximation, Funktions- 65

Approximationsregel 129

Approximator, universeller 70

AR-Modell 84

Area Tangens Hyperbolicus 33, 71,  
146

argmin, argmax 146

ARIMA-Modell 84

ARMA-Modell 84

ARMAX-Modell 84

artanh 33, 71, 146

ASCII-Code 14

Ausfallrate 87

Ausgangsschicht 71

Ausreißer 23

Ausreißerclustering 114

– mit Medoiden 118

– nicht-Euklidisches 120

– relationales 119

Automat 81

automatic interaction detection 103

autoregressives Modell 84

average linkage 107

## B

Backpropagation 73

Bandbegrenzung 18

Basisfunktion 75

Baum, Entscheidungs- 99, 124

Bayes-Klassifikator 89

Beobachtungsradius 127

Bilddaten 2

biologisches neuronales Netz 70

Biomedizin 2

bipartielle Korrelation 60

Blasenfunktion 127

Butterworth-Filter 30

## C

c-Means 110

c-Medoiden 118

C4.5, C5.0 103

CART 103

CE 124

Celsius-Skala 8

CHAID 103

Charakteristika von Daten 5

Chi-Quadrat-Unabhängigkeits-  
test 61, 103

- chi-square automatic interaction de-  
tection 103
  - City-Block-Abstand 12
  - classification and regression tree 103
  - Clustering 3, 105
    - Fuzzy 111
    - hierarchisches 124
    - Prototypen 109
    - relationales 117
    - sequentiell agglomerativ hierar-  
chisch nichtüberlappendes 106
    - sequentiell divisiv hierarchisch nicht-  
überlappendes 109
    - sequentielles 106
    - Tendenz 122
    - unscharfes 111, 112
    - Validität 122
    - Ward-Methode 108
  - Clustermodell
    - Ausreißerclustering 114
    - c-Means (CM) 110
    - Fuzzy c-Elliptotypes (FCE) 116
    - Fuzzy c-Lines (FCL) 116
    - Fuzzy c-Means (FCM) 113
    - Fuzzy c-Shells (FCS) 117
    - Fuzzy c-Varieties (FCV) 116
    - Gustafson-Kessel (GK) 115
    - Kernel-Varianten 120
    - nicht-Euklidische relationale Fuz-  
zy c-Means (NERFCM) 120
    - nicht-Euklidische relationale pos-  
sibilistische c-Means (NERPCM)  
120
    - nicht-Euklidisches relationales Aus-  
reißerclustering (NERNC) 120
    - noise clustering (NC) 114
    - possibilistische c-Means (PCM)  
114
    - relationale c-Means (RCM) 119
    - relationale c-Medoide (RCMdd)  
118
    - relationale Fuzzy c-Means (RF-  
CM) 119
    - relationale Fuzzy c-Medoide (RF-  
CMdd) 118
    - relationale possibilistische  
c-Means (RPCM) 119
    - relationale possibilistische  
c-Medoide (RPCMdd) 118
    - relationales Ausreißerclustering  
(RNC) 119
    - relationales Ausreißerclustering  
mit Medoiden (RNCMdd) 118
    - relationales Gustafson-Kessel  
(RGK) 120
  - Clusterstruktur 105
    - Test auf 122
  - Clustervalidierung 124
  - Clusterzentrum 109
  - CM 110
  - Code 34
  - complete linkage 107
  - cov 11, 38, 146
- D**
- Data Warehousing 34
  - Data-Mining-Prozess 1
  - Datei, flache 34
  - Daten
    - Charakteristika 5
    - Ein-Ausgangs- 129
    - Fehler 21
    - Merkmal 9
    - numerische 9
    - Objekt- 10
    - Produktraum- 129
    - relationale 10
    - Skalen 7
    - strukturierte 1
    - Text 1
    - Trainings- 77
    - Validierungs- 77
  - Datenbank 34
  - Datenergänzung 3, 24
  - Datenfilterung 3, 21
  - Datenkomponente 9
  - Datenkonsolidierung 34
  - Datenkorrektur 3, 24
  - Datenmatrix 9
  - Datennormalisierung 3, 31
  - Datenpunkt 9

- Datensäuberung 3, 21
- Datentransformation 3, 33
- Datenvektor 9
- Datenvisualisierung 35
- Datenvorverarbeitung 2, 21
- Datum 9
- DBSCAN 109
- decision tree clustering 124
- Defuzzifizierung 130
- Delta-Regel 72
- Deltawert 72, 146
- Dendrogramm 108
- Diagonalnorm 11
- Diagramm 35
- Dimensionsreduktion
  - Hauptachsentransformation 39
  - mehrdimensionale Skalierung 41
- diskrete Fouriertransformierte 51
- diskretes lineares Filter 28
- Diskriminanzanalyse 91
- Distanzmaß 10
- Dreiecksconorm 130
- Dreiecksnorm 130
- Drift 23
- DTC 124
  
- E**
- E-Mail 1
- Edit-Abstand 15, 146
- eig 146
- Eigenvektor, Eigenwert 39, 146
- Eigenvektorprojektion 38
- Ein-Ausgangsdaten 129
- Einerfunktion 130
- Eingangsschicht 71
- Elliptotype 116
- EM-Algorithmus 25
- empirische Kovarianz 55
- endliche Impulsantwort 28
- endlicher Zustandsautomat 81
- Entfernung von Ausreißern 25
- Entropie 100, 146
  - Klassifikations- 124
- Entscheidungsbaum 99
  - Clustering 124
  - optimaler 102
- Ergänzung fehlender Daten 3, 24
- erstes Moment 110, 130
- Euklidische Abstandsmatrix 41
- Euklidische Norm 11
- Exot 24
- Expectation Maximization 25
- exponentielles Filter 28
  
- F**
- falsch negativ 86
- falsch positiv 86
- Falschalarmrate 87
- falsche Daten 23
- Falschklassifikationsrate 87
- false negative 86
- false positive 86
- faules Lernen 96
- FCE 116
- FCL 116
- FCM 113
- FCS 117
- FCV 116
- fehlende Merkmale 60
- Fehler
  - Arten 21
  - Generalisierungs- 77
  - Quellen 5
  - Trainings- 77
  - Validierungs- 77
- Filter 3, 21, 26
  - Butterworth- 30
  - diskretes lineares 28
  - exponentielles 28
  - FIR 28
  - IIR 28
  - Median- 27
  - Mittelwert- 26
- finite impulse response 28
- FIR 28
- Fisher-Z Funktion 33, 71
- flache Datei 34
- flat file 34
- FLVQ 97
- Fourier
  - Satz von 51
  - Spektrum 18

- Transformierte 51, 146
- funktionaler Zusammenhang 65
- Funktionsapproximation 65
- Fuzzy c-
  - Elliptotypes 116
  - Lines 116
  - Means 113
  - Medoide 118
  - Shells 117
  - Varieties 116
- Fuzzy Chi-Quadrat-Unabhängigkeits-  
test 63
- Fuzzy Clustering 111
- Fuzzy Datenanalyse 112
- Fuzzy Histogramm 49
- Fuzzy LVQ 97
- Fuzzy Partitionsmatrix 113
- Fuzzy Regel 130, 131, 133
  
- G**
- Gauß'sches Rauschen 21
- Gauß-Funktion 127
- Genauigkeit (Klassifikator) 87
- Genauigkeits-Trefferquote-Diagramm 88
- Genauigkeits-Trefferquote-Grenzwert 89
- generalisierte Delta-Regel 72
- Generalisierungsfehler 77
- genetischer Algorithmus 113
- Gerade (Prototyp) 116
- getrimmter Fehler 66
- Gewicht, Kanten- 70
- GK-Modell 115
  - relationales 120
- gleitender
  - Median 27
  - Mittelwert 26
- Gradientenabstieg 42, 72, 75
- Grenzfrequenz 30
- Gustafson-Kessel-Modell 115
  - relationales 120
  
- H**
- Häufungspunkt 105
- Hamming-Abstand 14, 146
- Hauptachsentransformation 37
- Hauptkomponentenanalyse 38
  
- hexagonale Knotenanordnung 126
- hierarchische Struktur 99
- hierarchisches Clustering 124
- Histogramm 47
  - unscharfes 49
- Hopkins-Index 122, 146
- Hyperbel-Norm 11
- Hyperebene (Prototyp) 116
- Hyperwürfel 32, 146
  
- I**
- ID3-Algorithmus 102
- IIR 28
- industrielle Prozessdaten 1
- infinite impulse response 28
- Informationsgewinn 99
- Inkompatibilität von Objekten 10
- interaction detection 103
- interessante Muster, Definition 2
- Internet 1
- Interpolation 25
- Intervallskala 7
- Irrelevanz 87
  
- J**
- Jahreszahlen 8
- Je-Desto-Regel 129
  
- K**
- Kalibrierung 23
- Kantengewicht 70
- Karte, selbstorganisierende 126
- kaufmännische Rundung 19
- kausaler Zusammenhang 59
- kCM 120
- Kelvin-Skala 8
- Kernel 94, 120
- Kernel-Clustering 120
- Kettenregel 72
- kFCM 120
- Klassifikation 3, 85
- Klassifikationsentropie 124, 146
- Klassifikationsregel 129
- Klassifikator
  - Bayes 89
  - Diskriminanzanalyse 91

- Entscheidungsbaum- 99
- hierarchischer 99
- lernende Vektorquantisierung 96
- nächster Nachbar 96
- Support-Vektor-Maschine 93
- kNERFCM 120
- kNERPCM 120
- Kompatibilität von Objekten 10
- Komponente 9
- Konjunktur 52
- Konklusion 128
- Konsolidierung von Daten 34
- konstantes Merkmal 24
- kontinuierliches Signal 17
- konvexe Kombination 131, 133
- Korrektklassifikationsrate 87
- Korrektur
  - fehlerhafter Daten 3
  - von Ausreißern 24
- Korrelation 3, 55, 146
  - bipartielle 60
  - multiple 60
  - partielle 60
  - Schein- 60
- Korrelationscluster 57
- Kovarianz 11, 38, 146
  - empirische 55
- kPCM 120
- Kreuzvalidierung 78
- L**
- Lagrange-Optimierung 39, 113
- Lazy Learning 96
- least trimmed squares 66
- leave  $m$  out 78
- leave one out 77
- lernende Vektorquantisierung 96
- Lernrate 127, 146
- Levenshtein-Abstand 15
- lineare Diskriminanzanalyse 91
- lineare Regression 65
  - multiple 67, 68
- lineares diskretes Filter 28
- linguistische Bezeichnung 132
- linkage
  - average 107
  - complete 107
  - single 107
- logarithmische Transformation 33
- logistische Funktion 71
- LTS 66
- LVQ 96
  - Fuzzy 97
- M**
- Maß
  - Ähnlichkeit 12
  - Distanz 10
  - für Sequenzen 14
  - für Texte 14
  - statistisches 7
  - Unähnlichkeit 10
- Maßskala 7
- Mahalanobis-Norm 11
- Mamdani-Assilian-Regel 130
- Manhattan-Abstand 12
- Marke 34
- Marketing 1
- Markierung als Ausreißer 24
- Matrixdarstellung 9
- Matrixnorm 11
- Max-Norm 12
- Maximalabstand 107
- Mealy-Automat 81
- Median 7
  - gleitender 27
- Medoid 118
- mehrdimensionale Skalierung 41
- mehrschichtiges Perzeptron 69, 84
- Mercer, Satz von 95
- Merkmal 9
  - konstantes 24
- Merkmalsgenerierung 3
- Merkmalsraum 32
- Merkmalsselektion 79
- Messbereich 24
- Messfehler 21
- Minimalabstand 107
- Minkowsky-Norm 12
- missing inputs 60
- Mittelwert 7, 12
  - gleitender 26

mittlerer Abstand 107  
MLP 70  
Modus 7  
Moment, erstes 110, 130  
Moore-Automat 81  
multilayer perceptron 70  
multiple Korrelation 60  
multiple lineare Regression 67, 68  
multiple nichtlineare Regression 68  
Muster 2

## N

nächster Nachbar 25, 110  
– Klassifikator 96  
Nachbar, nächster 25, 96, 110  
naiver Bayes-Klassifikator 89  
Namen von Patienten 7  
NaN 25, 146  
NC 114  
NERFCM 120  
NERNC 120  
NERPCM 120  
Netz  
– neuronales 69, 70  
– RBF- 75  
Neuro-Fuzzy-System 131  
Neuron 70, 75  
neuronales Netz 69, 70  
– rekurrentes 84  
nicht-Euklidisches relationales Aus-  
reißerclustering 120  
nichtlineare Regression 67  
– multiple 68  
noise clustering 114  
Nominalskala 7, 85  
Norm 11  
Normalisierung 3, 31  
Normalverteilung 21, 31, 146  
not a number 25, 146  
numerische Daten 9  
Nyquist-Bedingung 18

## O

Objektdaten 10  
Offset 23  
Ontologie 2

Optimierung  
– alternierende 111  
– Ameisenalgorithmus 113  
– genetischer Algorithmus 113  
– Gradientenabstieg 42, 72, 75  
– Lagrange-Verfahren 39, 113  
– Partikelschwarm- 113  
– stochastische 113  
– Wespenalgorithmus 113  
– Wettbewerbslernen 75

Ordinalskala 7

## P

partielle Korrelation 60  
Partikelschwarm-Optimierung 113  
Partition 105  
– unscharfe 112  
Partitionskoeffizient 124, 146  
Partitionsmatrix 109  
– unscharfe 113  
Partitionsmenge 109  
Patientennamen 7  
PC 124  
PCA 38  
PCM 114  
PE 124  
Pearsonsche Korrelation 56  
Perzeptron 69, 84  
polynomielle Regression 68  
possibilistische c-  
– Means 114  
– Medoide 118  
PR-Diagramm 88  
Prämisse 128  
Präzision (Klassifikator) 87  
Precision-Recall-Breakeven 89  
Precision-Recall-Diagramm 88  
principal component analysis 38  
Produktbezeichnung 7  
Produktraum 129  
Prognose 3, 81  
Projektion  
– achsenparallele 37  
– Eigenvektor- 38  
– Hauptachsen- 39  
– mehrdimensionale Skalierung 41

- Zugehörigkeitsfunktionen 129
- Proportionalskala 7
- Proportionsexponent 124, 146
- Prototyp 109
- prototypbasiertes Clustering 109
- Prozess
  - -daten 1
  - Data-Mining- 1
- Pruning 103
- Pseudoinverse 75
- Pythagoras 115

## Q

- Q\*-Algorithmus 98
- Quantisierung 17
- Quellen von Fehlern 5
- Quinlan-Algorithmus 102

## R

- radiale Basisfunktion 75
  - Kernel 95
- Rauschen 21
  - Filterung 26
- RBF-Kernel 95
- RBF-Netz 75
- RCM 119
- RCMdd 118
- Recall 87
- Receiver Operating Curve 87
- Referenzvektor 126
- Reformulierung 119
- Regel 128
  - Mamdani-Assilian- 130
  - Sugeno-Yasukawa- 131
  - Takagi-Sugeno- 133
- Regelerzeugung 128
- Register 29
- Regression 3, 65
  - lineare 65
  - multiple lineare 67, 68
  - multiple nichtlineare 68
  - nichtlineare 67
  - polynomielle 68
- rekurrentes neuronales Netz 84
- Relation 10, 41
  - Ähnlichkeit 12

- Distanz 10
  - für Sequenzen 14
  - für Texte 14
  - Unähnlichkeit 10
- relationale c-Means 119
- relationale c-Medoide 118
- relationales Ausreißerclustering 119
  - mit Medoiden 118
- relationales Clustering 117
- Relevanz 87
- reziproke Transformation 33
- RFCM 119
- RFCMdd 118
- RGK 120
- richtig negativ 86
- richtig positiv 86
- RNC 119
- RNCMdd 118
- ROC-Diagramm 87
- RPCM 119
- RPCMdd 118
- Rundung 19

## S

- Säuberung 3, 21
- SAHN 106
- Sammon-Abbildung 42
- Satz
  - des Pythagoras 115
  - von Fourier 51
  - von Mercer 95
- Scheinkorrelation 60
- Schicht im neuronalen Netz 71
- Schraubenkurve 46
- Schulnote 7
- Schwerpunkt 110, 130
- SDHN 109
- See5 103
- selbstorganisierende Karte 126
- Selektion von Merkmalen 79
- Sensitivität 87
- sequentielle agglomerative
  - hierarchische nichtüber-
  - lappende Clusteranalyse 106

- sequentielle divisive hierarchische  
   nichtüberlappende Cluster-  
   analyse 109  
 sequentielles Clustering 106  
 Sequenzdaten 14  
 Shannon's Abtasttheorem 18  
 Shepard-Diagramm 45  
 Sigma-Regel 23  
 Sigmoid-Funktion 71  
 Signal 17  
 Signalprozessor 29  
 single linkage 107  
 singleton 130  
 Singulärwertzerlegung 38  
 singular value decomposition 38  
 Skala 7  
 Skalierung 23  
   – mehrdimensionale 41  
 Spektralanalyse 50  
 Spektrum 146  
 Spezifität 87  
 Standardabweichung 23  
 Standardisierung 31  
 statistisches Maß 7  
 stochastische Optimierung 113  
 Streckung 38  
 Streudiagramm 35  
 strukturierte Daten 1  
 Sugeno-Yasukawa-Regel 131  
 Sup-Norm 12  
 Support-Vektor-Maschine 93  
 SVD 38  
 SVM 93  
 Synonym 17  
 systematischer Fehler 21
- T**
- t-Conorm 130  
 t-Norm 130  
 Takagi-Sugeno-Regel 133  
 Tangens Hyperbolicus 33, 71, 146  
   – Kernel 95  
 tanh 33, 71, 146  
   – Kernel 95  
 Taylor-Reihe 69  
 Temperaturdaten 8, 17  
 Tendenz (Clustering) 122  
 Test, Chi-Quadrat 61, 103  
 Textdaten 1, 14  
 Tiefpass 29  
 Torgerson-Methode 45  
 Training und Validierung 76  
 Trainingsfehler 77  
 Trainingsmenge 77  
 Transformation 3, 33  
   – Drehung 38  
   – Fisher-Z 33  
   – Fourier 51  
   – Hauptachsen- 37  
   – Karhunen-Loeve- 38  
   – logarithmische 33  
   – mehrdimensionale Skalierung 41  
   – reziproke 33  
   – Rotation 38  
   – Sammon- 42  
   – Standardisierung 31  
   – Verschiebung 38  
   – Wurzel- 33  
 Translation 38  
 Trefferquote 87  
 Trend 52  
 trimmed squares 66  
 true negative 86  
 true positive 86
- U**
- Übertragungsfehler 21  
 überwachtes Lernen 124  
 Unähnlichkeit von Objekten 10  
 Unähnlichkeitsmaß 10  
 unüberwachtes Lernen 124  
 Unabhängigkeitstest,  
   Chi-Quadrat 61, 103  
 unendliche Impulsantwort 28  
 universeller Approximator 70  
 unscharfe Datenanalyse 112  
 unscharfe LVQ 97  
 unscharfe Partitionsmatrix 113  
 unscharfe Regel 130, 131, 133  
 unscharfer Chi-Quadrat-  
   Unabhängigkeitstest 63  
 unscharfes Clustering 111



unscharfes Histogramm 49  
ursächlicher Zusammenhang 59

**V**

Validierung und Training 76  
Validierung, Cluster- 124  
Validierungsfehler 77  
Validierungsmenge 77  
Validität (Clustering) 122  
Validitätsmaß 124  
Vektorquantisierung 96  
verdeckte Schicht 71  
vertauschte Daten 23  
Verteilung, Normal- 21, 31, 146  
Visualisierung 3, 35  
Vorverarbeitung 2, 21

**W**

Wahrscheinlichkeit 112  
Wahrscheinlichkeitsdichte,  
  Schätzung 25  
Ward-Methode 108  
Warehousing 34  
Wert 9  
Wertebereich 24  
wertkontinuierlich 19  
Wespenalgorithmus 113

Wettbewerbslernen 75  
Wissen, Definition 2  
World Wide Web 1  
Wurzeltransformation 33

**Z**

Zeichenabstand 14, 146  
zeitkontinuierlich 17  
Zeitreihe 17  
  – Filterung 26  
  – Prognose 81  
  – Spektralanalyse 50  
Zeitsignal 17  
zufälliger Fehler 21  
Zugehörigkeit 109  
  – kontinuierliche 112  
  – und Wahrscheinlichkeit 112  
Zugehörigkeitsfunktion  
  – Einer- 130  
  – für unscharfe Histogramme 49  
  – linguistische Bezeichnung 132  
  – Projektion 129  
Zusammenhang  
  – funktionaler 65  
  – kausaler 59  
  – Stärke 55  
Zustandsautomat 81