

Brief Report

AIにより回復期リハビリテーション病棟入院時に脳卒中患者の歩行自立を予測できるか

小野圭介,¹ 高橋良輔,^{1,2} 森田和幸,³ 荒 洋輔,^{2,3} 安部千秋,^{1,2}
伊藤宗一郎,¹ 宇野奨吾,¹ 阿部正之,^{2,3} 白坂智英⁴

¹社会医療法人北斗 十勝リハビリテーションセンターリハビリテーション部理学療法科

²社会医療法人北斗 十勝リハビリテーションセンター先進リハビリテーション推進室

³社会医療法人北斗 十勝リハビリテーションセンターリハビリテーション部作業療法科

⁴社会医療法人北斗 十勝リハビリテーションセンター診療部リハビリテーション科

要旨

Ono K, Takahashi R, Morita K, Ara Y, Abe S, Ito S, Uno S, Abe M, Shirasaka T. Can AI predict walking independence in patients with stroke upon admission to a recovery-phase rehabilitation ward? Jpn J Compr Rehabil Sci 2024; 15: 1-7.

【目的】回復期脳卒中患者の退院時における歩行の自立可否に関して、AIによる予測分析ツールである Prediction One を用いて予測モデルを作成し、その実用性を検討する。

【方法】回復期リハビリテーション病棟に入院した脳卒中患者 280 名にて、入院時の心身機能情報をもとに、退院時の歩行自立可否の予測モデルを Prediction One を用いて作成した。また、別期間に入院した脳卒中患者 134 名にて、AIを活用した予測の結果と実際の結果をもとに正解率、感度、特異度、陽性的中率、陰性的中率をそれぞれ算出し、精度確認を行った。

【結果】予測モデルの予測精度 (AUC) は 91.7% であった。精度確認では、正解率は 79.9%、感度は 95.7%、特異度は 62.5%、陽性的中率は 73.6%、陰性的中率は 93.5% であった。

【結論】今回作成した予測モデルの精度は、先行研究に対して非劣性であり作業が簡便であることから実用性は高いと考えられる。

キーワード: AI, Prediction One, 帰結予測, 歩行, 脳卒中

著者連絡先: 小野圭介
社会医療法人北斗 十勝リハビリテーションセンター
リハビリテーション部理学療法科
〒080-0833 北海道帯広市稲田町基線 2 番地 1
E-mail: pt-ono.k@hokuto7.or.jp
2024 年 1 月 4 日受理

利益相反: 本研究において一切の利益相反や研究資金の提供はありません。

はじめに

人工知能 (Artificial Intelligence; AI) は、大量のデータから規則性や特徴を見つけ出す「機械学習」が主要な技術の一つである。その中でも、脳の神経回路をモデルにしている「ニューラルネットワーク」が開発され、さらに、ニューラルネットワークを多層にして使う「ディープラーニング (深層学習)」が可能となったことで、正規化された「構造化データ」のみならず、「画像・映像・音声・言語」などの「非構造化データ」への活用も可能となり、近年はさまざまな分野で導入の検討や実行がされている [1]。AI 技術を活用することで、業務精度・品質の向上や作業の負担・手間の削減、技術の継承や促進なども含めた経営課題の解決などが期待されている [1, 2]。

近年の医療業界では、脳卒中治療ガイドライン 2021 [3] にて「リハビリテーションプログラムは個別の機能障害、ADL の障害、社会生活上の制限などの評価およびその予後予測に基づいて計画することが勧められる」と推奨されている。加えて、本邦では回復期リハビリテーション病棟 (回復期リハ病棟) の施設基準の要件として、機能的自立度評価法 (Functional Independence Measure: FIM) と在院日数を用いた計算式からアウトカムを算出するリハビリテーション実績指数の制度が導入され、帰結予測によるリハビリテーション計画立案の精度や質の向上は、高いアウトカムを継続する経営的課題の面においてますます重要となっている [4, 5]。先行研究では二木の帰結予測 [6] をはじめとして、帰結予測に関わる数多くの報告 [4, 7-11] がこれまで行われてはいるが、佐々木 [12] は、「予後予測に完璧と呼べるレベルのものはいまだ存在しない」と報告している。そのため、多角的な視点や手法で帰結予測に関して取り組み続ける必要があると筆者は考えている。帰結予測における AI の活用には、「Prediction One」(ソニーネットワークコミュニケーションズ株式会社、東京、日本) を用いた報告が散見されるようになってきている [13-15]。Prediction One は、変数の自動調整や標準化を行い、搭載された複数のアルゴリズムから最適な予測モデルを構築する AI 予測

分析ソフトである。また、予測モデルの構築過程は機械学習の性質上、追跡困難となるが、各項目が予測結果に寄与している度合いを示す「予測寄与度」が分かるのも特徴の一つである。Prediction Oneによる解析では、回復期リハビリ入院時に退院時の生活自立度を予測したモデルの決定係数が0.972 [13]、脳出血患者の手術6か月後の生活自立度を予測したモデルの決定係数は0.997 [14]、くも膜下出血患者の発症6か月後の生活自立度を予測したモデルの決定係数は0.994 [15]など、いずれも高精度のモデルであると報告され、Prediction Oneを用いた帰結予測への活用は期待が大きい。現状、先行研究では作成された予測モデルの実用性の検証や心身機能の改善に関する調査、歩行の帰結予測に活用した報告などはみられていない。

本稿の目的は、当センターの回復期リハビリ入院した脳卒中患者を対象に、歩行自立可否に関して心身機能を含めてPrediction oneを活用したAIによる予測モデルを作成し、その実用性を検討することである。

方法

1. 対象

当センター回復期リハビリに2020年4月1日以降に入院し、2023年2月28日までに退院した脳卒中患者のうち、入院時に歩行採点によるFIMの移動動作項目（FIM移動）が5点以下であった414名とした。

2. AIを活用した予測モデルの作成

対象のうち2022年3月31日までに退院した280名にて、退院時のFIM移動が6点以上（自立）と5点以下（非自立）の二値に分類した。退院時の自立可否を予測変数として、Prediction Oneを用いて予測モデルの作成を行った。予測モデルの作成には、入院時に通常のカルテより収集可能な心身機能情報から全体の収集率が50%未満の項目は除外した58項目を用いた（表1）。さらに、実用化を想定して項目の取捨選択を行った。項目の取捨選択は、機械学習の性質上、予測モデルの構築・選択過程、およびどのような予測モデルが選択されたのかを追跡することが困難であるため、Prediction One内で提示された予測精度を参考にして、その結果が向上もしくは維持する範囲で手作業にて行った。

3. 作成した予測モデルの精度確認（表2）

対象のうち2022年4月1日以降に入院し2023年2月28日までに退院した134名に対して、作成した予測モデルを活用して入院時点での退院時における歩行自立可否の予測結果と退院時における実際の歩行自立可否結果を計測した。精度確認に用いた指標とその定義は、以下のとおりとした。「感度」、「特異度」はそれぞれ、実際に歩行が自立となった人のうち予測結果も自立であった人数（真陽性）割合、歩行が非自立の人のうち予測結果も非自立であった人数（真陰性）割合とした。「正解率」は対象数を、真陽性と真陰性の和（加算値）を除いた割合とした。また、「陽性、陰性的中率」もそれぞれ、予測結果が歩行自立であつ

た（陽性）人のうち実際に自立した人の割合、予測結果が歩行非自立であった（陰性）人のうち実際に非自立であった人の割合とした。各々算出した割合は百分率で表した。以上前述の、「感度」、「特異度」、「正解率」、「陽性的中率」、「陰性的中率」の5項目について、予測モデルを活用した場合における実際の精度の確認を行った。

結果

1. 対象の属性（表3）

予測モデルの作成に用いた対象の属性は、男性は156名、女性は124名、年齢は74.9±14.0歳、疾患分類は脳梗塞が188名、脳出血が69名、その他の疾患が23名、発症から入院までの日数が26.9±17.2日、在院日数が94.8±50.0日、入院時のFIM移動は2.3±1.7点であった。退院時に自立となったのが159名、非自立であったのが121名であった。精度の検証に用いた対象の属性は、男性は73名、女性は61名、年齢は76.4±12.4歳、疾患分類は脳梗塞が96名、脳出血が34名、その他の疾患が14名、発症から入院までの日数が25.9±20.1日、在院日数が78.9±51.9日、入院時のFIM移動は2.6±1.7点であった。退院時に自立となったのが70名で非自立であったのが64名であった。

2. 予測モデル（表4、5）

58の項目を使用したPrediction Oneにより作成したモデルの予測精度（Area Under the Curve；AUC）は88.3%であった。予測寄与度は上位から「FIMの記憶」、「FIMのベッド移乗」、「FIMの問題解決」、「Functional Assessment for Control of Trunk: FACT」、「FIMの表出」であった。項目の削減を行い、58項目から28項目に減少した。28項目を使用したPrediction Oneにより作成したモデルのAUCは91.7%であった。予測寄与度は上位から「FIMの記憶」、「FIMの認知合計」、「Mini Mental State Examination 日本版：MMSE-J」、「FIMの下衣操作」、「FIMの移動」であった。

3. 予測モデルにおける実際の精度（表6、7）

予測モデルの実際の精度検証には、28の項目を使用した予測モデルを用いた。予測結果は、自立が91名、非自立が43名であった。その中で退院時に同様に自立となったのは67名、非自立であったのは40名であった。予測結果が自立判定であった対象の内24名が退院時には非自立となった。予測結果が非自立判定であった対象の内3名が退院時には自立となった。正解率は79.9%、感度は95.7%、特異度は62.5%、陽性的中率は73.6%、陰性的中率は93.5%であった。

考察

1. Prediction Oneを活用したAIによる歩行自立可否の予測モデルについて

Prediction oneの活用に関しては、AUCが85%以上で金融機関においても実用例がある[16]。本研究の予測モデルはAUCが91.7%であり、上述したその他

表 1. 予測モデル作成に使用した項目 (58 項目)

FIM の合計	性別
FIM の運動合計	身長
FIM の認知合計	体重
FIM の各項目	Body Mass Index
食事	麻痺側
整容	入院上限期間
清拭	脳卒中の既往
更衣 (上)	発症時の居住地
更衣 (下)	入院前の場所 (病院など)
トイレ動作	居住していた市町村
排尿管理	入院前の使用歩行補助具
排便管理	入院前の使用歩行装具
移乗 (ベッド・椅子・車椅子)	入院前の歩行装具継手
移乗 (トイレ)	入院 1 年以内の 転倒歴
移乗 (浴槽)	NG チューブの有無
移動 (歩行採点)	認知関連行動アセスメント
階段	Action Research Arm Test
理解	Fugl Meyer Assessment (FMA)
表出	の上肢合計
交流	FMA の上肢各項目
問題解決	肩・肘・前腕
記憶	手関節
年齢	手指
Intelligence Quotient (IQ)	FMA の下肢合計
Mini Mental State Examination	FMA のバランス項目
日本版 (MMSE-J)	FMA の感覚項目
Functional Assessment for Control of Trunk (FACT)	開眼立位保持での重心動揺
Berg Balance Scale (BBS)	粗大筋力 (非麻痺側)
快適歩行速度	粗大筋力 (麻痺側)
最大歩行速度	
快適歩行ケイデンス	
最大歩行ケイデンス	

※入院時に通常のカルテより収集可能な心身機能情報から全体の収集率が 50%未満の項目を除外

表 2. 精度検証項目における結果の解釈

項目	結果の解釈
感度	自立予測の確実性
特異度	非自立予測の確実性
正解率	自立可否の予測精度
陽性的中率	自立の予測精度
陰性的中率	非自立の予測精度

の Prediction one を活用した先行研究 [13-15] と同様に、高精度と判断可能であると考えます。また、回復期リハ病棟入院患者における歩行自立判定に用いる評価項目のカットオフ値では、北地 [10] は回復期リハ病棟入院中の初発脳卒中患者において BBS がカットオフ値 45.5 点にて AUC97.9%、Timed Up and Go test (TUG) が最大歩行速度条件でカットオフ値 15.6

秒にて AUC 97.6%、快適歩行速度条件でカットオフ値 21.6 秒にて AUC 96.4%と報告し、長谷川 [17] は回復期リハ病棟入院患者 (脳血管疾患, 運動器疾患, 廃用症候群) において Balance Evaluation Systems Test (BESTest) がカットオフ値 72%にて AUC89.9%、Brief-BESTset がカットオフ値 14 点にて AUC84.7%、Mini-BESTest がカットオフ値 18 点にて AUC84.1%

表 3. 対象の属性結果

	予測モデルの作成	精度の検証
性別 (人)	男性：156 女性：124	男性：73 女性：61
年齢 (歳)	74.9±14.0	76.4±12.4
疾患分類 (人)	脳梗塞：188 脳出血：69 その他：23	脳梗塞：96 脳出血：34 その他：14
発症から入院までの日数 (日)	26.9±17.2	25.9±20.1
在院日数 (日)	94.8±50.0	78.9±51.9
入院時の FIM 移動 (点)	2.3±1.7	2.6±1.7
退院時の自立可否 (人)	自立：159 自立不可：121	自立：70 自立不可：64

表 4. Prediction One にて提示された予測精度および使用した項目

58 項目を用いた予測モデル		28 項目を用いた予測モデル
予測精度 (%)	88.3	91.7
使用項目	FIM の合計 FIM の運動合計 FIM の認知合計 FIM の各項目 食事 整容 清拭 更衣 (上) 更衣 (下) トイレ動作 排尿管理 排便管理 移乗 (ベッド・椅子・車椅子) 移乗 (トイレ) 移乗 (浴槽) 移動 (歩行採点) 階段 理解 表出 交流 問題解決 記憶 年齢 Intelligence Quotient (IQ) Mini Mental State Examination 日本版 (MMSE-J) Functional Assessment for Control of Trunk (FACT) Berg Balance Scale (BBS) 快適歩行速度 最大歩行速度 快適歩行ケイデンス 最大歩行ケイデンス	FIM の合計 FIM の運動合計 FIM の認知合計 FIM の各項目 食事 整容 清拭 更衣 (上) 更衣 (下) トイレ動作 排尿管理 排便管理 移乗 (ベッド・椅子・車椅子) 移乗 (トイレ) 移乗 (浴槽) 移動 (歩行採点) 階段 理解 表出 交流 問題解決 記憶 年齢 IQ MMSE-J FACT BBS 快適歩行速度 最大歩行速度
	性別 身長 体重 Body Mass Index 麻痺側 入院上限期間 脳卒中の既往 発症時の居住地 入院前の場所 (病院など) 居住していた市町村 入院前の使用歩行補助具 移乗 入院前の使用歩行装具 入院前の歩行装具継手 入院 1 年以内の 転倒歴 NG チューブの有無 認知関連行動アセスメント Action Research Arm Test Fugl Meyer Assessment (FMA) の上肢合計 FMA の上肢各項目 肩・肘・前腕 手関節 手指 FMA の下肢合計 FMA のバランス項目 FMA の感覚項目 開眼立位保持での重心動揺 粗大筋力 (非麻痺側) 粗大筋力 (麻痺側)	

表 5. Prediction One にて提示された予測寄与度上位 5 つ

	58 項目を用いた予測モデル	28 項目を用いた予測モデル
1 位	FIM の記憶	FIM の記憶
2 位	FIM のベッド移乗	FIM の認知合計
3 位	FIM の問題解決	MMSE-J
4 位	FACT	FIM の下衣操作
5 位	FIM の表出	FIM の移動

表 6. 精度検証結果内訳

		実際の結果		
		自立 (人)	非自立 (人)	計 (人)
AI による予測結果	自立 (人)	67	24	91
	非自立 (人)	3	40	43
	計 (人)	70	64	

表 7. 精度検証結果

28 の項目を使用した予測モデル	
正解率 (%)	79.9
感度 (%)	95.7
自立的中率 (%)	73.6
特異度 (%)	62.5
非自立的中率 (%)	93.0

表 8. 先行研究との AUC 比較

	カットオフ値	AUC (%)
本研究の予測モデル	—	91.7
BBS	45.5 点	97.9
TUG (最大歩行)	15.6 秒	97.6
TUG (快適歩行)	21.6 秒	96.4
BESTest	72%	89.9
Brief-BESTset	14 点	84.7
Mini-BESTest	18 点	84.1

とそれぞれ報告している (表 8)。高い精度が多く報告されている先行研究と比較しても、回復期リハ病棟入院時点での評価を用いた本研究の予測モデルは優れているとはいえないが「非劣性」であると考えられる。評価項目を削減した上で更なる予測精度の向上も得られたことから、臨床における評価作業の負担軽減に繋がり、実用性は高いと考える。

予測モデルに関連する項目としては、Prediction One 内で提示された予測寄与度の上位 3 項目は全て認知・高次脳機能に関する項目である。また、項目を削減する前の予測モデルでも最上位が「FIM の記憶」であった。本研究の二値分類は FIM 移動 6 点以上と 5 点以下で分けていることから、歩行自立となる条件は介助者による見守りも行わず完全に一人で移動ができる状態が必要となる。その場合、身体機能としては自立レベルに到達していても認知・高次脳機能の影響により

危険認識が低下し歩行自立と判断されないケースが考えられる。先行研究でも、認知機能低下の有無を評価することが歩行自立の予測を行うのに有効との報告 [9] もあり、認知・高次脳機能に関わる項目は歩行自立の帰結予測への関連が高い可能性が示唆されたと考える。

2. 予測モデルの精度について

自立判定の予測に関しては、自立予測における見誤りの確率を示す「感度」が高値であったことから、退院時に自立となる患者は大抵が入院時での予測も自立判定となるといえる。非自立判定は、予測結果的中率が高く、入院時にて非自立予測となった場合は高い確率で実際に非自立となると考えられる。一方で、非自立における見誤りの確率を示す「特異度」は 6 割程度であり、入院時に自立判定となった患者の中には、

退院時に非自立となる患者も混在していることから非自立予測の確実性を低くしていることを示している。予測モデルの寄与度では、認知・高次脳機能の関連が高い可能性を示していることから、認知・高次脳機能の詳細を追加して考慮し、自立を阻害する因子を明らかにしていくことで陽性的中率の向上が図れる可能性があると考えられる。先行研究では、吉松 [9] が回復期リハビリ病棟を入院した脳卒中患者にて作成した決定木による歩行自立の予測（吉松モデル）精度は感度 63.1%、特異度 89.8%と報告している。また、坂本 [18] は端座位での踏み込み運動が可能かどうかで歩行の帰結予測を作成する予測モデル（坂本モデル）を 1982 年に二木 [6] が報告した帰結予測内の「ベッド上自立の可否」変数を導入した予測モデル（二木モデル）と 1996 年に石神 [19, 20] が報告した「静的座位保持」を変数とした予測モデル（石神モデル）とで発症時、入院 2 週間後、1 か月後にそれぞれ比較し報告している。全てのモデルは急性期の脳卒中患者にて作成されているが、その中で回復期リハビリ病棟入院時点と類似した発症 1 か月時点での比較では、二木モデルで感度 96.0%、特異度 63.0%、石神モデルで感度 100%、特異度 16.0%、坂本モデルで感度 96.0%、特異度 59.0%であったと報告している（表 9）。予測精度においてもこれらの先行研究と比較し、優れているとはいえないが「非劣性」であると考えられる。自立可否予測自体の正解率も約 8 割であり、上述した点を留意することで、十分に臨床活用可能レベルであると考えられる。

3. 本研究の限界と今後の展望

今回導入した Prediction One は、前述したとおり機械学習の性質上、予測モデルの構築・選択過程、およびどのような予測モデルが選択されたのか追跡することが困難となる。以上から、予測モデルの作成を行う際に使用する評価項目の取舍選択は、解析者の手作業が必要となる部分があり、選択した項目が最適かどうか解析者の試行錯誤が必要となる。また、本研究は AI 技術を用いた帰結予測をその他の帰結予測方法と比較し、その優位性を検証する目的はなく、あくまでひとつの手段として AI 技術を帰結予測に用いることに臨床実用性があるかの検証である。

今後は、臨床実用結果のバリエーション評価を行い、誤差要因を分析した上で評価項目の再検討、予測モデルの更新を継続していきたい。臨床実用の実績を通して AI 技術を用いること自体の特性を明らかにし、どのような帰結を予測することに AI 技術が有用であるのかを検証や、AI により導き出された提示を受け取る医療者が解釈できる能力向上およびその方法に取り組

んでいきたい。予測モデルの多施設での実用性検証なども進め、帰結予測における一つの選択肢として、AI を活用する可能性を高めていきたい。

文献

1. Ministry of Economy, Trade and Industry. AI/IoT Utilization Feasibility Study Report in Western Honshu. Available from: <https://www.chugoku.meti.go.jp> (cited 2023 April 8).
2. Survey report commissioned by the Ministry of Economy, Trade and Industry. Commissioned Business Report on Research on Business Strategies for the Growth of SMEs and Micro Businesses FY2016. Available from: <https://dl.ndl.go.jp/pid/11274286/1/1> (cited 2023 April 8).
3. Japan Stroke Society Stroke Guideline Committee, Editor. Stroke Treatment Guidelines 2021; 2021. P. 46–47.
4. Miura H, Shimazaki T, Yasuoka Y, Baba H, Motomiya M, Furutani Y. Influence of mobility means on activities of daily living in elderly people before injury to musculoskeletal diseases- Examination of musculoskeletal rehabilitation patients-. Physiotherapy - clinical, research, education 2020; 27: 51–5. Japanese.
5. Kaifukuki Rehabilitation Ward Association. Investigation report on the current situation and issues of convalescent rehabilitation wards [revised version]. Available from: http://plus1co.net/d_data/2019_zitai_book_kaitei.pdf (cited 2023 April 9).
6. Niki R. Early prediction of independence in stroke rehabilitation patients. Rehabil Med 1982; 19(2): 201–23. Japanese.
7. Arai T, Kaneko S, Fujita H. Factors necessary for independent walking in patients with femoral neck fracture —investigation by decision tree analysis—. J Jpn Geriatrics Soc 2011; 48(5): 539–44. Japanese.
8. Koyama T. Predicting outcomes in stroke patients— FIM, Diffusion Tensor Method MRI, Returning Home—. Jpn J Rehabil Med 2018; 55(9): 773–82. Japanese.
9. Yoshimatsu T, Kabe N, Hashimoto Y, Makizako H. Prediction of gait independence of stroke patients through signal detection analysis in the convalescent period. Phys Ther Sci 2018; 33(1): 145–50. Japanese.
10. Kitaji Y, Hara T, Sato Y, Shigekuni K, Kiyohuji Y, Furukawa H, et al. Cut-off value of performance test for judgment of walking independence in patients with hemiplegia after cerebrovascular disease who are hospitalized in convalescent rehabilitation wards. Phys Ther 2011; 38(7): 481–8. Japanese.

表 9. 先行研究との予測精度比較

	感度 (%)	特異度 (%)
本研究の予測精度	91.7	91.7
吉松モデル	63.1	89.8
二木モデル	96.0	63.0
石神モデル	100.0	16.0
坂本モデル	96.0	59.0

11. Doumen K. Stroke Functional Evaluation and Prognostic Prediction Manual 2013. Japanese.
12. Sasaki N. Current issues in stroke prediction. *Jpn J Rehabil Med* 2023; 60: 222–9. Japanese.
13. Katsuki M, Narita N, Ozaki D, Sato Y, Jia W, Nishizawa T, et al. Deep Learning-Based Functional Independence Measure Score Prediction After Stroke in Kaifukuki (Convalescent) Rehabilitation Ward Annexed to Acute Care Hospital. *Cureus* 2021; 13: 16588.
14. Katsuki M, Kakizawa Y, Nishikawa A, Yamamoto Y, Uchiyama T. Postsurgical functional outcome prediction model using deep learning framework (Prediction One, Sony Network Communications Inc.) for hypertensive intracerebral hemorrhage. *Surg NeurolInt* 2021; 12(203): 1–11.
15. Katsuki M, Kawamura S, Koh A. Easily Created Prediction Model Using Automated Artificial Intelligence Framework (Prediction One, Sony Network Communications Inc, Tokyo, Japan) for Subarachnoid Hemorrhage Outcomes Treated by Coiling and Delayed Cerebral Ischemia. *Cureus* 2021; 13(6): 15695.
16. Prediction One implementation case study. Available from: <https://predictionone.sony.biz/case/11joyobank/> (cited 2023 September 27).
17. Hasegawa S, Kouchi H, Usuda S. Accuracies of the Balance Evaluation Systems Test (BESTest), Mini-BESTest, and Brief-BESTest in discriminating the ambulatory independence of patients in a convalescence rehabilitation ward. *Phys Ther Sci* 2017; 32(4): 477–81. Japanese.
18. Sakamoto M, Yuki T. Comparison of the accuracy of 3 models for predicting independent ambulation among acute stroke patients. *Phys Ther Sci* 2013; 28(5): 657–63. Japanese.
19. Ishigami S. Acute rehabilitation and prognosis. *Rehabil Med* 1996; 33(9): 605–8. Japanese.
20. Ishigami S. We use stroke prognosis predictions. *J Clin Rehabil* 2001; 10(4): 334–7. Japanese.