

Ernährungstherapie bei Diabetes, Adipositas und Malnutrition

Nährwertinformationen aus Fotos – dank KI

Stavroula Mougiakakou, Lubnaa Abdur Rahman, Giannis Papathanail, Lorenzo Brigato

Die Prävention des Ausbruchs und des Fortschreitens ernährungsbedingter akuter und chronischer Erkrankungen erfordert ein zuverlässiges und intuitives Ernährungsmanagement. Der Bedarf an präzisen, automatischen, personalisierten Echtzeit-Ernährungsempfehlungen wurde in letzter Zeit durch Fortschritte in den Bereichen künstliche Intelligenz (KI), Computer Vision, Wearable- und Smartphone-Technologien gedeckt, welche die Entwicklung mobiler Anwendungen zur Analyse von multimedialen Lebensmittelinhalten ermöglichen.

Die angebotenen Lösungen beruhen auf der Analyse von Multimedialinhalten, die von Wearable-Sensoren, Smartphone-Kameras, Barcode-Scannern, Tiefensensoren und LIDARs erfasst werden, sowie auf bereits bestehenden Nährwert- und Rezeptdatenbanken. Häufig ist eine Eingabe durch die Nutzenden erforderlich. Im Bereich des Ernährungsmanagements verbindet Multimedia nicht nur verschiedene Informations- und Kommunikationstechnologien, sondern ebenso die Bereiche Informatik und Medizin, Ernährung und Diätetik. Diese Verknüpfung bringt neue Herausforderungen und Möglichkeiten für die Überwachung, Auswertung und Steuerung der Ernährung mit sich.

Seit 2008 entwickeln Forschende des Labors für «Artificial Intelligence in Health and Nutrition» der Universität Bern Technologien, welche die Synergie von KI und Computer Vision nutzen, um die Auswertung des Ernährungsverhaltens in Echtzeit, genau und kosteneffizienter als herkömmliche Methoden zu ermöglichen. Durch die Verbindung von Grundlagen-, angewandter und translationaler Forschung wird die Kluft zwischen Wissenschaft und Praxis sowohl im klinischen als auch im realen Umfeld überbrückt. Bei der Umsetzung der Technologien ist der Nutzen der anwendenden Personen für die Gruppe von zentraler Bedeutung. Diabetes und Mangelernährung im Spital sind Beispiele, bei denen die Analyse eines einfachen Mahlzeitenfotos es erlaubt, Informationen über den

Nährstoffgehalt der Mahlzeit zu entschlüsseln. In den folgenden Abschnitten werden diese Anwendungsbeispiele im Detail vorgestellt.

KI-gesteuerte Ernährungsauswertung für Menschen mit Diabetes

Diabetes ist nach wie vor ein globales Gesundheitsproblem, denn im Jahr 2021 waren etwa 537 Millionen Menschen davon betroffen (1). Der Umgang mit der Krankheit ist für Menschen mit Diabetes nach wie vor eine überwältigende Aufgabe, da sie laufend mehrere Gesundheitsparameter überwachen müssen, darunter den Blutzuckerspiegel, die Nahrungsaufnahme und die körperliche Aktivität (2). Mit den aktuellen Fortschritten in den Bereichen KI und Computer Vision versprechen digitale Gesundheitstechnologien, Menschen mit Diabetes bei der Bewältigung ihrer Krankheit zu unterstützen und ihre Belastung zu verringern (3). Ein Hauptansatz ist die Verwendung von Apps zur Lebensmittelerkennung, um die Ernährung automatisch auszuwerten und den Kohlenhydratgehalt (CHO) von Mahlzeiten anhand von Benutzereingaben, Bildern oder Videos abzuschätzen (4). Eine Studie hat gezeigt, dass Menschen mit Diabetes die Kohlenhydrataufnahme um 28–34% unterschätzen, während eine andere Studie ergab, dass die Genauigkeit der Kohlenhydratzählung bei 61 Teilnehmenden nur 59% betrug (5, 6). Um diese Genauigkeit zu erhöhen, begannen wir 2008 mit Forschungsarbeiten in diesem Bereich. Zunächst führten wir dazu ein System namens GoCARB ein.

GoCARB schätzt Kohlenhydratgehalt

GoCARB war eine Android-Anwendung, die für Menschen mit Typ-1-Diabetes (DM1) entwickelt wurde, um ihnen zu helfen, den CHO-Gehalt von Mahlzeiten-Portionen (auf Tellern) zu schätzen. Der



Stavroula Mougiakakou



Lubnaa Abdur Rahman



Giannis Papathanail



Lorenzo Brigato

LIDAR: Light Detection and Ranging, Methode mit Licht oder Laser die Oberfläche von Dingen abzutasten.

Wearable-Sensoren: Tragbare Sensoren, die in Bekleidung, Uhr oder Brille eingebaut sein können.

Computer Vision: Wissenschaft im Grenzbereich zwischen Informatik und den Ingenieurwissenschaften. Informationen aus Bildern werden analysiert und daraus Informationen gewonnen.

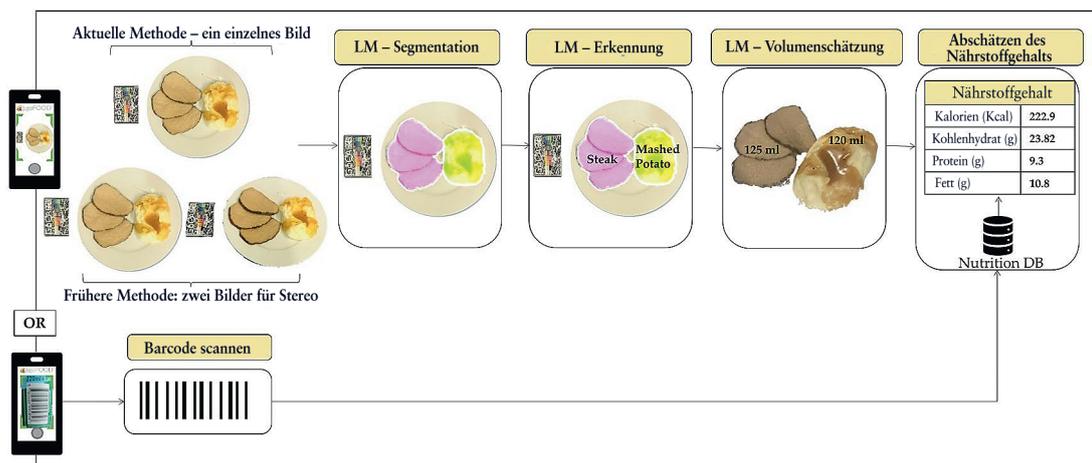


Abbildung 1: Die Systempipeline von goFOODTM [12]. Die vorherige Version unseres Systems benötigte zwei Bilder aus verschiedenen Winkeln als Eingabe, während die neue Methode nur ein einzelnes Bild (LM = Lebensmittel).

Hyperglykämie und die glykämische Variabilität wurden mit GoCARB signifikant reduziert ($p = 0,039$ bzw. $p = 0,007$). Es gab keine statistisch signifikanten Unterschiede bei der Zeit, die in Hypoglykämie verbracht wurde, beim täglichen Gesamtverbrauch an Insulinbolussen oder bei der Anzahl der Insulinbolussen pro Tag. Die vielversprechenden Ergebnisse ermöglichten die Erweiterung und weitere Optimierung des Systems, die zum goFOODTM-System führten.

Nutzende nimmt vor dem Essen zwei Bilder des Gerichts aus zwei verschiedenen Blickwinkeln auf, während eine kreditkartengrosse Passermarke neben dem Gericht platziert wird. Das Essen wird automatisch erkannt, das jeweilige Volumen geschätzt (4) und der CHO-Gehalt anhand der USDA-Datenbank zur Lebensmittelzusammensetzung berechnet. Das System wurde so konzipiert, dass es Bilder mit einem Teller und mehreren Lebensmitteln pro Teller unterstützt, solange sich diese nicht gegenseitig verdecken.

GoCARB wurde in einer Vielzahl von Situationen untersucht. In der präklinischen Umgebung wurden die Wiederholbarkeit der Ergebnisse des Systems und die Konsistenz der Module durch die Auswertung von 24 Tellern getestet. Der mittlere relative Fehler bei der CHO-Schätzung betrug $10 \pm 12\%$ Gramm, mit einem mittleren absoluten Fehler von 6 ± 8 CHO-Gramm; dieser Fehler lag unter dem ursprünglichen Ziel von 20 Gramm pro Gericht (7). Teilnehmende ($n = 19$), die mit DM1 leben, zählten zunächst unabhängig voneinander den CHO-Gehalt von 60 Gerichten und nutzten dann die Anwendung. Die Studie ergab, dass das GoCARB-System bessere Ergebnisse in Bezug auf den mittleren absoluten Fehler bei der CHO-Schätzung lieferte (27,89 vs. 12,28 Gramm CHO, $p = 0,001$) (8). Etwa 90% der Probanden stimmten zu, dass das System einfach zu bedienen war.

GoCARB wurde auch mit Ernährungsberatern und Ernährungsberaterinnen ($n = 6$) in Bezug auf die Genauigkeit der CHO-Schätzung bei 54 Tellern und gewogenen Mahlzeiten verglichen (9). Der mittlere absolute Fehler zwischen der Grundwahrheit der Personen und der GoCARB-Grundwahrheit betrug 14,9 Gramm (SD 10,12) bzw. 14,8 (SD 9,73) ($p = 0,93$). Schliesslich wurde der Nutzen von GoCARB im klinischen Umfeld in einer randomisierten, kontrollierten Crossover-Studie im Vergleich zu Standardmethoden der CHO-Zählung bewertet. Die postprandiale Glukosekontrolle wurde bei 20 Erwachsenen mit Typ-1-Diabetes untersucht, die eine sensorgestützte Insulinpumpentherapie verwendeten (10). Die Teilnehmenden massen den CHO-Gehalt eine Woche lang mit GoCARB und eine weitere Woche lang mit der herkömmlichen Methode. Die Zeit in postprandialer

goFOODTM vollständig automatisiert

Das System goFOODTM ist so konzipiert, dass es eine vollständige automatisierte Pipeline für die Bewertung von Lebensmitteln bietet. Es besteht aus fünf Modulen, wie in *Abbildung 1* dargestellt:

- Segmentierung von Lebensmitteln
- Erkennung von Lebensmitteln
- Schätzung des Lebensmittelvolumens
- Scannen von Barcodes
- Schätzung von Nährstoffen.

Bei der früheren Implementierung des Systems goFOODTM (11) wurden zwei Bilder als Eingabe benötigt, während die neue, angepasste Methode nur ein einzelnes Bild benötigt (12). Das Bild wird nacheinander von einem neuronalen Netz zur Segmentierung und Erkennung verarbeitet. Jedes segmentierte Objekt wird in das Erkennungsnetz eingespeist, das 301 Kategorien auf drei verschiedenen Granularitätsebenen vorhersagt: grob, mittel und fein. Anschliessend erstellt das Modul für die Volumenschätzung ein 3D-Modell der Lebensmittel und macht eine genaue Vorhersage für jeden Artikel. Nach der Berechnung des Volumens haben wir den Nährstoffgehalt automatisch aus Nährstoffdatenbanken abgerufen.

Ernährungsberaterinnen und Ernährungsberater nutzen sowohl die USDA- als auch die Schweizer Lebensmitteldatenbank, jedoch gab es keine Klarheit darüber, welche Datenbank für die einzelnen Lebensmittel verwendet wird. Da unser wichtigstes Bewertungskriterium das Volumen und nicht das Gewicht ist, das von der USDA-Datenbank nicht direkt bereitgestellt wird, haben wir Nutritionix (13) und AquaCalc (14) verwendet, die beide auf der USDA-Datenbank basieren. Während Nutritionix die meisten Informationen zu Lebensmitteln und das Verhältnis von Volumen zu Gewicht enthält, haben wir für den Fall, dass ein Lebensmittel fehlte, AquaCalc verwendet. Darüber hinaus wurden die Nährwertangaben von verpackten Produkten aus der Datenbank Open Food Facts (15) entnommen. So liefert das Modul zur Nährstoffschätzung Informationen über den Kilokalorien- (kcal) und den Makronährstoffgehalt der gesamten Mahlzeit (sowie für Lebensmittel mit

Bei Mangelernährung ist die Überwachung der Nahrungsaufnahme wichtig.

Barcode), die auf bestehenden Datenbanken basieren.

In *Abbildung 1* sind sowohl die aktuelle als auch die vorherige goFOODTM Systempipeline mit einem bzw. zwei Bildern dargestellt.

Zuerst Machbarkeitsstudie

Um die Leistungsfähigkeit unseres Systems zu beurteilen, wurde eine Machbarkeitsstudie mit 50 Teilnehmenden in der Schweiz durchgeführt (12). Deren Mahlzeiten wurden einen Tag lang aufgezeichnet und dann durch

die Ernährungsberatung in einem 24-Stunden-Recall bewertet. Die gesammelten Bilder wurden retrospektiv beurteilt, um den Nährstoffgehalt der Mahlzeiten zu bewerten. Durch den Vergleich unserer Ergebnisse mit den Schätzungen der Ernährungsberatung konnten wir zeigen, dass das neu eingeführte System eine vergleichbare Leistung bzgl. des Energie- und Makronährstoffgehalts aufweist wie die bisherige Methode. Allerdings benötigt es nur ein einziges Bild anstelle von zwei. Das System kann in realen Szenarien angewendet werden und es kann leicht zur Auswertung der Nahrungsaufnahme verwendet werden.

goFOOD international im klinischen Test

Das System ist in eine Plattform für die Personalisierung von mit Insulin behandelten Menschen mit Diabetes integriert (16) und wird im Rahmen einer Studie validiert, die an fünf klinischen Standorten in vier europäischen Ländern (Niederlande, Dänemark, Deutschland und Griechenland) durchgeführt wird. Die randomisierte, kontrollierte klinische Studie wird 450 Diabetiker mit Mehrfachinsulindosierung, sowohl mit Typ-1- als auch mit Typ-2-Diabetes, umfassen und in einem Parallelgruppendesign mit einer Gesamtdauer von 18 Wochen durchgeführt werden. Das System könnte Einzelpersonen dabei helfen, ihre Ernährungsgewohnheiten besser zu verstehen und könnte ausserdem als wertvolle Ressource für die Ernährungsberatung dienen und zur Ernährungsfor-schung beitragen.

Bekämpfung der Unterernährung in Spitälern

Mangelernährung bei Patientinnen und Patienten im Spital ist ein schwerwiegender Zustand mit erheblichen Auswirkungen auf alle Organsysteme. Eine regelmässige Bewertung der Nahrungsaufnahme bei Hospitalisierten wird daher empfohlen, um das Risiko einer Mangelernährung zu senken und somit die klinischen Ergebnisse positiv zu beeinflussen und die Gesundheitskosten zu senken (17). Darüber hinaus ist für eine genaue Bewertung der Nahrungsaufnahme

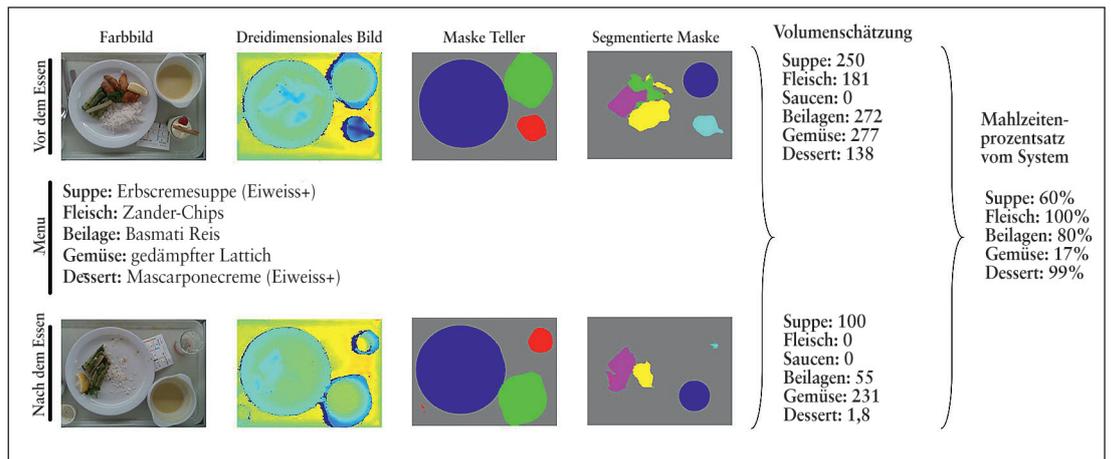


Abbildung 2: Das System erhält als Eingabe das Tagesmenü, die RGB-D-Bilder und die Teller- und Essenssegmentierungsmasken und schätzt das Volumen der einzelnen Gerichte vor und nach dem Verzehr (33).

die Schätzung der übriggebliebenen Speisen (Volumen oder Prozentsatz der weggeworfenen Speisen) von entscheidender Bedeutung.

Um die oben genannten Probleme zu lösen, haben wir ein automatisiertes KI-basiertes System vorgeschlagen (siehe *Abbildung 2*), das ein RGB-D-Bild (Rot, Grün, Blau) vor und nach dem Verzehr einer Mahlzeit als Eingabe erhält und in der Lage ist, die Energie-, Kohlenhydrat-, Protein-, Fett- und Fettsäureaufnahme des Patienten zu schätzen (18). Konkret erhält das System als Input RGB-D-Lebensmittelbilder, die auf einer standardisierten Halterung vor und nach dem Verzehr aufgenommen wurden, sowie den täglichen Speiseplan der Klinikküche und ist in der Lage, die Energie- und Makronährstoffaufnahme der Patienten zu schätzen. Das System besteht aus einem Segmentierungsnetzwerk, das darauf trainiert ist, die verschiedenen Nahrungsmitteltypen und Teller zu segmentieren, und einem Modul zur Schätzung des Volumens und der Makronährstoffe, welches das Volumen jedes Nahrungsmitteltyps vor und nach dem Verzehr auswertet. Der prozentuale Anteil, der von jeder Mahlzeit verzehrt wurde, wurde dann mit der Küchendatenbank verknüpft, um die Gesamtenergie- und Makronährstoffaufnahme für jeden Patienten zu berechnen. Wir haben die Leistung unseres KI-basierten Systems für die Schätzung der Energie- und Makronährstoffaufnahme bei hospitalisierten Patienten bewertet und mit dem klinischen Standardverfahren in einem geriatrischen Akutspital in St. Gallen, Schweiz, verglichen (18). Als Referenzmethode dienten die visuellen Schätzungen von zwei Ernährungsexpertinnen und einem Medizinstudierenden. Die Ergebnisse deuten darauf hin, dass das System eine hohe Genauigkeit bietet, die Ergebnisse automatisch liefert und das Potenzial hat, die Kosten für die Beurteilung der Ernährung in einem Spital zu senken. Daher könnte es zu einer verbesserten Überwachung und Auswertung der Ernährung von Hospitalisierten beitragen, bei denen ein Risiko für Mangelernährung besteht. Um das Potenzial für den Einsatz beim Management der Mangelernährung in geriatrischen Einrichtungen zu bewerten, sind weitere klinische Studien erforderlich.

Diskussion

Die Überwachung und Auswertung der Ernährung ist ein wichtiger Bestandteil bei der Behandlung chronischer Erkrankungen wie Fettleibigkeit und Diabetes. Die Berechnung der Energiezufuhr und bestimmter Nährstoffe ist eine anspruchsvolle Aufgabe, die eine spezielle Ausbildung und Schulung erfordert. KI-gestützte Methoden können sowohl zur Berechnung der Nährstoffe als auch der Kalorienzufuhr durch Lebensmittel eingesetzt werden und stellen eine spannende Möglichkeit dar, insbesondere wenn diese Anwendungen für Smartphones entwickelt werden, die immer mehr in unser Leben integriert werden. Obwohl bereits mehrere dieser Anwendungen entwickelt wurden, hat sich diese Technologie noch nicht weit verbreitet, was darauf hinweisen könnte, dass die Entwicklung dieser Tools schwierig ist, da die vielen verschiedenen Bedürfnisse der Nutzenden berücksichtigt werden sollten. In einer internationalen Umfrage gaben Angehörige der Gesundheitsberufe ($n = 1001$) an, dass sie ihren Kunden/Patienten eine Ernährungs-App empfehlen würden, wenn diese einfach zu bedienen, kostenlos und validiert wäre. Ausserdem würden sie eine App bevorzugen, die die automatische Aufzeichnung von Lebensmitteln sowie die automatische Schätzung von Nährstoffen und Energie unterstützt (19). In einer anderen Umfrage gaben potenzielle Nutzende von Ernährungs-Apps ($n = 2382$) an, dass sie sich nicht für eine Ernährungs-App entscheiden würden, wenn diese falsche Kalorien- und Nährstoffergebnisse liefere, wenn lokale Lebensmittel nicht unterstützt würden und wenn die Schätzung der Portionsgrösse nicht überzeugend sei (20).

Es gibt noch einige Herausforderungen mit bildbasierten Systemen, da Lebensmittel sehr variabel sind und unterschiedliche Formen haben und gemischte Lebensmittel sehr komplex sein können (9). Darüber hinaus können einige Nährstoffe, wie z. B. Fettarten (z. B. die Art des verwendeten Öls), aufgrund der Zubereitungsmethoden und Zutaten nicht ohne Benutzereingabe nur über Bilder erkannt werden. Wir wissen auch, dass die Form oder Farbe des Tellers die Leistung des Systems beeinträchtigen kann. Ausserdem befindet sich die Kamera der meisten Smartphones in einer Ecke, wo sie von einem Finger verdeckt werden kann, wenn das Smartphone im Querformat gehalten wird. Die Anwendungen sind bei einfacheren Lebensmitteln oder ganzen Früchten genauer als bei komplexeren Lebensmitteln, wie z. B. einer ganzen Mahlzeit mit mehreren Zutaten auf einem Teller (21). Im Idealfall wird eine grosse Anzahl gut kommentierter Bilder benötigt, die Informationen über die Grundwahrheit enthalten (d. h. Art der Lebensmittel, Gewicht, Volumen), da diese zum Trainieren des Systems und zur Verbesserung seiner Genauigkeit verwendet werden können (22).

Abgesehen von den Herausforderungen, die mit der Art der Apps zusammenhängen, sollte untersucht werden, wie das Engagement der Nutzenden verbessert werden kann. In einer Studie, in der Nutzende Fotos ihrer Mahlzeiten mit einer kostenlosen App zur

Selbstauskunft aufgenommen haben, wurde erwähnt, dass nur 2,6% von ihnen als aktive Nutzende identifiziert werden konnten (Nutzende, die die App mindestens eine Woche lang verwendet und zehn Fotos von Mahlzeiten hochgeladen haben) (23). Ausserdem ist es bei Erkrankungen wie Diabetes oder Fettleibigkeit wichtig, dass der Patient Aufzeichnungen über seine Nahrungsaufnahme führt. In einer RCT (randomisierte kontrollierte Studie), in der eine App zur Gewichtsabnahme mit der Nutzung einer Website oder einem Papiertagebuch verglichen wurde, zeigte sich, dass die Nutzung der App die Aufzeichnungs-/Eingaberate der Nutzenden erhöht (24). Es wurde jedoch nicht ermittelt, wie lange die Nutzung einer App dauern muss, um Veränderungen in Bezug auf die Essgewohnheiten, das Körpergewicht oder das Ernährungswissen zu erreichen (25).

Die klinische Bedeutung von Diät-Apps ist ermutigend. Mobile Apps können als wenig aufwendige Anwendungen dienen oder Lösungen mit geringer Intensität oder als Unterstützung für herkömmliche Gewichtsmanagementansätze nützlich sein können. Es wird jedoch darauf hingewiesen, dass es keine ausreichenden Beweise gibt, um ihre Verwendung als eigenständige eigenständige Therapie ohne weitere Begleitung zu rechtfertigen. Ausserdem sind weitere Studien erforderlich, um die langfristigen Auswirkungen dieser Apps zu untersuchen. Wenn diese Technologie auf breiter Basis angenommen werden soll, reicht es nicht aus, sie nur im Labor/präklinischen Umfeld zu bewerten. Wir müssen Studien in einer realistischen klinischen Umgebung durchführen. Darüber hinaus können Studien, in denen herkömmliche mit innovativen Methoden der Ernährungsbeurteilung verglichen werden. Sie sollen Aufschluss über die Wirksamkeit und Benutzerfreundlichkeit dieser Apps geben und zeigen, dass sie mit herkömmlichen Methoden vereinbar sind. Es werden KI-Systeme benötigt, die vertrauenswürdig und wissenschaftlich validiert sind, nachdem sie in klinischen Studien getestet wurden. Die Lokalisierung von Nährstoffdatenbanken und die Einbindung lokaler Lebensmittel sind von grosser Bedeutung, um die Ernährungsgewohnheiten einer bestimmten Bevölkerung zu erfassen. Schliesslich besteht ein Bedarf an frei zugänglichen, sauberen und gekennzeichneten Datenbanken, die die Forschung und Entwicklung nicht nur im Gesundheitsbereich, sondern auch in der Ernährungs- und Lebensmittelindustrie ankurbeln werden, um massgeschneiderte Ratschläge zu Ernährungsplänen bereitzustellen, die auf die Esskultur, die Gewohnheiten, die Vorlieben, den Gesundheitszustand und die Bedürfnisse der Menschen zugeschnitten sind.

Literatur in der Online-Version des Beitrags unter www.sze.ch

Korrespondenzadresse:
Stavroula Mougiakakou, PhD
Associate Professor in Biomedical Engineering
ARTORG Center for Biomedical Engineering Research
Group Head, Artificial Intelligence in Health and Nutrition
University of Bern
Murtenstrasse 50, 3008 Bern
E-Mail:
stavroula.mougiakakou@unibe.ch
Internet:
www.artorg.unibe.ch/research/aihn

Koautorinnen und Koautoren:
Lubnaa Abdur Rahman, PhD Fellow
Ioannis Papathanail, PhD Fellow
Lorenzo Brigato, PhD, Postdoctoral Fellow
ARTORG Center for Biomedical Engineering Research
University of Bern

Referenzen:

1. International Diabetes Federation. (10th Ed.). (n. d.). IDF Diabetes Atlas. <https://diabetesatlas.org/>
2. American Association of Diabetes Educators: An Effective Model of Diabetes Care and Education: Revising the AADE7 Self-Care Behaviors®. *Diabetes Educator* 2020;46(2): 139-160.
3. Ashrafzadeh S et al: Patient-Driven Diabetes Care of the Future in the Technology Era. *Cell Metabolism* 2019;29(3), 564-575.
4. Vasiloglou MF et al: Multimedia Data-Based Mobile Applications for Dietary Assessment. *J Diabetes Sci Technol*. 2023 Jul;17(4):1056-1065.
5. Buck S et al: Evaluation of Meal Carbohydrate Counting Errors in Patients with Type 1 Diabetes. *Exp Clin Endocrinol Diabetes*. 2022 Jul;130(7):475-483.
6. Meade LT et al: Accuracy of Carbohydrate Counting in Adults. *Clin Diabetes*. 2016 Jul;34(3):142-7.
7. Anthimopoulos M et al: Computer vision-based carbohydrate estimation for type 1 patients with diabetes using smartphones. *Journal of Diabetes Science and Technology* 2015;9(3): 507-515.
8. Rhyner D et al: Carbohydrate Estimation by a Mobile Phone-Based System Versus Self-Estimations of Individuals With Type 1 Diabetes Mellitus: A Comparative Study. *J Med Internet Res*. 2016: May 11;18(5):e101.
9. Vasiloglou et al: A comparative study on carbohydrate estimation: GoCARB vs. Dietitians. *Nutrients* 2018;10(6): 741.
10. Diem P et al: Carbohydrate estimation supported by the GoCARB system in individuals with type 1 diabetes: A randomized prospective pilot study. *Diabetes Care*, 2016;40(2): e6-e7.
11. Lu, Y et al: goFOODTM: An artificial intelligence system for dietary assessment. *Sensors*, 20(15): 4283.
12. Papathanail I et al: The Nutritional Content of Meal Images in Free-Living Conditions – Automatic Assessment with goFOODTM. *Nutrients*. 2023;15(17):3835.
13. Nutritionix (n. d.). <https://nutritionix.com/>
14. Aqua-Calc. (n. d.). <https://www.aqua-calc.com/calculate/food-volume-to-weight>
15. Open Food Facts. (n. d.). <https://world.openfoodfacts.org/>
16. Panagiotou M et al: A Complete AI-Based System for Dietary Assessment and Personalized Insulin Adjustment in Type 1 Diabetes Self-management. In *International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns*, September: 77-86. Cham: Springer Nature Switzerland.
17. Thibault R et al. : Assessment of food intake in hospitalized patients: A 10-year comparative study of a prospective hospital survey. *Clin Nutr*. 2011;30(3):289-96.
18. Papathanail I et al: Evaluation of a novel artificial intelligence system to monitor and assess energy and macronutrient intake in hospitalised older patients. *Nutrients*. 2021;13(12):4539.
19. Vasiloglou MF: What Healthcare Professionals Think of «Nutrition & Diet» Apps: An International Survey. *Nutrients*. 2020 Jul 24;12(8):2214.
20. Vasiloglou MR et al: Perspectives and preferences of adult smartphone users regarding nutrition and diet apps: web-based survey study. *JMIR Mhealth Uhealth*, 9(7): e27885.
21. Vasiloglou MF et al: The Human Factor in Automated Image-Based Nutrition Apps: Analysis of Common Mistakes Using the goFOOD Lite App. *JMIR Mhealth Uhealth*. 2021;Jan 13;9(1):e24467.
22. Papathanail I et al: Food recognition in the presence of label noise. In *Pattern Recognition. ICPR International Workshops and Challenges: Virtual Event, January 10–15, 2021, Proceedings, Part V* (pp. 617-628). Springer International Publishing.
23. Helander E et al: Factors related to sustained use of a free mobile app for dietary self-monitoring with photography and peer feedback: retrospective cohort study. *J Med Internet Res*. 2014 Apr 15;16(4):e109.
24. Carter MC et al: Adherence to a smartphone application for weight loss compared to website and paper diary: pilot randomized controlled trial. *J Med Internet Res*. 2013 Apr 15;15(4):e32.
25. Holzmann SL et al: Ernährungs-Apps: Qualität und Limitationen. Eine explorative Erhebung anhand ausgewählter Beispiel-Apps. 2017 *Ernährungs Umschau* 64(5): 80-89.