

ニューラルネットワークを用いたFBGセンサによる歪み計測：誤差逆伝搬法によるシミュレーション

その他（別言語等）のタイトル	Strain Measurement Using FBG Sensors bu Neural Networks : Numerical Simulation by Back Propagation Method
著者	齋藤 大介, 佐藤 信也, 今井 正明
雑誌名	室蘭工業大学紀要
巻	52
ページ	141-147
発行年	2002-11-30
URL	http://hdl.handle.net/10258/104

ニューラルネットワークを用いたFBGセンサによる歪み計測：誤差逆伝搬法によるシミュレーション

その他（別言語等）のタイトル	Strain Measurement Using FBG Sensors bu Neural Networks : Numerical Simulation by Back Propagation Method
著者	齋藤 大介, 佐藤 信也, 今井 正明
雑誌名	室蘭工業大学紀要
巻	52
ページ	141-147
発行年	2002-11-30
URL	http://hdl.handle.net/10258/104

ニューラルネットワークを用いたFBGセンサによる歪み計測 —誤差逆伝搬法によるシミュレーション—

齋藤 大介*¹, 佐藤 信也*¹, 今井 正明*¹

Strain Measurement Using FBG Sensors by Neural Networks —Numerical Simulation by Back Propagation Method—

Daisuke SAITO, Shinya SATO and Masaaki IMAI

(原稿受付日 平成14年5月7日 論文受理日 平成14年8月30日)

Abstract

Recently, a variety of sensors using optical fibers have been studied intensively since these sensors offer a compact, robust, lightweight and potentially low cost solution. In this paper, we concentrate on strain sensors using fiber Bragg grating (FBG) because FBG sensors have proven to be useful for monitoring structural strains (elongation). However, most of the FBG sensors reported so far employ a spectrum analyzer that is usually expensive. We propose here a low cost FBG sensor utilizing artificial neural networks that is used to learn the mapping relation between strains and normalized transmission power spectrum. Numerical simulation based on a back propagation method demonstrates that the FBG sensors with neural networks are useful for the measurements of the strain.

Keywords: Fiber Bragg grating, Optical fiber sensors, Strain measurement, Neural networks, Numerical simulation

1 はじめに

近年、光ファイバを各種センサに用いることが盛んに研究され、光ファイバを用いたセンサデバイスが注目されている。光ファイバセンサデバイスは、従来の電子式センサと比較して耐電磁誘導性、防爆性、耐腐食性に優れ、小型、軽量である等の多くの利点を持つ⁽¹⁾⁽²⁾。

本研究では、Fiber Bragg Grating (FBG)センサによる歪み計測について検討する。FBGは、光ファイバを伝搬する特定波長の光を選択的に阻止ある

いは反射する機能を有している。この特定波長(ブラッグ反射波長)が外界の歪み、温度によりわずかに変化する性質を利用して歪みや温度の計測を行う⁽³⁾⁽⁴⁾。従来のFBGセンサによる歪み計測では、計測機器として光スペクトルアナライザや波長計が必要である⁽⁵⁾。そこで、本研究ではニューラルネットワークの手法のひとつである誤差逆伝搬法を用いることによってこれらの機器を必要とせず、安価なパワーメータを使用した計測方法を提案し⁽⁶⁾、数値シミュレーションを行うことによりその実現性を検討する。

2 ファイバブラッググレーティング(FBG)

*1 電気電子工学科

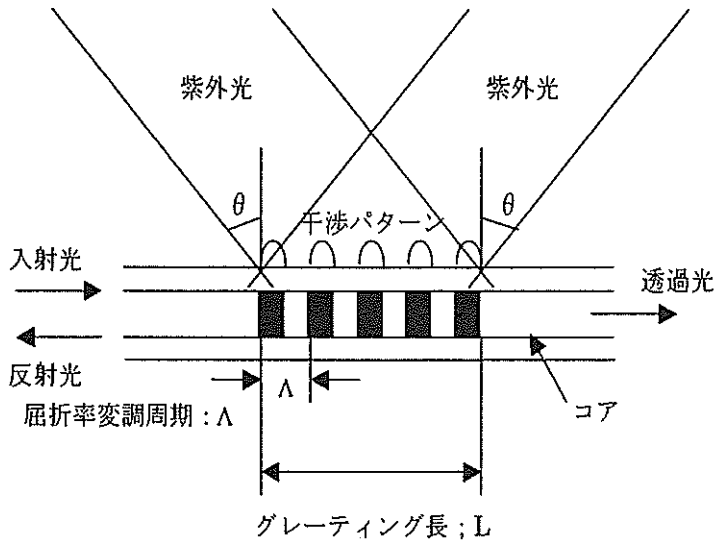


図1 回折格子書き込みの方法
2本の紫外線でコアを照射すると、光の干渉により屈折率の高低が生じる。 θ は照射角を示す。

FBGは、光ファイバに紫外光を照射することにより図1のように光の波長オーダーの周期的な屈折率変調をファイバコア内に形成することにより作製される⁽³⁾。代表的な作製方法として二光束干渉法、位相マスク法が挙げられる。二光束干渉法は照射角を制御することによって、任意の反射波長のFBGを作製できる利点がある(図1参照)。一方、位相マスク法は異なる反射波長のFBGを作るためにはその数だけの位相マスクが必要となるが、位相格子のパターンがファイバ上に転写されるため、作製したFBG特性の再現性に優れているという特徴がある。

FBGは図1の構造によりファイバコアがブラッグ回折格子として機能する。したがって、式(1)で示されるようなブラッグ波長と呼ばれる共振波長近傍の光を反射する⁽⁴⁾。

$$\lambda_B = 2n_0\Lambda \quad (1)$$

ここで、 λ_B はブラッグ波長、 n_0 はグレーティング部の平均コア屈折率、 Λ は屈折率変調周期である。また、FBGの特定の波長における反射率 P_R は次式のように表される⁽⁷⁾。

$$P_R = \frac{\kappa^2 \sinh^2(sL)}{s^2 \cosh^2(sL) + \delta^2 \sinh^2(sL)} \quad (2)$$

$$\kappa = \frac{\pi\Delta n}{\lambda} \quad (3)$$

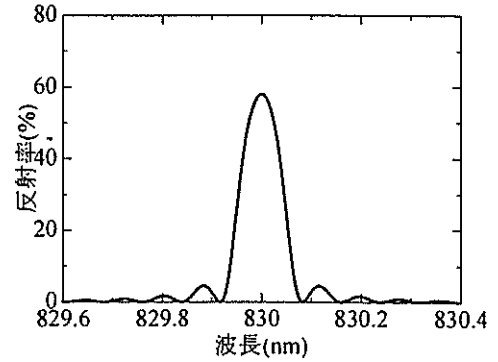


図2 FBGの反射スペクトル

$$\delta = \frac{2\pi n_0}{\lambda} - \frac{\pi}{\Lambda} \quad (4)$$

$$s^2 = \kappa^2 - \delta^2 \quad (5)$$

ここで、 L はグレーティング長、 Δn は屈折率変化量、 λ は波長である。図2にFBGの反射スペクトルの計算結果の一例を示す。また、この数値計算結果は屈折率変化量 Δn を 8.8×10^{-5} 、平均コア屈折率 n_0 を1.45、グレーティング長 L を3.0mm、ブラッグ波長 λ_B を830.0nmと仮定して得られた。

FBGは、伸長歪みが増えらるとファイバコア内に形成されている屈折率変調周期 Λ が変化する。また、FBGは温度変化を加えられるとグレーティング部の平均コア屈折率 n_0 に変化が生じる。このため伸長歪みおよび温度変化により反射波長がシフトするという特性をもっている。

3 歪み計測法

本研究では、ブラッグ波長近傍の特定波長における反射率の変化を歪み量としてとらえる。そのため、歪み量と反射率の関係について考察する。

FBGは外部からの張力により伸長すると、屈折率変調周期 Λ が変化し、反射スペクトルがシフトする。このときのグレーティングの伸長量に対する反射波長の変化を図3に示す。また、図3の中に縦の点線で示す特定波長($\lambda=830.09\text{nm}$)における反射率の変化を図4に示す。これらの図で、反射率は式(2)~(5)を変形させた次式により計算した⁽⁶⁾。

$$P_R = \frac{\kappa^2 \sinh^2[s(L + \Delta L)]}{s^2 \cosh^2[s(L + \Delta L)] + \delta^2 \sinh^2[s(L + \Delta L)]} \quad (6)$$

$$\kappa = \frac{\pi \Delta n}{\lambda} \quad (7)$$

$$\delta = \frac{2\pi n_0}{\lambda} - \frac{\pi}{\Lambda + \Delta\Lambda} \quad (8)$$

$$s^2 = \kappa^2 - \delta^2 \quad (9)$$

ここで ΔL はグレーティング伸長量、 $\Delta\Lambda$ は屈折率変調周期の変化量を表す。また、数値計算で用いたFBGパラメータは図2と同様のものを使用した。

図4の結果より、特定波長における反射率はブラッグ波長近傍の長波長側の極小点(図3のA点)から極大点(図3のB点)まで単調増加している。この単調増加区間において反射率から伸長量が一意に定まることがわかる。この伸長量と反射率の関係を単調増加関数とみなし、ニューラルネットワークによって近似する。また、歪み量 ε は次式で与えられる。

$$\varepsilon = \frac{\Delta L}{L} \quad (10)$$

ここで、式(6)および式(10)より ΔL を求めるためにはグレーティング部における平均コア屈折率 n_0 と屈折率変化量 Δn を与えなければならない。しかし、

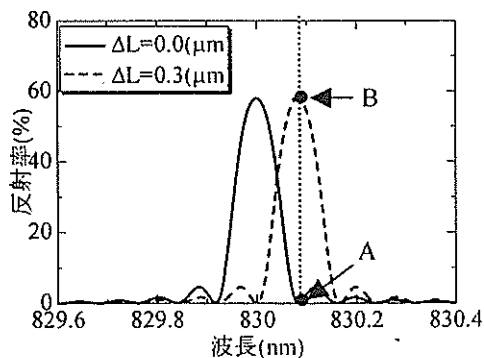


図3 グレーティングの伸長に対する反射率の変化

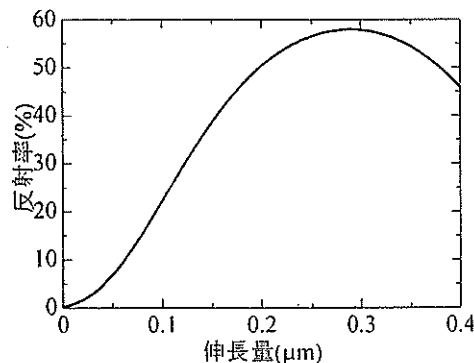


図4 特定波長での反射率変化

実際に作製されたFBGにおいて、これらの値を測定して求めることは、温度変化や機械振動等のノイズのため反射特性が微妙に変化し正確な値が求められない。そこで、反射率と伸長量の間が存在する未知関数をニューラルネットワークにより近似し、反射率から伸長量の算出を行う⁽⁷⁾。

FBGは温度変化に対しても反射スペクトルが変化する。温度により反射スペクトルが変化するとFBGからの反射率が変化し、算出する歪み量に誤差が生じる。よって、本手法では反射率から歪み量を推定するため、温度補償が必要となる。この方法としては、歪み計測用FBGと同一特性をもつ温度補償用FBGを歪み計測用FBGと並列に設け、温度補償用FBGからの反射パワーが一定となるように、測定波長を変化させる。これにより、温度変化による反射率の変化を防ぎ、歪みによる反射率の変化のみを測定できる⁽⁸⁾⁽⁹⁾。

4 ニューラルネットワーク

ニューラルネットワークとは生体の神経細胞(ニューロン)を模擬した人工の素子を相互に接続させて構成されるネットワークのことである⁽¹⁰⁾⁽¹¹⁾。

ニューラルネットワークは神経細胞をモデル化したニューロンモデルにより構成される。このニューロンモデルを図5に示す。ニューロンモデルが N 個の入力 x_n を持つと仮定すると、その出力 y は各々の入力に対して結合重み w_n を乗じてその総和 s をとり、 s のシグモイド関数をとる。これは次式のように書ける⁽¹¹⁾。

$$s = \sum_{n=1}^N w_n x_n \quad (11)$$

$$y = \text{sigmoid}(s - \theta) = \frac{1}{1 + \exp[-\alpha(s - \theta)]} \quad (12)$$

これらの式において、 θ は閾値、 α はゲインである。

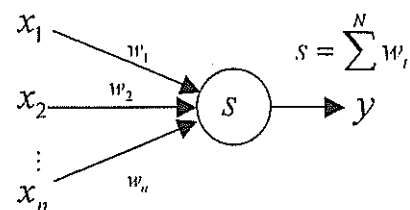


図5 ニューロンモデル

次に、誤差逆伝搬法の枠組みを図 6 に示す。誤差逆伝搬法はニューロンモデルを複数個用いて構成されるニューラルネットワークである。ネットワークの構造は図 7 に示されるような階層構造であり、これは階層型ニューラルネットワークと呼ばれる。それぞれの階層は、入力側から入力層、中間層、出力層と呼ばれ、各層の出力は次式で表される。

$$y_i^{(1)} = x_i \quad (13)$$

$$y_j^{(2)} = \text{sigmoid}(y_i^{(1)} w_{ji} - \theta_j) \quad (14)$$

$$y_k = \sum_{n=1}^N w_{kj} y_j^{(2)} \quad (15)$$

ここで、出力層からのネットワークの出力と教師信号 t_i (入力に対する出力の目標値)を誤差評価尺度 E で与えられる平均二乗誤差を用いて、その誤差を評価する。

$$E = \sum_{i=0}^N (t_i - y_i)^2 \quad (16)$$

最初は、初期値を適当に与えているので、出力値と教師信号は一致しない。そこで、誤差評価関数 E が結合重みの関数であることから、勾配法の原理を用いて誤差を修正する方向に結合重みを変化させる。結合重みの修正量は誤差評価関数をそれぞれの結合重みで偏微分することにより求められる⁽¹⁾。

本研究で用いたニューラルネットワークは、入力層が 2 個、出力層が 1 個のネットワークを想定した。また、中間層は 30 個とした。このような選択は、精度と計算時間の兼ね合いを考えに基づいて、素子数を決定した。入力層には入力値として FBG からの反射率を入力し、出力層からは出力値として歪み量が出力されるようにした。

次に、誤差逆伝搬法によりニューラルネットワークの学習を行うにあたり、学習過程の教師データには数値計算により求めた FBG の反射率と伸長量の間に存在する関数(図 4)を用いて学習を行った。また、学習回数は 100000 回を上限として行い、各結合重みの初期値はすべてランダムに与えるものとした。

5 シミュレーションの方法

ニューラルネットワークを用いた FBG センサに

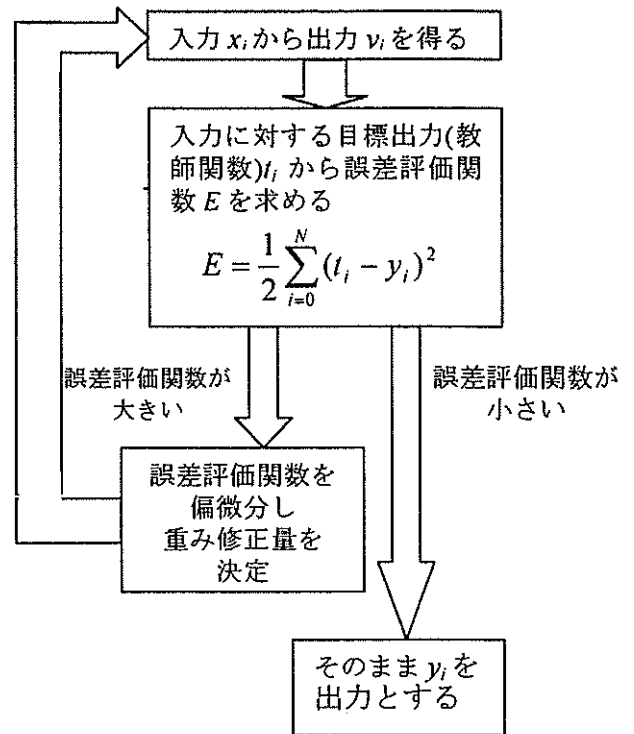


図 6 誤差逆伝搬法の枠組み

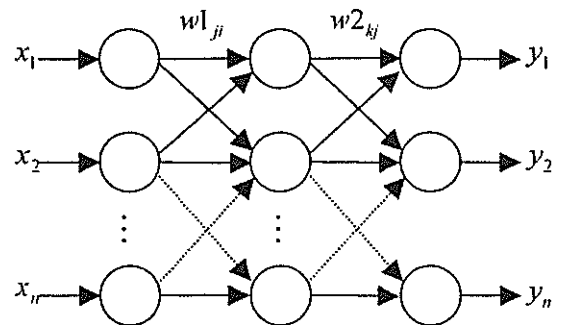


図 7 階層型ニューラルネットワーク

よる歪み計測のための数値シミュレーションモデルを図 8 に示す。光源は 830nm 帯のレーザダイオード^{*1}を想定した。また、歪み計測用の FBG はブラッグ波長の少しずれた FBG を直列に 2 本並べた。これら、FBG のパラメータはブラッグ波長 830.0nm、830.2nm を仮定し、どちらの場合にも屈折率変化量 Δn が 8.8×10^{-5} 、平均コア屈折率 n_0 は 1.45、グレーティング長 L は 3.0mm とした。これらの値は FBG の反射スペクトル特性を算出するために仮定した。

光源から出射された光は分岐比 1:1 の光ファイバカップラ(3dB 光ファイバカップラ)^{*2}により分岐され

*1, *2 用語の説明は本論文の最後にまとめてある。

る。さらに、反射光を取り出すための 3dB 光ファイバカップラを通り、歪み計測用 FBG と温度補償用の FBG に入射される。それらの FBG からの反射光および透過光を 4 つのパワーメータにより測定し、コンピュータに入力する。このコンピュータにより光源(レーザダイオード)の温度を変化させて温度補償用 FBG からの反射パワーが一定になるように波長を制御して温度補償を行う。また、歪み計測用 FBG と温度補償用 FBG からの反射率を入力として、誤差逆伝搬法によりグレーティング伸長量を計算し、その値から歪み量を算出する。

今回のシミュレーションを行うにあたり、誤差逆伝搬法により反射率とグレーティング伸長量の間に存在する未知関数を近似した。また、教師データは、測定困難な値を一般的な値で仮定し FBG の特性を数値計算することにより作成した。しかしながら、実際の場合、教師データは使用する FBG から実験により測定し作成することになる。実際に使用する FBG の Δn と n_0 は未知数となるため、ニューラルネットワークを用いて、これらの値を含む未知関数を近似させる必要がある。

また、数値シミュレーションにおける温度補償については次のように行った。即ち、温度変化量から求められるブラッグ波長のシフト量をもとに、光源波長の変化量を求めて補償している。また、初期状態での温度は 20.0°C とした。

6 結果と考察

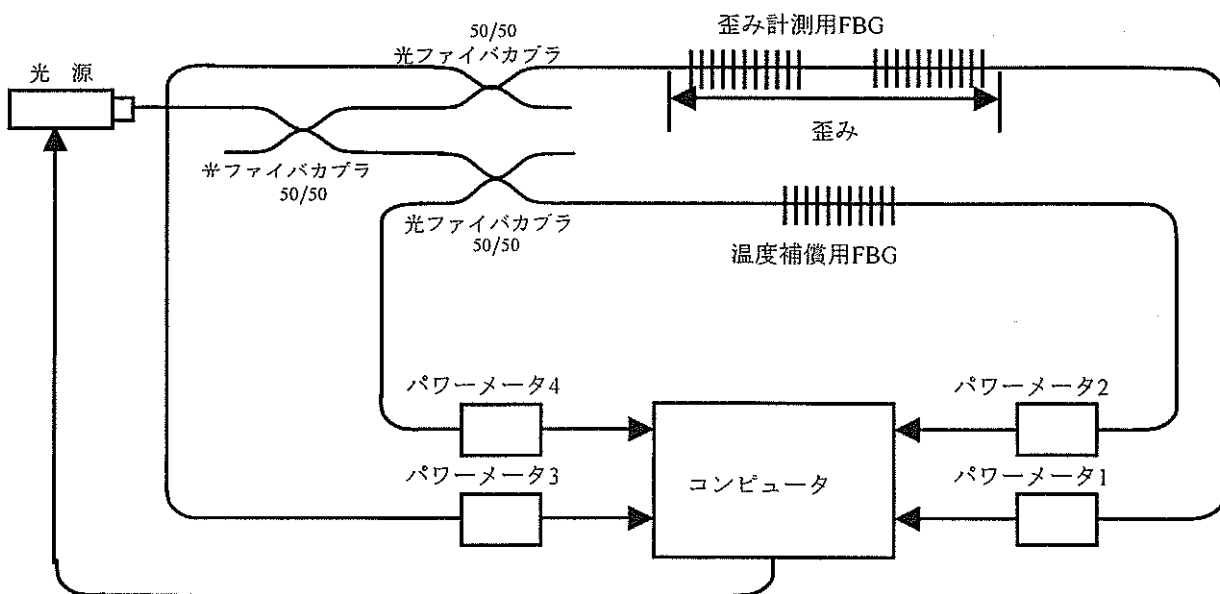


図8 数値シミュレーションモデル

図8に示した数値シミュレーションモデルにおいて、ニューラルネットワークを用いて歪み計測用のFBGの反射率と伸長量の関係の間に存在する未知関数を近似させた。その結果から、歪み計測の数値シミュレーションを行った。温度 20.0°C 一定にして得られた結果を図9、図10に示す。図9から明らかなように、与えた歪み量 ϵ と反射率変化から求めた歪み量のシミュレーション結果はほぼ完全に一致している。次に、図10では歪み量が時間に対して図中に示す理想値のように変化していると考えた。その時、与えた歪み量に対して数値シミュレーション結果を計算値としてプロットした。この場合においても理想値と計算値がほぼ一致している。しかし、図10には示していないが、初期状態(0sec近傍)で、シミュレーション結果が負の歪み量方向に大きく振れることが観測された。これについては後程考察する。

次に、図11に示すような温度変化を与えた場合のシミュレーション結果を図12に示す。温度変化は時間的に変動する正弦関数として 0°C~40°Cの間で変化させた。図12において誤差 $\pm 1\mu\text{m/m}$ の範囲で理想値に一致している。この結果から、温度変化が加わった場合でも、それを補償し歪み測定が可能であることがわかる。しかしながら、図10、図12の結果から、シミュレーション開始直後に値が大きく振れることが観測された。この理由として、学習が十分になされていなかったこと、歪み量がまだ小さいことから、十分な近似がなされていない状態で出力したためと考えられる。

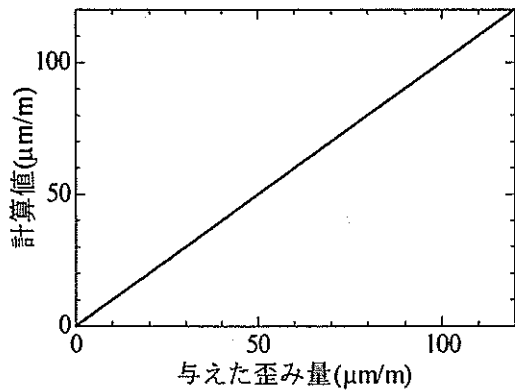


図9 歪みシミュレーション結果(温度 20.0°C一定)

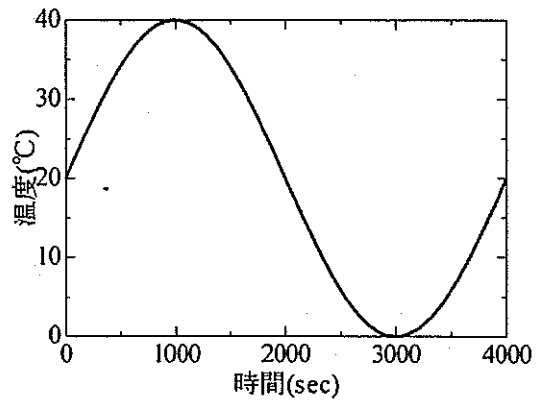


図11 FBGに与えた温度変化

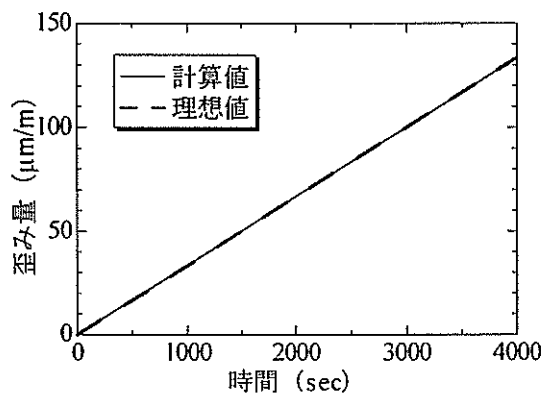


図10 歪みシミュレーション結果(温度 20.0°C一定)

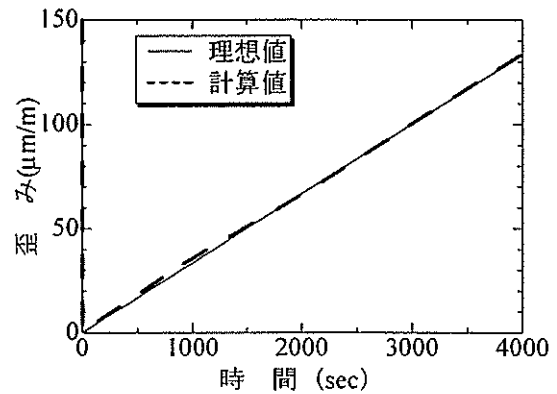


図12 図11の温度変化を与えた時のシミュレーション結果

7 まとめ

ニューラルネットワークによりFBGの反射率と伸長量の関係を学習させることにより、歪み計測が可能になることを実証した。また、温度補償用FBGを用いて反射率測定波長、つまり光源の波長を制御することにより温度補償が可能であることがわかった。この温度補償により $\pm 1\mu\text{m/m}$ の間で歪み量を近似できた。しかし、今回のシミュレーションではレーザーの波長の制御に対する応答時間、安定性、その他の外乱等を考慮していない。

今後の課題として、歪み計測範囲のダイナミックレンジを拡大すること、この手法を用いた実験を行うことが挙げられる。本手法では、反射スペクトル幅が広いFBGを使用することによってダイナミックレンジを拡大することができる。本研究室では半値幅1nm以上のブラッグ反射波長スペクトルを持つFBGの作製が可能であり、これを使うことにより、ダイナミックレンジは今回のシミュレーションの約10倍以上に拡大できる。

謝辞

本研究を行うにあたり、ニューラルネットワークに関して御助言を頂いた本学情報工学科佐藤一彦教授、板倉賢一教授に深く感謝致します。また、本研究は平成13年度「民間等との共同研究」の一環として行ったものであり、民間機関の(株)エーティック計測部の共放鳴氏、日向洋一氏に感謝致します。

用語説明

*1 レーザダイオード(LD)：半導体レーザーは、p-n接合への電流注入によって生じる反転分布を利用してレーザー発振を行うものであり、注入電流を変化させることにより容易にレーザー出力を変化させることができる。LDに流す電流を増加していくと反転分布が大きくなり利得(増幅の割合)が増大して、ある電流値で利得と損失(共振器内での吸収、散乱等)が釣り合う。この電流値をしきい値電流と

いい、さらに電流を増すと利得が増大しレーザ発振が起こる。LDは温度変化によって結晶のエネルギー幅と屈折率が変わり、発振波長が変わる特性をもっている。図13に実験の一例を示す。

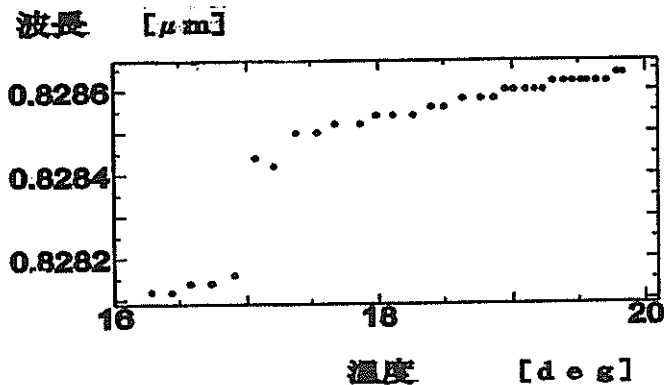


図13 温度-波長特性

*2 光ファイバカプラ：光ファイバカプラは図14のように2本の光ファイバを並列に結合させ、光が相互作用する結合部で分波したり合波したりできる光学素子である。論文の3dB光ファイバカプラとは光を分波する時の分岐比が1:1であるものをいう。つまり、ポート1からの入射光のパワーを1とするとポート3、ポート4には0.5ずつに分波し出射する素子である。 $10\log(0.5)=-3\text{dB}$ になることから、3dBカプラの名前が付けられた。

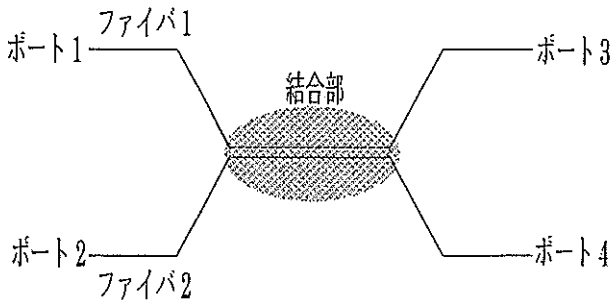


図14 光ファイバカプラ概略図

文献

(1) E.J.Friebele. "Fiber Bragg grating strain sensors: Present and future applications in smart structures", Optics & Photonics News, Vol.9, No.8, Aug.1998., p 33-37.
 (2) 倉嶋利雄, 佐藤昌志, "光ファイバを用いた構造物のひずみ分布計測", 土木学会誌, Vol.82, 1997年12月, p 18-20.
 (3) 山内良三, 和田朗, "センシング用ファイバグレーティング", 光学, 27巻, 7号, 1998年1月. (p.382-383.)
 (4) 石川真二. "光ファイバグレーティングによる精密計測技術", 応用物理, 69巻, 6号, 2000年6月, p 648-654.

(5) 共放鳴, 日向洋一, 藤井信二, 佐々木一正, 太田敏彦, 佐藤秀城. "光ファイバによる土木構造物の診断-FBGによる歪み計測に関する研究-", 土木学会・構造物の診断に関するシンポジウム論文, 1999年8月, p 1-8.
 (6) 佐藤信也, 川口知行, 今井正明, 日向洋一, 共放鳴. "ファイバブラッググレーティングを用いた歪み計測へのニューラルネットワークの応用", 電子情報通信学会技術研究報告, OFT2001-60, 2001年11月 p 1-6.
 (7) S.-L.Tsao and J.Wu. "Highly accurate temperature sensor using two fiber Bragg gratings", IEEE J. Selected Topics in Quantum Electronics, Vol.2, No.4, Dec. 1996. p 894-897.
 (8) S.-L.Tsao, J.Wu and B.-C.Yeh, "High-resolution neural temperature sensor using fiber Bragg gratings", IEEE J. Selected Topics in Quantum Electronics, Vol.35, No.11, Nov.1999, p 1590-1596.
 (9) S.-L.Tsao, J.Wu and B.-C.Yeh, "A fiber Bragg grating temperature sensor with artificial neural networks". Tech. Digest of Proc. 13th Int. Conf. Optical Fiber Sensors (OFS-13), April, 1999. p 438-441.
 (10) 熊沢逸夫. "学習とニューラルネットワーク". 森北出版, 1998年. (第1章~第3章.)
 (11) J.デイホフ 原著, 桂井浩 訳, "ニューラルネットワークアーキテクチャ入門". 森北出版, 1992. 第4章.

