

Verteilte Ereigniserkennung in Sensornetzen

Norman Dziengel

Georg Wittenburg

Fachbereich Mathematik und Informatik
Freie Universität Berlin
Takustraße 9, 14195 Berlin
{dziengel, wittenbu}@inf.fu-berlin.de

Zusammenfassung: Die Beobachtung und Bewertung eines Ereignisses in einem Sensornetz durch mehrere Sensorknoten wird als verteilte Ereigniserkennung bezeichnet. Inhärente, technische Grenzen der Sensorknoten sowie eine wünschenswerte Reduktion der Kommunikation zwischen Sensorknoten zur Energieeinsparung stellen die primäre Herausforderung in Sensornetzen dar. Somit verlangt der Einsatz klassischer Mustererkennungsalgorithmen in einem Sensornetz ohne Basisstation nach neuen Konzepten.

Das hier vorgestellte System zur verteilten Ereigniserkennung ist auf die spezifischen Eigenschaften von Sensornetzen zugeschnitten. Es nutzt die verteilt erfassenden Sensorknoten zur Optimierung der Ereigniserkennung. Innerhalb des Sensornetzes werden die Daten der einzelnen Sensorknoten zusammengeführt und gemäß einer von vier verteilten Fusionsmethoden klassifiziert. Das System wird durch Versuche bezüglich der Genauigkeit der lokalen und verteilten Ereigniserkennung quantitativ evaluiert und mit bestehenden Ansätzen verglichen.

1 Motivation und Zielsetzung

Sensornetze bestehen aus zumeist batteriebetriebenen Kleinstcomputern, die ihre Umgebung mit verschiedensten Sensoren überwachen und Informationen untereinander per Funk austauschen oder an eine Basisstation übermitteln. Ereigniserkennung ist das Erkennen von zuvor gelernten Ereignissen durch einen oder mehrere Sensorknoten. Mit dem hier vorgestellten System „Patrec“ könnten beispielsweise mit Beschleunigungssensoren die Vibrationen des Überkletterns eines Zaunes bei einem Einbruch verteilt erkannt werden. Die Idee ist hierbei, dass die Erkennungsrate des verteilten Systems besser ist, als es mit den jeweils einzelnen Sensorknoten möglich wäre. Dadurch würde die gegebene Redundanz der Sensorknoten im Sensornetz in der verteilten Ereigniserkennung wertschöpfend genutzt werden. Sensornetze können nach [Lli97] und [Rus07] zudem mit Datenfusionstechniken energiesparender agieren.

Für die verteilte Ereigniserkennung verwendet man in der aktuellen Forschung in der Regel sehr leistungsstarke und daher energieineffiziente Sensorknoten [Bro03]. Zusätzlich werden häufig zentrale Basisstationen [Wer06] oder mehrere zusätzliche Mikroserver [Bok06] eingesetzt. In Systemen, deren Hardware energiesparende Komponenten nutzt (wie der hier eingesetzte ScatterWeb MSB-430 Sensorknoten [Sch05]), kommen

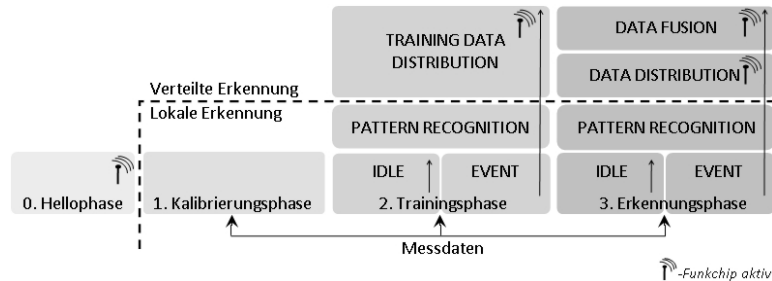


Abbildung 1: Phasen der lokalen und verteilten Ereigniserkennung in Patrec

bisher Schwellenwerte zum Einsatz, um einfache Ereignisse zu definieren [Wit07, Wäl07]. Verteilte Ereigniserkennung in Sensornetzen bedeutet nach dem bisherigen Stand der Technik folglich entweder den Einsatz von aufwendiger Hardware oder eine unzureichende Genauigkeit der Erkennung komplexer Ereignisse.

Mit Patrec wird in dieser Arbeit ein System zur autarken, verteilten Ereignisauswertung in drahtlosen Sensornetzen bei minimalem Hardwareaufwand und ohne Basisstation vorgestellt. Sensorknoten erkennen jeweils lokal Ereignisse und führen anschließend eine verteilte Datenfusion durch, wobei Datenfusionen auf Ebene der Merkmale sowie der Klassifizierung möglich sind. In der Implementierung von Patrec werden hierbei die Messdaten des im ScatterWeb MSB-430 verbauten Drei-Achsen-Beschleunigungssensors verwendet.

2 Konzept der lokalen und verteilten Ereigniserkennung

In der verteilten Ereigniserkennung müssen Daten zwischen Sensorknoten ausgetauscht werden. Dies erfordert eine Hellophase, in der sich alle Sensorknoten per Broadcast bekannt machen, siehe Abb. 1. Es folgt eine dynamische Kalibrierungsphase des Beschleunigungssensors, um die Sensoren auf ihre Ruheposition und ggf. einen Zitterbereich einzustellen. Die Musterbearbeitung der Trainings- und Erkennungsphase führt die lokale Datenauswertung nach einem klassischen Mustererkennungsmodell nach [Nie03] durch. Dabei kommt eine Datenvorverarbeitung, Mustersegmentierung, Normierung und eine histogrammbasierte Merkmalsextraktion zum Einsatz.

In der Trainingsphase ist das differenzierte Training von Bewegungsmustern auf den einzelnen Sensorknoten möglich. Abhängig vom Anwendungsfall können somit passende Muster trainiert werden [Blo06, Dud01]. Für die spätere Erkennung werden in dem überwachten Training für jeden zu erkennenden Ereignistyp (Klasse) typische, verdichtete Messwerte (Merkmale) erzeugt. Die Sensorknoten versenden die Merkmale der jeweiligen Klasse an die beteiligten Nachbarn. Die gesammelten Merkmale einer Klasse werden zusammengefasst und gespeichert. Damit entsteht ein verteilt trainierter Merkmalsvektor aus den vereinten Merkmalen aller beteiligten Sensorknoten als Referenz für jede Ereignisklasse. In der anschließenden Erkennungsphase wird äquivalent zum Training für ein erfasstes Ereignis ein Merkmalsvektor erstellt und mittels des „Prototype Modeler“ [Kal01] über den Euklidischen Abstand zu den Referenzvektoren klassifiziert.

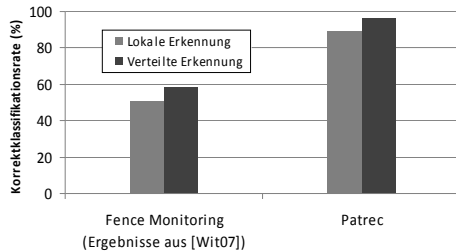


Abbildung 2: Vergleich zwischen lokaler und verteilter Ereigniserkennung

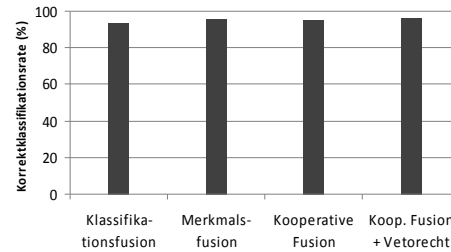


Abbildung 3: Vergleich der Fusionsmethoden

Die Datenfusion von komprimierten Daten wird auf Basis des Omnibusmodells nach [Rus07] umgesetzt. In Patrec können sowohl Merkmalsfusion als auch Klassifikationsfusion zum Einsatz kommen. Die Klassifikationsfusion fusioniert die lokal ermittelten Klassen der Sensorknoten, indem ein Mehrheitsentscheid über alle Einzelklassifikationen berechnet wird, und entspricht damit einem vereinfachten gewichteten Evaluationsansatz nach [Liu06]. Die Merkmalsfusion vergrößert den Merkmalsvektor um Merkmale der benachbarten Sensorknoten in der Trainings- und der Erkennungsphase. Die Klassifikation erfolgt nach dem gleichen Prinzip der lokalen Erkennung. Aus der Kombination der Klassifikationsfusion mit der Merkmalsfusion werden in Patrec zwei weitere Methoden abgeleitet. Die kooperative Fusion ist der Klassifikationsfusion ähnlich, greift jedoch auf die Merkmalsfusion zurück, falls die Klassifikationsdaten keine Mehrheit ergeben. Die kooperative Fusion mit Vetorecht fordert bereits zusätzlich Merkmale an, wenn nur ein Sensorknoten eine abweichende Klassifikation vorgenommen hat.

3 Ergebnisse

Für den Vergleich der lokalen und verteilten Erkennungsqualität wird die Korrektklassifikationsrate (KKR) gewählt, die als Anteil der korrekt klassifizierten Ereignisse im Verhältnis zu allen zu klassifizierenden Ereignissen definiert ist. Zur Evaluation wurden in 160 Versuchen jeweils mit drei Sensorknoten gleichzeitig eine von vier verschiedenen zweidimensionalen Figuren nach [Dzi07] erzeugt. Dies entspricht 480 lokalen Versuchen mit den einzelnen Sensorknoten. Die Vergleichsarbeit [Wit07], welche ebenfalls den MSB-430 einsetzt, hat mit 90 Versuchen das Ereignis der Zaunüberwindung untersucht. Im Verhältnis zur Vergleichsarbeit ist eine Steigerung der KKR sowohl in der lokalen als auch in der verteilten Erkennung von ca. 37 Prozentpunkten zu verzeichnen, siehe Abb. 2. Dieser Qualitätszuwachs lässt sich auf die Einführung des „Prototype Modeler“ zurückführen, der hier in ein klassisches Mustererkennungsmodell eingebettet ist. Die KKR der lokalen Versuche von 89% bildet die Grundlage für die verteilte Erkennung. Die Methoden der verteilten Erkennung liefern KKR zwischen 93,8% und 96,3%, siehe Abb. 3. Die Klassifikationsfusion erreicht hierbei die niedrigste KKR, da diese Fusion auf den komprimiertesten Sensordaten basiert. Die Merkmalsfusion steigert die KKR geringfügig, während die Kooperationsmethoden keinen nennenswerten Vorteil haben. Die KKR lässt sich durch die Nutzung der Merkmalsfusion optimieren.

Literaturverzeichnis

- [Blo06] Blotny, A.: Deployment, Calibration and Data Validation Techniques for Wireless Sensor Networks. Seminararbeit. Freie Universität Berlin, 2006.
- [Bok06] Bokareva, T., Hu, W., Kanhere, S., Ristic, B., Gordon, N., Bessel, T., Ruten, M., Jha, S.: Wireless Sensor Networks for Battlefield Surveillance. In: Proceedings of the Land Warfare Conference (LWC '06), Brisbane, Australia, Oktober 2006.
- [Bro03] Brooks, R. R., Ramanathan, P., Sayeed, A. M.: Distributed Target Classification and Tracking in Sensor Networks. In: Proceedings of the IEEE, 91(8):1163-1171, August 2003.
- [Dud01] Duda, R. O., Hart, P. E., Stork, D. G.: Pattern Classification. Wiley-Interscience, Chichester, England, Oktober 2001.
- [Dzi07] Dziengel, N.: Verteilte Ereigniserkennung in Sensornetzen, Diplomarbeit. Freie Universität Berlin, Oktober 2007.
- [Ian02] Akyildiz, I. F., Su, S., Sankarasubramanian, Y., Cayirci, E.: A Survey on Sensor Networks. In: IEEE Communications Magazine, 40(8):102-116, August 2002.
- [Kal01] Kalton, A., Langley, P., Wagstaff, K., Yoo, J.: Generalized Clustering, Supervised Learning, and Data Assignment. In: Proceedings of the Seventh International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, New York, USA, 2001.
- [Liu06] Liu Chung-Ting, Huo Hong, Fang Tao, Shen Xiao: Classification Fusion in Wireless Sensor Networks. In: Acta Automatica Sinica, Shanghai, 2006.
- [Lli97] Llinas, J., Hall, D. L.: An Introduction to Multi-sensor Data Fusion. In: Proceedings of the IEEE, 85(1):6-23, Januar 1997.
- [Nie03] Niemann, H.: Klassifikation von Mustern. Springer-Verlag, Berlin, 1983.
- [Rus07] Ruser, H., Puente León, F. [Hrsg.]: Informationsfusion - Eine Übersicht. Oldenburg Verlag, 2007.
- [Sch05] Schiller, J., Liers, A., Ritter H.: ScatterWeb: A Wireless Sensornet Platform for Research and Teaching. In: Computer Communications, 28:1545-1551, April 2005.
- [Wäl07] Wälchli, M., Skoczylas, P., Meer, M., Braun, T.: Distributed Event Localization and Tracking with Wireless Sensors. In: Fifth International Conference on Wired/Wireless Internet Communications (WWIC '07), Bern, Schweiz, 2007.
- [Wer06] Werner-Allen, G., Lorincz, K., Johnson, J., Lees, J., Welsh, M.: Fidelity and Yield in a Volcano Monitoring Sensor Network. In: Proceedings of the Seventh USENIX Symposium on Operating System Design and Implementation, Seattle, USA, November 2006.
- [Wit07] Wittenburg G., Terfloth K., Villafuerte, F. L., Naumowicz, T., Ritter, H., Schiller, J.: Fence Monitoring - Experimental Evaluation of a Use Case for Wireless Sensor Networks. In: Proceedings of the Fourth European Conference on Wireless Sensor Networks (EWSN '07), Delft, Niederlande, 2007.