



Einsatz von Fuzzy Logic zur Brunsterkennung beim Rind



JOACHIM KRIETER, KIEL
REGINA FIRK, KIEL
ECKARD STAMER, KIEL

Abstract

The present study investigates the oestrus detection in dairy cows using serial data of management information systems. Data recording was performed on a commercial farm (n=862 cows). Activity (pedometer), milk yield, milk flow rate and electrical conductivity were recorded automatically during each milking period. Additional information about previous oestrus (period since last oestrus) were available for 373 cows. Oestrus detection (day of insemination) was based on time series consisting of 15 days before and 15 days after oestrus. The univariate analyses were performed by different smoothing methods: day-to-day comparison, moving average, exponential smoothing, Box-Jenkins-smoothing. For multivariate analyses a fuzzy logic model was developed. The efficiency of the different models was determined by the parameters sensitivity and error rate.

Activity yields sensitivities from 79,5 to 90,8% depending on the threshold value, error rates range between 36.4 and 24.1%. Milk yield, milk flow rate and conductivity are not suitable for improving oestrus detection. By considering activity and previous information in a multivariate fuzzy logic model sensitivity was 88.9% and error rate was reduced to 23.8%. The results indicate that fuzzy logic is an efficient tool to perform multivariate analysis for oestrus detection if informative traits are available. This emphasis also the necessity for an accurate data recording scheme (e.g. traits like activity and previous oestrus information).

1 Einleitung

Die Fruchtbarkeit beim Rind hat eine hohe wirtschaftliche Bedeutung. MACK (1996) weist für die Zwischenkalbezeit einen Wert von 0.59 bis 1.17 € je Tag aus, BOICHARD (1990) kalkulierte für die Abnahme der Konzeptionsrate um ein Prozent 1.52 € je Kuh und Jahr. Eine effiziente Brunsterkennung ist insbesondere beim Einsatz der künstlichen Besamung die wichtigste Voraussetzung für eine optimale Fruchtbarkeitsleistung. Die Brunsterkennung mit der visuellen Beobachtung, der Messung der Vaginialschleimresistenz oder der Aufsprungaktivität ist zeitaufwendig und ermöglicht keine kontinuierliche Herdenüberwachung. Vor diesem Hintergrund besteht das Ziel der vorliegenden Untersuchung in einer Optimierung der Brunsterkennung beim Rind auf Basis seriell anfallender Daten aus Management-Informationssystemen.

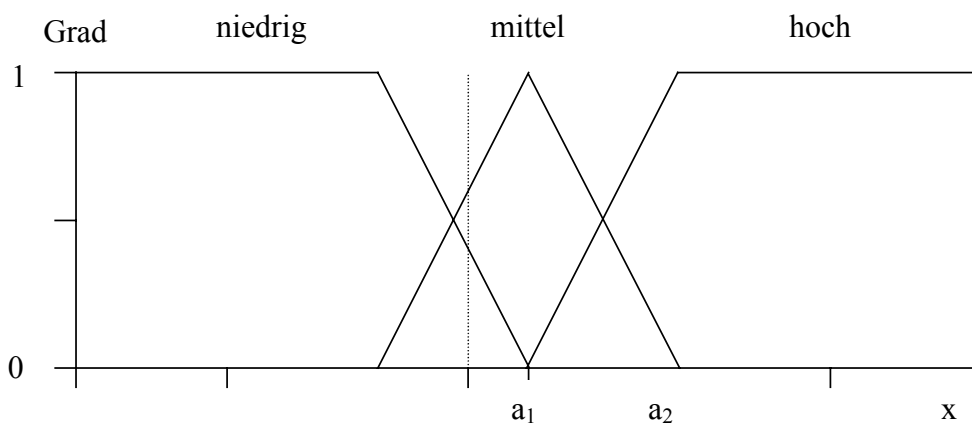
2 Material und Methode

Für die Untersuchung standen die Brunstergebnisse (Tag der Besamung) von 862 Kühen der Rasse Deutsche Holsteins eines Milchviehbetriebes zur Verfügung. Als Informationsmerkmale wurden die seriell anfallenden Parameter Aktivität (Pedometer), Milchmenge, Leitfähigkeit und durchschnittliches Minutengemelk aus einem ManagementInformationssystem

(MIS) genutzt, für die ein Tageswert berechnet wurde. Ein Teildatensatz (n=373) beinhaltet zusätzlich die Vorinformation über frühere Brunstereignisse innerhalb der Serviceperiode.

Die Brunsterkennung wurde an Zeitreihen überprüft, die sich auf eine Teilperiode von jeweils 15 Tagen vor und nach dem relevanten Besamungstag erstrecken. Die Vorausschätzung der Merkmalswerte (\hat{y}_{n+1}) innerhalb der tierindividuellen Zeitreihe erfolgte rekursiv auf Basis der vorhergehenden Beobachtungen (y_n) mit folgenden „Smoothing“-Verfahren: Tageswertvergleich $\hat{y}_{n+1} = y_n$, gleitender Durchschnitt $\hat{y}_{n+1} = \sum_{t=1}^N / N$, exponential Smoothing $\hat{y}_{n+1} = \sum_{t=0}^N \alpha * (1-2)^t * y_{N-t}$ mit $0.2 < \alpha < 0.8$, Box-Jenkins-Smoothing $\hat{y}_{n+1} = y_N + \theta_a * (e_N - e_{N-1}) + \theta_b * e_N + \theta_c * \sum_{N=1}^{t-9} e_N$ mit $-1 \leq \theta_a, \theta_b, \theta_c \leq 1$. Überschreitet der mit dem Smoothing-Verfahren geschätzte Wert den wahren Beobachtungswert um eine vorzugebene Schwelle (relative Abweichung), wird die Kuh als brünstig klassifiziert.

Die multivariate Auswertung basiert auf einem regelgesteuerten Fuzzy-Modell, das unscharfe Mengen linguistischer Variablen in eine rechnergerechte Form übersetzt, Unsicherheiten in der Datenlage berücksichtigt und die Komplexität natürlicher Systeme durch Einbeziehung nur vage bekannter Faktoren abbildet (GRAUEL, 1995). Das Prinzip der unscharfen Mengen wird nachfolgend an dem Merkmal 'Aktivität' erklärt. Die Eingangsvariable Aktivität ist mit den Attributen (Fuzzy-Menge) 'niedrig', 'mittel' und 'hoch' belegt. Diesen Fuzzy-Mengen sind Zugehörigkeitsfunktionen zugeordnet, die den Zugehörigkeitsgrad (Wertebereich zwischen 0 und 1) einer Variablenausprägung festlegen (s. Abb.1). Für die Fuzzy-Menge 'Aktivität – hoch' lautet die Zugehörigkeitsfunktion $\mu_A(x)=0$ für $x \leq a_1$, $\mu_A(x)=(x-a_1)*(a_2-a_1)^{-1}$ für $a_1 \leq x \leq a_2$ und $\mu_A(x)=1$ für $x > a_2$.



Relative Abweichung zwischen dem geschätzten und wahren Wert

Abbildung 1: Zugehörigkeitsfunktionen für die Eingangsvariable Aktivität

Die fuzzifizierten Eingangsdaten werden durch Regelknoten verknüpft (Fuzzy-Inferenz), die eine einfache *WENN* < Bedingungen > *DANN* < Schlußfolgerung > Struktur beinhalten, z.B. *WENN* die Aktivität der Kuh hoch und die Milchleistung niedrig ist, *DANN* ist die Wahrscheinlichkeit der Brunst hoch. Abschließend muß die unscharfe Ausgabemenge defuzzifiziert werden, um zu einer eindeutigen Entscheidung zu gelangen. Zur Defuzzifizierung wurde die Methode des Flächenschwerpunktes herangezogen, wobei Ausgangswerte von über 0.5 als Brunstereignis bewertet wurden.

Die Modellevaluierung erfolgte bei der univariaten und multivariaten Analyse mit den Parametern Sensivität (wahr positiv * [wahr positiv + falsch negativ]⁻¹) und Fehlerrate [falsch positiv * [falsch positiv + wahr positiv]⁻¹].

3 Ergebnisse

Die Brunsterkennung auf Basis des Merkmals Aktivität führte bei einem Schwellenwert von 60 % (Abweichung vom gleitenden, tierindividuellen Mittel) zu einer Sensivität von 90.8 % und einer Fehlerrate von 36.4 % (s. Tab. 1). Die Anhebung des Schwellenwertes auf 100 % reduziert erwartungsgemäß die Sensivität (79.5 %) bei einer gleichzeitigen Verbesserung der Fehlerrate (24.1 %). Die Merkmale Leitfähigkeit, durchschnittliches Minutengemelk und Milchmenge weisen in Abhängigkeit des Schwellenwertes (3 bis 10 %) Erkennungsraten zwischen 31 und 99 % auf, die Fehlerrate liegt stets über 90 %. Für die Analysen der betrachteten Merkmale sind die verwendeten Smoothing-Verfahren unterschiedlich geeignet, wobei die Differenzen zwischen den Methoden nur gering ausfallen. Lediglich das Box-Jenkins-Verfahren zeigt deutlichere Abweichungen auf, da die iterative Schätzung von θ_a , θ_b , θ_c über die Minimierung der Fehlerquadratsumme die Abweichungen nivelliert.

Tabelle 1: Sensivität (%) und Fehlerrate (%) für die Brunsterkennung in Abhängigkeit vom Schwellenwert (%) und Informationsmerkmal – univariate Analyse

Merkmal	Schwellenwert	Sensivität	Fehlerrate
Aktivität ¹⁾	60	90.8	36.4
	80	86.2	30.2
	100	79.5	24.1
Leitfähigkeit ²⁾	3	98.6	96.0
	10	52.8	94.2
Ø-Minutengemelk ³⁾	3	99.5	95.6
	10	90.2	93.8
Milchmenge ³⁾	3	90.7	95.2
	10	31.6	91.7

¹⁾ Gleitendes Mittel (N=10); ²⁾ Exponential Smoothing (N=5, $\alpha = 0.4$); ³⁾ Tageswertvergleich

Tabelle 2 faßt die Ergebnisse der multivariaten Analyse zusammen. Die Einbeziehung der Merkmale Milchmenge, Leitfähigkeit und durchschnittliches Minutengemelk erbrachte keinen zusätzlichen Informationsgewinn. Dagegen läßt sich mit der Vorinformation „Zeitabstand“ zur vorherigen Brunst ein signifikanter Genauigkeitszuwachs erzielen.

Tabelle 2: Sensivität und Fehlerrate für die Brunsterkennung in Abhängigkeit von der Merkmalskombination

Merkmalskombination	Sensivität	Fehlerrate
Aktivität + Milchleistung	87.6	32.2
Aktivität + Minutengemelk	87.6	29.2
Aktivität + Leitfähigkeit	87.4	31.0
Aktivität + Milchleistung + Leitfähigkeit	87.4	29.7
Aktivität + Minutengemelk + Leitfähigkeit	87.7	29.0
Aktivität + Vorinformation (n=862)	88.9	23.8
Aktivität + Vorinformation (n=373)	87.9	12.5

Bei einer Kombination der Informationsmerkmale Aktivität und Vorinformation mit einem Fuzzy Logic Modell wurden 88.9 % aller Brunstereignisse erkannt (n=862, Tiere mit Vorinformation), die Fehlerrate beläuft sich auf 23.8 %. Die ausschließliche Berücksichtigung von Tieren mit einer Vorinformation über den Zeitabstand zur vorherigen Brunst senkt die Fehlerrate auf 12.5 %.

4 Diskussion und Schlußfolgerung

Die mit dem Merkmal Aktivität erzielten Erkennungs- und Fehlerraten stimmen mit den Werten aus der Literatur überein. Einer Zusammenstellung von FIRK (2002) lassen sich Sensitivitäten von 68 bis 100% und Fehlerraten von 15 bis 55% entnehmen. Diese Schwankungsbreite ist vor allem auf die unterschiedlichen Versuchsanstellungen zurückzuführen (Versuchs-/Praxisbetrieb, Anzahl der beobachteten Brunsten, Schwellenwert etc.). Die Einbeziehung der Milchleistung, Milchflußrate und der Leitfähigkeit führte zu keinem Genauigkeitszuwachs, was auch von LEWIS und NEWMANN (1984), SCHOFIELD (1989) und YANG (1998) bestätigt wird. Dagegen verbessert die Berücksichtigung des Zeitabstandes zur vorherigen Brunst die Fehlerrate von 32% auf 24 bis 13%, während die Sensitivität erwartungsgemäß unverändert bleibt. Das Ergebnis unterstreicht zum einen die Notwendigkeit, möglichst zuverlässige Informationen über den Zyklus- und Brunstverlauf aufzuzeichnen. Zum anderen erweist sich die Fuzzy Logic als ein geeignetes Verfahren, die Entscheidungsfindung zur Brunsterkennung auf Basis seriell anfallender Daten zu optimieren.

5 Literatur

- BOICHARD, D. (1990): Estimation of the economic values of conception rate in dairy cattle. *Livest. Prod. Sci.* 24, 187-204
- FIRK, R. (2002): Methods and traits for automatic oestrus detection in dairy cows. Schriftenreihe des Instituts für Tierzucht und Tierhaltung der Christian-Albrechts-Universität, Kiel, im Druck
- GRAUEL, A. (1995): Fuzzy-Logik. Einführung in die Grundlagen mit Anwendungen. Wissenschaftsverlag. Mannheim, Leipzig, Wien, Zürich
- LEWIS, G. S.; NEWMANN, S.K. (1984): Changes throughout oestrus cycles of variables that might indicate oestrus in dairy cows. *J. Dairy Sci.* 67, 146-152
- MACK, G. (1996): Wirtschaftlichkeit des züchterischen Fortschritts in Milchviehherden – Gesamtbetriebliche Analyse mit Hilfe eines simultan-dynamischen linearen Planungsanstzes. Diss. Hohenheim
- SCHOFIELD, S.A. (1989): Oestrus detection methods and oestrus behaviour of dairy cows in different environments. *Dissertation Abstracts International B, Science and Engineering*, 49:7, 2432
- YANG, Y. (1998): Rechnergestützte Östrusüberwachung bei Milchkühen unter Anwendung der Fuzzy-Logic-Methode. Herbert Utz Verlag, Wissenschaft, München