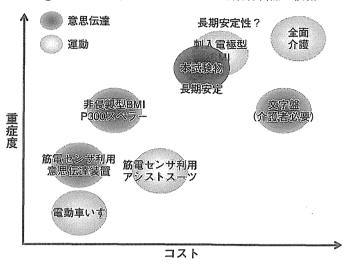
Fig. 3 治療学的なポジショニングと競合製品・技術



* * *



ブレイン・マシン・インターフェース

Brain-Machine Interface

大阪大学大学院医学系研究科脳神経外科学教室(医師)

平田雅之 吉峰俊樹

はじめに

Brain-Machine Interface (BMI)とは、脳とコンピュータの間で信号をやりとりして外部機器を操作したり、感覚情報を得たりする技術であり、種々の疾患による身体機能障害に対する機能代行技術として期待されている。本稿では、BMI について、その萌芽期から最新の研究成果まで概説する.

BMI の基本的事項

1. 侵襲型と非侵襲型

BMI は侵襲性の観点から侵襲型 BMI と非侵襲型 BMI に分けられる。非侵襲型 BMI は脳波や functional MRI (magnetic resonance imaging), 近赤外分光法を用いて非侵襲的に脳信号を計測するのに対して,侵襲型 BMI は頭蓋内電極を用いるため侵襲性を伴う。侵襲型 BMI は, 脳表電極を用いて皮質脳波を測定する低侵襲型と, 微小針電極を用

いて神経発火活動を測定する高侵襲型に分けられる.

2. BMI に用いられる脳信号

BMI に用いられる脳信号には表に挙げるように種々あり、BMI の開発においては計測範囲、計測対象、時間・空間分解能、時間遅れ、侵襲性、長期安定性、可搬性といった、各脳信号の特徴をよく理解して、目的に応じて使い分け、活用することが重要である

例えば、頭皮脳波は非侵襲で時間的分解能が高く古くから BMI の研究に用いられてきたが、空間分解能が低いため、達成できる性能には現時点では限界がある.fMRI や近赤外分光法も非侵襲であり、どちらも脳血流変化を計測するが、脳血流変化は脳機能発現に対して 4~5 秒遅れるためリアルタイム性に劣る.fMRI や脳磁図は可搬性に問題があるが、空間分解能に優れており、主に研究用

表 BMI に用いられる脳信号とその特徴

	計測範囲	計測対象	空間分解能	時間分解能	時間遅れ	侵襲性	長期計測 安定性	可搬性
fMRI	◎全脳	脳血流	○3~5 mm	×4-5 秒	×4-5 秒	◎なし	〇高	×なし
NIRS	◎全域	脳血流	×2 cm	×4-5 秒	×4-5秒	◎なし	〇高	○良
EEG	◎全域	脳活動	×3-4 cm	◯1 ms	◎なし	◎なし	〇高	○良
MEG	◎全域	脳活動	△5-10 mm	©0.1 ms	◎なし	©なし	○高	×なし
ECoG	○10×10 cm²	脳活動	○2-3 mm	©0.1 ms	◎なし	△中	◎高	◎良
LFP	⊖5×5 mm²	脳活動	◯1 mm	◎0.1 ms 以下	◎なし	×高	△中	0良
spike	⊖5×5 mm²	脳活動	©0.2 mm	◎0.1 ms 以下	◎なし	×高	×低	◎ 良

fMRI(functional magnetic resonance imaging): 機能的 MRI, NIRS(near infrared spsctroscopy): 近赤外分光法, EEG (electroencephalogram): 頭皮脳波, MEG(magnetoencephalography): 脳磁図, LFP(local field potential): 局所集合電位, spike: 神経細胞の発火活動

0915-0552/13/¥250/論文/JCOPY

PTジャーナル・第 47 巻第 7 号・2013 年 7 月

に用いられている.

これに対して刺入電極からは個々の神経細胞の スパイク活動や複数個の神経細胞の集合電位である local field potential (LFP)が計測され、時間・空間分解能が最も高い。しかし、刺入電極は脳実質に致して侵襲性があり、電極刺入により惹起される炎症反応により数か月単位で計測効率が低下するため、長期安定性に劣る。皮質脳波は脳表面に直接皿状電極をおいて計測される脳波であり、頭皮脳波に比較してノイズが少なく、高周波帯域まで計測できるという特徴がある。また脳実質への侵襲が比較的少なく、長期間安定性に優れている。手術が必要な点を除けばバランスのとれた計測方法である。

3. P300 スペラー

1988 年に Donchin らは, 頭皮脳波を用いて注目している文字が点灯したときに出現する P300 誘発電位をコンピュータに認識させて意図した文字を表示する装置を開発したと発表している¹⁾. これは現在 P300 スペラーとしてよく知られている方法であり, 彼らは 1 分間に 26 のアルファベットからおおよそ 2, 3 文字を表示することができたとしている. P300 誘発電位は通常と異なる刺激を認知したときに頭頂部に発生する誘発脳波であり, BMI の最初の研究は認知型 BMI だったとも言える.

4. µ波

P300 スペラーに次いで発表されたのは、 μ 波と呼ばれる随意運動に関連して頭頂部に出現する $8\sim12~Hz$ 帯域の脳波を用いたものである。1991年に Wolpaw らは μ 波の増減をカーソル上下の動きに対応させる BMI 装置を考案した 21 . この方法では、被験者は μ 波の増減を思い通りにコントロールすることが要求され、通常一定量のトレーニングが必要となる。その後 P300 誘発電位や μ 波を用いた方法は Pfurtsheller や Birbaumer らによっても行われ、脳波を用いた BMI として中心的な方法となった。

5. 神経発火活動

BMI による機器操作を初めて実証した研究と

して有名なのが、1999 年に報告された Chapin と Nicolelis らによるラットの実験である³⁾. 彼らはまずレバーを押せば水がもらえる電動アームを用いて、ラットにレバー操作による水飲みを学習させた. 次にレバー操作の直前に発火する神経細胞を脳電極から検出して、その神経細胞が発火したら、水飲み操作を補助するよう電動アームの制御を変えた. しばらくするとラットはもはやレバーは操作しなくなり、脳信号だけで水飲みを操作するようになったという. この研究は電動アームの動きを ON/OFF するという単純な制御ではあるが、神経細胞の発火活動を BMI に応用した初めての研究として意義が大きい.

6. Directional tuning

翌年の 2000 年には同じく Nicolelis のグループがサルの実験で神経発火活動からリアルタイムに上肢の 3 次元軌道を推定してロボットアームを制御できたと報告している⁴⁾. 2002 年になると Serruya と Donoghue らは、神経発火活動を用いてコンピュータのカーソルを 2 次元的に制御できることをサルの実験にて報告している⁵⁾. 同じ年には、Taylor と Schwartz らもサルの実験にてロボットアームの 3 次元制御を報告している⁶⁾.

これらの研究ではいずれも運動野の運動ニューロンがもつ directional tuning という特性を利用している. Directional tuning とは、上肢の運動ニューロンは上肢の特定の運動方向に選択的に反応するというものである 7 . この特性を用いると、上肢の運動方向が 2 次元であればわずか数十個、3 次元でも数百個の運動ニューロンの発火パターンをみるだけで正確に推定できることがわかり、大きく注目された $^{4.5}$.

このように初期の BMI 研究を概観してみると、BMI は最初は脳波を用いてヒトに適用されたが、2000 年を境に米国の神経生理学者がサルを用いた実験でロボットアームやコンピュータカーソルの制御ができることを明らかにしたことで研究が急速に進み、盛んになり始めたと言える.

PTジャーナル・第 47 巻第 7 号・2013 年 7 月

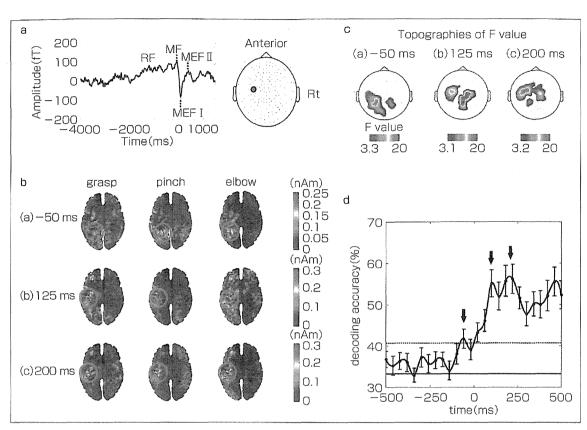


図 1 MEG を用いた運動推定 (文献 15, 16 より引用) a: 運動関連誘発磁界の加算平均波形 RF: 運動準備磁界,MF: 運動磁界,MEFI: 運動誘発磁界 I, MEFII: 運動誘発磁界 II b: 運動関連誘発磁界から計算された電流源推定 c: 運動の違いによる脳活動の違いを F 値の分布で表したもの d: 運動内容推定の正解率の時間的推移

非侵襲型 BMI

1. 頭皮脳波

頭皮脳波は最も基本的な脳信号である. 頭皮脳波は比較的容易に計測でき、非侵襲で時間的分解能が高いという利点があり、視覚誘発電位、P300誘発電位、脳律動変化といった神経生理学的特徴量を利用して BMI の研究が行われてきた⁸⁾. しかし、頭皮脳波では脳脊髄液、頭蓋骨、頭皮等の介在組織のため、脳信号が減衰し、空間分解能も低下する. また高周波帯域の信号を計測することが困難である. そのため、達成されるレベルに現時点では限界があり、リハビリテーションへの応用などをめざして研究が進められている^{9,10)}. 脳卒中慢性期の運動麻痺の患者を対象とした研究では、麻痺側手の運動想起時の脳律動の変化がうまくで

るよう視覚フィードバック効果を利用してトレーニングしたのちに、その脳律動変化にもとづいて BMI により手指電動装具を用いてリハビリテーションを行ったところ、半数の患者で麻痺側手指 進展筋活動がみられるようなったと報告しており、今後リハビリテーション効果促進技術としての活用が期待される¹¹⁾.

P300 スペラーは前章で紹介したとおり最も古くからある方法である。現在に至るまで基本的手法に大きな変化はないが、刺激提示の色を変えることで正解率が向上するなどの報告がなされ、実用性向上が図られている¹²⁾.

2. 近赤外分光法

最近では、fMRI や近赤外分光法等を用いて脳血流変化を BMI の信号として用いる研究も行われ

PTジャーナル・第 47 巻第 7 号・2013 年 7 月

ている。脳血流変化は脳機能発現に対して 4~5 秒遅れるためリアルタイム性に劣るが、非侵襲である点で優れている。近赤外分光法は空間解像度の点で劣るが、運動中も計測可能で比較的小型なので、リハビリテーションへの応用が期待されている¹³⁾。

3. fMRI

fMRI は空間解像度が高いので比較的高い性能が得られるが可搬性がなく、主に研究に用いられている。2006年に脳情報通信総合研究所(ATR)と Honda が共同で fMRI を用いてグー、チョキ、バーの 3 種の手の動きを推定することに成功したと報告し、注目された^{註)}

4. MEG

同じく脳磁図は可搬性に問題があるが、空間分解能に優れており、これまでは主に研究用に用いられている。ATR の戸田と今泉らは、fMRI を用いて活動部位に関して事前情報を与え、MEG の電流源推定の精度を向上させることにより、手首の運動による人差し指先端位置の動きを平均誤差15 mm で推定できたと報告している¹⁴⁾。われわれも MEG を用いて皮質脳波 BMI の術前評価法を確立すべく、研究を行っている。これまでに、上肢の3種の運動を1回1回の運動から60%程度の正解率で推定できるようになった(図 1)^{15,16)}。また上肢運動時の運動関連誘発磁界の各成分の振幅が大きいほど運動内容推定の正解率が高いことを明らかにした。今後はニューロリハビリテーション等への応用も期待される⁹⁾。

5. Decoded neurofeedback

ATR の柴田と川人らは、視覚提示した円を大きくすると報酬が大きくなるというルールで、被験者に円を大きくするよう指示すると、被験者にどんなトレーニングをしているか教示することなく、脳内活動を特定の方向に誘導し、結果的に視覚認知能が向上することを示した¹⁷⁾. 彼らはこれを decoded neurofeedback と呼び、神経疾患の新しい治療方法として期待できるとしている.

註:http://www.honda.co.jp/news/2006/c060524a.html

侵襲型 BMI

1. 刺入電極

刺入電極からは個々の神経細胞のスパイク活動 や複数個の神経細胞の集合電位である local field potential(LFP)が計測される. 先述したように, 上 肢の運動野の神経細胞は directional tuning という 特性があり、これを利用すると比較的少数のスパ イク活動を計測するだけで、ロボットアームの3 次元リアルタイム制御ができる. 最近ではサルが BMI でコントロールしたロボットアームで自在 に餌を食べることに成功したと Schwartz のグ ループが報告している18). また 2006 年に Hochberg らは脊髄損傷で四肢麻痺の患者が手の 運動野に刺入された 100 極の刺入電極からのス パイク活動で、ディスプレイ画面上のカーソルを 自在にコントロールできることを報告してい る¹⁹⁾ Hochberg らは 2012 年には脳幹出血後遺症 で四肢麻痺の患者がロボットアームをコントロー ルして、机の上のボトルをつかんで口元まで持っ ていき、中に入っているジュースを飲むことに成 功したと、報告している²⁰⁾. 同じ年に Schwartz ら は四肢麻痺の患者が 13 週間のトレーニングの 後、さらに巧緻なロボットアーム制御ができるよ うになったことを動画で発表している²¹⁾

しかし、刺入電極は脳実質に対して侵襲性があり、電極の刺入により惹起される炎症反応により数か月単位で計測効率が低下する。信号が劣化しにくい電極の開発が進められているが、明確な解決策はみつかっていない状況である。

2. 皮質脳波

皮質脳波は脳表面に直接皿状電極をおくことで 計測される脳波であり、頭皮脳波に比較してノイ ズが少なく、高周波帯域まで計測できるという特 徴がある。また脳実質への侵襲が比較的少なく、 長期間にわたる信号安定性に優れている。

理科学研究所の藤井らはサルに硬膜下電極を 約1年間にわたり埋め込んで実験を行った結果, 皮質脳波で上肢の運動の3次元位置を電極留置 期間中ずっと正確に推定できること,またいった んコンピュータに運動パターンを学習させると,

PTジャーナル・第 47 巻第 7 号・2013 年 7 月

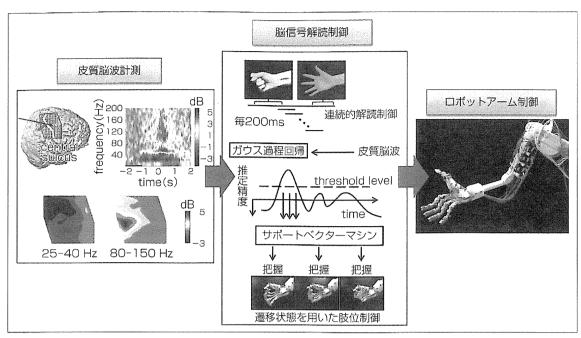


図 2 リアルタイムロボットアーム制御システム

再学習なしに半年にわたって正確な 3 次元位置 推定ができることを明らかにした²²⁾. これは皮質 脳波の長期安定性を示しており、臨床応用するう えでは最も重要な要素でもある.

海外の報告では、1次元の位置が2004年に報告されて以降²³⁾、皮質脳波の研究報告が増えている。その後2次元の位置推定が複数のグループから報告され^{24,25)}、これを用いてカーソル制御ができたとの報告がある²⁶⁾、運動推定に関しては指のレベルでの判別が可能との報告がある²⁷⁾、また通常の臨床で用いられる硬膜下電極は電極間隔は約1cmであるが、精度向上のためにこれを数mm程度に高密度化したmicroECoG電極に関する報告もある^{28~30)}

われわれも皮質脳波を用いて BMI の研究に取り組んでおり、これまでに、中心溝内運動野の皮質脳波が運動内容推定に有用なことを明らかにし³¹⁾、γ帯域活動を用いたロボットハンドのリアルタイム制御に成功した(図 2)³²⁾。また運動障害の程度が強くても運動イメージ時のγ帯域活動を用いると運動内容推定が可能であることを明らか

にしている.

今後の展望

国内外ならびに筆者らの BMI 研究を紹介した. 非侵襲型 BMI はリハビリテーション促進技術と して, 侵襲型 BMI は体内埋込装置を用いた高性能 の機能代替技術として, さらに研究を進め, 臨床 応用されることが期待される. また今後, 再生医 療の併用等により, より効果的な機能再建技術と なることが期待されよう.

文献 編文

- Farwell LA, et al: Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials. Electroencephalogr Clin Neurophysiol 70: 510-523, 1988
- Wolpaw JR, et al: An EEG-based brain-computer interface for cursor control. Electroencephalogr Clin Neurophysiol 78: 252-259, 1991
- Chapin JK, et al: Real-time control of a robot arm using simultaneously recorded neurons in the motor cortex. Nat Neurosci 2: 664-670, 1999
- 4) Wessberg J, et al: Real-time prediction of hand trajectory by ensembles of cortical neurons in primates.

PTジャーナル・第47巻第7号・2013年7月

- Nature 408: 361-365, 2000
- Serruya MD, et al: Instant neural control of a movement signal. Nature 416: 141-142, 2002
- 6) Taylor DM, et al: Direct cortical control of 3D neuroprosthetic devices. Science 296: 1829-1832, 2002
- Georgopoulos AP, et al: On the relations between the direction of two-dimensional arm movements and cell discharge in primate motor cortex. J Neurosci 2: 1527-1537, 1982
- Wolpaw JR, et al: Brain-computer interfaces for communication and control. Clin Neurophysiol 113: 767-791, 2002
- Birbaumer N, et al: Brain-computer interfaces: communication and restoration of movement in paralysis, J Physiol 579: 621-636, 2007
- Birbaumer N, et al: Neurofeedback and brain-computer interface clinical applications. Int Rev Neurobiol 86: 107-117, 2009
- 11) Shindo K, et al: Effects of neurofeedback training with an electroencephalogram-based brain-computer interface for hand paralysis in patients with chronic stroke: a preliminary case series study. J Rehabil Med 43: 951-957, 2011
- 12) Ikegami S, et al: Operation of a P300-based braincomputer interface by individuals with cervical spinal cord injury. Clin Neurophysiol 122: 991-996, 2011
- Sitaram R, et al: Hemodynamic brain-computer interfaces for communication and rehabilitation. Neural Netw 22: 1320-1328, 2009
- 14) Toda A, et al: Reconstruction of two-dimensional movement trajectories from selected magnetoencephalography cortical currents by combined sparse Bayesian methods. Neuroimage 54: 892-905, 2011
- 15) Sugata H, et al: Movement-related neuromagnetic fields and performances of single trial classifications. Neuroreport 23: 16-20, 2012
- 16) Sugata H, et al: Neural decoding of unilateral upper limb movements using single trial MEG signals. Brain Res 1468: 29-37, 2012
- 17) Shibata K, et al: Perceptual learning incepted by decoded fMRI neurofeedback without stimulus presentation. Science 334: 1413-1415, 2011
- 18) Velliste M, et al : Cortical control of a prosthetic arm for self-feeding. Nature 453 : 1098-1101, 2008
- Hochberg LR, et al: Neuronal ensemble control of prosthetic devices by a human with tetraplegia. Nature 442: 164-171, 2006

- 20) Hochberg LR, et al: Reach and grasp by people with tetraplegia using a neurally controlled robotic arm. Nature 485: 372-375, 2012
- Collinger JL, et al: High-performance neuroprosthetic control by an individual with tetraplegia. Lancet 381: 557-564, 2012
- 22) Chao ZC, et al: Long-term asynchronous decoding of arm motion using electrocorticographic signals in monkeys. Front Neuroeng 3: 3, 2010
- 23) Leuthardt EC, et al: A brain-computer interface using electrocorticographic signals in humans. J Neural Eng 1:63-71, 2004
- 24) Schalk G, et al: Decoding two-dimensional movement trajectories using electrocorticographic signals in humans. J Neural Eng 4: 264-275, 2007
- Pistohl T, et al: Prediction of arm movement trajectories from ECoG-recordings in humans. J Neurosci Methods 167: 105-114, 2008
- 26) Schalk G, et al: Two-dimensional movement control using electrocorticographic signals in humans. J Neural Eng 5: 75-84, 2008
- 27) Miller KJ, et al: Decoupling the cortical power spectrum reveals real-time representation of individual finger movements in humans. J Neurosci 29: 3132– 3137, 2009
- 28) Wang W, et al: Human motor cortical activity recorded with Micro-ECoG electrodes, during individual finger movements. Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc 2009: 586-589, 2009
- 29) Van Gompel JJ, et al: Phase I trial: safety and feasibility of intracranial electroencephalography using hybrid subdural electrodes containing macro- and microelectrode arrays. Neurosurg Focus 25: E23, 2008
- 30) Kellis SS, et al: Human neocortical electrical activity recorded on nonpenetrating microwire arrays: applicability for neuroprostheses. Neurosurg Focus 27: E9, 2009
- Yanagisawa T, et al: Neural decoding using gyral and intrasulcal electrocorticograms. NeuroImage 45: 1099-1106, 2009
- 32) Yanagisawa T, et al: Electrocorticographic control of a prosthetic arm in paralyzed patients. Ann Neurol 71: 353-361, 2012

(Masayuki Hirata, et al 大阪大学大学院医学系研究科脳神経外科学教室: 零 565-0871 大阪府吹田市山田丘 2-2)



皮質脳波を用いた低侵襲 BMI

Brain machine interfaces using electrocorticograms

平田雅之 Masayuki HIRATA 大阪大学大学院医学系研究科脳神経外科学教室



◎ブレイン・マシン・インターフェースは非侵襲、低侵襲型、高侵襲型に分けられる、侵襲型では手術が必要 であるが、高い性能が得られやすい、微小針電極を用いる高侵襲型では運動ニューロンがもつ directional tuning という特性を用いて巧緻な運動制御が可能であるが、長期安定性に問題がある.脳表電極を用いる低侵襲 型では運動企図時に生じる γ 帯域活動を用いてロボットアームのリアルタイム制御が可能であり, 長期安定性 の面で優れる、侵襲型では感染リスク低減のため体内埋込化が必要であるが、いったん埋め込むと装脱着の必 要がなく利便性に優れる。また、当初は ALS などの重症の身体障害者への適用が期待されるが、技術レベルの 進歩により、より患者数の多い疾患にも適用可能となると考えられ、医療機器としての潜在的な市場規模も大 きい.

Keywords)

ブレイン・マシン・インターフェース、皮質脳波、サポートベクターマシン、体内埋込

ブレイン・マシン・インターフェース(BMI)は, 侵襲性の観点からは侵襲型と非侵襲型に大きく2 つに分けられる。非侵襲型はその名のとおり侵襲 性がないのが最大の利点である. 一方, 侵襲型は 手術を必要とするが、高い性能が得られやすいの が特徴である. 侵襲型はさらに高侵襲型と低侵襲 型に分けられる、高侵襲型が微小多極針電極を脳 実質に刺入するのに対して低侵襲型は脳表電極 (硬膜下電極)を脳表面におくだけなので、脳実質 に対する侵襲が少ない. 本稿ではこのうち低侵襲 型を中心に侵襲型 BMI について解説する.

高侵襲 BMI

1. 神経発火活動

微小針電極からは個々の神経細胞のスパイク活 動や複数個の神経細胞の集合電位である local field potential(LFP)が計測され、時間・空間分解 能が高い. BMIによる機器操作をはじめて実証し た研究として有名なのが、1999年に報告された Chapin と Nicolelis らによるラットの実験である

 $(図1)^{2}$, 彼らはまず、レバーを押せば水がもらえ る電動アームを用いてラットにレバー操作による 水飲みを学習させた。つぎにレバー操作の直前に 発火する神経細胞を脳電極から検出して, その神 経細胞が発火したら水飲み操作を補助するよう電 動アームの制御を変えた。しばらくするとラット はもはやレバーを操作しなくなり、脳信号だけで 水飲みを操作するようになったという。この研究 は電動アームの動きを ON/OFF するという単純 な制御ではあるが、神経細胞の発火活動をBMIに 応用したはじめての研究として意義が大きい、

サイドメモ

サポートベクターマシン(SVM)

SVM は弁別を行う学習機械のひとつで、弁別空間 上に存在する複数個の群を弁別平面で分離する際にた がいの距離が最大になるように重み係数を調整するこ とにより高い弁別能を得ようとする手法であり、 最近は BMIでのdecoding手法としてよく用いられている1).

医学のあゆみ Vol. 245 No. 12 2013. 6. 22 1035

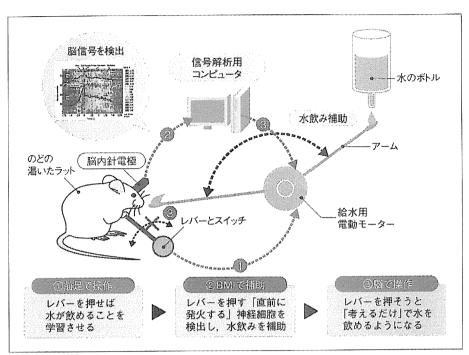


図 1 ラットを用いたBMIによる水飲み操作

2. Directional tuning

翌年の2000年には同じく Nicolelis のグループが、サルの実験で神経発火活動からリアルタイムに上肢の三次元軌道を推定してロボットアームを制御できたと報告している³⁾. 2002年になると、Serruya と Donoghue らが神経発火活動を用いてコンピュータのカーソルを二次元的に制御できることをサルの実験で報告している⁴⁾. 同じ年にはTaylor と Schwartz らもサルの実験にてロボットアームの三次元制御を報告している⁵⁾.

これらの研究ではいずれも運動野の運動ニューロンがもつ directional tuning という特性を利用している。Directional tuning とは、上肢の運動ニューロンが上肢の特定の運動方向に選択的に反応するというものである⁶⁾。この特性を用いると、上肢の運動方向が二次元であればわずか数十個、三次元でも数百個の運動ニューロンの発火パターンをみるだけで正確に推定できることがわかり、大きく注目された³⁴⁾。

このように初期のBMI研究を概観してみると,

BMI は最初は脳波を用いてヒトに適用されたが, 2000 年を境にアメリカの神経生理学者がサルを 用いた実験でロボットアームやコンピュータカー ソルの制御ができることを明らかにしたことで研 究が急速に進み、盛んになりはじめたといえる.

3. 高侵襲BMIによる外部機器制御

先述したように、上肢の運動野の神経細胞は directional tuning という特性があり、これを利用 すると比較的少数のスパイク活動を計測するだけ で、ロボットアームの三次元リアルタイム制御が できる。最近では、サルが BMI でコントロールし たロボットアームで自在に餌を食べることに成功したと Schwartz のグループが報告している⁷⁾. また、2006 年に Hochberg らは脊髄損傷で四肢麻痺の患者が手の運動野に刺入された 100 極の刺入電極からのスパイク活動でディスプレイ画面上のカーソルを自在にコントロールできることを報告している⁸⁾. Hochberg らは、2012 年には脳幹出血後遺症で四肢麻痺の患者がロボットアームをコントロールして机の上のボトルをつかんで口元ま

1036 医学のあゆみ Vol. 245 No. 12 2013. 6. 22



でもっていき、中に入っているジュースを飲むことに成功したと報告している 9 . 同じ年にSchwartzらは、四肢麻痺の患者が13週間のトレーニングの後、さらに巧緻なロボットアーム制御ができるようになったことを動画で発表している 10 .

しかし、刺入電極は脳実質に致して侵襲性があり、電極の刺入により惹起される炎症反応により数カ月単位で計測効率が低下する。信号が劣化しにくい電極の開発が進められているが、明確な解決策はみつかっていない状況である。

低侵襲 BMI: 皮質脳波

皮質脳波は脳表面に直接皿状電極をおいて計測される脳波であり、頭皮脳波に比較してノイズが少なく、高周波帯域まで計測できるという特徴がある。また、脳実質への侵襲が比較的少なく、長期間にわたる信号安定性に優れている。

理研の藤井らは、サルに硬膜下電極を約1年間にわたり埋め込んで実験を行った結果、皮質脳波で上肢の運動の三次元位置を電極留置期間中ずっと正確に推定できること、またいったんコンピュータに運動パターンを学習させると再学習なしに半年にわたって正確な三次元位置推定ができることを明らかにした¹¹⁾. これは皮質脳波の長期安定性を示しており、臨床応用するうえではもっとも重要な要素でもある.

海外の報告では先述した一次元の位置が 2004年に報告されて以降,皮質脳波の研究報告が増えている。その後二次元の位置推定が複数のグループから報告され^{12,13)},これを用いてカーソル制御ができたとの報告がある¹⁴⁾.運動推定に関しては指のレベルでの判別が可能との報告がある¹⁵⁾.また,通常の臨床で用いられる硬膜下電極は電極間隔は約1 cm であるが,精度向上のためにこれを数 mm 程度に高密度化した microECoG 電極に関する報告もある¹⁶⁻¹⁸⁾.

著者らも皮質脳波を用いてBMIの研究に取り 組んでおり、これまでに、中心溝内運動野の皮質 脳波が運動内容推定に有用なことを明らかにし、 ッ帯域活動を用いたロボットハンドのリアルタイム制御に成功し、運動障害の程度が強くても運動イメージ時のッ帯域活動を用いると運動内容推定が可能であることを明らかにしてきた。以下に著者らの研究成果を概説する.

Support vector machine を 用いた運動内容推定

難治性疼痛に対する運動野電気刺激療法の最適 刺激部位同定や,難治性てんかんのてんかん焦点 源同定のために硬膜下電極を2週間程度留置する 場合がある。また,難治性疼痛に対する運動野電 気刺激療法において,より効果的疼痛緩和を目的 として中心溝内に電極を留置する場合がある¹⁹⁾. 著者らは施設内倫理委員会の承認を得て,これま でにこうした症例対象にして,留置した電極から 上肢運動などの課題施行時の皮質脳波を計測し, BMI の研究を行ってきた。

運動企図や運動内容の推定を行う neural decoding (脳信号解読) は BMI の中心となる技術であり、種々の手法が報告されているが、著者らは support vector machine (SVM) という機械学習の手法を中心に用いている.

大脳における運動内容の最終出力部は一次運動野であるが、体性局在があり、ヒトでは一次運動野の大半は中心溝のなかに存在すると考えられている。そこで中心溝内電極を用いて上肢運動時の皮質脳波を計測し、SVMを用いて運動内容推定を行った。その結果、中心溝前壁から記録した皮質脳波を用いると、他の部位よりも有意に高い正解率で運動内容推定ができることが明らかになった²⁰⁾

また、どの周波数帯域が運動内容推定に有用であるかを調べた。その結果、 γ 帯域($80\sim150$ Hz) のパワーが運動内容推定に有用であることを明らかになった²¹⁾。さらに、被験者の運動障害の有無によらず、 γ 帯域のパワーを用いると高い運動内容推定の正解率が得られることが明らかになった(図 2)²²⁾。運動障害の強い症例において、"握る、

医学のあゆみ Vol. 245 No. 12 2013. 6. 22 1037

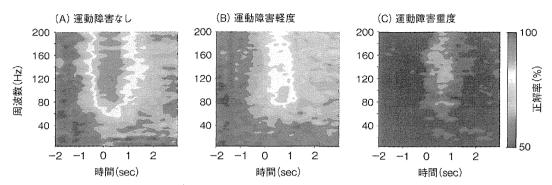


図 2 運動障害の程度と運動内容推定正解率の関係

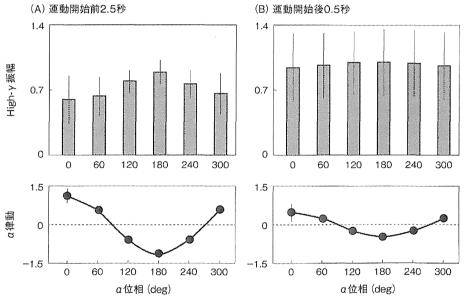


図 3 運動野では運動前に γ 帯域の振幅が α 帯域の位相にカップリングする α 帯域の位相が 180 度のときに、 γ 帯域の振幅が大きくなっている.

肘を曲げるという運動のイメージが明確にできる被験者"では握る、肘を曲げるという2つの運動でy波活動の脳内分布に明確な違いが認められたが、"運動イメージがしにくいと自覚している被験者"ではy波活動の脳内分布に有意な差を認めなかった。これは、被験者がどれくらい違う運動イメージを自覚してできるかということと、脳内で実際どれくらい違った活動パターンになっているかということが、対応していることを示唆しており、脳機能の再構築に関する知見として興味深い。

さらに最近では、運動制御メカニズムに関する新しい知見を得ている。手の把握時に、運動野において運動開始前に γ 帯域活動の振幅が α 帯域活動の位相に同期し、運動開始直前に同期がはずれる現象(cross frequency coupling)を発見した(図3) 23 . 手の把握において、この cross frequency coupling は運動開始や運動内容の制御にかかわっていることを示唆する重要な知見といえる。

1038 医学のあゆみ Vol. 245 No. 12 2013. 6. 22

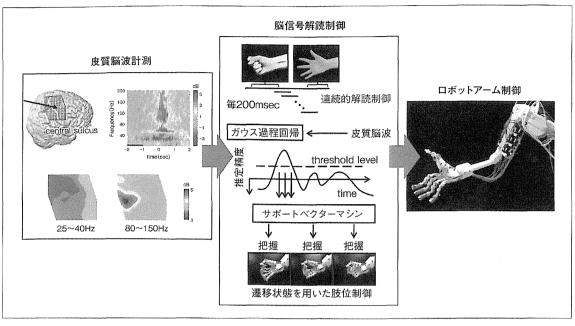


図 4 リアルタイムロボットアーム制御

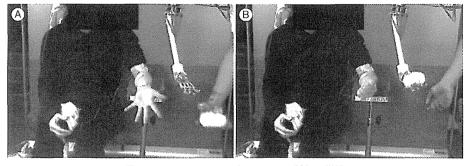


図 5 リアルタイムロボットアーム制御の様子 A: 手を開く, B: 手を握る.

■ ロボットアームのリアルタイム制御

前項で述べた運動内容推定技術を応用して義手 ロボットをリアルタイムに制御するシステムを開 発した $(図 4)^{22}$. このシステムでは手の把握, つ まむ、開くや肘の屈曲といった基本的な上肢の運 動要素を各 40 回程度行い, これを SVM の学習 データとしてパラメータ設定を行い、 つぎにその パラメータ設定を用いてリアルタイムに連続的な

decoding と制御を行う. Gaussian process regression という手法を用いて、計測した脳信号に対し て運動推定がどの程度正確にできるかを随時評価 し、運動推定が正確にできると評価されたときに 限り SVM による decoding を行うことにより外乱 ノイズに強い decoding ができるようにしている. さらに, ロボットアームの制御に遷移状態の概念 を導入して、初期肢位から目的肢位に徐々に状態 遷移させることによりスムーズな動作にすること ができた. これらの結果, 運動1回ごとの皮質脳

医学のあゆみ Vol. 245 No. 12 2013. 6. 22 1039

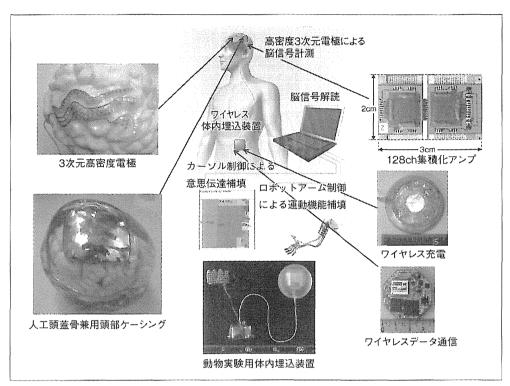


図 6 ワイヤレス体内埋込装置

波による運動の推定精度は60~80%でもロバストな運動推定・ロボット制御法を導入することにより手から肘までの制御や、物の把握や把握解除など実用的な動作ができるようになった(図5).また、硬膜下電極を用いた皮質脳波計測は長期間安定していることが動物実験で明らかになっている。著者らの臨床例でも約2週間という短期間の電極留置のため長期の安定性は検証困難であるが、初回の実験から4日後でも初回の設定パラメータを利用して、リアルタイムロボットアーム制御により物体の把握・把握解除ができることを示せた

ワイヤレス体内埋込装置の開発

侵襲型 BMI では臨床応用に際しては感染リスク低減のためにワイヤレス体内埋込化が必須であるが、いったん体内に埋め込むといちいち装置の装脱着・調整の必要がなく利便性に優れる。BMI

の臨床用ワイヤレス埋込装置はまだ報告が少なく、Kennedyらのグループが報告している埋込装置は電極数2チャンネルであり²⁴⁾、ブラウン大学のグループが開発中の装置も32チャンネルとまだ測定チャネル数も少ない²⁵⁾. 動物実験やヒトでの有線でのロボットアーム制御では100チャネルレベルのシステムを用いていることを考えると、これらの装置はスペック的に十分とはいいにくい面がある.

そこで現在、著者らは電極数が百チャンンル以上の臨床用ワイヤレス体内埋込 BMI 装置の実用化をめざして現在開発を行っており、プロトタイプを試作した(図 6)²⁶⁾. 本装置は頭部装置と腹部装置からなる。頭部装置は、三次元高密度両面電極、128 チャンネル集積化アンプとアンプを収納する人工頭蓋骨兼用頭部ケーシングからなる。腹部装置は、低電力消費型ワイヤレス LAN データ通信回路、非接触充電電源からなる。現在、その有用性や安全性を検証するために、動物実験を開

1040 医学のあゆみ Vol. 245 No. 12 2013. 6. 22



Development of Five-Finger Multi-DoF Myoelectric Hands with a Power Allocation Mechanism

Tatsuya Seki, Tatsuhiro Nakamura, Ryu Kato, Soichiro Morishita and Hiroshi Yokoi

Department of Mechanical Engineering and Intelligent Systems, The University of Electro-Communications, Chofu 182-8585, Japan

Received: December 2, 2013 / Accepted: December 27, 2013 / Published: February 25, 2014.

Abstract: To be used as five-fingered myoelectric hands in daily living, robotic hands must be lightweight with the size of human hands. In addition, they must possess the DoFs (degrees of freedom) and high grip force similar to those of human hands. Balancing these requirements involves a trade-off; ideal robotic hands have yet to sufficiently satisfy both requirements. Herein, a power allocation mechanism is proposed to improve the grip force without increasing the size or weight of robotic hands by using redundant DoFs during pinching motions. Additionally, this mechanism is applied to an actual five-fingered myoelectric hand, which produces seven types of motions necessary for activities of daily living and realizes a ~60% improvement in fingertip force, allowing three fingers to pinch objects exceeding 1 kg.

Key words: Five-finger multi-degree of freedom (DoF) robotic hand, power allocation mechanism, interference driven link based on wire mechanism.

1. Introduction

Myoelectric hands are externally prosthetics controlled by EMG (electromyogram) signals. They are designed to aid physically impaired people by replicating numerous functions. Consequently, the requirements for myoelectric hands are drastically different from those for industrial robotic hands. In particular, studies on myoelectric hands focus on four key elements: (1) robotic substitution of the human hand; (2) an information processing system to recognize EMG activity; (3) a biofeedback system to substitute for the senses; and (4) braces to attach the myoelectric hand. In this paper, 18 the development of a five-fingered robotic hand with multiple DoFs (degrees of freedom) as a myoelectric hand is described.

Specifically, the following four criteria are considered for the use of a robotic hand as a myoelectric hand in daily living:

Corresponding author: Tatsuya Seki, Ph.D. candidate, research fields: robotic hand, interference driven mechanism and myoelectric hand. E-mail: t.seki@uec.ac.jp.

- Structured like a human hand: The robotic hand must have five fingers and be equivalent in size to a human hand.
- Lightweight: The robotic hand should not weigh more than the lost part of the human body.
- Comparable in DoFs to a human hand: The DoFs of the robotic hand must be sufficient to actualize finely controlled and precise actions.
- High grip force: The robotic hand must possess sufficient power to perform gripping and pinching motions.

None of the myoelectric hands developed thus far [1-6] satisfy all of these criteria because they lack adequate actuators and transmission mechanisms equivalent to muscles. For example, a lightweight multi-DoF myoelectric hand sized like a human hand lacks sufficient gripping force. Conversely, a multi-DoF myoelectric hand with high gripping force is too heavy and large. To realize a powerful multi-DoF myoelectric hand, a mechanism that effectively allocates power to many small actuators in the fingers is required.

We have previously proposed a five-fingered robotic

hand with tendon- and interference-driven mechanisms [7]. However, the grip force with a subset of the five fingers is significantly lower than that with all five fingers because each DoF uses an independent mechanism. More than half of all human hand motions in ADL (activities of daily living) are grip motions with some subset of the five fingers (e.g., precision grip, lateral pinch, tripod grip).

Herein we propose a power allocation mechanism for a multiple DoF robotic hand with tendon-driven and interference mechanisms to resolve the issue of weak grip force. The proposed scheme involves a type of interference mechanism in which power is allocated among the fingers with power allocation wires that link the tendon wire of a finger to the tendon wires of other fingers. These power allocation wires transfer the power allocated from the non-gripping fingers to the gripping fingers. Consequently, the grip force is improved without increasing the size and weight of the myoelectric hand and without a high power actuator or transmission mechanism. Moreover, the allocation mechanism is implemented five-fingered robot hand, and the improvement in grip force is evaluated.

2. Development of Multi-DoF Myoelectric Hand with High Grip Force

To realize human hand motions in ADL, the myoelectric robotic hand must reproduce various hand motions: power grip (used in 35% of ADL), precision grip (used in 30% of ADL), lateral pinch (used in 20% of ADL), hook grip, tripod grip, finger-pointing, and gesturing (e.g., counting) [8].

To achieve these motions in ADL, the thumb and each individual finger flexion motion must be controlled via an independent actuator. Furthermore, the robotic hand must be capable of applying sufficient gripping force to grasp objects.

2.1 Myoelectric Hand with Tendon-Driven and Interference-Driven Mechanisms

In a previous study, a five-fingered multi-DoF

robotic hand with tendon- and interference-driven mechanisms to achieve a multi-DoF myoelectric hand with high grip force was developed [7].

The five-fingered robotic hand is driven by servomotors via tendon wires. Fig. 1a shows the finger mechanism of this robotic hand. Every finger is equipped with two actuators: one drives only the MP (metacarpophalangeal) joint via the MP Tendon Wire (Fig. 1b), whereas the other drives the MP, PIP interphalangeal), DIP (proximal and ()distal interphalangeal joints via the MP/PIP/DIP Tendon Wire (Fig. 1c). Using a tendon-driven mechanism to connect the actuator and finger joint with a tendon wire reduces the size and weight of the robotic hand. This hand can adapt itself to various object shapes and external forces owing to the underactuated mechanism in the PIP and DIP joints.

Additionally, the MP joint, which requires the highest driving power among all finger joints, is driven by the MP and MP/PIP/DIP Tendon Wires (Fig. 1d). This interference-driven mechanism, which allows cooperation between the two actuators in the MP joints, realizes a high grip force.

Through these mechanisms, our robotic hand achieves 13 DoFs (Fig. 2) while remaining lighter than a human hand [9]. The weight of the hand without the actuators is 350 g, and the total weight is 1.1 kg. The actuators use a servomotor (2BBMG made by GWS, 0.551 N·m @4.8 V) and have a variable tractive force on the tendon wire. The maximum grasping force of the robotic hand for a power grasp is 55 N, and the maximum pinching force with 3 fingers: thumb, index finger, and middle finger is 30 N.

Although this robotic hand can grasp a 500-mL plastic drink bottle, its pinching force is inadequate [10]. For example, it cannot precisely grip objects that weigh over 300 g by using the 3 fingers mentioned above because the pinching force is much smaller than that applied by a human hand. Therefore, to use the robotic hand for ADL, its pinching force must be improved.

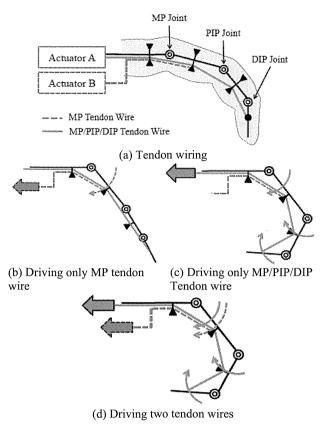


Fig. 1 Finger mechanism with an interference-driven link (only flexion tendon wires).

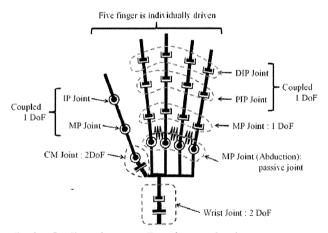


Fig. 2 Outline of power allocation mechanism.

2.2 Power Allocation Mechanism for Five-Fingered Robotic Hand

Generally, a high-power actuator and or transmission mechanism is used to improve the grip force of a robotic hand. However, these solutions are not applicable to a myoelectric hand owing to the significant increases in size and weight.

We considered human hand motions and the drive mechanism of the robotic hand. More than half of the human hand motions in ADL are grip motions that use a subset of five fingers: precision grip, lateral pinch, and tripod grip. Currently, the grip force of the robotic hand is smaller than that with five fingers, and the subset of the actuators is redundant because each DoF in most robotic hands is driven independently. If the power of these redundant actuators is reallocated from the non-gripping fingers to the gripping fingers, then the grip force with a subset of fingers should be improved without increasing the size and weight.

On the basis of this idea, we propose a power allocation mechanism for a five-fingered multi-DoF robotic hand with tendon-driven and interference mechanisms (Fig. 3). In our previous robotic hand, the tendon wires, which transfer power from the actuator to the joint of a single finger, depend on the interference mechanism. However, the tendon wires of the five fingers are independent. The proposed mechanism is an interference mechanism that allocates driving power among the fingers via power allocation wires that link the tendon wire of a finger to the tendon wires of other fingers.

In the proposed mechanism, the coupling of tendon wires prevents flexion joint angles, which are independently controlled. This constraint is not a fatal defect for a human robotic hand because the human hand has an analogous constraint. In a human hand, common digital extensor tendons are coupled, thereby preventing flexion joint angles. For example, the ring finger cannot be flexed as the pinky finger is extended. The flexion angles in existing robotic hands are redundant because the tendon wires of the fingers are independent.

Fig. 4 outlines the proposed power allocation mechanism. Fig. 4a depicts a power allocation wire that links the tendon wires between gripping and non-gripping fingers, in which the driven power of the non-gripping finger is allocated to the gripping finger. When two fingers are flexed and the flexion joint angles

Gripping Finger

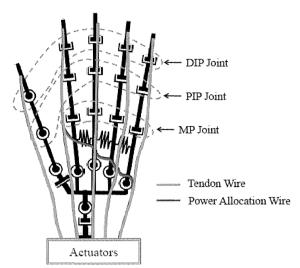
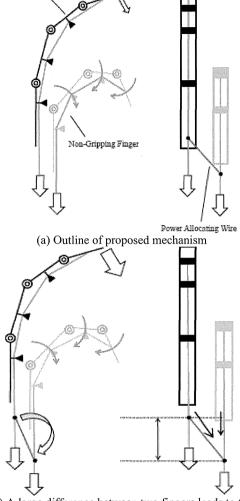


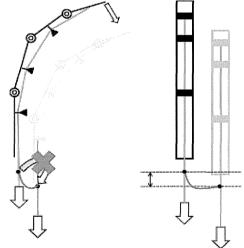
Fig. 3 Outline of power allocation mechanism.

of the non-gripping finger are larger than those of the gripping finger, the proposed mechanism improves the grip force of the gripping finger because the actuators of the two fingers exert traction on the tendon wire of the gripping finger via the power allocation wire.

If the gripping and non-gripping fingers are always linked, finger flexion motion cannot be independently controlled. In the proposed mechanism, a wire-driven mechanism is used instead of a mechanically driven mechanism (e.g., gears). The wire-driven mechanism transfers the driven power from the actuator to the finger joint only when a wire is not slack. In the power allocation mechanism, the status (independent or coupled) of the fingers is shunted by this attribute of the wires. When the difference between the gripping and non-gripping fingers coupled by the power allocation wire is large, the grip force of the gripping finger is improved because the power allocation wire transfers the driven power of the non-gripping finger to the gripping finger (Fig. 4b). However, when the difference between the fingers is small, the grip force of gripping finger is not improved because the power allocation wire is slack and does not transfer the driven power (Fig. 4c). Therefore, the gripping finger and non-gripping finger are independently controlled. The length of the power allocation wire is an important parameter because it controls the difference of the fingers coupled by the wire when the status (independent



(b) A large difference between two fingers leads to the allocation of the driven force



(c) A small difference between the positions of two fingers leads to each being independent

Fig. 4 Behavior of power allocation mechanism (left: side view; right: finger pad view).

or coupled) of the fingers is shunted. Consequently, appropriately engineering the lengths of the power allocation wires can improve the grip force of the gripping fingers via the power allocation mechanism without a fatal defect in the DoF or increasing the size and weight of the robotic hand.

3. Implementation in a Five-Fingered Robotic Hand

The power allocation mechanism is implemented in our five-fingered robotic hand. The Power Allocation Unit is implemented between the fingers in the robotic hand and the actuators. The mechanism of the robotic hand and actuators is identical to that of our existing robotic hand. Fig. 5 shows a photograph of the new robotic hand whose weight is increased to 40 g (i.e., a 3.6% increase in total weight).

3.1 Power Allocation Mechanism

Because the power allocation mechanism is used as the wire-driven mechanism, the driven power can be allocated between any number of fingers. Herein the power allocation unit is modeled on the couplings of a common digital extensor tendon of the human hand.

Although the thumb is necessary to produce a more powerful force, it is precluded from power allocation because it does not have tendon couplings and the DoF must be independent for the human hand motions of lateral pinching and gesturing. In the fingers, flexion joint angles, which independently control each finger, are prevented because the common digital extensor tendons are coupled in the human hand. Therefore, the

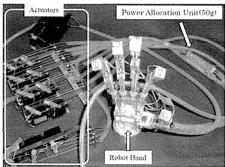


Fig. 5 Five-finger robotic hand with power allocation mechanism.

driven power is allocated between neighboring fingers by the power allocation unit from the ulnar to radial side.

Here we consider power allocation and human hand motions. The power allocation unit can use all actuators during a four-finger gripping motion (thumb, index finger, middle finger, and ring finger). However, the actuators of the pinky and ring finger cannot be used during a two-finger gripping motion (thumb and index finger). Additionally, the actuators of the pinky cannot be used, and the index finger is not allocated power during a three-finger gripping motion (thumb, index finger, and middle finger). Therefore, power allocation from the pinky to the index finger is added for a two-finger gripping motion and a three-finger gripping motion.

The aforementioned mechanism is implemented in the new robotic hand for two types of tendon wires: the MP wire, which drives only the MP joint; and the MP/PIP/DIP wire, which drives the MP, PIP, and DIP joints (Fig. 2). Thus, the new robotic hand has eight power allocation patterns.

3.2 Power Allocation Unit

Fig. 6 shows that the simplest mechanism to directly link tendon wires by using the power allocation wire is shaped in the form of an H. Fig. 7 outlines the power allocation mechanism for the new five-fingered robotic hand. The mechanism has a torus structure in which four H-shaped mechanisms are arranged along four sides.

The driven power during power allocation T is T_1 and T_2 resultant forces. T is given as

$$T = \begin{cases} \left(T_{1} \cos \left(\frac{T_{2}}{T_{1} + T_{2}} \theta \right) + T_{2} \cos \left(\frac{T_{1}}{T_{1} + T_{2}} \theta \right) \right)^{2} \\ + \left(T_{1} \sin \left(\frac{T_{2}}{T_{1} + T_{2}} \theta \right) - T_{2} \sin \left(\frac{T_{1}}{T_{1} + T_{2}} \theta \right) \right)^{2} \end{cases} \end{cases}$$
(1)

where θ is as follows:

$$\theta \propto \frac{d}{L}$$
 (2)

and d and L are the dimensional parameters of the

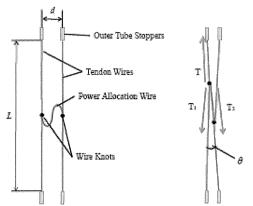


Fig. 6 Mechanism of power allocation unit (left: normal state; right: power allocation state).

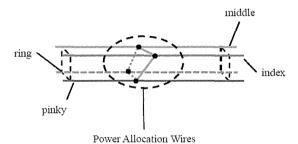


Fig. 7 Outline of power allocation unit.

H-shaped mechanism (Fig. 6). When T increases and the allocation loss decreases, d must be as small as possible and L must be as large as possible. In the new robotic hand, d is 5 mm, which is the minimum size feasible for the outer tube stopper needed to protect the tendon wires and transfer of tractive force. L for the MP and MP/PIP/DIP wires is 50 and 70 mm, respectively, because these are the necessary lengths to join flexed fingers.

3.3 Length of the Power Allocation Wires

The lengths of the power allocation wires must be engineered appropriately to ensure that the difference in the fingers coupled by power allocation wires is controlled when the status (independent or coupled) of the fingers is shunted. To realize human hand motion, the DoF of the robotic, myoelectric, or master-slave controlled hand must be sufficient. The DoF constraint of a human hand is measured with a data glove (CyberGlove). On the basis of this data, the lengths of the power allocation wires are defined by the geometry model of the robotic hand. Because individuals greatly

differ, we also use the DoF constraint data of the first author.

Fig. 8 verifies that the DoF of the new robotic hand achieves the human hand motions required for ADL. Among the various gesturing motions, herein we select the rock-paper-scissors motion. For a precision grip, the non-gripping fingers are either extended or flexed. In the latter case, the power allocation mechanism improves the grip force of the gripping finger. In contrast, in the former case, the power allocation mechanism encumbers the grip force of the gripping finger. Thus, non-gripping fingers must be flexed while gripping a heavy object by using the precision grip. Although finger-pointing and gesturing require the same motions, this is not a fatal defect because these motions do not require a grip force.

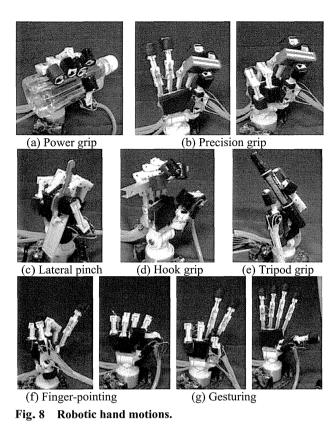
4. Performance Evaluation

Here the performance of the new robotic hand was evaluated. First, the fingertip force of the gripping fingers was measured to determine whether the grip force is improved. Second, the success counts of a pick and place task were measured to confirm grip force improvement by the proposed mechanism and the impact of the DoF constraint of the robotic hand on the task.

4.1 Measurement of Fingertip Force

The gripping force of the robotic hand depends on the fingertip force of the robotic hand, object shape, and friction between the robotic hand and object. Therefore, the fingertip force of the gripping fingers was measured by a semiconductor pressure sensor (Force Sensing Resistors: FSR made by Interlink Electronics). Comparing measurements with and without power allocation revealed that power allocation improves fingertip force. The gripping motions occurred in one and three motions without and with power allocation, respectively.

- Gripping motion with all fingers and thumb; criteria fingertip force without power allocation;
 - Gripping motion with index finger and thumb;



• Gripping motion with index finger, middle finger,

- and thumb;
- Gripping motion with index finger, middle finger, ring finger, and thumb.

Table 1 shows the fingertip force of the robotic hand. Fingertip forces without power allocation were around 33 N. However, the power allocation mechanism improved the fingertip force by 24% to 63%. Compared with our previous robotic hand, the new robotic hand is only 3.6% heavier in total weight, with a negligible increase in volume. Therefore, the power allocation mechanism improved the grip force without significantly increasing the size and weight of the robotic hand.

4.2 Pick and Place Task

The new robotic hand was applied to a myoelectric hand system we developed previously [7], and the success counts were measured in the pick and place task. The weight of the gripped object was measured. To be considered successful, each pick and place task had to be completed in 30 s and cover a distance of

Table 1 Fingertip force of pinching and increase with power allocation mechanism.

(a) All digits (no power allocation)				
Finger	Average (N) (SD)			
Index	33.6 (1.14)			
Middle	32.6 (1.67)			
Ring	32.2 (2.28)			
Pinky	33.6 (1.04)			

Finger	Average (N) (SD)	Increment (%)
Index	54.8 (2.59)	63
Middle	-	-
Ring	-	-
Pinky	-	-

Finger	Average (N) (SD)	Increment (%)	
Index	46.0 (2.54)	37	
Middle	45.4 (3.10)	39	
Ring	-	-	
Pinky	-	-	

(d) Index, middle, and ring fingers, and thumb				
Finger	Average (N) (SD)	Increment (%)		
Index	41.6 (3.85)	24		
Middle	35.0 (1.41)	-		
Ring	41.4 (2.07)	29		
Pinky	-	-		

approximately 40 cm; in addition, the object had to be placed in the target area without being dropped. The examinee was a male in his thirties with a below-elbow amputation. The gripping motion was a three-finger grip using the thumb, index finger, and middle finger; the driven power of the non-gripping fingers was allocated to the gripping fingers. The fingertip, thumb phalanges, and palm of the robotic hand consisted of natural rubber sheets to achieve adequate friction between the robotic hand and gripped object. Table 2 shows the dimensions of the gripped objects. In the task, the object size and gripping motions of the robotic hand were both constant.

Fig. 9 shows the success counts of the pick and place task, where the dashed and solid lines indicate success counts with and without power allocation, respectively. The success counts with power allocation were fairly constant for all grip objects; that is, the DoF constraint by the power allocation mechanism effectively executed the pick and place task. Additionally, the power