

*Original Article*

# 決定木分析の結果で入院時運動 FIM を 4 群に層別化した重回帰分析の予測精度

徳永 誠<sup>1</sup> 三宮克彦<sup>2</sup><sup>1</sup>熊本機能病院リハビリテーション科<sup>2</sup>熊本機能病院理学療法課**要旨**

Tokunaga M, Sannomiya K. Predictive accuracy of multiple regression analysis stratified into four groups of admission motor FIM based on decision tree analysis. Jpn J Compr Rehabil Sci 2025; 16: 68–73.

**【目的】** Functional Independence Measure (FIM) の改善に影響する要因は患者層によって異なるため、要因を層別化して重回帰分析を行った報告がある。しかし、どの要因をどのように層別化すべきかについては明確でない。一方、決定木分析は層別化に寄与する要因と分岐基準を示すことができる。本研究は、決定木分析の結果で層別化した重回帰分析と通常の重回帰分析の予測精度を比較することを目的とした。

**【方法】** 回復期リハビリテーション病棟に入棟した脳卒中患者 1,100 例を対象とした。Okamoto らの決定木分析結果に基づき、入院時運動 FIM を 13~18 点、19~30 点、31~53 点、54~90 点の 4 群に層別化した上で、退院時運動 FIM を目的変数とする変数選択重回帰分析を実施した。通常の重回帰分析で得た単一の予測式と、層別化で得られた 4 つの予測式について、残差平方和を求め、残差絶対値を Wilcoxon 符号付順位和検定で比較した。

**【結果】** 単一予測式では残差絶対値の中央値は 7.5 点、残差平方和  $14.7 \times 10^4$  であった。4 つの予測式では残差絶対値の中央値は 4.2 点、残差平方和  $9.9 \times 10^4$  であり、残差絶対値は層別化した 4 つの予測式において有意に小さかった。

**【結論】** 決定木分析の結果によって 4 群に層別化する手法は、重回帰分析の予測精度向上に有用であることが示唆された。

著者連絡先：徳永 誠

熊本機能病院リハビリテーション科

〒 860-8518 熊本県熊本市北区山室 6-8-1

E-mail : tokunaga@juryo.or.jp

2025 年 11 月 25 日受理

本研究において一切の利益相反はありません。



This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial NoDerivatives International License.

©2025 Kaifukuki Rehabilitation Ward Association

**キーワード：**重回帰分析、決定木分析、層別化、予測精度、Functional Independence Measure

**はじめに**

脳卒中治療ガイドライン 2021 [1] において、「リハビリテーションプログラムは、脳卒中の病態、個別の機能障害、日常生活動作（ADL）の障害、社会生活上の制限などの評価およびその予測に基づいて計画することが勧められる」と記載されている。

ADL 改善には多くの要因が影響するため、ADL 改善の予測には单变量解析よりも多变量解析が頻用される。多变量解析である重回帰分析は、目的変数が ADL 改善点数のような量的変数の際に用いられ、説明変数を用いた予測式が導かれる。ADL の評価法としては、Functional Independence Measure (FIM) が頻用されており、目的変数の FIM 改善には、FIM 利得（退院時 FIM - 入院時 FIM）、FIM effectiveness [FIM 利得 / (126 - 入院時 FIM)] [2]、FIM 効率 (FIM 利得 / 在院日数)、退院時 FIM などがあるが、退院時 FIM が最も多く用いられている [3, 4]。

しかし、重回帰分析の予測精度は、集団としての傾向は予測できるものの、個々の症例での予測が当たるほどではないレベルとされ [5]、予測精度を高めるための工夫が試みられている。その工夫の 1 つに要因の層別化がある。リハビリテーションの阻害因子が FIM 改善に与える影響は全患者に対し一律ではなく、患者層によって異なるため、患者を要因で層別化した方が良いという考えである。年齢を 5 群に層別化 [6]、入院時運動 FIM を 3 群に層別化 [7]、年齢と入院時 FIM で 4 群に層別化 [8]、入院時運動 FIM と認知 FIM で 3 群に層別化 [9]、認知機能障害の有無で 2 群に層別化 [10]、栄養状態で 2 群に層別化 [11] などの報告がある。しかし、どの要因をどのように層別化するのが適切なのかは明らかでない。

決定木分析は、何らかの項目の値により患者を 2 分した場合に、最も群間差が出る項目・カットオフ値を網羅的に探索するものである。ソフトウェアが自動的に最良の分岐点を発見し標本を分割する。決定木分析は退院時運動 FIM の数値を予測するものではないが、患者をどのような要因で層別化すべきかを示すことができる。

そこで、決定木分析の結果によって患者を最も適切

に層別化し、その群ごとに重回帰分析を行って退院時運動 FIM の予測値を得るという手法が考えられる。

本研究は、退院時運動 FIM を目的変数とした Okamoto ら [12] の決定木分析の結果を用いて、回復期リハビリテーション病棟の脳卒中患者を層別化し、群ごとに重回帰分析を行って退院時運動 FIM の予測値を得た。そして、この予測と全患者を対象とした予測で、予測精度の優劣を明らかにすることを目的とした。

## 方法

急性期病院で治療後の 2016 年 4 月 1 日～2025 年 7 月 31 日に K 病院の回復期リハビリテーション病棟に入棟した脳卒中患者を対象とした。例外的な患者による影響を除くために、くも膜下出血、発症から入院までの日数が 5 日未満と 61 日以上、在院日数が 14 日未満と 181 日以上、入院時運動 FIM が 91 点の患者を除外した。そして残った 1,100 例を対象患者とした。

### 1. 決定木分析の報告による対象患者の層別化

Okamoto ら [12] は、2004 年 9 月～2017 年 3 月に F 病院回復期リハビリテーション病棟に入院し退院した脳卒中患者 5,191 例のうち、両片麻痺例、麻痺がない例、再発例、入院中急変があった例、退院時 FIM が入院時より低かった症例を除外した 2,650 例を対象とし、退院時運動 FIM を目的変数、年齢、発症から入院までの日数、脳卒中の病型、入院時 Stroke Impairment Assessment Set (SIAS) 各項目、SIAS 運動機能項目合計、FIM18 項目個々、運動 FIM、認知 FIM を説明変数とした決定木分析を行った。その結果、入院時運動 FIM でまず 31 点未満と 31 点以上に分岐し、次に 31 点未満群は入院時運動 FIM が 19 点未満と 19 点以上に分岐、31 点以上群は入院時運動 FIM が 54 点未満と 54 点以上に分岐した。そこで、本研究では、対象患者を入院時運動 FIM が 13～18 点、19～30 点、31～53 点、54～90 点の 4 群に層別化した。

表 1. 対象患者の基本属性

|                     |                 |
|---------------------|-----------------|
| 患者数                 | 1,100           |
| 脳卒中の病型              | 脳梗塞 699、脳出血 401 |
| 性別                  | 男性 644、女性 456   |
| 年齢（歳）               | 70.9±13.4 (73)  |
| 入院時運動 FIM (13～90 点) | 51.2±24.9 (53)  |
| 退院時運動 FIM (点)       | 71.3±22.7 (80)  |
| 運動 FIM 利得 (点)       | 20.1±15.4 (18)  |
| 入院時認知 FIM (5～35 点)  | 23.5±8.4 (25)   |
| 退院時認知 FIM (点)       | 27.9±7.4 (31)   |
| 発症前 mRS (0～5)       | 0.6±1.1 (0)     |
| 麻痺側下肢の BRS (1～6)    | 4.7±1.6 (5)     |
| 発症から入院までの日数 (日)     | 16.3±7.3 (15)   |
| 入院日数 (日)            | 78.1±43.5 (73)  |

数値：患者数あるいは平均±標準偏差（中央値）

FIM: Functional Independence Measure

mRS: modified Rankin Scale, BRS: Bruunstrom ステージ

## 2. 変数選択重回帰分析

退院時運動 FIM を目的変数とした変数選択重回帰分析（変数減少法）を行った。説明変数は、年齢、入院時運動 FIM、入院時認知 FIM、発症から入院までの日数、発症前 modified Rankin Scale、麻痺側下肢の Bruunstrom ステージの 6 要因とした。統計ソフトは、4 steps エクセル統計 [13] を用い、有意水準は 5% 未満とした。多重共線性の有無は、分散拡大係数 (VIF) を用いて評価し、VIF が 10 以上を多重共線性ありと判断した。これには IBM SPSS Statistics version 23 を用いた。なお、要因の影響の大きさは、目的変数に対する説明変数の相対的な関連の強さを意味する標準偏回帰係数で評価した。

## 3. 1 つの予測式と入院時運動 FIM で層別化した 4 つの予測式との予測精度の比較

全患者を対象とした 1 つの予測式と入院時運動 FIM で層別化した 4 つの予測式における退院時運動 FIM の実測値と予測値の散布図を調査した。また実測値から予測値を引いた残差の絶対値、残差の二乗の和である残差平方和を、1 つの予測式と 4 つの予測式で比較した。残差絶対値の統計学的比較には Wilcoxon 符号付順位和検定を行った。有意水準は 5% 未満とした。

本研究は、著者らが所属する病院の臨床研究審査委員会の承認（承認番号 JMC411-2509）を受けて実施した。

## 結果

対象患者の基本属性を表 1 に示す。

VIF は、全ての要因で 3.81 未満であり、多重共線性はなかった。6 要因を説明変数、退院時運動 FIM を目的変数とした変数選択重回帰分析の結果を表 2 に示す。全患者を対象とした 1 つの予測式では、6 要因すべてが有意となり、決定係数は 0.740 であった。標準偏回帰係数が最も大きい要因は、入院時運動 FIM であった。退院時運動 FIM の実測値と予測値の散布図を図 1a に示す。残差絶対値は 9.0±7.2 点（中央値 7.5 点）であり（図 2），残差平方和は  $14.7 \times 10^4$  であった。

表2. 退院時運動FIMを目的変数とした変数選択重回帰分析

|             | 1つの予測式          | 13~18点          | 19~30点          | 31~53点          | 54~90点          |
|-------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|
| 入院時運動FIM    | 0.367 (0.404)   | 2.085 (0.180)   | 0.680 (0.124)   | 0.591 (0.276)   | 0.228 (0.405)   |
| 入院時認知FIM    | 0.653 (0.243)   | 0.595 (0.159)   | 0.384 (0.143)   | 0.465 (0.224)   | 0.134 (0.109)   |
| 年齢          | -0.343 (-0.202) | -0.734 (-0.465) | -0.693 (-0.472) | -0.469 (-0.452) | -0.125 (-0.267) |
| 麻痺側下肢のBRS   | 2.492 (0.180)   | 1.792 (0.136)   | n.s.            | 1.243 (0.121)   | 0.850 (0.079)   |
| 発症前mRS      | -2.572 (-0.128) | -1.544 (-0.106) | -3.934 (-0.280) | -2.222 (-0.191) | -1.557 (-0.217) |
| 発症から入院までの日数 | -0.272 (-0.087) | -0.458 (-0.181) | -0.346 (-0.155) | -0.196 (-0.089) | -0.053 (-0.058) |
| 定数項         | 55.6            | 58.5            | 91.2            | 68.6            | 70.8            |
| 決定係数        | 0.740           | 0.449           | 0.487           | 0.497           | 0.498           |

要因の数値：偏回帰係数（標準偏回帰係数）、n.s.：有意差無し、略語は表1と同様。

13~18点、19~30点、31~53点、54~90点：入院時運動FIMがこの範囲の患者での予測式

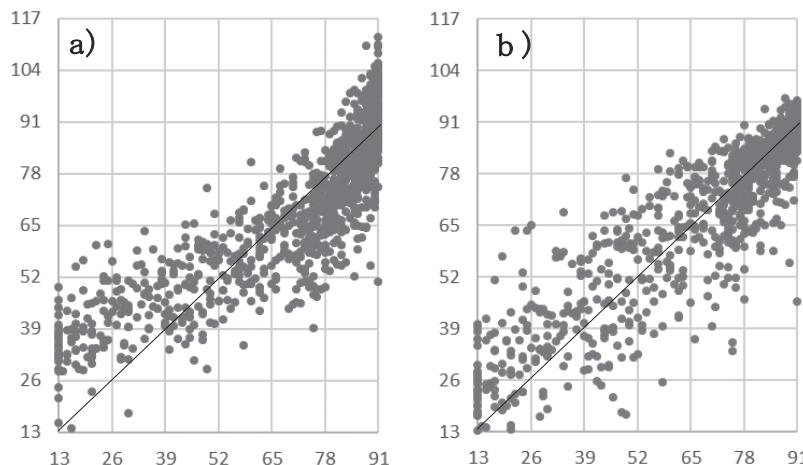


図1. 退院時運動FIMの実測値と予測値の散布図

a) 1つの予測式, b) 4つの予測式をまとめたもの

横軸：退院時運動FIMの実測値、縦軸：退院時運動FIMの予測値、斜線：予測が正確ならこの直線上に並ぶ。

入院時運動FIMで層別化した4つの重回帰分析において標準偏回帰係数が最も大きい要因は、入院時運動FIMが13~18点・19~30点・31~53点の患者群では年齢、54~90点の患者群では入院時運動FIMであった（表2）。4つの予測式における退院時運動FIMの実測値と予測値の散布図（図1a~d）をまとめると、全患者を対象とした1つの予測式よりも退院時運動FIMが91点近くの予測が正確であった（図1b）。残差絶対値は $6.5 \pm 6.9$ 点（中央値4.2点）であり（図2），残差平方和は $9.9 \times 10^4$ であった。4つの予測式の残差絶対値は、1つの予測式よりも有意に小さかった（ $p < 0.0001$ ）。

### 考察

患者を層別化して複数の予測式を作った報告はいくつかあるが[6-11]、患者をどのような要因で何群に層別化すべきか明らかでなかった。Okamotoら[12]の退院時運動FIMを目的変数とした決定木分析では、1つ目の分岐も2つ目の分岐も入院時運動で分かれた。そこで本研究は、この決定木分析の報告をもとに入院時運動FIMを4群に層別化して重回帰分析を行った。そして、この手法は通常の重回帰分析よりも残差絶対値が有意に小さく、予測精度が高いことを明

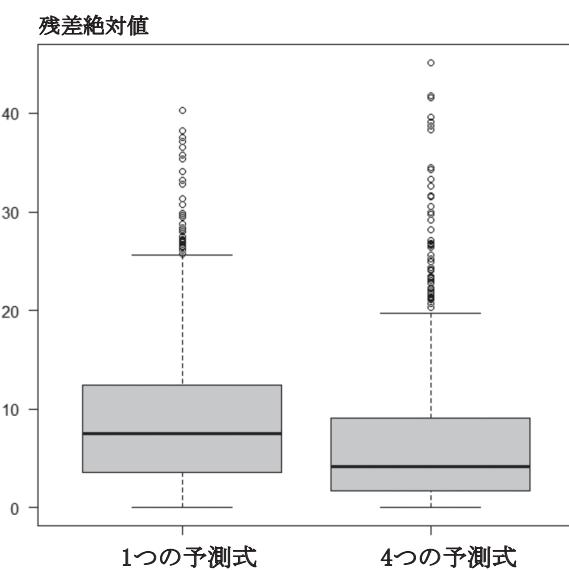


図2. 残差絶対値

箱ひげ図の横線：中央値、箱：25%～75%タイル、ひげ：10%と90%タイル、点：外れ値

らかにした。

Okamotoら[12]の決定木分析において2つ目の

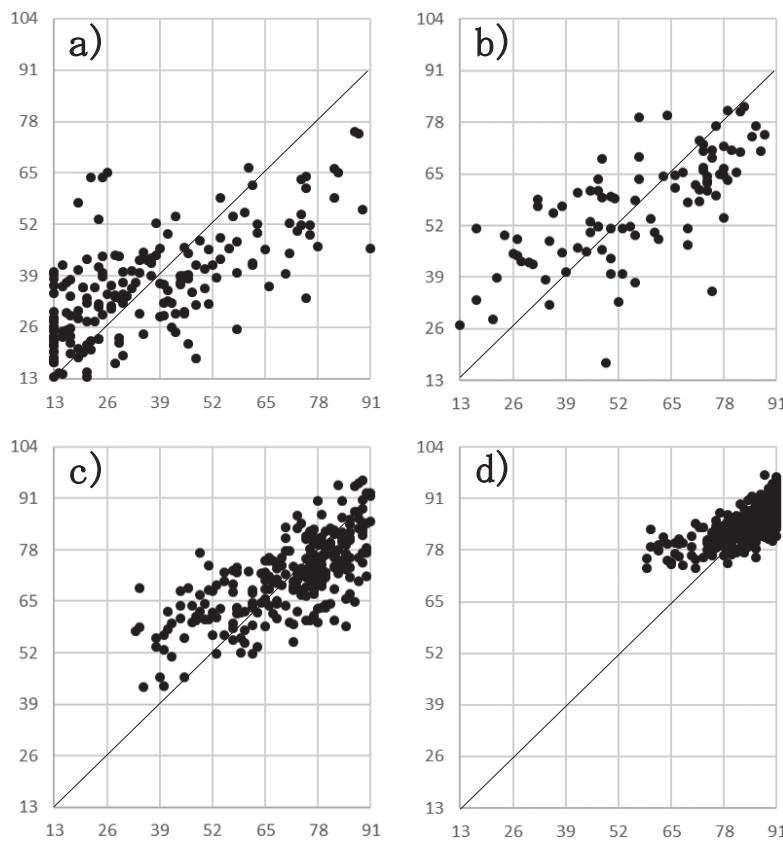


図3. 4つの予測式における退院時運動FIMの実測値と予測値の散布図  
横軸：退院時運動FIMの実測値、縦軸：退院時運動FIMの予測値  
入院時運動FIMが、a) 13～18点、b) 19～30点、c) 31～53点、d)  
54～90点の患者での予測。

分岐まで入院時運動FIMだけで分岐したことは、退院時運動FIMの予測において入院時運動FIMが極めて重要な要因であることを示している。3つ目の分岐において垂直性と年齢が関与し、4つ目の分岐において入院時認知FIMとFIM記憶が関与した[12]。なお、回復期リハビリテーション病棟に入院した脳卒中患者の退院時運動FIMを目的変数とした決定木分析は、Okamotoら[12]以外の報告は検索できなかった。

本研究において標準偏回帰係数は、1つの予測式では入院時運動FIMで最も大きかったが、入院時運動FIMで4群に層別化すると、入院時運動FIMが13～18点、19点～30点、31～53点の群では、年齢の標準偏回帰係数が大きかった。入院時運動FIMの次に年齢が重要であるという結果は、決定木分析の結果[12]と一致する。

重回帰分析は、説明変数と目的変数に直線関係（線形の関係）があることを前提とした解析法であるため、入院時運動FIM（説明変数）と退院時運動FIM（目的変数）の非線形の関係に対しては、区間を区切って数本の回帰直線で繋ぐほうが曲線にフィットしやすいと考えられる。

決定木分析と重回帰分析を組み合わせた報告を検索すると、大坪ら[10]の報告があった。この報告では、決定木分析において1つ目の分岐が認知症の有無であったことから、認知症の有無で層別化して2つの予測式を作成している。しかし、この予測式と通常の

予測式の予測精度の違いについては検討されていない。決定木分析では、運動FIM利得と運動FIM効率を目的変数とし、年齢、性別、在院日数、認知機能、腎機能、高血圧症、退院時薬剤数、退院時睡眠薬や抗コリン薬の有無を説明変数としている。しかし、最も重要な要因である入院時運動FIMを説明変数に用いていない点は問題である。

重回帰分析の予測精度を高めるためには、適切な説明変数を用いることも極めて重要である。重回帰分析のレビューを参考にして、有意で頻用される説明変数を用いるべきだろう[3, 4]。

非線形な予測の手段として、機械学習の有用性が示されている[14]。特に、artificial neural networks, support vector regression, Gaussian process regressionの予測精度は重回帰分析よりも高い[15]。しかし、機械学習には、結果を導く過程がブラックボックスであること、機械学習ソフトを導入した病院内でしか使えないこと、という課題がある。一方、重回帰分析は、予測式が示されるため要因の影響を理解できる、論文に記載された予測式を他の病院でも使用できる、という利点がある。そして、研究結果がその研究対象集団以外のより広い集団で当てはまるかという外的妥当性[16]を評価することもできる。

予後予測において機械学習の有用性は今後ますます高まるだろうが、要因がリハビリテーションのアウトカムに及ぼす影響力を評価する目的において、重回帰

分析の有用性は高い。そのため、重回帰分析の予測精度を高める工夫が必要とされている。

## 結語

阻害因子の影響は全患者に対し一律ではないことから、患者の層別化が試みられることがある。根拠を持って患者を層別化するためには、決定木分析が有用である。説明変数の入院時運動FIMは、目的変数の退院時運動FIMと非線形の関係にあるため、線形の関係を前提する重回帰分析において最も層別化すべき要因である。今回、入院時運動FIMを13～18点、19～30点、31～53点、54～90点の4群に層別化することで、退院時運動FIMを予測する重回帰分析の予測精度が高まった。本研究は、「決定木分析の結果で要因を層別化して重回帰分析を行う」という手法が有用であることを明らかにした。

## 文献

1. The Japan Stroke Society. Japanese guidelines for the management of stroke 2021. 1st ed. Tokyo, Kyowa Kikaku; 2021. p. 1–299. Japanese.
2. Koh GCH, Chen CH, Petrellia R, Thind A. Rehabilitation impact indices and their independent predictors; a systematic review. *BMJ Open* 2013; 3(9): e003483.
3. Meyer MJ, Pereira S, McClure A, Teasell R, Thind A, Koval J, et al. A systematic review of studies reporting multivariable models to predict functional outcomes after post-stroke inpatient rehabilitation. *Disabil Rehabil* 2015; 37: 1316–23.
4. Tokunaga M. Review of multiple regression analysis predicting FIM improvement in stroke patients hospitalized in kaifukuki rehabilitation wards. *Journal of Clinical Rehabilitation* 2025; 34: 1516–23. Japanese.
5. Sonoda S. Significance of outcome study in rehabilitation. *Sogo Rehabilitation* 2008; 36: 7–10. Japanese.
6. Inouye M. Predicting models of outcome stratified by age after first stroke rehabilitation in Japan. *Am J Phys Med Rehabil* 2021; 80: 586–91.
7. Hirano Y, Okura Y, Takeuchi M. The influence of ADL severity at admission on ADL at discharge in convalescent stroke rehabilitation. *Tohoku Rigaku-ryohogaku* 2011; 23: 32–7. Japanese.
8. Tokunaga M, Ikeda Y, Inoue M, Kodama J, Sakamoto M, Nagatomo M, et al. Multiple regression analysis stratified by age and FIM at admission. *Journal of Clinical Rehabilitation* 2015; 24: 828–34. Japanese.
9. Tokunaga M, Tori K, Eguchi H, Kado Y, Ikejima Y, Ushijima M, et al. The stratification of motor FIM and cognitive FIM and the creation of four prediction formulas to enable higher prediction accuracy of multiple linear regression analysis with motor FIM gain as the objective variable. *Jpn J Compr Rehabil Sci* 2017; 8: 21–9.
10. Otsubo H, Kishimoto K, Hirano I, Nakano H, Itaya K, Kumaki R, et al. Pharmaceutical factors for functional independence measure in a convalescent rehabilitation ward: using decision tree analysis and multivariate regression analysis. *J Pharm Health Care Sci* 2021; 47: 96–105. Japanese.
11. Kimura Y, Suzuki Y, Abe M. Association between the initial physical activity and functional recovery after 1 month of inpatient rehabilitation for subacute stroke: stratified analysis by nutritional status. *Int J Rehabil Res* 2024; 47: 103–9.
12. Okamoto S, Sonoda S, Watanabe M, Okazaki H, Yagihashi K, Okuyama Y. Relationship between Functional Independence Measure (FIM) score on admission and influence of inhibitive factors in a comprehensive inpatient stroke rehabilitation ward. *Jpn J Compr Rehabil Sci* 2018; 9: 59–65.
13. Yanai H. Statcel, the useful addin forms on Excel, 4<sup>th</sup> ed. OMS publishing, 2016, p 1–309. Japanese.
14. Moon S, Ahmadnezhad P, Song HJ, Thompson J, Kipp K, Akinwuntan AE, et al. Artificial neural networks in neurorehabilitation: a scoping review. *NeuroRehabilitation* 2020; 46(3): 259–69.
15. Miyazaki Y, Kawakami M, Kondo K, Tsujikawa M, Honaga K, Suzuki K, et al. Improvement of predictive accuracies of functional outcomes after subacute stroke inpatient rehabilitation by machine learning models. *PLoS One* 2023; 18(5): e0286269.
16. Tokunaga M, Sannomiya K, Nakanishi R, Yonemitsu H. The external validity of multiple regression analyses predicting discharge FIM score in patients with stroke hospitalized in kaifukuki rehabilitation wards. *Jpn J Compr Rehabil Sci* 2015; 6: 14–20.