Maschinelle Lernverfahren zur frühzeitigen Prognose der Handelsklasse

Tobias Zimpel[1], Martin Riekert[2], Christa Hoffmann[3] und Andrea Wild[4]

Abstract: Landwirte in der Schweinehaltung sehen sich zunehmend einem Spannungsfeld zwischen der Wirtschaftlichkeit sowie stetig steigenden Tierwohlanforderungen ausgesetzt. In Anbetracht der Wirtschaftlichkeit spielt die Einstufung des Schlachtkörpers durch den Magerfleischanteil in die jeweilige Handelsklasse (S, E, U, R, O, P) für die Vergütung eine entscheidende Rolle. Zudem impliziert eine niedrige Handelsklasse eine Gefährdung des Tierwohls. So kann eine niedrige Handelsklasse ein Indikator für ein Untergewicht des Tieres sein. Diese Arbeit nutzt Maschinelle Lernverfahren (ML) zur Prognose der Handelsklasse. Der Datensatz umfasst über 57.000 Schweine und 14 Indikatoren der Säugephase. Der zentrale Beitrag ist ein ML-Modell zur Prognose der Handelsklasse während der Säugephase. Gegenüber dem Mehrheitsvotum wird die Genauigkeit um 12,21 % erhöht, ausgehend von einer Genauigkeit der Prognose der Handelsklasse von 68,77 %. Somit hilft der Beitrag, die Wirtschaftlichkeit von Betrieben nachhaltig zu verbessern und Abweichungen zur angestrebten Handelsklasse zu erkennen.

Keywords: Maschinelle Lernverfahren, Handelsklasse, Tierwohl, frühzeitige Prognose

1 Einleitung

Die Prognose der Handelsklasse ist ein relevanter Forschungsgegenstand, da die Preisentwicklung für Schweinefleisch die Wirtschaftlichkeit von Betrieben bedroht [Sä18]. Betriebe sind zusätzlich mit höheren Anforderungen der Konsumenten an das Tierwohl konfrontiert [Bu16]. Abweichungen von der angestrebten Handelsklasse sind verbunden mit Mindereinnahmen für den Landwirt. Zudem kann die Abweichung ein Indikator für eine Gefährdung des Tierwohls sein, ausgelöst durch mögliches Untergewicht des Tieres. Tierwohl ist häufig tierspezifisch und kann daher auch bei artgerechter Haltung bei einzelnen Tieren gefährdet sein [Bo07]. Zunehmend eingesetzt werden Sensorik-Lösungen zur Erkennung von Abweichungen des zu erwartenden Verhaltens [Ma16]. Allerdings erkennen diese Ansätze die Gefährdung des Tierwohls erst bei Eintritt der Gefährdung.

Vor diesem Hintergrund setzt diese Arbeit Maschinelle Lernverfahren (ML) ein, um die Handelsklasse mit Indikatoren der Säugephase zu prognostizieren. So wird z. B. das Geburtsgewicht genutzt, um die Überlebenswahrscheinlichkeit von Ferkeln zu berechnen

[1] Universität Hohenheim, Stuttgart, tobias.zimpel@uni-hohenheim.de
[2] Universität Hohenheim, Stuttgart, martin.riekert@uni-hohenheim.de
[3] Magility GmbH, Plochinger Str. 58, 73230 Kirchheim unter Teck, christa.hoffmann@magility.com
[4] Bildungs- und Wissenszentrum Boxberg, Boxberg, andrea.wild@lsz.bwl.de

und dadurch individuelle Gegenmaßnahmen zu ermöglichen [Dí17]. ML sind Algorithmen, die eine Leistungssteigerung durch zunehmende Erfahrung hinsichtlich einer Aufgabe aufweisen [Mi97]. Hierbei haben neben den ML-Algorithmen die Hyperparameter einen Einfluss auf die Leistungsfähigkeit, wodurch ein Vergleich von ML mit unterschiedlichen Hyperparametern notwendig ist (Model Selection) [Wop96].

2 Material

In dieser Arbeit werden Daten der Landesanstalt für Schweinezucht Boxberg verwendet. Diese Daten enthalten über 57.104 Schweine, die im Zeitraum Oktober 2011 bis Mai 2018 geboren wurden.

Untersuchungsgegenstand dieser Arbeit ist die Zielvariable Handelsklasse des Schlachtkörpers gemäß der Europäischen Kommission [Eu11]. Zur Einteilung eines Schlachtköpers wird der geschätzte Muskelfleischanteil (PMFA) genutzt. Alternativ ist die Klassifizierung durch Geräte mit Ultraschallwandlern möglich. Der PMFA wird für Schlachtkörper zwischen 50 und 120 Kilogramm in Deutschland auf Basis des Speckmaßes (S) und Fleischmaßes (F) berechnet. Das Speckmaß (S) entspricht der Mindestspeckdicke, unter Berücksichtigung der Schwarte, in Millimeter [Eu11]. Das S wird hierbei an der dünnsten Stelle der Hüftgelenkmuskulatur, dem Musculus gluteus medius, des Schlachtkörpers gemessen. Das Fleischmaß (F) entspricht dem geringsten Abstand zwischen dem vorderen Ende und hinteren Ende des Musculus gluteus medius, in Millimetern. Zur Berechnung des PMFA wird folgende Berechnung genutzt [Eu11]:

$$PMFA = 58{,}10122 - 0{,}56495 * S + 0{,}13199 * F$$

Als Feature wurden 14 biologische Indikatoren gewählt, die in der Säugephase verfügbar und unmittelbar mit einem Schwein verbunden sind, wie in Abbildung 1 dargestellt. Diese Indikatoren sind (1) die Haltungsumgebung des Schweins, (2) die Rasse der Mutter, bestehend aus 8 unterschiedlichen Rassen oder Rassenkreuzungen, (3) die Rasse des Vaters mit 7 Ausprägungen, (4) das Geburtsgewicht jedes einzelnen Tieres in Gramm, (5) das Kontrollgewicht am 21-sten Tag nach der Geburt, (6) das Absetzgewicht, (7) das Geschlecht mit den Ausprägungen männlich, weiblich und der Anomalie Zwitter, (8) die prozentuale Zunahme zwischen Geburtsgewicht und Absetzgewicht, (9) das geplante Absetzalter in Tagen sowie (10) die tägliche Zunahme in der Säugephase. Diese Indikatoren werden um biologische Indikatoren ergänzt, die den Wurf beschreiben. Diese umfassen (11) die Wurfnummer der Mutter, welche die Anzahl an vorherigen Würfen der Mutter angibt, (12) die Anzahl der lebend geborenen Schweine im Wurf des Schweins, (13) die Anzahl der tot geborenen Schweine im Wurf des Schweins und (14) die Anzahl an insgesamt geborenen Schweine im Wurf eines Schweins. Die Haltungsumgebung des Schweins steht für die konventionelle Haltung auf einem Spaltboden oder die alternative Haltung, die Unterschiede in der Bodenbeschaffenheit und Stallfläche je Schwein aufweist.

Die Daten wurden durch Identifizierung von Ausreißern, Vereinheitlichung der Schreibweise bei Textfeldern und Überprüfung des Datentyps bereinigt. Ausreißer waren Werte, die größer als die Obergrenze des 1,5-fachen Interquartilsabstands plus fünf Prozent des Interquartilsabstands zum 75 Perzentil oder kleiner als die Untergrenze des 1,5-fachen Interquartilsabstands minus fünf Prozent des Interquartilsabstands zum 25 Perzentil sind. Alle Aufzeichnungen, die einen Ausreißer, einen falschen Datentyp oder fehlende Werte enthalten, wurden aus dem Datensatz entfernt. Der genutzte Datensatz enthält die nach dem Geburtsdatum 9.999 aktuellsten Aufzeichnungen als Testmenge, da eine Aufzeichnung eine in der Trainingsmenge nicht vorhanden Rasse nutzt und somit aus der Testmenge entfernt werden musste. Von den verbleibenden Aufzeichnungen wurden die 10.000 aktuellsten als Trainingsmenge genutzt, um zu gewährleisten, dass die Berechnung des PFMA in den Datensätzen konstant ist.

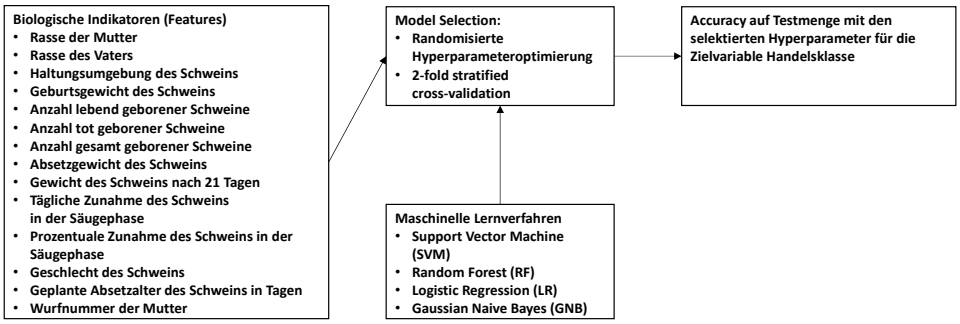

Abb. 1: Modell zur Prognose der Handelsklasse

Das Vorgehen zur Gestaltung eines Modells zur Prognose der Handelsklasse teilt sich in die Auswahl der Verfahren, die Parametrisierung der Verfahren und das Training der Verfahren auf der Trainingsmenge und Berechnung des Klassifikationsfehlers auf einer unabhängigen Testmenge auf. In Abbildung 1 ist dieses Vorgehen grafisch dargestellt. Es werden die ML Support Vector Machine (SVM)[CV95], Radom Forest (RF) [Brei01], Gaussian Naive Bayes (GNB) [JL95]und Logistic Regression (LR) [LWK08] von Scikit-learn 0.19.2 verwendet. Die Trainingsmenge und Testmenge wurde vor der randomisierten Hyperoptimierung auf das Intervall [0,1] normalisiert und für kategoriale Features mit dem One Hot Encoding-Verfahren transformiert [BeY12]. Dadurch wird eine kürzere Berechnungszeit durch Beibehaltung von null-Werten im Vergleich zu nicht null-Werten bei kategorialen Features ermöglicht.

Model Selection erfolgt durch eine randomisierte Hyperparameteroptimierung. Hierbei werden verschiedene Konfigurationen der Hyperparameter auf der jeweiligen Trainingsmenge getestet, um die Parameter mit der höchsten Leistung des jeweiligen Verfahrens zu ermitteln [BeY12]. Für das Verfahren RF wurde für den Hyperparameter Anzahl an Features eine zufällige Ganzzahl zwischen 1 und der Anzahl an biologischen Indikatoren genutzt, für die minimale Anzahl an Stichproben eine zufällige Ganzzahl zwischen 1 und 11, der Nutzung des gesamten Datensatzes zur Baumerzeugung, für den

Split die Splitverfahren Gini und Entropy und für die Anzahl an Bäumen die Zahlen 10, 100 und 200. Bei der SVM und der LgR wurde der Kostenparameter aus der Menge 0.0001, 0.01, 0.1, 1, 10, 50, 75, 100, 125, 150, 1000, 1500, 2000, 3000 und 5000 zufällig gezogen [HCL03]. Für den Parameter „kernel“ der SVM erfolgte die zufällige Auswahl der Kernelarten linear, poly, rbf und sigmoid aus.

Bei der randomisierten Hyperoptimierung wurden für die genutzten ML ohne GNB jeweils zehn Durchgänge mit zufälligen Parametern der vordefinierten Parametermenge mit einer 2-fold stratified cross-validation durchgeführt [Ko95]. Für jede der 16.383 Kombinationen an biologischen Einflussfaktoren eine randomisierte Hyperoptimierung durchgeführt.

Als Leistungsmetrik wird die Accuracy (ACC) genutzt. Diese beschreibt, mit welchem prozentualen Anteil ein Klassifikationsverfahren Objekte einer Klasse korrekt zuordnet [WFH11]. Zur Darstellung der Leistungsfähigkeit wird die Konfusionstabelle eingesetzt [MaSc99]. True positive (tp) bedeutet, die Klasse wurde erkannt und die Klasse liegt vor. False positive (fp) beschreibt, die Klasse wurde erkannt, ist allerdings unzutreffend. False positive (fn) steht für die Klasse wurde nicht erkannt, liegt aber vor. True negative (wn) beschreibt die Klasse wurde nicht erkannt und liegt nicht vor. Die ACC wird wie folgt definiert [MaSc99]:

$$ACC = (tp + fp) / (tp + fp + tn + fn)$$

Für die Kombination an trainiertem ML, Hyperparameter und biologischen Indikatoren mit der höchsten ACC wurde auf der Testmenge die ACC berechnet und mit der Mehrheitsentscheidung der Testmenge verglichen.

3 Ergebnisse

Die erzielte ACC auf der Testmenge mit den genutzten Verfahren ist in Abbildung 2 dargestellt. Zur Vereinfachung wird bei gleicher ACC die Kombination an Indikatoren mit der geringsten Anzahl an biologischen Indikatoren genutzt.

	Handelsklasse
Biologische Indikatoren	Geschlecht, Rasse der Mutter, Haltung des Schweins
Majority Vote	0,5656
LgR	0,6877

Abb. 2: ACC auf der Testmenge

Die Handelsklasse eines Schlachtkörpers wird bei Nutzung des LgR und den Indikatoren Geschlecht des Schweins, Rasse der Mutter sowie Haltung des Schweins zu 68,87 % korrekt vorhergesagt. Diese Indikatoren sind bei der Geburt verfügbar. Die Erhöhung der ACC um 0,1221 im Vergleich zur Mehrheitsentscheidung ist eine Steigerung von 21,95%.

4 Diskussion

Die ACC bei der Prognose der Handelsklasse lässt sich gegenüber der Mehrheitsentscheidung um 21,95 % unter Verwendung der Indikatoren Geschlecht, Rasse der Mutter und Haltung des Schweins steigern. Die größte Steigerung wird bei alleiniger Betrachtung dieser drei Features vom Geschlecht des Schweins ermöglicht. Der Einfluss des Geschlechts stimmt mit bisheriger Forschung überein [Dí17]. Diese drei Indikatoren sind bereits bei der Geburt verfügbar. Zu keiner Erhöhung der ACC führen Features, die später in der Säugephase verfügbar sind. Eine mögliche Erklärung liegt darin, dass die Zucht auf ein Zielgewicht abgestimmt ist. Die Prognose der Handelsklasse ist weiterhin nicht vollständig möglich. Somit ergeben sich Ansatzpunkte für weitere Forschung. Die Untersuchung der Nutzung weiterer biologischen Indikatoren, speziell Indikatoren aus der Aufzuchtphase und Mastphase, sind notwendig, um die ACC weiter zu steigern. Für den Effizienzgewinn durch die randomisierte Optimierung wird möglicherweise die Kombination mit der maximalen ACC ausgelassen, da die Parameter zufällig gewählt werden.

5 Fazit

In dieser Arbeit wurde gezeigt, dass die Prognose der Handelsklasse der Schlachtkörper von Schweinen mit einer Genauigkeit von 68,87 % möglich ist. Dadurch ist proaktives Gegensteuern frühzeitig und kostengünstig bereits bei der Geburt möglich. Die Handelsklasse der Schlachtkörper beeinflusst die Wirtschaftlichkeit von Betrieben und hat somit einen unmittelbaren Einfluss auf den Investitionsspielraum in das Tierwohl. Damit wird ein wesentlicher Beitrag zur Prognose der Handelsklasse durch frühzeitige biologische Indikatoren und Maschinelle Lernverfahren geleistet.

6 Danksagung

Das Projekt „Landwirtschaft 4.0: Info-System“ wird finanziert aus Geldern des Ministeriums für Ländlichen Raum und Verbraucherschutz Baden-Württemberg. Die Autoren danken den Mitarbeitern der Landesanstalt für Schweinezucht LSZ für ihre Unterstützung und Beratung während der Experimente und Bereitstellung des Datensatzes. Besonderer Dank geht an Günter Lenkner, Lilljana Pyrkotsch und Hansjörg Schrade.

Literaturverzeichnis

[BeY12] Bergstra, J. ; Y., Bengio: Random Search for Hyper-Parameter Optimization. In: *Journal of Machine Learning Research* Bd. 13 (2012), S. 281-305.

[Brei01] Breiman, L.: Random Forests. In: *Machine Learningc* Bd. 45 (2001), S. 5-32.

[Bu16] Bundesministerium für Ernährung und Landwirtschaft: *Deutschland, wie es isst - Der BMEL-Ernährungsreport 2016*, 2016.

[Bo07] Botreau, R ; Veissier, I.; Butterworth, A. ; Keeling, M. B. M.; J., Bracke, L.: Definition of criteria for overall assessment of animal welfare. In: *Animal Welfare* Bd. 16 (2007), S. 225228.

[CV95] Cortes, C. ; Vapnik, V.: Support-Vector Networks. In: *Machine Learning* Bd. 20 (1995), S. 273-297.

[Dí17] Díaz, J. A. C. ; Boyle, L. A. ; Diana, A. ; Leonard, F. C. ; Moriarty, J. P. ; McElroy, M. C. ; McGettrick, S. ; Kelliher, D. ; u. a.: Early life indicators predict mortality, illness, reduced welfare and carcass characteristics in finisher pigs. In: *Preventive Veterinary Medicine* Bd. 146 (2017), S. 94-102.

[Eu11] Europäische Union: Änderung der Entscheidung 89/471/EWG zur Zulassung von Verfahren der Einstufung von Schweineschlachtkörpern in Deutschland - Aktenzeichen K(2011) 2709, 2011.

[HCL03] Hsu, C.-W. ; Chang, C.-C. ; Lin, C.-J.: *A Practical Guide to Support Vector Classification*, 2003.

[JL5] John, G. H. ; Langley, P.: Estimating continuous distributions in Bayesian classifiers. In: *Proceedings of the Eleventh Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*, 1995, S. 338-345.

[Ko95] Kohavi, R.: A Study of Cross-Validation and Bootstrap for Accuracy Estimation and Model Selection. In: *Proceedings of the Fourteenth International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 1995, S. 1137-1143.

[LWK08] Lin, C.-J. ; Wenig, R. C. ; Keerthi, S. S.: Trust Region Newton Method for Large-Scale Logistic Regression. In: *Journal of Machine Learning Research* Bd. 9 (2008), S. 627-650.

[MaSc99] Manning, C. D. ; Schütze, H.: Foundations of statistical natural language processing, 1999.

[Mi97] Mitchell, T.M.: *Machine Learning*. New York, New York, USA, 1997.

[Ma16] Matthews, S. G. ; Miller, A. L. ; Clapp, J. ; Plötz, T. ; Kyriazakis, I: Early detection of health and welfare compromises through automated detection of behavioural changes in pigs. In: *The Veterinary Journal* Bd. 217 (2016), S. 43-51.

[Sä18] Sächsisches Landesamt für Umwelt, Landwirtschaft und Geologie: *Jahresdurchschnittspreise Schweine Hkl. S-P*, 2018.

[WFH11] Witten, I. H.; Frank, E.; Hall, M. A.: *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques*. 3. Amsterdam, 2011.

[Wo96] Wolpert, D. H.: The Lack of A Priori Distinctions Between Learning Algorithms. In: *Neural Computation* Bd. 8 (1996), Nr. 7, S. 1341-1290.