研究論文

空気圧シリンダを用いた人工指による材質認識システムに関する研究*

萩原 千尋**, 大下 功祐**, 小山 紀***, 吉満 俊拓****

Studies of a Material Recognition System with an Artificial Finger
Using a Pneumatic Cylinder

Chihiro HAGIWARA, Kousuke OSHITA, Osamu OYAMA, Toshihiro YOSHIMITSU

We have developed an artificial finger which has a human tactile sensibility function, and is desired for some kinds of robots. This finger can recognize some materials by only the actions of pressing and tracing an object actuated by the pneumatic cylinder. In general, there are many factors in recognizing the material, that is, "Surface condition", "Hardness" and "Temperature" and they are used as input factors in the neural network in the study. This study also borrows from the action potential of humans. The action potential fires some impulses when a stimulus is applied to the skin. The human brain handles the impulse as input data. The advantage of inducing the impulse model in the artificial finger is to reduce the volume of calculation, and to handle the data of some sensors in parallel. Furthermore, we provided an artificial finger that has a finger joint. The pneumatic cylinder and the tendon actuate the joint to bend the finger. The purpose of making the finger joint is to improve the sensitivity for parameters and the effects are certified in this report.

Key words : Artificial finger, Neural network, Sensor, Tendon drive, Measurement

1. 緒 言

近年、生活の中でロボットを利用する関心は高まっている。この背景には高齢化社会に伴い介護や医療を必要とする人の数が増えており、一方で介護する側の人手が不足しているという状況がある。しかしロボットが生活の中に入って仕事をするとき、従来の産業用ロボット等では安全面の問題から対応は難しい。この問題を解決する方法として、駆動アクチュエータに空気圧を用いることが考えられる。空気圧には圧縮性があり安全面の点では有効である。さらに、空気圧にはヒトが行うような繊細な動作を実現できる。著者らは、台の上にある重ねた複数の紙の一枚だけを、空気圧ロボットハンドで分離し把持することを可能にしている¹⁾。

ロボットがヒトの生活の中に入って安全に仕事をする上で、もう一つ課題となるのは、外界の情報を収集し自律的に状況を判断する機能の実現である。このような研究は、以前から視覚情報や聴覚情報の認識の分野において進められている。ヒトが物に触れたときの触覚は、硬さ、弾力性、

表面粗さ、粘弾性、温度変化などであるが、触覚の起因となる物理的な要素の特定が難しい。またヒトの神経系でどのような処理を行っているかの解明が難しい点でも、ヒトと同等な性能を持つ触覚センサは登場していない。特定の感覚に着目したものとして、弾性・粘性変化を用いるもの²⁾や、熱伝導率を用いるもの³⁾、表面粗さを用いるもの⁴⁾などがある。また、触覚センサ自体の開発に関しては、歪ゲージを用いるもの⁵⁾や有機トランジスタを用いるもの⁶⁾、光を用いるもの⁷⁾などが報告されている。

本研究では表面状態、硬さそして温度を知覚する機能を持つ人工指を製作する。解剖学的にはヒトが物に触れたときに感じる質感が、これらの3つの状態に分類できることは指摘されている。前報の著者らの研究⁸⁾でも感能試験による多変量因子解析により、これらの因子の寄与率が極めて大きいことを確認している。しかし材質認識をおこなうとき、これらの因子を直接用いたアナログ的処理では多大な計算が必要となる。今回はセンサからの情報を3つの状態に分類する際に、ヒトの神経系の活動電位を模擬したインパルス変換を行う。本変換を採用すると、個々のセンサからの情報が大幅に減少し、複数のセンサによる並列処理が容易になる。そこで、この変換を用いた材質識別のためのニューラルネットワーク（以後NN）を構築し評価する。

一方、ヒトの指には関節があり、材質認識のため必要に応じ指関節角度を能動的に調節していると考えられる。前報⁸⁾の人工指は関節を持たず、人工指の接触位置や角度は固定されていた。一般的にセンサの感度には方向性があり、

*平成21年9月1日 原稿受付

**明治大学大学院理工学研究科機械工学専攻

(所在地：神奈川県川崎市多摩区東三田1-1-1)

***明治大学理工学部機械情報工学科

****神奈川工科大学ロボットメカトロニクス学科

(所在地：神奈川県厚木市下荻野1030)

対象の特性により指角度を調整するのが好ましい。そこで、本研究では関節をもつ人工指の開発を行い、より高感度な判別を行うことを目指す。提案する指は第一関節に相当する受動関節と、第二関節にあたる能動関節を組み込んでいる。後者は腱により駆動される。

2. ヒトのインパルス発射の再現

ヒトは皮膚に刺激を受けたとき、個々の受容器からの情報はインパルスと呼ばれる瞬間的に発射する大きな電位（活動電位）で脳へと伝達される⁹⁾。Fig. 1に示すように、刺激の大小は発射されるインパルスの数や頻度で判断されている。この伝達方法は刺激を受けてから脳が認知するまでに遅れが生じる欠点があるが、ある時刻における個々の受容器からの情報は、発火しているか否かの2値情報であるため、アナログ的な強度変化を持つ時系列信号に比較し信号情報密度が小さく処理負担が軽くなる利点がある。

Fig. 1 The action potential of the human

多くのセンサを配置する必要のある人工指に対して、ヒトの活動電位による信号伝達モデルを導入することは、これらのセンサの信号を並列に同時処理できる点で意義がある。インパルス発射は離散的に生じ、個々の発射は同期している必要がない点からPCによる並列処理に最適である。細胞の膜電位のモデル式としてHodgkin-Huxleyモデル¹⁰⁾が挙げられるが、 Na^+ チャンネルや K^+ チャンネルの開閉を含んでおり式が複雑化する。計算処理は少ない方が好ましいため、より簡易的な積分発火モデルを利用する。Fig. 2に細胞膜の等価回路を示す。これはHodgkin-Huxleyモデルから各イオンチャンネルを除いた形をしている。膜電位を V 、細胞内に入る電流（入力）を I として、抵抗値 g_L やコンデンサ容量 C を定義している。本等価回路を式にまとめると、以下のようになる。

$$C \frac{dV}{dt} = I + I_L \quad (1)$$

$$I_L = g_L(E_L - V) \quad (2)$$

センサから与えられるデータは、データロガーによりサンプリングしているため離散的な情報となる。サンプリング時間を Δt としたインパルスの発射モデルを以下に示す。

$$V_n = \frac{\Delta t}{C + \Delta t g_L} I + \frac{C}{C + \Delta t g_L} V_{n-1} + \frac{\Delta t g_L E_L}{C + \Delta t g_L} \quad (3)$$

$$IMP_n = \begin{cases} 1 & \text{if } V_n \geq \theta \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

θ はインパルスを発射するか否かの閾値、 IMP はインパルスの発射状態を示している。なお、外部からの入力がない状態のときの活動電位は0 [mV]であることが好ましいため、 E_L は本研究では0 [mV]とした。

Fig. 2 Analog circuit of membrane potential

3. 人工指のシステム

人工指全体のシステム概略をFig. 3に示す。各センサの信号は前述のようにデータロガーを介してPCへと伝達する。PCでは表面状態、硬さ、温度の3つのパラメータ波形を活動電位への変換をした後にNNの処理を行う。指の駆動には空気圧シリンダを用いている。空気圧シリンダを利用することで、人工指の動作に柔軟性をもたせている。シリンダは試料を押さえつける動作をするZ軸方向、試料をなぞる動作をするX方向、さらに腱による指の曲げ動作を行う2本の計4本がある。

Fig. 3 Outline of recognition system

第二関節の曲げ動作部分をFig. 4に示す。上下に取り付けられた腱とそれを引張り操作する対の空気圧シリンダによって曲げ動作をおこなわせる。このような腱駆動はシリンダを離れた場所に置けるため指内部に不要な構造物を含めないことが可能となる。関節の材質はアルミニウムで、全質量は201g（空気圧シリンダの質量27.6gを含む）である。

上下に取り付けられているワイヤを通す管は関節回転角度を制限するストッパを兼ねており、その範囲はFig. 5に

Fig. 4 Design drawing of artificial finger

示すようヒトの指と同様な $0^\circ \leq \theta \leq 110^\circ$ とした。以上で示したように、この指はヒトと同様に指の全体位置と指関節角度がそれぞれ独立に操作できる。ヒトは受容器からの情報により指の角度を無意識に操作して、材質認識の精度を確保していると考えられる。この操作系の実現はきわめて興味深い。今回指関節はセンサ信号の予備的な観測から、妥当な角度に固定して実験を行った。

Fig. 5 Angular range of finger joint

人工指の内部をFig. 6に示す。本体は軟質ポリウレタン樹脂を、骨格部分にはアルミ管を使用している。先端部分にあるスプリングは人間の第一関節を模擬し、ここはセンサが試料に柔軟に追従するようバネによる受動的な動作のみを行う。センサは表面状態、硬さを計測する歪ゲージと、温度を計測する熱電対を本体の表面に配置しており、各センサを保護するため塩化ビニル製の手袋で表面を覆っている。歪ゲージは複数個設置してあり、最も大きな信号が得られたセンサからの情報のみを利用する。これはヒトの神経系伝達過程において、ある受容器から強い刺激が得られたとき、他の刺激情報はマスクされる性質を模擬させたものと考えている。

歪ゲージ、熱電対の選定にあたって、多数のセンサを配置することを想定してサイズの小さいものを選んだ。歪ゲージのベース寸法は長さ33 [mm]、幅24 [mm]、熱電対の寸法は直径0.5 [mm]、長さ3 [mm] である。これらのセンサの応答性は実験の条件では十分といえる。いずれも市販品であるが再現性（繰り返し精度）については公開されて

いない。しかし後述のように計測結果に有意性が認められるので問題点はないと考えられる。

その他詳細な仕様はTable 1に示す。

Table 1 Specification of sensors

Strain gauge	
Gage factor (24℃, 50% RH)	2.19 ± 1.0%
Gage resistance (24℃, 50% RH)	120.0 ± 0.8 Ω
Adoptable thermal expansion	11.7PPM/℃
Temperature coefficient of gage factor	+ 0.008% /℃
Strain limit	50000 μST
Response frequency	100kHz
Thermo-couple	
Operating temperature range	- 50℃ ~ 250℃
Response time (@ 1℃ change)	0.007s (estimation)

また、センサは直接データロガーに接続し信号を計測する。この部分の最少分解能は例えば歪ゲージの場合、±0.2mV計測レンジで0.06 μVになっている。余裕を見て1 μVの精度で信号を計測することにした。これに伴う歪ゲージの場合で、小数点以下の有効数字は3桁になる。

3.1 物理パラメータ

ヒトの受容器には触覚、圧覚、温覚、冷覚、痛覚がある。すなわち表面の状態、硬さ、温度などを拠り所としてヒトは材質を認識することになるが、これら受容器からの信号と認識ととの対応関係が未知であり研究の対象になっている。本研究でもこれらの3つを「表面状態」、「硬さ」および「温度」パラメータとして選定し、NNへ入力し認識する処理系を構成する。なお、これらのパラメータ選択の正当性は、前報⁸⁾のヒトによる材質認識の官能試験において、ヒトの感覚はこれらのパラメータ因子の寄与率がほぼ100%となることを示していることから明らかである。

Fig. 6 Structure of artificial finger

3.2 指動作の実験手順

3.1節で述べた物理パラメータを測定するための指動作は、「押さえつける」と「なぞる」の2種類である。実験手順は以下になる。

1. 人工指を初期位置に置く。
2. 人工指のZ軸正 (Fig. 3図では下) 方向に空気圧シリンダに一定空気圧を与え、押さえつける動作を5秒間行う。

このときの指の押し付け力は20Nである。

3. X軸負 (Fig. 3図では右) 方向に空気圧シリンダによりなぞる動作を行う。なぞる動作方向の力は30N, 速度はヒトの同様な動きより少し速いが, センサから確実に信号が検出できる300mm/sとしている。

空気圧シリンダは開ループ制御であり, 空気圧は減圧弁から方向制御弁を通して与える。歪ゲージと熱電対のデータは手順3を行うときに記録を開始する。実験に使用する試料は, 日常生活で触れることが多いもので質感の特性に幅を持たせた20種類について行った。試料については後述の表にまとめてある。なお測定は10回行い, その結果の平均値を用いるものとした。

3.3 表面状態パラメータの測定

表面状態パラメータでは人工指が試料をなぞったときの振動を計測する。歪ゲージより得られる情報は指が受けた力であり, これを数値微分して振動の大きさを計測する。歪ゲージの n 番目のサンプリングにおける値を u_n , 振動の大きさの値を a_n , サンプリング時間を Δt とした数値微分の式を(5)式に示す。

$$a_n = \frac{|u_n - u_{n-1}| - |u_{n-1} - u_{n-2}|}{\Delta t^2} \quad (5)$$

本研究ではサンプリング時間は1msとした。データロガーにより収集した振動波形の様子をFig. 7に示す。レンガによる場合は激しく振動しているのに対し, アクリルはほとんど振動をしていない。他の試料に関しても, 表面が粗いものほど, 大きく振動している。このことから, 人工指が表面粗さを感知していることがわかる。しかし, 試料表面の粗さが大きいものほどノイズが増加している。これは, 数値微分をして振動の大きさを求めていることが原因である。ノイズに関しては活動電位への変換はローパスフィルタの役割も果たしているので, 無視できると考える。

活動電位への変換で, キャパシタンスに相当する変数 C の値を設計パラメータとして変えたグラフをFig. 8に示す。 C の値が大きくなるにつれて細かい振動が抑えられる傾向にある。しかし, C 値があまり大きくなると振動が発生していない部分でも電位が残っている。以上より本研究では C 値は1 [$\mu\text{F}/\text{cm}^2$] と選択した。なお活動電位全体を上げるための設計パラメータであるバイアス g_L の値は2 [mS/cm^2] とした。

Fig. 7 Signal wave of surface condition

Fig. 8 Action potential in state to change value C (surface condition)

3.4 硬さパラメータの測定

硬さパラメータでは試料に触れたときの人工指の歪みを計測する。データロガーによる収集結果をFig. 9に示す。

グラフのA部における瞬間的な電圧の振れは, 人工指が試料に接触したときの衝撃によるものである。この部分は不確定である上, 硬さの測定とは無関係な部分でもあるので, A部を除いた部分をデータとして使用した。

設計パラメータ C 値の調整を検討したグラフをFig. 10に示す。硬さパラメータでは振動などの影響を受けにくいように値を設定する必要がある。 C はローパスフィルタの機能を持ち, C 値を大きくすると振動の影響を除去できる半面信号に遅れを発生する。図から C 値を大きくしていくとき, 50 [$\mu\text{F}/\text{cm}^2$] くらいでは波形の立ち上がり部にまだ振動が残るが, 100 [$\mu\text{F}/\text{cm}^2$] では完全に除去でき遅れも認められないことからこの値にした。硬さの場合の活動電位は比較的高いので g_L は1 [mS/cm^2] とした。

3.5 温度パラメータの測定

温度パラメータは, 試料に触れたときの熱移動による人工指の温度変化を熱電対によって測定する。人工指内部に設けたヒータでヒトの指とほぼ同じ35°C程度まで加温をした状態を初期として実験を行う。本研究では, 人工指が試料に触れてからの最大温度降下量と, そのときの温度変化の微分を行い温度変化の速さを求めたもの, の2種をパラメータとして検討した。結果をFig. 11に示す。

温度降下量については温度降下が静定するのに4秒程度かかっている。これに対して微分を行って温度変化の速さ

Fig. 9 Signal wave of hardness

Fig. 10 Action potential in state to change value C (hardness)

Fig. 11 Signal wave of temperature

を求めたものは、2秒程度ではほぼ一定値になっている。すべての試料において変化の速さのほうが静定するまでの時間が短い。以上の結果より、温度変化の速さを温度パラメータの測定対象とした。

活動電位への変換において、 C 値の検討を行ったグラフをFig. 12に示す。温度パラメータではある程度急な変化に対応する必要がある、 C の値は40 [$\mu\text{F}/\text{cm}^2$]が適当とした。温度では活動電位は非常に小さくなるため g_L は3 [mS/cm^2]とした。なお、3つのパラメータ測定に関する設計パラメータの値をまとめたものをTable 2に示す。

3.6 ニューラルネットワークへ入力する代表値

ここまで「表面状態」「硬さ」「温度」の3つの要素について、活動電位への変換を行った。しかし、NNで学習を行うには1つのパラメータにつきスカラー代表値を決定する必要がある。活動電位に変換された各パラメータは時間軸をもつために、それぞれ代表値を選択する必要がある。Fig. 13に各要素のパラメータの代表値の選び方を示す。

図に示すように、「表面状態」はなぞり動作時におけるインパルス発射の総数を、「硬さ」は押さえつけ動作時のインパルスの発射間隔、「温度」は押さえつけ動作時のインパルス発射総数をそれぞれのパラメータの代表値とした。ただし「硬さ」に関しては柔らかいもののほど値が大きくなるため、インパルス発射間隔の逆数を代表値とした。各試料に対する「表面状態」「硬さ」および「温度」パラメータの代表値をTable 3に示す。

Fig. 12 Action potential in state to change value C (temperature)

Table 2 Constant value for the action potential

	C [$\mu\text{F}/\text{cm}^2$]	g_L [mS/cm^2]	θ [mV]
Surface condition	1.000	2.000	0.003
Hardness	100.0	1.000	0.020
Temperature	40.00	3.000	-0.0005

Fig. 13 Parameter decision for the neural network

綿やスポンジにおいて、表面状態パラメータの値が小さくなっている。これは試料が軟らかく変形しやすいものであるため、なぞり動作での振動が少ないためであると考えられる。また、硬さパラメータについては、硬質ゴムよりも通常のゴムの方が高い値となっている。これは人工指が試料に接触したときの摩擦によって、後者の指内部の変形が大きくなったためと考えられる。事実、摩擦の大きいゴム類が他の試料に比べて表面状態パラメータの値がやや大きい。

このような問題がある一方、レンガ、コルク、麻といった凹凸が大きいものと、アクリル、タイルのような凹凸がない試料のグループを精度よく弁別している。硬さパラメータについてもアクリルと綿など、的確に識別できている。全体的には良く試料の特徴を捉えた値になっている。

4. ニューラルネットワークの構築

3章では「表面状態」「硬さ」「温度」の3つのパラメー

タを設定したが、これらの情報から最終的に材質を判別するのに、ヒトがどのように処をしているのかは不明である。そこでNNを用いることで、ヒトと同等な材質認識処理を再現させる。

Fig. 14にNNの概略図を示す。本研究ではシグモイド関数を用いたフィードフォワード型NNを使用する。学習方法はバックプロパゲーションを使用する。入力データは「表面状態」「硬さ」「温度」の3つのパラメータの代表値 (Table 3に記された値) とし、出力の教示信号は対応する試料のスコア (正しい試料では値を1, 他は零) とする。すなわちNNは3つの物理パラメータを受け取ると試料名を直接出力することができる。本研究においては20種類の試料について測定を行っているので出力数は20となる。NNより出力されたスコアと教示信号との残差の二乗和の平均 (LMS) を求め、誤差が最も少なくなるように学習を繰り返す。Table 4にNNに与えた各値を示し、Fig. 15に学習回数に対する学習誤差を示す。

本研究では学習誤差が0.01より小さくなることをNNの収束条件とした。学習率を0.02, 中間層の素子数を70としたときに収束条件を満たした。学習に要する時間は十分収束

Table 3 Parameter for the neural network

Sample	Surface condition [number]	Hardness [ms^{-1}]	Temperature [number]
Tile	4.300	4.502	13.00
Brick	202.6	3.867	12.00
Foam polystyrene	17.60	1.528	2.000
Aluminum	6.500	3.310	17.25
Acrylics	3.600	3.345	11.80
Acrylics (Scratch)	3.800	3.334	11.20
Copper	4.800	3.485	15.80
Oil leather	29.10	3.425	9.600
Hard rubber	17.50	4.490	11.80
Rubber	8.800	4.986	12.20
Hemp	76.10	1.915	7.400
Glove leather	12.40	3.102	7.200
Japanese cedar	34.70	3.427	7.000
Cardboard	28.90	3.373	5.600
Hinoki	20.70	3.430	8.600
Cotton	0.200	0.331	5.600
Cork	112.0	3.168	4.000
Artificial turf	40.00	0.119	1.400
Carpet	41.80	0.292	1.600
Sponge	0.600	0.025	1.200

Fig. 14 Model of the neural network

Table 4 Setting values of the neural network

Learning number	10000
Learning rate	0.02
Input element number	3
Hidden element number	70
Output element number	20

Fig. 15 Learning error of the neural network

する10,000回あたりおよそ10sであった。前報⁸⁾のアナログ信号入力を用いたNNの場合では同様の計算に数分間要していた。インパルス発火モデルにより信号の前処理効果があったためと考えられ、本方式の有用性が分かる。Fig. 15では学習回数が2,000回を越えたあたりで学習誤差がすこし増える部分がある。アクリルとダンボール、銅と檜木といった材質では硬さパラメータの値が似ているために発生していると考えられる。しかし、学習回数をどんなに多くしても不安定になることはなく、十分小さな誤差となることから本認識システムは有用であることが示された。

続いて学習が完了した認識システムに対して測定に対するばらつきも含めたとき、実用的にどの程度の正答率があるかを考える。ばらつきを考慮して「表面状態」「硬さ」「温度」の10回の測定における平均値 μ と標準偏差 σ より信頼区間を算出し、ニューラルネットワークに入力するパラメータ代表値として信頼区間の限界値 $\mu - \sigma$ と $\mu + \sigma$ を与える。パラメータは3つであるので1つの試料について総組み合わせは8通りとなる。この8通りのばらつきにおける限界値をあたえたとき、何回正しい試料名を当てられたかをパーセンテージで示したものを正答率とする。その

結果、レンガでは100%であり特徴のある試料は同程度の正答率を得た。逆に似通った特徴を持つ試料では正答率がやや下がる。最も悪かったのは前述通り杉と檜木で、それぞれ50%、25%であった。似通った材質に対しヒトでも間違っただ判定をすることがあるから妥当ともいえるが、複数回試行を行えば正答率は上がる。活動電位を用いた方式でも認識が行えることが示された。

5. 結 言

本研究では、空気圧ロボットを対象とした人工指の材質認識システムを開発した。さらに、ヒトの活動電位とインパルス発射のモデリングを行い、人工指の材質認識のためのパラメータを表す信号系に導入した。この結果、個々のセンサからのデータを圧縮でき、また圧縮した状態でもNNの入力として用いたとき材質認識が可能であることを示した。

人工指には空気圧腱駆動を用いた関節機構を組込んだ。この機構は指センサの感度を上げる効果があり、材質識別結果においても、前報⁸⁾の人工指では区別の困難なであった杉や檜木という似通った物理的パラメータをもつ材質でも認識可能であることにより確認できた。また、空気圧シリンダを用いたため人工指を押しつけたまま直線軌道上を移動させるとき、特別なフィードバック機構を設けなくても力の変動が少ない。シンプルな機構にでき不確実性や不安定性を確実に除去できたため、材質認識精度の向上に効果的であったといえる。空気圧機器のこのような分野への応用が期待できる。

参 考 文 献

- 1) O.Oyama: Paper Handling Robot using Pneumatic Actuators, Proceedings of the Third JHPS International Symposium on Fluid Power 96, 109/114 (1996)
- 2) 元尾, 新井, 福田: 構造の弾性・粘性変化を利用した圧電振動型触覚センサ, 日本ロボット学会誌, **24**-3, 408/415 (2006)
- 3) 井野, 泉, 高橋, 伊福: 物体接触時の皮膚温度変化に着目した材質触覚ディスプレイ方式の提案—感覚フィードバック型ハンドのための基礎的研究, 計測自動制御学会論文集, **30**-3, 345/351 (1994)
- 4) 田中, 佐野, 藤本, 田中, 長南: 人間の触感覚と調和する触覚センサおよびデバイスの開発, 電子情報通信学会技術研究報告, H1P, ヒューマン情報処理, **107**-332, 97/102 (2007)
- 5) 木村, 内山, 前野: 把持力制御のための曲面状ひずみ分布センサの開発 (十字状ひずみゲージ配列を有する球面状センサによる任意方向把持力制御), 日本機械学会論文集, C編, **70**-689, 83/88 (2004)
- 6) 染谷: 有機トランジスタを利用したフレキシブル触覚センサとその応用, トライボロジスト, **51**-10, 725/730 (2006)
- 7) 大岡, 小林, 高田, 三矢: 半球形光学式三輪触覚センサの開発, 日本機械学会論文集, C編, **74**-742, 1477/1484 (2008)
- 8) 吉満, 小山: 空気圧ロボットのための触覚感性を持った人工指の研究, 日本フルードパワーシステム学会論文集, **39**-4, 74/80 (2008)
- 9) 大地: 生理学テキスト, 23/44, 文光堂 (2007)
- 10) A. L. Hodgkin, A.F.Huxley: A quantitative description of membrane currents and its application to conduction and excitation in nerve, Journal of Physiology, 500/544 (1952)