

スマートセンサを用いた構造ヘルスマニタリングへ向けた効率的なデータ集約

東京大学大学院	正会員	○長山 智則
東京大学大学院	フェロー	藤野 陽三
イリノイ大学		B.F. Spencer, Jr.

1. はじめに

無線通信と演算処理能力を有するスマートセンサは、密な計測とデータ処理、それに基づく判断を可能とし、構造振動モニタリングに適用できれば、実構造物の詳細な状態・性能把握を具現すると期待される。しかしながら、構造ヘルスマニタリングに用いられるデータ量は膨大であり、限られた通信速度のスマートセンサでは、データ集約は容易でない。計測データをそのまま転送するには長時間を要し、また大きなエネルギー消費を伴う。バッテリー駆動のスマートセンサが利用可能なエネルギーは限られている。60 ほどのノードから計測データを集めるために 12 時間を要した例も報告されている。そこで、計測から得られた情報を効率よく転送することが重要となる。アプリケーション固有の知識を用いて、効率的にデータ集約を行う方法を考える¹⁾。

2. モデルに基づいた効率的なデータ集約

常時微動計測では、その解析にあたり、線形時不変のモデルを仮定し、自己相関関数、相互相関関数がしばしば利用される。入力外力が不明でもそれがランダム白色雑音とみなせる場合には、相関関数は自由振動応答と同じ方程式を満たす。また、相関関数に基づいた解析は土木構造物のモニタリングのみならず、広く用いられている。相互相関関数の推定を、データ集約の過程に融合し、効率的に情報を集めることを提案する。

2.1. モデルの考察

自己相関関数、相互相関関数はそれぞれパワースペクトル密度関数、クロススペクトル密度関数の推定値を逆フーリエ変換して求められることが多い。スペクトル密度関数は有限長のデータから、次式を用いて推定される。

$$\hat{G}_{xy}(\omega) = \frac{1}{n_d T} \sum_{i=1}^{n_d} X_i^*(\omega) Y_i(\omega) \quad (1)$$

ここで、 $\hat{G}_{xy}(\omega)$ は 2 つの定常ガウジアン白色ランダムプロセス $x(t)$ および $y(t)$ 間のクロススペクトル密度関数 $G_{xy}(\omega)$ の推定量、 $X(\omega)$ 、 $Y(\omega)$ はそれぞれ $x(t)$ および $y(t)$ のフーリエ変換、 $*$ は複素共役を表す。 T はサンプル $x_i(t)$ および $y_i(t)$ の時間長さ、 n_d はサンプル数である。このようにして推定されたスペクトル密度関数は逆フーリエ変換を用いて相関関数に変換される。サンプル平均をとることで推定誤差を減少させることができる。 n_d として 10 から 20 ほどの値をとることが多い。

2.2. モデルに基づいたデータ集約

クロススペクトル密度関数の推定は 2 系列のデータに対し適用され、これらが 2 つの異なるノードのデータである場合、1 つのノードはその計測データを他方のノードに転送する必要がある。ここでは、基地局に全てのデータを集めスペクトル密度関数を推定するスキームと、データを分散処理しスペクトル密度関数を推定するスキームを説明する。

相関関数を中央集約的に推定するスキームを図 1 に示す。ノード 1 はレファレンスセンサであり、このデータ系列と他のデータ系列との相互相関関数を推定する。ノード 1 を含め n_s 個のノードが構造振動を計測し、それぞれがデータをノード 1 に転送する。計測、データ転送は n_d 回繰り返される。サンプル平均をとった後に、逆フーリエ変換が施され、相関関数推定値が得られる。全てのデータ処理はレファレンスノードで行われる。高速フーリエ変換に使われる離散データ長を N 個、簡略化のためオーバーラップを 0% とするとネットワークを通して送信されるべきデータ数は $N \cdot n_d \cdot (n_s - 1)$ である。

キーワード スマートセンサ、データ集約、振動計測、構造ヘルスマニタリング

連絡先 〒113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1 東京大学大学院工学系研究科社会基盤学専攻 TEL 03-5841-6144

データを分散処理し相関関数を推定するスキームを図2に示す。各ノードが有する計算能力を利用し、データ転送量を抑制する。各ノードが時間 T の計測を終えた後、レファレンスノードは自らの計測データを他ノードにマルチキャストする。各ノードは、受信したレファレンスデータと自らの計測データにフーリエ変換を施し、それらの積を計算する。このプロセスを n_d 回繰り返し、式(1)により、スペクトル密度関数が推定される。最後に逆フーリエ変換により相関関数を推定し、レファレンスノードに送信する。後に続くERA等のモード解析は、相関関数の一部のみを使い、必要となるデータ数は最大でも $N/2$ 個である。したがって、送信されるべきデータ数は $N \cdot n_d + N \cdot (n_s - 1)/2$ である。

ノード数が増えるに従い、分散型のスキームが送信データ量の点から有利になる。この送信データ量は $O(N(n_d + n_s))$ であるのに対し、中央集約型のスキームでは $O(N \cdot n_d \cdot n_s)$ のデータ転送が必要になる。分散型の推定は送信量を抑えるとともに、センサネットワーク内の計算資源を有効利用している。

以上の議論では、全ノードがレファレンスノードから1ホップ内にあると仮定している。本仮定は必ずしも成立しない。しかし、Gao²⁾の提案した分散処理ストラテジーでは、近隣ノードが形成するクラスタ内でデータ処理される。各クラスタ内では全ノードが1ホップ内にあるという仮定は妥当である。また、マルチホップ環境下でも、レファレンス信号をマルチキャストする分散処理のアプローチが利用できると考えられる。

3. 実験による検証

トラス構造模型に6つのImote2を設置し、ランダム加振下で鉛直加速度応答を同期計測し、モデルに基づいた効率的なデータ集約を利用して相互相関関数を推定した。推定された相互相関関数をフーリエ変換したクロススペクトルを図3に示す。クロススペクトルには振動モードと考えられる明瞭なピークが確認できる。なお、計算精度検証のため、相関関数だけでなく、計測されたデータも基地局経由でPCに収集している。Matlab上でも同じ計測データから相互相関関数を推定し、Imote2の計算結果とdouble型の精度で数値的に等しいことを確認している。

4. 結論

スマートセンサによる振動計測を利用した構造ヘルスマモニタリングの実現に向けて、膨大な計測データの集約を効率的に行う方法を提案した。スマートセンサの情報処理能力を利用して、構造ヘルスマモニタリングに必要となるデータ処理を、データ集約の過程に融合し、送信データ量を抑えることができる。実構造物への適用に向けて、マルチホップ通信環境下への本アプローチの適用についてさらなる検討が必要である。

参考文献

- 1) Nagayama, T. and B.F. Spencer, Jr. "Structural health monitoring using smart sensors," Newmark Structural Engineering Laboratory Report Series 001, <http://hdl.handle.net/2142/3521>, 2007.
- 2) Gao, Y. "Structural health monitoring strategies for smart sensor networks," Ph.D. Dissertation, イリノイ大学アーバナシャンペーン校, 2005.

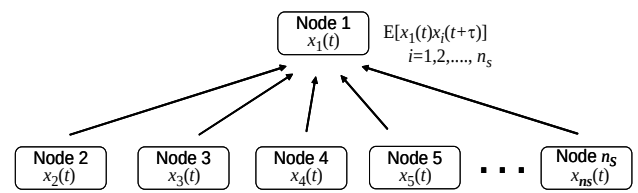


図1 中央集約型相関関数推定

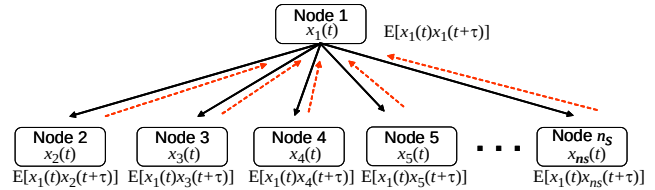


図2 分散型相関関数推定

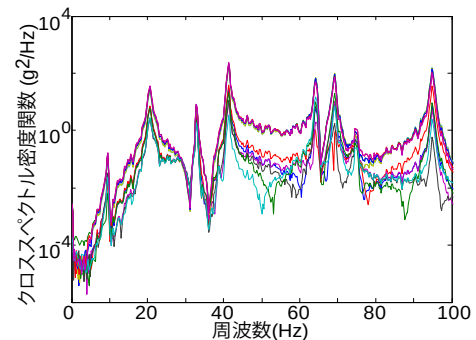


図3 トラス模型の加速度応答クロススペクトルの推定