

Abstract

Advances in health sciences have increased the average age of people, which will increase the number of elderly people. While this is good news, it also raises questions about whether the elderly will maintain their quality of independent living or when they will need human resources to care for them. Clinicians use Activities of Daily Living (ADLs), such as getting dressed, cleaning a room, or preparing a meal, to assess older people's ability to live independently. As in recent years, wearable computing devices have become increasingly present in our daily lives due to several converging factors, such as the development of highly efficient hardware in terms of memory, computing power and battery consumption. So, a software system that can detect ADLs based on wearable devices is beneficial for detecting health problems and supporting health care. The use of unobtrusive and invisible wearable sensors can facilitate the collection of time series data of human activities in the home settings. At the same time, considerable progress made in machine learning techniques, can be effective in learning relevant features to produce an abstracted representation of the collected data.

In this context, this dissertation presents several machine learning-based approaches for human activity recognition (HAR) using time-series data collected by wearable sensors in the home environment. Sensor-based HAR has emerged as the most popular application of wearable computing. This is due to the numerous potential real-life applications, the affordability and widespread use of motion-based sensors, and the ease of data annotation that has resulted in a relatively large amount of available data. However, despite the availability of public datasets for HAR that include time series data, these datasets were found to have either been collected in controlled laboratory environments or to have collected data using obtrusive wearable sensors. Therefore, a dataset of ADLs was collected as part of this dissertation using unobtrusive wearable sensors in the home environment.

An ADL consists of multiple repetitive and simultaneous short movements with temporal dependencies. It is unlikely to use sensor data directly to recognize these long-term activities, as two examples or data sequences of the same ADL will result in very different sensory data. However, they may be similar in terms of more semantic and significant short-term *atomic actions*. Therefore, this dissertation proposes a two-stage hierarchical framework for detecting ADLs. First, atomic activities are

detected and their probabilistic scores are generated at the lower level. Second, the long-term and complex activities are detected at the higher level using the probabilistic scores of atomic actions.

The thesis is structured as follows: after an introduction presenting the context with more details, the approaches for HAR are investigated more closely in three different aspects in each of the subsequent chapter.

In the first part of this dissertation, machine learning based approaches for atomic action recognition are presented. In addition to ADLs, these approaches have also been implemented for time series classification in two other domains related to health monitoring to show their applicability and generality. First, they seek to detect eating activities using wearable devices. Second, they aim to classify reflex actions of the limbs triggered by physiotherapists to evaluate the effectiveness of therapy.

The second part of the dissertation presents the algorithms to recognise long-term and complex ADLs. The two-level recognition framework is presented in this part. It also presents an online recognition system for continuous monitoring of HAR.

The third part of the dissertation attempts to solve data scarcity problem to improve the performance of HAR by implementing multitask learning-based approaches. Experiments carried out for simultaneous learning of short and long-term activities irrespective of their temporal scale. Experiments showed that the proposed approach yields classification performance improvements compared to single task learning.

Zusammenfassung

Fortschritte in den Gesundheitswissenschaften haben das Durchschnittsalter der Menschen stetig erhöht, wodurch die Anzahl der älterer Menschen in der Gesellschaft steigt. Diese wünschenswerte Entwicklung wirft aber auch offene Fragen auf, z.B. wie lange ältere Menschen ein unabhängiges Leben beibehalten können oder wann sie menschliche Hilfe für ihre Pflege benötigen werden. Kliniker verwenden Aktivitäten des täglichen Lebens (Activities of Daily Living, ADLs), wie z. B. sich anziehen, ein Zimmer reinigen oder eine Mahlzeit zubereiten, um die Fähigkeit älterer Menschen zu beurteilen, unabhängig zu leben. In den letzten Jahren haben tragbare Computergeräte aufgrund mehrerer konvergierender Faktoren wie der Entwicklung hocheffizienter Hardware in Bezug auf Speicher, Rechenleistung und Batterieverbrauch zunehmend Einzug in unser tägliches Leben gehalten. Daher ist ein Softwaresystem, das ADLs auf der Grundlage von tragbaren Geräten erkennen kann, von Vorteil für die Erkennung von Gesundheitsproblemen und bildet eine Unterstützung der Gesundheitsversorgung. Der Einsatz von unauffälligen und unsichtbaren tragbaren Sensoren kann die Erfassung von Zeitreihendaten menschlicher Aktivitäten im häuslichen Umfeld erleichtern. Gleichzeitig können die beträchtlichen Fortschritte bei den Techniken des maschinellen Lernens dazu beitragen, relevante Merkmale zu erlernen, um eine abstrahierte Darstellung der gesammelten Daten zu erstellen.

In diesem Zusammenhang werden in dieser Dissertation mehrere auf maschinellem Lernen basierende Ansätze für die Erkennung menschlicher Aktivitäten (HAR) anhand von Zeitreihendaten vorgestellt, die von tragbaren Sensoren in der häuslichen Umgebung erfasst werden. Sensorbasierte HAR hat sich als die beliebteste Anwendung von Wearable Computing herauskristallisiert. Dies ist auf die zahlreichen potenziellen Anwendungen im realen Leben, die Erschwinglichkeit und den weit verbreiteten Einsatz bewegungsbasierter Sensoren sowie die Einfachheit der Datenkommentierung zurückzuführen, die zu einer relativ großen Menge an verfügbaren Daten geführt hat. Trotz der Verfügbarkeit öffentlicher Datensätze für HAR, die Zeitreihendaten enthalten, wurde jedoch festgestellt, dass diese Datensätze entweder in kontrollierten Laborumgebungen oder mit auffälligen tragbaren Sensoren erfasst wurden. Daher wurde im Rahmen dieser Dissertation ein Datensatz ADLs unterschiedlicher mittels unauffälligen Wearable-Sensoren in häuslicher Umgebung erhoben.

Eine ADL besteht aus mehreren sich wiederholenden kurzen Bewegungen mit zeitlichen Abhängigkeiten. Es ist unwahrscheinlich, dass Sensordaten direkt zur Erkennung dieser langfristigen Aktivitäten verwendet werden können, da zwei Beispiele oder Datensequenzen desselben ADL zu sehr unterschiedlichen sensorischen Daten führen können. Sie können jedoch in Bezug auf semantische und signifikante kurzfristige Aktionen ähnlich sein. Daher wird in dieser Dissertation ein zweistufiges hierarchisches Programmiergerüst zur Erkennung von ADLs vorgeschlagen. Zunächst werden atomare Aktivitäten erkannt und ihre probabilistischen Scores auf der unteren Ebene generiert. Zweitens werden die langfristigen und *komplexen* Aktivitäten anhand der probabilistischen Bewertungen der atomaren Handlungen erkannt.

Die Arbeit ist wie folgt gegliedert: Nach einer Einleitung, in der der Kontext näher erläutert wird, werden die Ansätze für HAR in den folgenden Kapiteln jeweils unter drei verschiedenen Aspekten näher untersucht.

Im ersten Teil dieser Dissertation werden Ansätze des maschinellen Lernens zur Erkennung atomarer Aktionen vorgestellt. Zusätzlich zu ADLs wurden diese Ansätze auch für die Klassifizierung von Zeitreihen in zwei anderen Bereichen der Gesundheitsüberwachung implementiert, um ihre Anwendbarkeit und Allgemeinheit zu validieren. Zum einen wurden die Verfahren zur Erkennung von Essensaktivitäten mit Hilfe von tragbaren Geräten erprobt. Weiter wurden von Physiotherapeuten ausgelöste Reflexbewegungen der Gliedmaßen klassifiziert, um die Wirksamkeit der angewandten Therapie zu bewerten.

Im zweiten Teil der Dissertation werden die Algorithmen zur Erkennung von langfristigen und komplexen ADLs vorgestellt. Der zweistufige Erkennungsalgorithmus wird detailliert präsentiert. Außerdem wird ein Online-Erkennungssystem für die kontinuierliche Überwachung von HAR vorgestellt.

Im dritten Teil der Dissertation wird versucht, das Problem der Datenknappheit zu lösen, um die Leistung von HAR durch die Implementierung von auf Multitasking basierenden Ansätzen zu verbessern. Es wurden Experimente zum gleichzeitigen Lernen von kurz- und langfristigen Aktivitäten unabhängig von ihrer zeitlichen Dimension durchgeführt. Die Experimente haben gezeigt, dass der vorgeschlagene Ansatz im Vergleich zum Lernen mit nur einer Aufgabe eine bessere Klassifizierungsleistung erbringt.