vinetur

Studie: Machine-Learning-Modelle erkennen nordmazedonische Rebsorten nur mit 56 Prozent Genauigkeit

Forschende untersuchten 1.024 Weine aus mehreren Jahrgängen. Bei unbekannten Weißweinproben lag die Genauigkeit der Modelle bei rund 49 Prozent.

Dienstag, 17. November 2026



Eine in der Fachzeitschrift Beverages veröffentlichte Studie kommt zu dem Ergebnis, dass Machine-Learning-Modelle nordmazedonische Rebsorten anhand routinemäßiger physikalisch-chemischer Messwerte nur bedingt erkennen können. Das verdeutlicht die Lücke zwischen vielversprechenden Labordaten und einer zuverlässigen Klassifizierung in der Praxis.

Die Forschenden analysierten 1.024 Weine aus mehreren Jahrgängen und prüften, ob sich Standardanalysen zur Unterscheidung der Rebsorten nutzen lassen. Bei unbekannten Proben erzielten die Modelle laut Studie mäßige Ergebnisse: Bei Rotweinen lag die Genauigkeit bei rund 56 Prozent, bei Weißweinen bei rund 49

Prozent. Als die Forschenden die Zahl der Eingangsvariablen mithilfe der Hauptkomponentenanalyse (PCA) verringerten, verschlechterte sich die Leistung, statt sich zu verbessern.

Die Ergebnisse verweisen auf eine grundlegende Herausforderung der Weinanalyse: Leicht zu erhebende Daten reichen nicht immer für eine zuverlässige Klassifizierung aus. Routinemäßige physikalisch-chemische Untersuchungen können allgemeine Eigenschaften eines Weins wie seine Zusammensetzung und seinen Stil erfassen. Die Studie legt jedoch nahe, dass sie möglicherweise kein ausreichend eindeutiges Profil liefern, um Rebsorten über verschiedene Produktionsjahre hinweg konsistent zu unterscheiden.

Das ist auch über die akademische Forschung hinaus von Bedeutung. Unternehmen und Aufsichtsbehörden in der Getränkeindustrie interessieren sich zunehmend für den Einsatz künstlicher Intelligenz bei Echtheitsprüfungen, der Qualitätskontrolle und der Produktverifizierung. Die neuen Ergebnisse legen nahe, dass die Erwartungen an solche Instrumente begrenzt bleiben sollten, wenn sie sich hauptsächlich auf Standardvariablen aus dem Labor stützen. Für Weingüter, Importeure und andere Branchenakteure ist die Studie ein Hinweis darauf, dass Machine-Learning-Systeme möglicherweise besser validiert werden müssen und gegebenenfalls umfangreichere Daten benötigen, bevor sie für Entscheidungen zu Kennzeichnung, Rückverfolgbarkeit oder Betrugsprüfung eingesetzt werden.

Auch das Design mit mehreren Jahrgängen ist wichtig. Unterschiede zwischen Jahrgängen können das messbare Profil eines Weins durch Wetter, Reifeverlauf und Entscheidungen in der Weinbereitung verändern. Ein Modell, das innerhalb eines eng begrenzten Datensatzes genau zu sein scheint, kann bei Weinen aus anderen Jahren weniger zuverlässig sein. Die niedrigeren Testergebnisse der Studie zeigen, dass die Übertragbarkeit auf verschiedene Jahrgänge schwierig bleibt – selbst wenn die Weine aus demselben Land stammen und nach derselben übergeordneten Analysemethode untersucht werden.

Die Ergebnisse liefern zudem eine differenziertere Perspektive auf die breitere Diskussion über künstliche Intelligenz in der Lebensmittel- und Getränkeanalyse. Machine Learning kann Muster erkennen, die für Menschen nicht offensichtlich sind. Die Ergebnisse hängen jedoch stark von Art und Qualität der Eingangsdaten ab. In diesem Fall scheint das Signal in den routinemäßigen physikalisch-chemischen Messwerten begrenzt gewesen zu sein. Die schwächeren Ergebnisse nach der PCA legen nahe, dass durch die Reduzierung des Datensatzes auf weniger kombinierte Variablen Informationen verloren gingen, die die Modelle weiterhin benötigten.

Die Studie bedeutet nicht, dass Machine Learning bei der Weinklassifizierung keine Rolle spielen kann. Sie zeigt vielmehr, dass routinemäßige physikalisch-chemische Daten allein für eine genaue Rebsortenbestimmung unter anspruchsvollen Praxisbedingungen möglicherweise nicht ausreichen. Speziellere Analysemethoden, größere Datensätze oder auf engere Klassifizierungsaufgaben zugeschnittene Modelle könnten die Ergebnisse dennoch verbessern. Die hier vorgelegten Erkenntnisse legen jedoch nahe, dass Behauptungen über eine schnelle KI-gestützte Authentifizierung sorgfältig geprüft werden sollten, bevor solche Verfahren kommerziell oder regulatorisch eingesetzt werden.

Für Erzeuger und Käufer ist dieser Unterschied erheblich. Ein System, das in einer Trainingsumgebung recht gut abschneidet, aber bei Testproben nur etwa die Hälfte korrekt klassifiziert, wäre für Entscheidungen mit weitreichenden Folgen schwer verlässlich einzusetzen. Im Weinsektor, in dem Herkunft, Rebsorte und Echtheit Preis und Vertrauen der Verbraucher direkt beeinflussen können, könnte eine derart hohe Fehlerquote ohne zusätzliche Prüfungen praktische und rechtliche Probleme verursachen.

Die Studie zeichnet somit ein vorsichtigeres Bild vom Einsatz künstlicher Intelligenz in der Weinanalyse. Sie zeigt, dass Machine Learning Muster in der routinemäßigen Weinanalyse erkennen kann, aber auch, wie schnell die Leistung nachlässt, wenn Modelle neue Proben aus mehreren Jahrgängen klassifizieren sollen. Für die Getränkeindustrie geht es weniger darum, KI aufzugeben, als vielmehr darum, realistische Erwartungen zu formulieren und eine gründliche externe Validierung zu verlangen, bevor diese Systeme als verlässliche Instrumente gelten.