

Algoritmos de Sensores em Consenso aplicados ao sensoramento e monitoramento de ambientes

Rogério Esteves Salustiano
Carlos Alberto dos Reis Filho

Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP/FEEC
Caixa Postal 6101 – 13.083-852 - Campinas - SP, Brasil
{rsalusti, carlos_reis}@lpm.fee.unicamp.br

Abstract. The use of more than one sensor to obtain a certain data of an environment is a common practice in order to improve the quality of the desired data and the assurance of the system. The combination process of data from multiple sensors of the same nature and also of different nature is called Sensor Fusion. Among the algorithms that aim to combine data of the same nature, the Consensus Sensors Algorithms is a kind of competitive fusion that generates a data of the same nature of the original signals, but that represents better the set of signals. This paper describes some Consensus Sensors Algorithms and makes a comparison among them.

Palavras-chave: sensor fusion, consensus sensor, multisensor, redundant data processing, fusão de sensores, sensores em consenso, múltiplos sensores, processamento de dados redundantes.

1. Introdução

A utilização de sensores no monitoramento de ambientes e no controle de sistemas vem crescendo a cada dia. Em busca do aumento da confiabilidade e da integridade dos dados sensorizados, a utilização de mais de um sensor é frequentemente realizada.

O processo de combinação dos dados provenientes de múltiplos sensores de mesma natureza ou de naturezas diferentes é denominado **Fusão de Sensores** (*Sensor Fusion*). Seu principal objetivo é aumentar a qualidade dos dados dos sensores (temperatura, umidade, imagens, etc.) através da sua combinação e reduzindo, assim, as falhas de interpretação e tomadas de decisão nos sistemas.

A utilização de sensores de mesma natureza operando de forma redundante permite a constatação de sensores ou canais de comunicação defeituosos e permitem ao sistema de monitoramento obter um valor consensual das medidas realizadas pelos sensores.

Os algoritmos de **Sensores em Consenso** objetivam realizar essa fusão de dados. O comportamento de cinco algoritmos pertencentes a essa classe foram analisados: Critério de Chauvenet, Concordância Aproximada, Concordância Inexata (FCA e CCA), Fusão de Dados Contraditórios e Algoritmo Híbrido. Cada algoritmo trata o problema da combinação de dados de mesma natureza de forma particular e a escolha de um dos algoritmos depende do objetivo da aplicação assim como das características dos sensores utilizados.

2. Fusão de Sensores

A Fusão de Sensores refere-se ao processo que autonomamente reúne e combina as observações de múltiplos sensores de mesma natureza ou de naturezas diferentes com o objetivo de fornecer aos sistemas de controle e monitoramento uma melhor percepção do ambiente, ou seja, dados e informações mais refinadas.

As vantagens no uso da Fusão de Sensores são inúmeras, destacando as seguintes: **tolerância a falha** (mesmo que alguns sensores falhem, o dado obtido pelos elementos sensores que não falharam continuam fornecendo dados similares), **confiabilidade** (a medição de um sensor é confirmada pela medição de outros sensores), **sinergia** (os dados de um único sensor podem ser insuficientes ou incompletos, mas sensores complementares podem ser

utilizados para gerar suposições que seriam impossíveis de serem feitas com a utilização de apenas um elemento sensor), **redução na ambigüidade e na incerteza** (a combinação de dados reduz a ambigüidade na interpretação do valor medido, sendo que valores dispersos dentro do conjunto de medidas podem ser descartados diante algum critério adotado), **expansão da cobertura espacial e temporal** (enquanto alguns sensores fazem a tarefa de obter dados do ambiente, outros podem executar suas tarefas internas de preparo para a obtenção de dados, cobrirem outras áreas do ambiente ou preencherem escalas de tempo de leitura que seriam impossíveis de serem preenchidas com as limitações dos sensores empregados), **robustez contra interferência** (a utilização de diversos sensores que atuam em diferentes faixas do espectro de energia permitem que o sistema fique mais imune à interferências específicas), **aumento da resolução** (quando múltiplas medidas independentes da mesma propriedade são fundidas, a resolução do valor resultante é melhor do que a resolução da medida de um único sensor) e **custo** (a utilização de diversos sensores pode ser menos custosa em termos de tempo de processamento, recursos computacionais e materiais, além de poder haver uma substituição de um sensor de alta exatidão e custo elevado por vários sensores de menor custo nos casos onde a perda na exatidão seja tolerada; em contrapartida haverá aumento da precisão).

As configurações dos sensores podem ser divididas em três categorias, segundo Brooks (1998). **Sensores complementares** são aqueles que dependem diretamente um do outro, mas podem ser combinados de maneira a fornecer um diagnóstico mais completo do fenômeno que está sendo observado. **Sensores competitivos** (ou redundantes) são aqueles que captam médias independentes da mesma propriedade, visando principalmente a robustez e confiabilidade do sistema. **Sensores cooperativos** são aqueles que atuam de forma conjunta com o objetivo de derivar informações que seriam impossíveis de serem obtidas por apenas um sensor.

Segundo Brooks (1998), a categoria mais difícil para se realizar a fusão dos dados é a competitiva. Devido à redundância dos dados, aparecem inconsistências entre as leituras dos sensores e o sistema deve evitar realizar suposições incertas baseado na coincidência da similaridade dos dados. Quando a combinação dos dados é realizada de forma apropriada, a fusão dos dados redundantes aumenta a robustez do sistema, mas se feita incorretamente ou sem critérios bem elaborados e com objetivos definidos, a fusão dos dados competitivos pode ter conseqüências desastrosas.

3. Algoritmos de Sensores em Consenso

Os algoritmos de Sensores em Consenso (ou algoritmos de Concordância de Dados) pertencem ao nível de fusão de sinais, segundo a classificação de Luo e Kay (1990 e 1995). Essa classificação leva em conta a similaridade dos dados a serem combinados: **fusão em nível de sinal** (fusão de sinais de um grupo de sensores de mesma natureza), **fusão em nível de pixel** (fusão associada à melhora de cada *pixel* de uma imagem resultante da associação de múltiplas imagens), **fusão em nível de característica** (extração de feições, similaridades, padrões ou aspectos em destaque a partir dos dados dos sensores) e **fusão em nível de símbolo** (fusão de sensores de natureza diferente que permite a tomada de decisão de forma precisa em sistemas de monitoramento e controle; trata-se do nível de maior abstração dentro do sistema).

O problema que se deseja solucionar através dos algoritmos de Sensores em Consenso pode ser enunciado da seguinte forma: *Dado um conjunto de medidas de uma mesma grandeza física obtidas por sensores de tecnologias e exatidões possivelmente diferentes, busca-se um valor consensual, qualitativamente melhor que as medidas isoladas, de forma que esse valor represente a grandeza física medida no ambiente. Se alguma medida for*

descartada na computação do valor concordante, o sensor que obteve a medida deve ser identificado, pois há indícios dele estar com problemas no seu funcionamento ou no canal de comunicação.

A partir da definição do problema, dois aspectos devem ser especificados: o que é um valor consensual qualitativamente melhor e qual o critério utilizado para indiciar um dado como discordante do conjunto.

A melhora qualitativa de um dado leva em consideração dois parâmetros quando se realizam medições através de sensores. O primeiro parâmetro é exatidão (*accuracy*) do sensor, que pode ser definido como a diferença entre a medida efetuada da variável sensoriada e o seu valor real, estando, portanto, relacionada à verdade da medida. O segundo parâmetro é a precisão de uma medida, sendo definida como a máxima distância encontrada entre duas medidas dentro de um conjunto de medidas de uma mesma variável. Quanto menor a diferença entre as medidas, melhor é a sua precisão.

A rejeição de dados, ou retirada do dado discordante de um conjunto de medidas (problema conhecido como recusa de dados contraditórios) ainda é uma questão muito controversa, segundo Taylor (1997).

Uma medição legítima de certa variável sempre desvia naturalmente, dentro de certos limites, do valor real, segundo Bussab (1987), Lehmann (1997) e Taylor (1997). Entretanto, é improvável acontecer uma discrepância muito grande em um conjunto de medidas de mesma natureza por elementos sensores destinados à medição de uma mesma variável do mundo real dentro de um mesmo contexto (condições ambientais, espaciais e/ou temporais). A pergunta que deve ser feita é “quando” um dado pode ser rejeitado dentro de um conjunto de medidas. Alguns cientistas acreditam que um dado nunca deve ser descartado sem que haja evidências externas que a medição esteja incorreta. Quando um sistema não está projetado para detectar e indicar a falha de seus componentes, algum critério deve ser aplicado a fim de justificar a retirada do valor anômalo do conjunto.

Os algoritmos de Sensores em Consenso, cada um a sua maneira, buscam resolver o problema de concordância (pela exatidão, pela precisão ou segundo algum modelo estatístico) e o descarte de dados. Foram analisados os seguintes algoritmos: o **Critério de Chauvenet** descrito por Taylor (1997), o algoritmo de **Concordância Aproximada** proposto por Dolev (1985), o algoritmo de **Concordância Inexata FCA** proposto por Mahaney (1985), algoritmo de **Concordância Inexata CCA** elaborado por Dolev (1981), o algoritmo de **Fusão de Dados Contraditórios** proposto por Jayaumha (1994) e o algoritmo **Híbrido** proposto por Brook (1998).

O Critério de Chauvenet considera que as medidas realizadas pelos sensores se enquadram no modelo da Distribuição Normal (Distribuição Gaussiana). A partir desse pré-suposto, o critério verifica se cada medida tem uma probabilidade maior ou igual a 50% de se enquadrar no modelo. Caso isso seja verdade, o critério considera a medida; caso contrário, a medida é descartada. Com a exclusão das medidas consideradas “ruins” pelo critério, somente as restantes devem ser consideradas no cálculo da média aritmética, que representará a combinação dos dados do conjunto inicial de medidas.

O algoritmo de Concordância Aproximada ordena os valores dos sensores e elimina a terça parte superior e a terça parte inferior, isto é, o algoritmo divide os valores ordenados em três conjuntos de mesmo tamanho e descarta os conjuntos que contém os maiores e os menores valores. O resultado do algoritmo é a média aritmética aplicada aos valores da terça parte com os valores intermediários. O descarte desses valores não indica que os sensores estão falhos, por isso esse algoritmo não pode ser utilizado para a constatação de falhas nos sensores ou no sistema de comunicação.

O algoritmo de Concordância Inexata leva em consideração a exatidão dos sensores. Para cada medida do conjunto, se o intervalo de exatidão da medida não pertencer a outros $(N/2)+1$ intervalos de exatidão de outras medidas, onde N é o número de medidas do conjunto, ela é considerada “suspeita” de discordar das demais. A implementação conhecida como FCA (*Fast Convergence Algorithm*) substitui os valores suspeitos pela média aritmética aplicada a todos os valores do conjunto original de medidas, enquanto que a implementação CCA (*Crusaders Convergence Algorithm*) simplesmente elimina os valores do conjunto. O resultado final, assim como o algoritmo de Concordância Aproximada, é a média aritmética dos valores resultantes após exclusão ou eliminação dos discordantes.

A **Figura 1** ilustra de forma gráfica o algoritmo de Concordância Inexata.

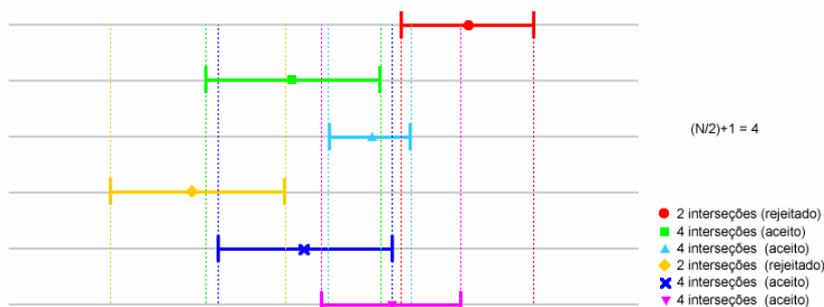


Figura 1 – Visualização gráfica do algoritmo de Concordância Inexata.

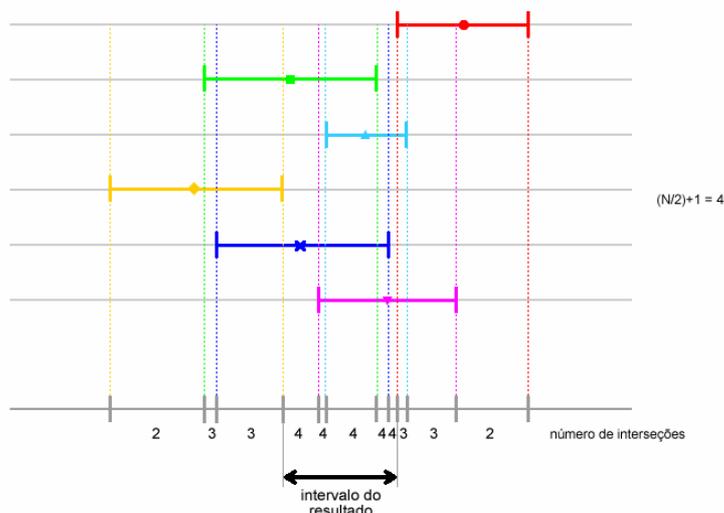


Figura 2 – Visualização gráfica do algoritmo de Fusão de Dados Contraditórios.

O algoritmo de Fusão de Dados Contraditórios, também conhecido como algoritmo da Média Tolerante a Falha, difere dos demais algoritmos pois o seu resultado não é um conjunto de valores ao qual a média aritmética pode ser aplicada. O resultado do algoritmo de Fusão de Dados Contraditórios é um intervalo de valores. O primeiro passo do algoritmo é criar um conjunto que contenha os valores máximos e mínimos de cada medida considerando suas exatidões. Esse conjunto deve ser ordenado e valores repetidos devem ser eliminados. Para cada elemento desse novo conjunto são criados intervalos considerando os valores ordenados. O próximo passo é verificar quantas interseções existem entre esses intervalos criados e os intervalos de exatidão de cada medida efetuada pelos sensores. Se o intervalo criado registrar mais do que $(N/2)+1$ interseções com os intervalos das medidas, onde N é o número de medidas, os valores extremos do intervalo criado devem ser adicionados a um conjunto final que deverá ser ordenado no final do procedimento. O resultado final do algoritmo é o

intervalo criado pelo valor máximo e mínimo desse último conjunto, podendo-se realizar a média aritmética desses dois valores e obter um único valor com exatidão determinada. A **Figura 2** ilustra de forma gráfica o algoritmo de Fusão de Dados Contraditórios.

A computação do algoritmo Híbrido é similar à realizada no algoritmo de Fusão de Dados Contraditórios, mas o resultado não é um intervalo de valores e sim um único valor que é resultado do cálculo da média ponderada aplicada à média dos valores extremos dos intervalos criados pelo algoritmo de Fusão de Dados Contraditórios que interceptam mais do que $(N/2)+1$ intervalos de exatidões das medidas realizadas pelos sensores, ponderadas pelo número de interseções ocorridas em cada intervalo.

4. Experimento e Resultados

Com o objetivo de testar os algoritmos de Sensores de Consenso e obter uma visão mais detalhada de suas performances na presença e na ausência de sensores falhos, dez sensores de temperatura (LM35D¹) foram colocados dentro de uma câmara climática e a temperatura foi programada para variar de 10 a 60°C (exatidão de $\pm 2^\circ\text{C}$), estabilizando durante 20 minutos em intervalos de 5°C. Foram realizadas duas baterias de medidas: uma com os dez sensores de temperatura operando corretamente e uma com um dos sensores (S5) apresentando falhas. A falha no sensor S5 foi introduzida experimentalmente deixando o dispositivo sensor mal conectado à placa na qual os sensores estavam fixados. Dessa forma, a vibração da câmara climática auxiliada pela conexão incorreta do sensor permitiu que as leituras do sensor de temperatura S5 discordassem de forma grosseira das demais temperaturas registradas pelos outros sensores.

A primeira análise feita foi a do comportamento do algoritmo Híbrido. Seu resultado é muito próximo ao da Média Aritmética, quando não há sensores falhos. Mas existem alguns pontos onde há uma diferença considerável entre os resultados desses dois algoritmos.

Algumas medidas obtidas pelos sensores foram coincidentes, fazendo com que o algoritmo Híbrido aproximasse o seu resultado dessas medidas (**Figura 3**). No caso das medições 5 e 6, os sensores S1 e S7 concordaram com a mesma medida (20,79°C na medição 5 e 20,81°C na medição 6) e os sensores S9 e S10 também concordaram entre si (20,45°C na medição 5 e 20,49°C na medição 6).

Esse comportamento do algoritmo Híbrido se justifica porque os sensores utilizados possuem a mesma exatidão ($\pm 2^\circ\text{C}$). Como algumas medidas registradas coincidiram, os intervalos gerados pelos extremos dessas medidas também coincidiram, diminuindo o número total de intervalos no algoritmo, concentrando as interseções nesses intervalos.

As coincidências de valores nas medições 3 (S4 e S5 com temperatura de 19,89°C) e 7 (S1 e S7 com temperatura de 20,84°C) não foram suficientes para deslocar o valor obtido pelo algoritmo Híbrido de forma abrupta em relação à Média Aritmética. Contudo, se o número de sensores utilizados for menor, a quantidade de intervalos criados no algoritmo será menor. Conseqüentemente,

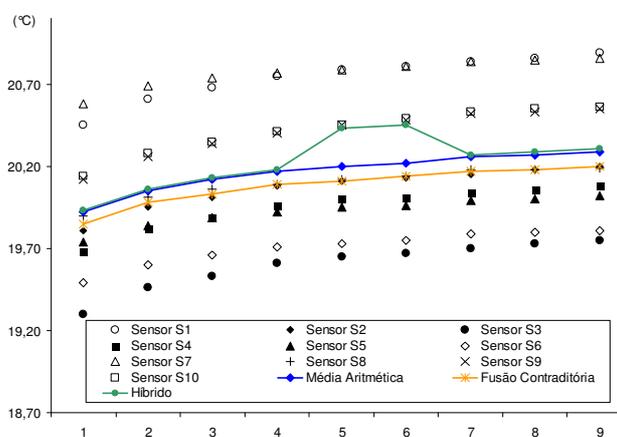


Figura 3 – Comportamento do algoritmo Híbrido

¹ <http://www.national.com/ds/LM/LM35.pdf>

a influência das coincidências entre valores medidos será maior no resultado.

O algoritmo de Fusão Contraditória também apresenta comportamento semelhante ao algoritmo da Média Aritmética no caso de não ocorrerem sensores falhos. A diferença entre eles está que o algoritmo de Fusão Contraditória leva em consideração a proximidade dos valores obtidos pelos sensores, dando maior “peso” às regiões onde há maior concentração. A Média Aritmética não faz esse tipo de análise.

Os demais algoritmos (FCA, CCA, Critério de Chauvenet e Concordância Aproximada) não apresentaram nenhuma característica importante que poderia ser aproveitada de alguma forma no cenário em que todos os sensores estão em perfeito funcionamento. O Critério de Chauvenet não descartou praticamente nenhum valor registrado pelos sensores. Os algoritmos FCA e CCA não apresentaram nenhuma diferença substancial em relação à Média Aritmética e o algoritmo de Concordância Aproximada revelou ligeiro afastamento da Média Aritmética por sempre eliminar os valores dos extremos.

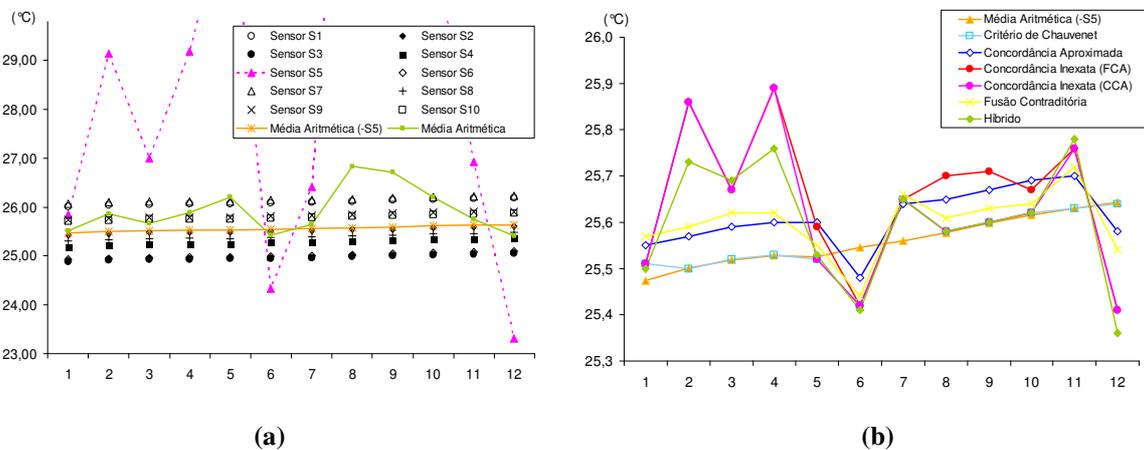


Figura 4 – Presença do sensor falho S5: (a) Influência na Média Aritmética. (b) Resultado dos algoritmos de Sensores em Consenso.

Os gráficos da **Figura 4** ilustram os valores dos sensores e resultados do experimento no qual foi introduzido o sensor falho (S5).

As medições 5, 8 e 9 (**Figura 4a**) obtiveram um valor para a Média Aritmética fora da faixa determinada pelas medidas mínima e máxima. As características dessa técnica estatística podem ser utilizadas como critério de consenso das medidas quando não há valores discordantes, mas na presença deles a utilização da Média Aritmética se torna imprópria.

O gráfico da **Figura 4b** ilustra o resultado dos algoritmos de Sensores em Consenso na presença do sensor falho S5. Observa-se que todos os algoritmos obtiveram resultados entre aproximadamente 25,3 e 26,0°C. Pelo gráfico da **Figura 4a** verifica-se que os resultados estão dentro da faixa esperada (entre o maior e menor valor de temperatura obtido pelos sensores).

Apesar de cada algoritmo ter obtido um valor diferente dentro da faixa esperada, o Critério de Chauvenet eliminou os valores do sensor falho de forma a coincidir em diversos pontos com o resultado da Média Aritmética calculada excluindo o valor do sensor S5. O Critério de Chauvenet só não realiza essa coincidência quando o valor do sensor falho coincidentemente é registrado próximo aos valores dos sensores corretos, pois, nesse caso, o valor do sensor falho não fica fora da distribuição normal.

Da mesma forma, os algoritmos de Concordância Aproximada e Fusão Contraditória aplicados no cenário onde o sensor S5 apresenta falhas apresentam “saltos” quando o sensor falho obteve valores próximos aos valores registrados pelos outros sensores.

5. Conclusões

O objetivo dos algoritmos de Sensores em Consenso é atingir um valor consensual que deve estar dentro da faixa de valores limitada pela menor e pela maior medida obtida pelos sensores corretos, isto é, desconsiderando os valores considerados discordantes de acordo com a estratégia de cada algoritmo. Todos algoritmos testados apresentaram essa característica.

A escolha de um dos algoritmos depende do objetivo da aplicação. O Critério de Chauvenet é a melhor opção quando o objetivo é aproximar o valor obtido pela execução do algoritmo com a média aritmética em ambientes que contenham sensores falhos (a não ser quando o valor registrado pelo sensor falho coincidentemente fica próximo aos demais valores).

Apesar de todos algoritmos eliminarem os valores discordantes, os algoritmos de Fusão de Dados Contraditórios e o Híbrido foram os que apresentaram soluções que proporcionam maior concordância entre os dados. Enquanto o algoritmo de Fusão de Dados Contraditórios aumenta a precisão em detrimento da exatidão, o algoritmo Híbrido realiza o oposto (desconsiderando o seu comportamento anômalo discutido na seção 4), ou seja, aumenta a exatidão em detrimento da precisão.

Os algoritmos de Concordância Aproximada e os de Concordância Inexata (FCA e CCA) são os que menos necessitam recursos computacionais, sendo indicados para sistemas com pouca memória ou capacidade de processamento limitada.

Referências

- Dolev, Danny **The Byzantine Generals Strike Again**. Stanford: National Science Foundation, 1981.
- Dolev, Danny et al. Reaching Approximate Agreement in the Presence of Faults. **Journal of the Association of Computing Machinery**, p. 499-516. jul. 1986.
- Elmenreich, Wilfried. **Sensor Fusion in Time-Triggered Systems**. 2002. 157 p. Doutorado – Institut Für Technische Informatik, Wien. 2002.
- Brooks, R. R.; Iyengar, S. S. **Multi-Sensor Fusion: Fundamentals and Applications with Software**. New Jersey: Prentice Hall, 1988.
- Bussab, Wilson O.; Morettin, Pedro A. **Estatística Básica: Métodos Quantitativos**. São Paulo: Editora Atual, 1987. 321 p.
- Joshi, Rajive; Sanderson, Arthur C. **Multisensor Fusion: A minimal representation framework**. Singapore: World Scientific Publishing Co., 1999. 315 p.
- Lehmann, Kevin. **Rejection of Data**. New Jersey: Department of Chemistry, Princeton University, 1997.
- Luo, Ren C.; Kay, Michael G. A Tutorial on Multisensor Integration and Fusion. In: IECON'90, 1990, Raleigh. **16th Annual Conference of IEEE**. Pacific Grove: IEEE, 1990. p. 707-722.
- Luo, Ren C.; Kay, Michael G. **Multisensor Integration and Fusion for Intelligent Machines and Systems**. Norwood: Ablex Publishing Corporation, 1995. 688 p.
- Jayaumha, D. N. Fault Tolerance in a Multisensor Environment. **Proceedings of the 13th Symposium on Reliable Distributed Systems**, IEEE, 1994.
- Mahaney, Stephen; Schneider, Fred B. **Inexact Agreement: Accuracy, Precision and Graceful Degradation**. In: Symposium on Principles of Distributed Computing, 1985, p. 237-249.
- Salustiano, R. E. **Aplicação de Técnicas de Fusão de Sensores no Monitoramento de Ambientes**. 2006. 162 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Universidade Estadual de Campinas, Campinas. 2006.
- Taylor, John R. **An Introduction to Error Analysis: The Study of Uncertainties in Physical Measurements**. 2. ed. California: university Science Books, 1997. 327 p.