

Eine Einführung in Collaborative Signal and Information Processing

Dominik Grolimund, dominikg@student.ethz.ch
Hausarbeit im Seminar „Verteilte Systeme – Sensornetze“, SSo3
Departement für Informatik, ETH Zürich

Drahtlose Sensornetze wurden für eine Reihe von zivilen und militärischen Anwendungen vorgeschlagen. Als Hauptanwendung gilt heute die Überwachung von Gebieten, welche das Detektieren, Identifizieren, Lokalisieren und Verfolgen von einem oder mehreren Objekten (Fahrzeuge, Personen, etc.) beinhaltet. Die inhärent verteilte Systemarchitektur sowie die stark limitierten Energiressourcen von Sensornetzen stellen neue Herausforderungen und Möglichkeiten für den Bereich des *Collaborative Signal and Information Processing* dar. Trotz des technischen Fortschritts verursacht die drahtlose Kommunikation den grössten Teil des Energieverbrauch der Sensornetze. Aus diesem Grund spielt zur Beantwortung einer Anfrage an ein Sensornetz die Kollaboration der einzelnen Sensorknoten eine wichtige Rolle, da auf diese Weise die benötigte Anzahl an ausgetauschten Nachrichten wesentlich minimiert werden kann – beispielsweise durch lokale Kollaboration und Clustering, Datenkompression oder sorgfältige Auswahl der für die aktuelle Anfrage relevanten Sensorknoten. Diese Techniken können die Lebensdauer eines (batteriebetriebenen) Sensornetzes stark verlängern und die Effizienz und Perfomance gegenüber einem zentralen Ansatz erhöhen.

I Einleitung

Die Vision des *Smart Dust*, des „schlauhen Staubs“, könnte schon bald Wirklichkeit werden: Kleine, dicht verteilte, drahtlose

Sensoren, welche die Umgebung überwachen und für die weiträumige Beobachtung von Phänomenen der physikalischen Welt eingesetzt werden können. Verschiedene Systeme wurden bereits entwickelt und in Feldexperimenten erfolgreich getestet. Typischerweise kann jeder Sensorknoten ein bestimmtes Umweltphänomen der näheren Umgebung „messen“ (zum Beispiel akustische oder seismische Wellen), aber hat eingeschränkte Kommunikations- und Berechnungsfähigkeiten. Viele Hürden müssen noch überwunden werden, bevor Sensornetze und die schon fast wie Science-Fiction klingende Vision des *Smart Dusts* Realität werden können. Im Wesentlichen sind es zwei Teilgebiete, in welchen grosse Fortschritte gemacht werden müssen, um Sensornetze erfolgreich einsetzen zu können [2]: effiziente Methoden, um Daten zwischen den Knoten auszutauschen (Routing, etc.) und *Collaborative Signal and Information Processing*, die „kollaborative Signal- und Informationsverarbeitung“, um gemeinsam nützliche Informationen über die Umwelt zu erfahren.

Collaborative Signal and Information Processing in verteilten Sensornetzen ist ein aufsteigendes, interdisziplinäres Forschungsgebiet, das unter anderem auf Ideen und Methoden der Kommunikation im Niedrigleistungsbereich, der Raum-Zeit-Signalverarbeitung, verteilten und fehlertoleranten Algorithmen, adaptiven Systemen, *Sensor Fusion* und der Entscheidungstheorie zurückgreift [5,11].

Die bisherige Forschung hat sich darauf konzentriert, neue Methoden und Algorithmen zu entwickeln, um räumlich verteilte, multimodale Informationen zu speichern, zu bearbeiten und darzustellen [5]. Die Verarbeitung von Daten, die im Sensornetz gesammelt werden, stellt eine neue Herausforderung dar: Zusätzlich zu den Problemen der Signalverarbeitung auf einer Einzelplattform kommen hier Einschränkungen auf der Anwendungsebene hinzu, welche die Energie, die Latenz und die Fehlertoleranz betreffen. Berücksichtigt man all diese Faktoren, so können die hauptsächlichen Herausforderungen von *Collaborative Signal and Information Processing* wie folgt zusammengefasst werden [5]:

1. Sensornetze ermöglichen das räumlich dichte Messen von Umweltphänomenen. Beispielsweise könnten Tausende von multimodalen Sensorknoten Informationen über ein Sensorgebiet sammeln. Die Herausforderung ist es nun, die Daten zu kombinieren und zu verschmelzen, zuerst an jedem Knoten und danach mit Hilfe von Kollaboration zwischen den relevanten Knoten, um ein sinnvolles, globales Resultat zu erhalten.

2. Die verteilte Verarbeitung in einem drahtlosen Netz ist typischerweise asynchron – Daten von anderen Knoten können beispielsweise in falscher Reihenfolge eintreffen. Die Herausforderung hier ist es, die „Fusionsalgorithmen“ so zu entwerfen, dass sie mit der Asynchronität umgehen können.

3. Wegen der starken Energieeinschränkungen in Sensornetzen ist es wichtig, Algorithmen zu entwerfen, welche diese Energieeinschränkungen berücksichtigen. Ein Lösungsvorschlag sind *Anytime*-Algorithmen [5], welche zu beliebiger Zeit abgebrochen werden können, wobei sich das Ergebnis dann nur in

der Genauigkeit zum Endergebnis unterscheidet.

4. Um die Energieeinschränkungen zu berücksichtigen wird oft vorgeschlagen, das traditionelle Schichtenmodell teilweise aufzuheben. Es wird argumentiert, dass nur die Anwendungsebene weiss, wie beispielsweise das Routing am energieeffizientesten eingesetzt werden kann, oder dass die Anwendungsebene beispielsweise weiss, dass für lange Zeit keine Antwort zu erwarten ist, so dass tieferliegende Schichten (zum Beispiel der Empfänger) „ausgeschaltet“ werden können, um Energie zu sparen.

Bei *Collaborative Signal and Information Processing* geht es also um das kollaborative *Sensemaking* [8], um die Verbindung der Welt der Sensoren (physikalische Messungen wie akustische Wellen, Temperatur, Helligkeit, etc.) und der Welt der Bedeutung (Wörter, Konzepte, Modelle).

Ziel dieser Arbeit ist, anhand typischer Beispiele eine Übersicht des *Collaborative Signal and Information Processing* (in der Literatur auch oft als *Collaborative Processing* oder *Collaborative Signal Processing* bezeichnet) zu geben. Der Inhalt ergibt sich wesentlich aus den Ideen der in der Bibliographie angegebenen Artikel und aus der Beschäftigung mit dem Thema im Rahmen des Seminars „Verteilte Systeme – Sensornetze“. Die genannten Artikel stammen von Autoren, die im Moment in diesem Forschungsgebiet aktiv forschen und zum Teil bereits erfolgreiche Feldexperimente durchgeführt haben. Die folgenden vier Beispiele wurden gewählt, weil sie immer wieder aufgegriffen werden und als Referenzen dienen können, da ihnen die wesentlichen Probleme zu Grunde liegen.

2 Target Tracking

Als erstes Beispiel dient hier das Verfolgen von Objekten in einem Sensorgebiet: *Target Tracking*. Dieses schwierige und herausfordernde Problem wird von verschiedenen Forschungsgruppen unter jeweils etwas anderen Voraussetzungen und Zielen betrachtet und wurde zum Teil auch erfolgreich in Feldexperimenten getestet. *Target Tracking* wird immer wieder als kanonisches Beispiel herangezogen, weil für die erfolgreiche Ausführung viele Problemaspekte des *Collaborative Signal and Information Processing* gelöst werden müssen.

Bevor ein Objekt (beispielsweise ein Fahrzeug oder eine Person) verfolgt werden kann, muss es zuerst detektiert werden. Nachdem ein Knoten ein charakteristisches Signal erhalten hat, versucht er, das Objekt zu identifizieren. Dies geschieht typischerweise lokal im Knoten, indem das gemessene (meist akustische) Signal mit einem Referenzsignal verglichen wird. Etwas aufwändiger, aber dafür mit höherer Genauigkeit, kann der Objekttyp („Panzer“, „Transporter“, „Person“, etc.) in „leichter“ Kollaboration mit umliegenden Knoten, welche mit anderen Sensortypen ausgestattet sind, herausgefunden werden. Erweiterte Klassifizierungs- oder Identifizierungsalgorithmen können in [2] gefunden werden.

Nachdem die Identifizierung stattgefunden hat, muss das Objekt lokalisiert werden. Die Verfahren zur Lokalisierung sind meistens dieselben: Knoten in der näheren Umgebung des Objekts senden ihre Signalwerte an einen dedizierten, dynamisch gewählten Manager-Knoten. Dieser Manager-Knoten hat dann die Aufgabe, die genaue Position zu bestimmen, was auf verschiedene Weise

möglich ist. Sehr einfach und intuitiv ist, für die Position des Fahrzeugs einfach die Position des Knotens mit dem „stärksten“ Signalwert anzunehmen. In einem dicht verteilten Sensornetz ist diese Methode ausreichend und aufgrund der Einfachheit auch energiesparend. Für weit verstreute Sensornetze muss ein anderer Lösungsansatz gewählt werden, da diese Methode zu ungenau wäre. Es eignet sich die Berechnung eines linearen Problems (*Least Squares*), bei welchem die Ortskoordinaten des Objekts die unbekannt Parameter sind. Hier enthält die einzelne Gleichung des überbestimmten Gleichungssystems die Ausbreitungsgeschwindigkeit des Signals (zum Beispiel eine akustische Welle mit etwa 340 m/s). Akustische haben gegenüber seismischen Wellen den Vorteil einer relativ konstanten Ausbreitungsgeschwindigkeit, die nur von der Temperatur und der Luftfeuchtigkeit abhängig ist. Diese variieren in einem typischen Szenario nur wenig. Die Ausbreitungsgeschwindigkeit von seismischen Wellen hingegen ist nicht bekannt und hängt stark vom Medium ab, auf welchem sich die Wellen ausbreiten. Rayleigh-Oberflächenwellen können die 0.7- bis 15-fache Ausbreitungsgeschwindigkeit von akustischen Wellen haben. In den meisten praktischen Situationen ist die Ausbreitungsgeschwindigkeit extrem variabel, weshalb sich kein einfaches Modell – zum Beispiel basierend auf dem Mediumtyp (Kalkstein, Granit, Sandstein) oder den mechanischen Eigenschaften (Dichte, Struktur, etc.) – für die Schätzung der Ausbreitungsgeschwindigkeit ergibt [3].

Beide Methoden – die einfache Lokalisierung durch Annahme der Position des Knotens mit dem „stärksten“ Signalwert, sowie die komplexere Variante mit Lösung eines linearen Problems (*Least Squares*) – setzen natürlich

voraus, dass die Knoten ihre eigene Position kennen (beispielsweise durch manuelle Konfiguration, GPS oder eine für dynamische Sensornetze interessantere „Ad-hoc“-Methode, die aktuell stark erforscht und diskutiert werden). Selbstverständlich können auch andere Lokalisierungsmethoden in Betracht gezogen werden. In [3] findet man Methoden, welche die Lokalisierung mit Hilfe von *Beamforming* (eine Methode für die Geräuschquellentrennung) erörtern.

Sobald der Manager-Knoten genügend Informationen über die vergangenen Positionen des Objekts gesammelt hat, versucht er zu schätzen, wo sich das Objekt hinbewegen wird. An der *University of Wisconsin-Madison* wurde eine Programmbibliothek (*UW-CSP*) entwickelt, welche das Sensornetz zuerst in Regionen aufteilt [6]. Sobald sich ein Objekt in eine Region begibt, wird ein Knoten zum Manager gewählt, der, wie oben beschrieben, die Position zu bestimmen versucht. Die Schätzung über die weitere Bewegungsrichtung erlaubt es nun, die Region zu aktivieren, in welche sich das Objekt mit grösster Wahrscheinlichkeit begeben wird. In dieser Region wird wieder ein Manager-Knoten bestimmt, welcher die Informationen über den Typ des Objekts und vergangene Positionen vom aktuellen Manager-Knoten erhält. Unter *Tracking* wird meistens die Phase verstanden, in welcher Informationen über das Objekt im Netz weitergereicht werden, um die aktive Verfolgung des Objekts zu ermöglichen. Um die Informationen im Netz entlang der Bewegungsrichtung weiter zu leiten, wird auf einen geographischen Routing-Algorithmus zurückgegriffen (*UW-CSP* beispielsweise greift auf *UW-routing* zurück).

Target Tracking wird in den meisten Artikeln ähnlich beschrieben, ohne jedoch

genaue Algorithmen oder Implementationen anzugeben. Unter [1] und [3] wird vor allem auf den Aspekt der kollaborativen Lokalisierung durch Lösung linearer Gleichungen eingegangen. Zudem wird diskutiert, von welchen Knoten die Messwerte in Betracht gezogen werden sollen, um die Genauigkeit der Lokalisierung mit minimalem Kommunikationsaufwand zu verbessern [1].

Die Implementation der Autoren von [1] findet man unter dem Begriff *Information-Driven Sensor Query (IDSQ)*. Weitere Artikel und Arbeiten zu diesem Thema findet man im entsprechenden Literaturverzeichnis. *IDSQ* wurde in einem DARPA-Experiment im November 2001 erfolgreich getestet. 21 „Sensoria WINS NG“-Sensoren wurden verwendet, um Daten von Fahrzeugen zu sammeln. Detaillierte Resultate des Experiments können in [13] gefunden werden.

Viele weitere Forschungsgruppen arbeiten ebenfalls an Lösungen zum *Target Tracking*. Auch die Implementation *UW-CSP* von der *University of Wisconsin-Madison* wurde im November 2001 in einem DARPA-Experiment erfolgreich getestet. 70 WINS2.0-Sensoren von Sensoria Cooperation wurden eingesetzt, um militärische Fahrzeuge zu verfolgen. Resultate des Experiments können unter [14] gefunden werden.

Viele Forschungsgruppen haben sich auch damit beschäftigt, mehrere Objekte gleichzeitig zu verfolgen. Wenn die Objekte einen genügend grossen Abstand haben (sich beispielsweise in anderen Regionen befinden), können ähnliche Protokolle verwendet werden. Sobald sich die Objekte zu nahe kommen, treten jedoch zusätzliche Probleme auf, weshalb andere Methoden herangezogen werden müssen. Es geht dann darum, eine Identifikationsinformation eindeutig mit einem

Objekt zu verbinden. In [2] wird der Aspekt der *Multiple Targets* kurz beleuchtet und auf weitere Arbeiten verwiesen. Ähnliche Probleme treten aber auch beim *Target Counting* auf, welches als nächstes Beispiel dienen soll.

3 Target Counting

Target Counting ist ein weiteres Problem, das von Forschungsgruppen im Bereich des *Collaborative Signal and Information Processing* betrachtet wird. Beim *Target Counting* interessiert man sich nicht für die genaue Position, sondern nur für die Anzahl unterschiedlicher Objekte, die sich im Sensorgebiet befinden. Eine Anfrage an das Sensornetz könnte also beispielsweise lauten: "Wie viele Zebras befinden sich im Masai Mara Wildpark?". Naheliegender wäre nun, einfach die Auswertung des *Target Trackings (Multiple Targets)* zu verwenden, um diese Anfrage zu beantworten – die Anzahl unterschiedlicher Positionen entspricht ja gerade der Anzahl unterschiedlicher Objekte. Die aufwendige Lokalisierung, wie sie in weit verstreuten Sensorgebiet angewendet werden muss, wird für diese Anfrage jedoch gar nicht benötigt, weshalb man diese Berechnung und dadurch auch die benötigte Energie einsparen kann.

Dieses Problem wird in verschiedenen Artikeln beschrieben. Eine Idee [1] ist, zuerst einen initialen Zähler zu berechnen und diesen, sobald sich die Objekte bewegen, zu aktualisieren. Für jedes unterschiedliche Objekt wird ein *Leader* gewählt. Wenn sich ein Objekt bewegt, wird die *Leadership* weitergereicht. So ist es nur noch nötig, die Anzahl *Leader* im Netz zu bestimmen. Diese können beispielsweise in jedem Zeitintervall eine Nachricht an die Basis schicken, um sich als *Leader* zu melden.

Ein Problem ergibt sich, wenn zwei Objekte sehr nahe zueinander stehen. Es muss dann die räumliche Charakteristik des gemessenen Energiesignals ausgewertet werden. Konkret wird das *Target Counting* dann zu einem *Peak Counting* auf Signalebene [1].

In anderen Artikeln werden ähnliche Ideen besprochen (beispielsweise in [7]), doch konkrete Implementation oder Protokolle werden nicht angegeben. Die Forschungsgruppe um Feng Zhao hat ihre Implementation des *Target Countings* in einem Feldexperiment mit 25 MICA-Motes erfolgreich testen können. Für die gesamte Anwendung (*Leader Election* und Multi-Hop-Kommunikation an die Basis) wurden nur 10 kB Speicher pro Knoten benötigt.

4 Contour Tracking

Beim *Contour Tracking* interessiert man sich für die Kontur grosser Objekte, die ein Sensor alleine nicht überblicken kann. Ein Einsatzgebiet wäre beispielsweise die Konturbestimmung eines chemischen Gases, das sich in einem Sensorgebiet ausbreitet. Auch bei diesem Beispiel ist die genaue Position der Objekte irrelevant. Die Antwort der Anfrage für eine gegebene Signalstärke σ besteht aus einer Menge von Konturknoten, welche ein oder mehrere Objekte umschliessen. Innerhalb der Kontur messen alle Knoten eine Signalstärke grösser σ , ausserhalb der Kontur eine Signalstärke kleiner σ .

Ein relativ simpler und vollständig dezentraler Algorithmus kann hier verwendet werden [1]. Zur Setup-Zeit wird ein (künstliches) Gitter über das Sensornetz gelegt (zum Beispiel durch eine Delaunay-Triangulation). Zwei Knoten, die durch eine Kante verbunden sind, werden direkte Nachbarn genannt. Wenn nun eine Anfrage zu einer gegebenen

Signalstärke σ eintrifft, fragt jeder Knoten seine direkten Nachbarn, ob sie eine Signalstärke grösser σ messen. Wenn ein Knoten selber einen Wert grösser σ misst, und von mindestens einem seiner direkten Nachbarn die Antwort erhält, dass er einen tieferen Wert misst, weiss er, dass er ein Konturknoten ist. Die Konturknoten müssen sich dann nur noch bei der Basisstation melden.

In [1] wird zwischen *Contour Tracking* und *Shadow Edge Tracking* unterschieden. Beide Varianten haben zum Ziel, die Konturen so grosser Objekte zu bestimmen, dass kein einzelner Sensor die globale Information alleine aus seinen lokalen Messungen bestimmen kann. Die Konturbestimmung eines chemischen Gases fällt in diesem Artikel unter den Begriff des *Shadow Edge Tracking*. Es wird dort auch auf einen Artikel verwiesen, der dafür eine raffinierte und interessante Methode bereitstellt [9].

5 Distributed Compression

Zwei nahe beieinander gelegene Sensorknoten vom gleichen Typ (beispielsweise akustische Sensoren) in einem Sensornetz messen meist sehr stark korrelierte Signale. Aus diesem Grund weisen dichte Sensornetze typischerweise eine extrem hohe Redundanz in der Gesamtinformation der Rohdaten auf. Da die drahtlose Kommunikation in Sensornetzen der dominierende Faktor für den Energieverbrauch ist, möchte man die zu versendenden Daten so gut wie möglich komprimieren. Unter dem Namen *DISCUS (Distributed Source Coding Using Syndromes)* wurde ein Framework vorgeschlagen [4,12], welches zum Ziel hat, die Rohdaten in den Sensorknoten zu komprimieren, wobei jedoch keine (oder nur minimale) Kommunikation zwischen

den Sensoren stattfinden soll. Dürften benachbarte Knoten miteinander kommunizieren, wäre es relativ einfach möglich, die Redundanz zu entfernen: durch Informationsaustausch der Signalwerte zwischen benachbarten Knoten wüsste ein Knoten über den Wert beim Nachbarknoten Bescheid und müsste nur noch die „Differenz“ oder „Abweichung“ versenden. Da dadurch jedoch trotzdem sehr viele und grosse Nachrichten zwischen einzelnen Knoten ausgetauscht werden müssten, stellt sich die interessante Frage, ob die gleiche Kompression auch ohne Nachrichtenaustausch zwischen den Knoten erreicht werden kann. Oder genauer: Was ist der Verlust an der Kompressionseffizienz, wenn keine Kommunikation stattfinden darf?

Sollte die gegenseitige Wahrscheinlichkeitsverteilung $p(X,Y)$ zweier benachbarter Knoten X und Y , welche die Korrelationsstruktur zwischen den Messungen beschreibt, bekannt sein, ergibt sich erstaunlicherweise kein Effizienzverlust. Allerdings ist dies nur ein theoretisches Ergebnis, da mit asymptotischen Grenzen und Zufallskodierung aus der Informationstheorie argumentiert wird. *DISCUS* ist aber nicht an asymptotischen Grenzen und theoretischen Aussagen interessiert, sondern soll ein konkretes, praktisch einsetzbares Framework darstellen, welches eine Kompression nahe der theoretischen Grenzen erreichen soll.

Die Fragestellung soll anhand von diskreten Quellen konkretisiert und veranschaulicht werden. X und Y seien zwei korrelierte Zufallsvariablen (i.i.d) mit diskretem Alphabet. Ziel ist es, X verlustlos zu komprimieren, wobei angenommen wird, dass Y beim Decoder, aber nicht beim Encoder bekannt ist. Der Decoder soll dann X mit Hilfe des erhaltenen, komprimierten Bitstreams X'

und der Nebeninformation Y rekonstruieren können. Wäre Y auch beim Encoder bekannt, so wäre das Kompressionsproblem einfach gelöst: X könnte mit der theoretischen Rate der bedingten Entropie $H(X|Y)$ komprimiert werden ($H(X|Y)$ misst die Unsicherheit in X , gegeben Y). Was passiert nun, wenn Y nur beim Decoder bekannt ist? Erstaunlicherweise kann X trotzdem mit nur $H(X|Y)$ Bits beschrieben werden – also genau gleich, wie wenn der Encoder das Y kennen würde. Was dem Knoten X bekannt sein muss, ist „lediglich“ die gemeinsame Wahrscheinlichkeitsverteilung $p(X,Y)$ (als Information der Korrelation zwischen den beiden Quellen). Dies ist unter dem Kodierungstheorem von *Slepian-Wolf* bekannt (*Slepian und Wolf, 1973*).

Wie das funktioniert, soll an einem kleinen, einfachen Beispiel gezeigt werden. Nehmen wir an, X und Y seien binäre Zufallsvariablen mit der Länge 3. Die Korrelation der beiden Quellen soll nun die sein, dass die Hamming-Distanz zwischen X und Y maximal 1 beträgt – das heisst X und Y unterscheiden sich höchstens in einer Stelle. Ziel ist es nun, X so stark wie möglich verlustlos zu komprimieren.

Wenn Y dem Decoder und dem Encoder bekannt ist, ist das Problem sehr einfach zu lösen. Der Encoder muss dem Decoder nur die Information schicken, an welcher Stelle sich die beiden Zufallsvariablen unterscheiden (an keiner, an der ersten, zweiten oder dritten). Diese vier Werte können binär durchnummeriert werden und dafür werden nur 2 Bits benötigt. Es konnte also 1 Bit eingespart werden. Anders ausgedrückt: Die Unsicherheit über X gegeben Y ist nur 2 Bit ($H(X|Y) = 2$).

Was geschieht nun, wenn Y nur dem Decoder, nicht aber dem Encoder bekannt ist? Kann X trotzdem mit nur 2 Bits kodiert werden? Dies ist genauso einfach möglich! Weil der Decoder Y kennt, ist es Verschwendung, Bits dafür zu verwenden, um zwischen $X=000$ und $X=111$ zu unterscheiden. Dies deshalb, weil die Hamming-Distanz zwischen diesen beiden Wörtern 3 ist, wohingegen die Hamming-Distanz zu Y nur 1 sein darf. Der Decoder, der nun weiss, dass X entweder 000 oder 111 ist, kann eindeutig entscheiden, welches X nun tatsächlich eingetroffen ist, indem überprüft wird, welcher der beiden „näher“ bei Y liegt. Auf diese Art und Weise können weitere Mengen mit Hamming-Distanz 3 gebildet werden: $\{100, 011\}$, $\{010, 101\}$, $\{001, 110\}$. Diese vier Mengen (sogenannte *Cosets*) decken alle Werte ab, die X annehmen kann. Deshalb genügt es, einfach nur den Index der Menge zu schicken, in der sich X befindet. Dafür werden ebenfalls nur 2 Bits benötigt.

Für allgemeine Quellen (auch nicht diskrete, und sogar nicht kontinuierliche) wird dasselbe Grundprinzip angewandt: die Aufteilung aller Werte von X in Mengen (*Cosets*), so dass die minimale Distanz zwischen zwei Code-Vektoren „gross“ genug ist. Der Encoder spart Bits, indem er nur den Index des *Cosets* schickt, welches den Wert von X enthält. Der Decoder rekonstruiert X , indem das *Coset* durchsucht wird, dessen Index empfangen wird, so dass der Abstand zum Y -Wert „minimal“ ist – die richtige Metrik natürlich vorausgesetzt.

In der Praxis ist die Korrelation zwischen den Knoten natürlich nicht so einfach anzugeben wie im obigen Beispiel. Die Vorgehensweise ist dann in etwa die folgende: Y wird als eine verrauschte Version von X betrachtet – $Y = X + N$,

wobei N eine Zufallsvariable ist, welche das Rauschen beschreibt. In [4] wird ein Beispiel angegeben, wo X und N als Zufallsvariable mit Gauss-Verteilung und bekannter Varianz angenommen werden. Es wird dort auch auf einen Artikel verwiesen, der das Prinzip auf beliebige Zufallsvariablen erweitert.

6 Schlussfolgerung

Das Ziel dieser Arbeit war, eine Einführung in das Thema *Collaborative Signal and Information Processing* zu geben. Die ausgewählten Beispiele geben eine gute Übersicht und zeigen einen Querschnitt der Probleme, mit denen man sich aktuell in der noch jungen Forschungsdisziplin beschäftigt. Im Bereich der Signalverarbeitung wurde schon viel früher mit Sensoren gearbeitet, um riesige Mengen von Rohdaten in Sinn und Bedeutung umzuwandeln. Bei drahtlosen Sensornetzen kommen neu die Aspekte der Energieeinschränkung und der Latenz hinzu. Aus diesem Grund versucht man mit verteilten und dezentralen Algorithmen die benötigte Kommunikation einzuschränken. Grosse Fortschritte sind zu erwarten, wenn die geordneten Grundlagen aus den verteilten Algorithmen mit den Methoden der Signal- und Informationsverarbeitung noch stärker kombiniert werden.

So könnte die Vision des *Smart Dust* schon bald Wirklichkeit werden. Die besprochenen Beispiele zeigen aber zugleich, dass Militär und Überwachung Hauptanwendungsgebiete dieser Techniken werden können. Deshalb sollte sich jeder verantwortungsbewusste Forscher mit den ethisch moralischen Implikationen dieser Techniken auseinandersetzen.

Bibliographie

- [1] FENG ZHAO, JIE LIU, JUAN LIU, LEONIDAS GUIBAS und JAMES REICH: *Collaborative Signal and Information Processing: An Information Directed Approach*. In: *Proceedings of the IEEE*, 2003, noch nicht erschienen.
- [2] DAN LI, KERRY D. WONG, YU H. HU und AKBAR M. SAYEED: *Detection, Classification and Tracking of Targets in Distributed Sensor Networks*, University of Wisconsin-Madison.
- [3] JOE C. CHEN, KUNG YAO und RALPHA E. HUDSON: *Source Localization and Beamforming*, In: *IEEE Signal Processing Magazine*, März 2002.
- [4] S. SANDEEP PRADHAN, JULIUS KUSUMA und KANNAN RAMCHANDRAN: *Distributed Compression in a Dense Microsensor Network*, In: *IEEE Signal Processing Magazine*, März 2002.
- [5] SRI KUMAR, DAVID SHEPHERD und FENG ZHAO: *Collaborative Signal and Information Processing in Micro-Sensor Networks*, In: *IEEE Signal Processing Magazine*, März 2002, noch nicht erschienen.
- [6] PARAMESWARAN RAMANATHAN, KEWAL K. SALUJA und YU HEN HU: *Collaborative Sensor Signal Processing for Target Detection, Localization, and Tracking*, University of Wisconsin-Madison.

- [7] LEONIDAS J. GUIBAS: *Sensing, Tracking, and Reasoning with Relations*, Stanford University.
- [8] FENG ZHAO, XENOFON KOUTSOUKOS, HORST HAUSSECKER, JAMES REICH und PATRICK CHEUNG (Xerox Palo Alto Research Center); CLAUDIA PICARDI (Universita di Torino): *Distributed Monitoring of Hybrid Systems: A model-directed approach*.
- [9] JIE LIU, PATRICK CHEUNG, LEONIDAS GUIBAS und FENG ZHAO: *A Dual-Space Approach to Tracking and Sensor Management in Wireless Sensor Networks*, Palo Alto Research Center Technical Report P2002-10077, März 2002.
- [10] FENG ZHAO: *Smart Sensors: Collaborative Sensemaking, Anytime, Anywhere*, Vortrag, Xerox Palo Alto Research Center, April 2000, unter http://www2.parc.com/spl/members/zhao/talks/press_p.pdf
- [11] FENG ZHAO: *Introduction to Collaborative Signal Processing*, Vortrag, Xerox Palo Alto Research Center, Januar 2001, unter <http://www2.parc.com/spl/projects/cosense/csp/slides/Zhao.pdf>
- [12] K. RAMCHANDRAN, K. PISTER, M. JORDAN, J. MALIK, V. ANANTHARAM, L. DOHERTY, J. HILL, J. KUSUMA, W. LEVEN, A. NG, S. PRADHAN, R. SZEWCZYK und J. YEH: *DISCUS: Distributed Compression for Sensor Networks*, Vortrag, BASiCS Group, University of California at Berkeley, unter <http://www2.parc.com/spl/projects/cosense/csp/slides/Ramchandran.pdf>
- [13] JIE LIU, JAMES REICH und FENG ZHAO: *Collaborative In-Network Processing for Target Tracking*, In: *Journal of Applied Signal Processing*, April 2003.
- [14] <http://www.ece.wisc.edu/~sensit>