

HealthRec - Empfehlungssystem zur Behandlung des metabolischen Syndroms im Smart Home

HealthRec - Recommender System to support the Treatment of metabolic Syndrom in a Smart Home

J. Bauer¹, M. Michl¹, A. Kettschau¹, S. Wiebe¹, V. Vierow², M. Ge³ und J. Franke¹

¹ E|Home-Center, Lehrstuhl für Fertigungsautomatisierung und Produktionssystematik, Universität Erlangen-Nürnberg, Fürther Straße 246b, 90429 Nürnberg, jochen.bauer@faps.fau.de

² Institut für Physiologie und Pathophysiologie, Universitätsklinikum Erlangen, Universitätsstraße 17, 91054 Erlangen, vierow@physiologie1.uni-erlangen.de

³ Free University of Bozen-Bolzano, Bolzano, Italy, mouzhi.ge@unibz.it

Kurzfassung

Das metabolische Syndrom ist ein Hauptrisikofaktor für koronare Herzkrankheiten. Durch eine Änderung des Lebensstils ist hier ein positiver Effekt erzielbar, sofern die beabsichtigte Verhaltensänderung gelingt. Für dieses Vorhaben sind gesundheitsbewusste Ernährungsvorschläge hilfreich. Am E|Home-Center, dem bayerischen Technologiezentrum für privates Wohnen, wurde das Empfehlungssystem HealthRec zur Förderung einer gesundheitsbewussteren Ernährung konzipiert und exemplarisch umgesetzt. Der Prototyp arbeitet zweistufig: In Stufe A werden mögliche Rezepte in Anlehnung an die Geschmackserwartung des Nutzers berechnet und als sortierte Trefferliste dargestellt. Parallel dazu wird in Stufe B für jedes Rezept die ernährungsphysiologische Qualität berechnet. Hierfür wird der NutriScale-Algorithmus verwendet, der auf den Erkenntnissen der Deutschen Gesellschaft für Ernährung beruht. Der Nutzer kann sich folglich ein gesünderes und dabei geschmacklich interessantes Alternativrezept anzeigen lassen. Der Prototyp fördert somit die Orientierung für eine gesundheitsbewusstere Ernährung und unterstützt aktiv den Verhaltensänderungsprozess.

Abstract

Metabolic syndrome is a major risk factor for coronary heart disease. If patients are able to change their lifestyles, a positive effect will be achieved. Therefore, healthy nutrition suggestions are helpful for reaching this goal. At E|Home Center, the Bavarian Center of Technology for Private Living, the HealthRec recommender system was designed and partly implemented. The HealthRec-prototype creates health-related food suggestions and works in two stages: in stage A, possible recipes are identified and sorted due to the user's calculated tastes. Simultaneously, in step B, the nutritional quality is calculated for each recipe. For this purpose the NutriScale algorithm is used, which was created in preliminary work. NutriScale is based on the findings of the German Society for Nutrition. HealthRec is able to show an alternative meal that is healthier and nevertheless matches the user's tastes. Therefore, HealthRec improves food and health guidance and very actively supports the modification of the user's behavior.

1 Einleitung

Adipositas, Bluthochdruck, Fettstoffwechselstörungen und Diabetes verursachen hohe Belastungen im Gesundheitssystem [1; 2; 3]. Kommen zum Leitfaktor Adipositas noch zwei der drei anderen genannten Faktoren hinzu, liegt das Krankheitsbild des metabolischen Syndroms (MS) vor, eines Hauptrisikofaktors für koronare Herzkrankheiten. Es existieren mehrere MS-Definitionen [4], die sich geringfügig voneinander unterscheiden. Der Leitfaktor wird etwa gewechselt oder es werden die Grenzwerte für die relevanten klinischen Laborparameter abweichend festgelegt.

Betroffene leiden meist über viele Jahre am MS. Eine erste Therapiemaßnahme beim MS stellt oft die Gewichtsreduktion dar. Eine Gewichtsabnahme lässt ebenfalls auf die Entwicklung der anderen Krankheiten positive Effekte erwarten [5]. Die Übergewichtsprävalenz liegt in Deutschland weiterhin auf konstant hohem Niveau: Rund 46 % der

Frauen und 60 % der Männer sind übergewichtig oder adipös [6]. Insbesondere ist die Adipositasprävalenz in den jüngeren Altersgruppen (25 bis 34 Jahre) stark angestiegen [7]. Für die Adipositastherapie sind die Bereiche Ernährung, Bewegung und Verhaltensänderung relevant [8]. Folglich spielt die Lebensstiländerung eine entscheidende Rolle [9]. Durch eine Kombination aus Energieverbrauchssteigerung durch Bewegung und angepasster Energiezufuhr in Form gesunder Ernährung soll ein Energiedefizit erreicht werden. Dieses Energiedefizit führt zur Gewichtsreduktion. Es ist hilfreich, den Geschmack des Betroffenen individuell zu adressieren und so das Verzichtgefühl bei der anvisierten Lebensstiländerung zu minimieren. Dies ist für einen nachhaltigen Erfolg förderlich. Ebenfalls ist es hilfreich, wenn man sich in einem ersten Schritt bewährte Verhaltensänderungsmodelle bewusst macht und in einem zweiten Schritt dem Änderungsprozess zuträgliche Hinweise in den Nutzeralltag integriert. Gesundheitsassoziierte Verhaltensänderungsprozesse werden etwa durch das transtheoretische Modell nach Keller [10] abgebildet. Hilfreiche Hinweise und Reports

werden in Form von Nachrichten oder E-Mails dem Nutzer auf dem Mobiltelefon verfügbar gemacht.

Empfehlungssysteme (ES) sind aus dem Onlinehandel bekannt [11; 12], beispielsweise werden die Amazon-Produktempfehlungen durch ES erzeugt. Diese Technologie ist auf Rezepte übertragbar [13] und erlaubt die Berücksichtigung der individuellen Geschmacksvorlieben bei einem Rezeptvorschlag. Als ernährungsphysiologische Orientierungshilfen eignen sich für Betroffene bewährte Modelle, etwa die Lebensmittelpyramide der Deutschen Gesellschaft für Ernährung (DGE). Solche Orientierungshilfen sind auf geeignetem Wege für Softwaresysteme verfügbar zu machen. Es wird so möglich, eine gesundheitliche Aussage oder Bewertung zu generieren und dadurch die Orientierung für den Verbraucher zu steigern.

In diesem Artikel wird ein Lösungskonzept für ein zweistufig arbeitendes Softwaresystem vorgestellt, das für MS-Betroffene positive Gesundheitseffekte erwarten lässt. In einer ersten Stufe werden Rezeptempfehlungen für den Betroffenen geschmacklich individuell bewertet und sortiert. Die generierte Trefferliste des ES bietet zusätzlich eine Integration einer Ernährungskennzahl, um die gesundheitliche Qualität des Rezepts zu bewerten. Die Funktion „Zeig mir ein gesünderes Rezept“ unterstützt aktiv die Handlungskompetenz des Nutzers. Bei dieser Funktion wird aus der nach Geschmack sortierten Trefferliste das erste Rezept ermittelt, das gesünder ist, als das aktuell auf Basis des Geschmacks am empfehlenswerteste. Folglich unterstützt das im Artikel beschriebene System die beabsichtigte, nachhaltige Lebensstiländerung.

2 Methodik und Vorgehen

Das methodische Vorgehen richtet sich nach einem für die Ingenieurwissenschaften bewährten Ansatz: Anfangs wird der Stand der Technik bezüglich der relevanten Fragestellung erhoben, daraus der Handlungsbedarf abgeleitet und darauf aufbauend ein Lösungskonzept entwickelt.

3 Stand der Technik

Nachdem das methodische Vorgehen erwähnt wurde, wird in diesem Kapitel der Stand der Technik für ES und Ernährungsempfehlungssysteme (EES) analysiert. Hierfür wurden diverse EES betrachtet und man kam zu der Erkenntnis, dass verfügbare Systeme durch die Integration qualitativer Ernährungskennzahlen weiter bereichert werden können. Deshalb wurden diverse Modelle und Kennzahlen betrachtet, die ein gesundes Ernährungsverhalten repräsentieren. Im Rahmen des Lösungskonzepts wurden die beiden genannten Systemkomponenten in Form des HealthRec-ES (HealthRec) integriert. HealthRec soll in der Lage sein, flexibel und zuverlässig mit anderen Softwareanwendungen Daten auszutauschen. Deswegen wurden sinnvoll erscheinende Schnittstellen bedacht. Das Lösungskonzept wurde

auszugsweise umgesetzt und ein positiver Effekt für MS-Betroffene scheint aufgrund erster Nutzerinterviews wahrscheinlich.

ES haben die Aufgabe dem Nutzer aus einer Fülle von Informationen, nur diejenigen zu präsentieren, die für ihn auf Grundlage seines Profils Relevanz besitzen. Der Nutzer kann zusätzlich ein Untersuchungsobjekt bewerten. Die Bewertungen führen wiederum dazu, dass das ES fortlaufend lernt und dadurch bessere Empfehlungen generiert. ES können vielfältig umgesetzt werden. Hauptsächlich unterscheidet man bei ES, ob die Empfehlung inhaltsbasiert generiert wird oder auf der Grundlage kollaborativen Filterns erfolgt. Inhaltsbasierte ES arbeiten auf Basis eines einzigen Nutzers und betrachten die Eigenschaften der Untersuchungsgegenstände, um eine Ordnung zu erzeugen. Bei Verfahren des kollaborativen Filterns folgt man der Idee, dass ähnliche Nutzer ähnliche Objekte bevorzugen. Vorteilhaft ist bei inhaltsbasierten ES, dass bereits ein einziger Nutzer ausreicht, um aussagekräftige Empfehlungen zu generieren. Problematisch sind inhaltsbasierte Empfehlungsdienste, da komplexe Wechselwirkungen mathematisch nicht ausreichend genau abbildbar sind. Die Methodik des nutzerbasierten kollaborativen Filterns berücksichtigt dies implizit, auch wenn die tatsächliche Wechselwirkung nicht explizit formulierbar ist. Ein Höchstmaß an Effizienz wird durch das item-basierte kollaborative Filtern erlangt: Hier werden auf Basis ähnlicher Nutzer ähnliche Untersuchungsgegenstände erkannt und empfohlen. Wie bei allen heuristischen Verfahren, kommt es zu den bekannten Schwierigkeiten, dass der Modellfehler gegenüber dem Effizienzgewinn im Rahmen des Berechnungsvorgangs abzuwägen ist [14]. Folglich empfiehlt es sich in einem ersten Schritt einen inhaltsbasierten Empfehlungsdienst auf Grundlage der vollständigen Information zu konzipieren und auf ein heuristisches Verfahren zu verzichten. Im Nachgang kann die Angemessenheit der generierten Empfehlungen durch Interviews evaluiert werden. Zur Empfehlungsberechnung dient oftmals das Vektorraum-Retrieval, einer Methode, die die geschmackliche Ähnlichkeit zwischen Rezepten quantifiziert [15].

Das Potenzial von EES wird zunehmend erkannt [16], beschränkt sich oftmals allerdings auf Rezeptempfehlungen auf Basis der Geschmacksvorlieben des Nutzers. Es fehlt eine gesundheitsrelevante Grundlage zur Beurteilung eines Rezepts. Die Gesundheit wird in aktuellen Forschungsarbeiten insbesondere über die Aktivitätsbetrachtung und die damit berechenbare Energiebilanz miteinbezogen [17]. Weiterhin relevante Daten können durch die Betrachtung der Makro- und Mikronährstoffe der am Rezept beteiligten Zutaten gewonnen werden. Ebenso existieren brauchbare Modelle für den Wissenstransfer von gesunder Ernährung in den Alltag. Solche Modelle sind auf geeignetem Wege zu digitalisieren, damit diese Modelle für Algorithmen im Allgemeinen und für EES im Besonderen, einsetzbar sind. Ein vielversprechendes Modell für die Prävention des MS scheint die DGE-Lebensmittelpyramide zu sein [18]. Für die MS-Therapie ist es vermutlich hilfreich, erhobene Daten

aus dem EES durch passende Schnittstellen den Spezialsoftwareanwendungen, etwa DGExpert [19] oder NutriGuide [20], anzubieten. Diese Programme könnten die von HealthRec angebotenen Daten dann importieren, auswerten und die erstellten Berichte wiederum zur Verfügung stellen. Es ist wenig zielführend, dass gesunde Rezepte zwar empfohlen, aber mit dem aktuellen Lebensmittelbestand im Haushalt nicht realisierbar sind. Folglich steigert eine Anbindung an ein Smart Home die EES-Möglichkeiten, indem bei Bedarf Einkaufslisten automatisch erstellt werden. Seit kurzer Zeit befinden sich vernetzte Kühlschränke, etwa der BSH-Kühlschrank „iQ500 A++“ [21] mit integrierten Kameras auf dem Markt. Als Alternative bieten Mobiltelefone Barcode-Scanner-Apps, etwa Barcoo [22], mit integriertem Datenaustausch an eine Lebensmitteldatenbank, hier FDDB.info [23]. Auf diesem Wege kann der Lebensmittelhaushaltsbestand ermittelt und dem EES mitgeteilt werden.

4 Lösungskonzept für HealthRec

Beim HealthRec-Konzept wird ein nutzerzentrierter Entwicklungsansatz anvisiert, wie sich dieser im Bereich Ambient Assisted Living (AAL) bewährt hat [24]. Bei der Entwicklung von HealthRec werden sowohl die Architektur als auch die Softwarekomponenten mittels agiler Verfahren realisiert [25]. Die Architektur ist modular und folglich ist eine spätere Anbindung an das intelligente Gebäude möglich [26]. Das Lösungskonzept beinhaltet die Komponenten des Rezeptempfehlungsdienstes, einer Ernährungsbewertungsfunktion und einer sinnvollen Anbindung an eine intelligente Wohnung, um dem in Kapitel 3 geschilderten Handlungsbedarf zu adressieren.

Für die Berechnung der Rezeptempfehlung wird das Vektorraum-Retrieval herangezogen, ein Verfahren, das Ähnlichkeiten zwischen Rezepten und Nutzervorlieben auf Basis eines Vektorraumes berechnet (siehe Bild 1).

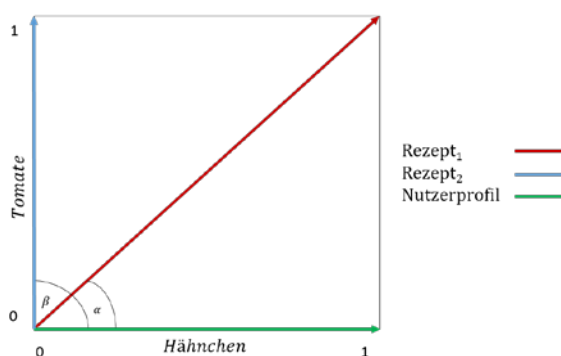


Bild 1 Darstellung von Rezepten und Nutzerprofil im Vektorraum.

Der Nutzer kann hierbei jedem Rezept eine Bewertung zwischen 1 und 5 vergeben (siehe Tabelle 1). Je höher der Wert ist, desto beliebter ist das Rezept für den Nutzer. Aus den Bewertungen können die Geschmacksvorlieben ermittelt

werden. Insbesondere bei weiteren Nutzern wird der Rezeptbestand stark steigen. Durch den aktuellen Nutzer werden noch unbewertete Rezepte daher mit dem Wert 0 kenntlich gemacht.

Rezept	Nutzerbewertung
Rezept ₁	5
Rezept ₂	1
Rezept ₃	0
Rezept ₄	3
Rezept ₅	0

Tabelle 1 Nutzerbewertungen für Rezepte. Der Nutzer kann jedem Rezept einen Wert zwischen 1 und 5 vergeben. 0 steht für ein nicht bewertetes Rezept

Jedes Rezept wird in seine Zutaten zerlegt. Auf diesem Weg sollen die Nutzerbewertung und die für den Geschmack relevanten Bestandteile, hier die Zutaten, miteinander in Verbindung gebracht werden. Ist eine Zutat im Rezept vorhanden, wird der Wert 1 notiert, fehlt sie der Wert 0 (siehe Tabelle 2).

	Hähnchen	Fisch	Pasta	Wein	Tomate
Rezept ₁	1	0	1	1	0
Rezept ₂	1	0	0	0	1
Rezept ₃	0	0	1	0	1
Rezept ₄	1	0	0	0	0
Rezept ₅	0	1	1	1	1

Tabelle 2 Rezeptmatrix. Die Zeilen stellen die Rezeptvektoren dar und die Spalten die Zutatenvektoren. 1 steht für eine vorhandene Zutat im Rezept

Zwischen zwei Rezepten beziehungsweise zwischen einer Anfrage und einem Rezept kann durch eine Funktion ein Ähnlichkeitswert ermittelt werden. Beim Retrieval wird folglich im Vektorraum nach einem Vektor gesucht, der so ähnlich wie möglich dem Anfragevektor entspricht. Bei HealthRec entspricht das berechnete Nutzerprofil dem Anfragevektor. Das Kosinusmaß (siehe Formel 1) und das Skalarprodukt (siehe Formel 2) spielen bei der eingesetzten Ähnlichkeitsfunktion wichtige Rollen.

$$\cos(\overrightarrow{\text{Rezept}_i}, \overrightarrow{\text{Nutzer}}) = \frac{\sum_{k=1}^n \text{Rezept}_{i,k} \text{Nutzer}_k}{\sqrt{\sum_{k=1}^n \text{Rezept}_{i,k}^2 \sum_{k=1}^n \text{Nutzer}_k^2}}$$

Formel 1 Kosinusähnlichkeitsmaß zwischen zwei Vektoren

$$\overrightarrow{\text{Rezept}_i} \cdot \overrightarrow{\text{Nutzer}} = \|\overrightarrow{\text{Rezept}_i}\| \|\overrightarrow{\text{Nutzer}}\| \cos \gamma$$

Formel 2 Skalarprodukt zwischen zwei Vektoren

Ist der Kosinuswert hoch, dann ist auch die Ähnlichkeit zwischen Anfragevektor und aktuell verglichem Rezept hoch. Bei einem Kosinuswert von 1 sind zwei Vektoren identisch. Die folgende Beispielrechnung für die Vektoren aus Bild 1 verdeutlicht das Vorgehen:

$$\cos(\alpha) = \frac{\begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}}{\sqrt{1^2 + 1^2} \cdot \sqrt{1^2 + 0^2}} = \frac{1 \cdot 1 + 1 \cdot 0}{\sqrt{2}} = \frac{1}{\sqrt{2}} \approx 0.707$$

$$\cos(\beta) = \frac{\begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}}{\sqrt{0^2 + 1^2} \cdot \sqrt{1^2 + 0^2}} = \frac{0 \cdot 1 + 1 \cdot 0}{1} = 0$$

Wie dem Bild und der Berechnung entnommen werden kann, entspricht Rezept₁ dem Nutzprofil mehr als Rezept₂. Rezept₁ wird demnach dem Nutzer empfohlen werden.

Die bisherige Vorgehensweise besitzt Optimierungsmöglichkeiten. Die berechnete Ähnlichkeit ist stark von der Länge des Anfragevektors abhängig, in diesem Fall also von der Anzahl der Zutaten eines Rezepts. Folglich ist es sinnvoll, diese Abhängigkeit durch eine Normierung zu eliminieren. Hier wurde die euklidische Norm angewandt (siehe Formel 3). Des Weiteren ist es hilfreich, die Zutaten nach deren Relevanz für die spätere Nutzerbewertung zu gewichten. Salz ist etwa Bestandteil vieler Rezepte und kaum geschmacksentscheidend im Vergleich zu den Zutaten „Thunfisch“ oder „Curry“. Diese Gewichtung erfolgt durch das Term-Frequency-Inverse-Document-Frequency-Maß (TFIDF). Kommt eine Zutat unter allen Rezepten nur sehr selten vor, wird dieser ein höheres Gewicht zugeschrieben. Ist eine Zutat Bestandteil zahlreicher Rezepte, erhält diese weniger Geschmacksrelevanz, also weniger Gewicht (siehe Formel 4 und 5). Durch diese beiden Verbesserungsschritte kann erreicht werden, dass die Ähnlichkeitsberechnung auf Basis des Nutzerprofils von der Zutatenanzahl der Rezepte unabhängig ist. Die Ergebnisse erhalten dadurch eine robustere Aussagekraft und darüber hinaus wird der Einfluss einer jeden Zutat auf das Geschmackserlebnis berücksichtigt. Im darauffolgenden letzten Schritt des HealthRec-EES werden nach der Berechnung der Ähnlichkeitswerte zwischen den Rezepten und dem Nutzerprofil, die Rezepte auf Basis des Ähnlichkeitswertes sortiert.

$$\|\vec{v}\|_2 := \sqrt{(v_1)^2 + \dots + (v_n)^2} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (v_i)^2}$$

Formel 3 Euklidische Norm eines n-dimensionalen Vektors v , damit die Ähnlichkeitsberechnung von der Zutatenanzahl eines Rezepts unabhängig ist.

$$w = \text{Term Frequency} \times \text{Inverse Document Frequency}$$

Formel 4 Gewichtung w durch Term Frequency-Inverse Document Frequency. Term Frequency entspricht der Häufigkeit einer Zutat innerhalb eines Rezepts (hier 0 oder 1).

$$IDF = \frac{1}{\text{Anzahl der Rezepte } N \text{ mit Zutat } z} = \frac{1}{DF}$$

Formel 5 Berechnung von IDF. DF ist die Häufigkeit einer Zutat in allen Rezepten und N meint die Anzahl aller Rezepte. Die Geschmacksrelevanz einer Zutat soll so in der Empfehlungsberechnung Berücksichtigung finden.

Neben dem Geschmack soll auch die Gesundheit in der Kalkulation Berücksichtigung finden. Es ist daher notwendig, für jedes Rezept auch eine Kennzahl angeben zu können. Hierfür wurde die NutriScale-Kennzahl basierend auf der DGE-Lebensmittelpyramide im Rahmen von Vorarbeiten entwickelt [18]. Der aus NutriScale für HealthRec relevante Teil ist der NutriScale-Score (NSS). Hier wird jeder auf der DGE-Lebensmittelpyramide abgebildeten Lebensmittelgruppe ein Wert zwischen 1 und 10 zugeordnet. Lebensmittelgruppen, die häufiger verzehrt werden sollten, erhalten hohe Werte und Lebensmittel, die seltener verzehrt werden sollten, niedrige. NSS ist somit in der Lage, einem Rezept jeweils eine qualitative Auswertung zwischen 1 und 10 zuzurechnen. Hierfür wird jede Zutat oder jedes Lebensmittel einer Lebensmittelgruppe zugeordnet. Zusätzlich fließt die jeweilige Zutatmenge in NSS ein (siehe Formel 6).

$$\beta = \frac{\sum_{i=1}^N \text{Gewicht}_i \times \text{Punkte}_i}{\sum_{i=1}^N \text{Gewicht}_i}$$

mit $[\text{Gewicht}] = g$ und $i = \text{Lebensmittel}$

Formel 6 NutriScale-Score β

Das folgende Beispiel zeigt die Berechnung des NSS für das Rezept „Seelachs mit Kartoffeln“ mit den Zutaten 300 g Kartoffeln und 250 g Seelachs. Die Zutat Kartoffel des Gerichts wird der Lebensmittelgruppe „Kartoffeln“ auf der DGE-Pyramide zugeordnet. Dieser Lebensmittelgruppe wird durch NSS der Punktwert 7 von 10 möglichen Punkten zugeschrieben. Seelachs ist in der Gruppe „Fisch“ verortet und erhält 10 Punkte, die Höchstpunktzahl. Das Gesamtrezept erhält demnach einen NSS von 8.

$$\beta = \frac{300g \cdot 7 + 250g \cdot 10}{300g + 250g} \approx 8,36 \approx 8$$

Der HealthRec-Nutzer erhält in einem ersten Schritt, alle Rezeptempfehlungen sortiert nach dem geschätzten Geschmackserlebnis in Anlehnung an das Nutzerprofil. Bei der Ansicht dieser Ergebnisliste wird ein Button mit der Funktion „Zeig mir ein gesünderes Rezept“ angeboten. Die Funktion ermittelt das Rezept, das einen höheren NSS aufweist, als das geschmacklich am besten abschneidende Rezept. Dem Nutzer wird also ein Rezept präsentiert, das ihm vermutlich etwas weniger schmecken wird, dafür aber gesünder ist.

Die Anbindung an das Smart Home mit den bereits erwähnten Mehrwert wird hier lediglich mittelfristig betrachtet.

Die modulare Architektur basierend auf dem bewährten Webservices-Paradigma sorgt dafür, dass flexibel die Entwickler-schnittstellen anderer Komponentenanbieter genutzt werden können, etwa die Schnittstelle des Aktivitätstracker-Dienstes Jawbone: Diese Integration erlaubt die Nutzung der Jawbone-Up-App zur Datenakquisition von Ernährungs-, Bewegungs-, Schlaf- und Stimmungsdaten.

Ergänzend kann ein Barcode-Scanner eingebunden werden. Die durch den Barcode erhaltene Artikelnummer kann an eine zugehörige Artikeldatenbank gesendet werden und die Produktinformationen werden wieder in Empfang genommen. Die weitere Umsetzung des Haushaltsbestandssystems, etwa die Einbindung eines vernetzten Kühl- und Vorratsschranks und die zugehörige nahtlose Integration in HealthRec wird durch Interviews und Usabilitytests weiter untersucht.

5 Diskussion und Ausblick

Im Artikel wurde ein ES entwickelt, das die Gesundheit berücksichtigt. In weiteren Schritten gilt es auf Basis der Erfahrungswerte, das System fortlaufend zu optimieren. Das ES nutzt aktuell noch den gesamten Datenbestand zur Empfehlungsberechnung und generiert somit zwar stets das beste Ergebnis, allerdings führt ein größerer Datenbestand zu einem hohen Berechnungsaufwand für die Empfehlungen – es wird also notwendig werden, Heuristiken einzusetzen, die wiederum mit dem vorliegenden Erfahrungswissen verlässlich evaluiert werden können.

Aktuell werden die Empfehlungen in Anlehnung an das gesamte Nutzerprofil berechnet. Es wird derzeit keine Rezeptwunsch-kategorie berücksichtigt, die aber in der Realität beim Verbraucher vorherrscht. Meist bevorzugt man eine Speise einer bestimmten Kategorie, etwa „süß“ oder „pikant“. Es ist daher hilfreich, alle Rezepte zu kategorisieren und vom Nutzer vor der Empfehlung eine Wunsch-kategorie abzufragen.

Die Anwendung wurde als Webservice konzipiert und ist so leicht in andere Anwendungen und Komponenten zu integrieren und um eine Mensch-Maschine-Schnittstelle zu erweitern. Es ist folglich möglich flexibel auf zukünftige Entwicklungen zu reagieren, etwa eine verbesserte Infrastruktur für Lebensmittel-onlinebestellungen und vernetzte Küchengeräte im Sinne eines Internets der Dinge. Ebenso ist eine Integration in die gebräuchlichen Terminkalender denkbar. Auf diesem Wege können Hinweise für Einkaufsoptionen und vielleicht interessante, bis jetzt unbemerkte, Veranstaltungen angezeigt werden und bei einer Terminannahme erfolgt eine direkte Synchronisation mit dem Navigationssystem auf dem Mobiltelefon. Dies wird den Verhaltensänderungsprozess vermutlich positiv beeinflussen, da dem Nutzer neue Ideen offeriert werden.

Derzeit werden die Bewegungsinformationen in Bezug auf die veränderte Energiemenge des beabsichtigten Verzehr-

konzeptionell betrachtet. Konsequenterweise weiter gedacht gilt es folglich mehrere Parameter und Endgeräte ebenfalls zu integrieren, etwa ein Blutdruckmessgerät und Körperwaagen, sofern deren Hersteller passende Schnittstellen anbieten, wie dies etwa aktuell die Firma Withings ermöglicht.

Darüber hinaus scheint eine Anbindung an die elektronische Gesundheitsakte visionär, damit die Effekte der beabsichtigten Verhaltensänderung erfasst werden können und ein Arzt Stellung auf Basis der erhobenen Daten nehmen kann.

Aktuell wird lediglich der NSS im Rahmen von HealthRec berücksichtigt. Es scheint hilfreich, neben dem NSS auch die zweite NutriScale-Kennzahl, die NutriScale-Ratio zur Beurteilung der Nahrungszusammensetzung zu berücksichtigen.

6 Literatur

- [1] Årsand, E.; Skrøvseth S. O.; Horschd, A.; Godtlieb-sene, F.; Hejlesenc, O.; Grøttlanda, A.; Hartvigsenb, G.: Mobile Patient Applications within Diabetes – from Few and Easy to Advanced Functionalities. ME-DINFO 2013: Studies in Health Technology and Informatics. Vol. 192, 2013, pp. 1010
- [2] Knoll K.-P.; Hauner H.(2008): Kosten der Adipositas in der Bundesrepublik Deutschland - Eine aktuelle Krankheitskostenstudie Adipositas 2008 (Vol. 2), Heft 4 2008; 204-210.
- [3] World Health Association(Hrsg.): WHO technical report series 916: Joint WHO/FAO Expert Consultation on Diet, Nutrition and the Prevention of Chronic Diseases. Geneva, 2003
- [4] Hauener, H.: Fettzufuhr und Prävention des Metabolischen Syndroms. In: Deutsche Gesellschaft für Ernährung e.V. (Hrsg.): Evidenzbasierte Leitlinie: „Fettzufuhr und Prävention ausgewählter ernährungsmitbedingter Krankheiten“. 2. Aufl., 2015, S. 123–134
- [5] Magkos, F.; Fraterrigo, G.; Yoshino, J.; Luecking, C.; Kirbach, K.; Kelly, S.C.; Fuentes, L.; He, S.; Okunade, A. L.; Patterson, B. W.; Klein, S.: Effects of Moderate and Subsequent Progressive Weight Loss on Metabolic Function and Adipose Tissue Biology in Humans with Obesity. Cell Metabolism 2016
- [6] Robert Koch-Institut (Hrsg): Daten und Fakten: Ergebnisse der Studie »Gesundheit in Deutschland aktuell 2012«. Beiträge zur Gesundheitsberichterstattung des Bundes. RKI, Berlin, 2013
- [7] Mensink,G.B.M.; Schienkiewitz, A.; Haftenberger, M.; Lampert, T.; Ziese, T.; Scheidt-Nave, C.: Übergewicht und Adipositas in Deutschland: Ergebnisse der Studie zur Gesundheit Erwachsener in Deutschland (DEGS1). Bundesgesundheitsbl. Z. 56 (2013) H. 5, S. 786–794
- [8] Bauer, J.; Kettschau, A.; Blank, A.; Wiebe, S.; Franke, J.: Die elektronische Gesundheitsakte in der intelligenten Wohnung, AAL-Kongress 2015. Berlin · Ofenbach: VDE-VERLAG GMBH, 2015

- [9] Bray, G. A.; Frühbeck, G.; Ryan, D. H.; Wilding, J. P. H.: Management of obesity. 2016. URL: [http://dx.doi.org/10.1016/S0140-6736\(16\)00271-3](http://dx.doi.org/10.1016/S0140-6736(16)00271-3)
- [10] Keller, S.; Leonhardt, C.; Basler, H.-D.; Baum, E.; Donner-Banzhoff, N.; Hildebrandt, J.; Pflingsten, M.; Becker, A.; Chenot, J.-F.; Kochen, M.: Motivierung zur Verhaltensänderung – Prozeßorientierte Patientenedukation nach dem Transtheoretischen Modell der Verhaltensänderung. In: Zeitschrift für Gesundheitspsychologie, Z.12(2), 2004, S. 35-38
- [11] Klahold, A.: Empfehlungssysteme: Recommender Systems – Grundlagen, Konzepte und Lösungen. 1. Aufl., Wiesbaden: Vieweg+Teubner | GWV Fachverlage GmbH, 2009
- [12] Lops, P. ; Gemmis, M. de ; Semeraro, G.: Content-based Recommender Systems: State of the Art and Trends. In: Springer US (Hrsg.): Recommender Systems Handbook : Springer Science+Business Media, LLC, 2011, S. 73–105
- [13] Teng, C.; Lin, Y.; Adamic, L.A.: Recipe recommendation using ingredient networks. Proceedings of the 4th Annual ACM Web Science Conference 2012. 2012, pp. 298-307
- [14] Merkl, R.; Waack, S.: Bioinformatik Interaktiv: Algorithmen und Praxis. 1. Aufl., 2002, S236
- [15] FH Bonn-Rhein-Sieg: Information Retrieval : Grundkonzept des Vektorraum-modells. URL <http://www2.inf.fh-bonn-rhein-sieg.de/~pbecke2m/retrieval-ss04/modelle2-4.pdf>.
- [16] Ge, M.; Elahi, M.; Fernández-Tobías, I.; Ricci, F.; Massimo, D.: Using Tags and Latent Factors in a Food Recommender System. Proceedings of the 5th International Conference on Digital Health 2015. 2015, pp. 105-112
- [17] Ge, M.; Massimo, D.; Ricci, F.; Zini, F.: Integrating Wearable Devices into a Mobile Food Recommender System. In: Mobile Computing, Applications, and Services, Sigg et al. (Eds.): MobiCASE 2015, LNICST 162, pp. 335–337, 2015
- [18] Bauer, J.; Michl, M.; Blumthaler, C.; Wiebe, S.; Rashid, R.; Franke, S.: NutriScale: Key Figures for Food Selection. 53. Wissenschaftlicher Kongress. Deutsche Gesellschaft für Ernährung e. V.
- [19] <http://www.dgexpert.de/startseite/> [zuletzt abgerufen am 03.03.2016]
- [20] <http://www.nutri-science.de/software/nutriguide.php> [zuletzt abgerufen am 03.03.2016]
- [21] <https://www.vdi-nachrichten.com/mediaviewer/show/421118/421106/7> [zuletzt abgerufen am 03.03.2016]
- [22] <https://www.barcoo.com/barcode-scanner-qr-code-reader-download> [zuletzt abgerufen am 03.03.2016]
- [23] <http://fddb.info/> [zuletzt abgerufen am 03.03.2016]
- [24] Bauer, J.; Ketschau, A.; Franke, J.: Optimierung der Datenvisualisierung von AAL-Serviceplattformen durch Usability-Tests, AAL-Kongress 2014. Berlin · Offenbach: VDE-VERLAG GMBH, 2014
- [25] Michl, M.; Schäfer, F.; Bauer, J.; Franke, J.: Von der Industrie 4.0 zur Wohnung 4.0: Einsatzpotenziale verteilter Systemansätze im industriellen und privaten Umfeld. ZWF Z. 110 (2015) H. 1, S. 2 - 6
- [26] Bauer, J.; Ketschau, A.; Michl, M.; Bürner, J.; Franke, J.: Die intelligente Wohnung als Baustein im Internet der Dinge: Potenzialanalyse und Konzept einer domänenübergreifenden Lösung. Erste transdisziplinäre Konferenz zum Thema „Technische Unterstützungssysteme, die die Menschen wirklich wollen“. Hamburg: MHI e.V., 2014