物件情報による賃貸物件快適度指標推定にむけた検討

諏訪 博彦[1,2]　大坪 淳[1]　中村 優吾[1]　野口 真史[3]

概要：賃貸物件を探索する際に，物件探索者（借主）は，場所，賃料，広さ，築年数などだけでなく，騒音や日当たりなどについても考慮に入れて物件を探索している．しかしながら，これらは定量的な指標になっておらず，明確な比較が困難という問題がある．そこで我々は，これまで IoT デバイスを用いた指標化を試みてきた．IoT デバイスにより収集したデータを，ルールベースで分析することにより，指標か行っている．しかしながら，防音性については，推定精度が 76.5%と低く，より精度の高い指標の構築が求められている．そこで本稿では，ルールベースではなく，機械学習手法を用いた指標作成を行う手法を提案する．また，賃貸物件検索サイトから得られる情報から賃貸物件快適度指標の推定する手法を提案する．予備的な評価実験により，決定木を用いた快適度指標推定が，既存研究であるルールベースの手法よりも，精度よく快適度指標を推定できることを確認した．

Estimation of Rental Property Comfort Index by Property Information

HIROHIKO SUWA[1,2]　Atsushi Otsubo[1]　Yugo Nakamura[1]　Masahito NoguchiI[3]

1. はじめに

賃貸物件を探索する際に，物件探索者（借主）は，場所，賃料，広さ，築年数などを検索条件として探索する．一方で，移住したあとに問題になるものとして，騒音や日当たりなどがある．しかし現状では，借主が騒音や日当たりを認識するためには，「閑静な住宅街」「日当たり良好」などの物件に対する定性的なコメントや，主要採光面，階数などから推定せざるを得ない．この方法では，各物件の状態認識にあいまい性が残り，明確な比較が困難という問題がある．そのため，騒音や日当たりについても定量的に評価できる指標が求める．

この問題に対し，我々は IoT デバイスを用いた指標化を試みた [1]．具体的なデバイスとして，オムロンの環境センサと，Raspberry Pi を組み合わせたデバイスを開発した．構築した IoT デバイスを用いて，条件の異なる 4 件の賃貸物件についてセンシングを実施した結果，(1) 静穏性，(2) 防音性，(3) 採光性，(4) 断熱性について，想定通りに判定できることを明らかにした．

1　奈良先端科学技術大学院大学
Nara Institute of Science and Technology
2　理化学研究所，RIKEN
3　株式会社 LIFULL　LIFULL Co., Ltd.

次に，この先行研究をベースとし，データ集時に必要なデバイスの要件の再抽出，プロトタイプデバイスの改良を行った [2]．また，実際の不動産企業の協力のもとに実施したデータ収集実験から，延べ 280 日分のデータが収集し，提案システムが実社会においてデータを収集できる可能性を示した [3], [4]．さらに，収集した 280 日分のデータからルールベースで指標を構築することで，(2) 防音性を除く，(1) 静穏性，(3) 採光性，(4) 断熱性において，適切な指標化がなされていることを確認している [5]．

しかしながら，(2) 防音性については，推定精度が 76.5%と低く，より精度の高い指標の構築が求められている．そこで本研究では，ルールベースではなく，機械学習手法を用いた指標作成を行う．また，従来の手法では，実際にセンシングデバイスを用いて測定した結果に基づいて各物件に対する評価を実施しているため，世の中のすべての物件を評価するためには，膨大な時間とコストが必要となる．例えば,LIFULL HOME’S に掲載されている物件数は,6,741,424 件 (2018 年 5 月 14 日現在) であり, すべての物件にセンサを設置することは困難である．

そこで本研究では，賃貸物件検索サイトから得られる情報から賃貸物件快適度指標の推定することを試みる．具体的には，築年数，構造，家賃，階数，採光面などから，ど

の程度賃貸物件快適度指標が推定できるか分析する．分析手法としては，機械学習手法を用いる．

2. 関連研究

物件探索に影響を及ぼす要因について検討した調査として，2017 年賃貸契約者に見る部屋探しの実態調査 [6] がある．この調査によると，物件探索者が部屋探しの際に重視した条件は，「家賃」が 74.7 %と他の項目より突出して高く，以下「最寄り駅からの時間」（58.6 %），「通勤・通学時間」（57.8 %），「路線・駅やエリア」（54.7 %），「間取り」（53.1 %）になっている．また，大手不動産ポータルサイトの関係者によれば，移住したあとに問題になるものとして，騒音や日当たりなど指摘されている．

また，Chih-Hung[7] らは，台湾での住宅選定に影響があるといわれる風水に着目し，不動産価格推定に取り組んでいる．機械学習の特徴量には，一般的な建物固有の属性に加え，風水におけるタブーを変数として設けている．その結果，風水のタブーを考慮した方がより良好な推定結果となることを明らかにしている．Vincenza[8] らは，ターラント市（イタリア）において，交通システムと地域毎の環境の質（SO2，NOX，NO，NO2，CO，PM10 など）が不動産価格に深く関係していると考え，人工ニューラルネットワーク（ANN）を用いて検証を行っている．各指標の感度分析を行った結果，SO2 の最大値が全 42 ある属性の内の 8 番目に重要であることを明らかにしている．価格は，物件の良し悪しを示す代替指標と考えられ，価格に影響を及ぼす要因は，借主が物件探索時に考慮している要因と考える．

これらの調査や研究結果は，騒音や日当たり，風水や周辺環境などが家賃推定に影響があることを示しており，借主は定量的には示されていないこれらの要因も考慮して物件探索を実施していると考えられる．しかしながら，現在の不動産ポータルサイトにおいて，これらの要因を定量的に比較することは困難である．

日当たりや静穏性の指標化を試みる研究として，山崎らのグループは，物件に関する指標の計測と快適度評価を試みている [9], [10]．山崎らのグループは，これまで限定的な時間帯に短時間のみしか計測できていなかった物件の様々な価値を IoT 技術にて定量化することを目的に，日照，温度・湿度，騒音，振動などを取得する IoT センサを開発している．実際にあるマンション物件で計測を行った結果，同じ物件でも階層や窓の有無により快適度が異なることを示している．しかしながら，山崎らの研究においては電源をコンセントから確保した状態でデータ収集実験を行っている．これは，実社会で計測しようとした場合，制約になる．実運用時は，空き物件の電気は使用できず，デバイス自体に電源供給機能を持たせるか，エナジーハーベストなデバイスの構築が求められる．また，山崎らは快適度を評価するための指標について検討しているが，我々は物件探索時に比較可能な指標を構築しようとする点で視点が異なる．

先行研究として，ルールベースで指標を構築することで，(2) 防音性を除く，(1) 静穏性，(3) 採光性，(4) 断熱性において，適切な指標化がなされていることを確認している [5]．しかしながら，(2) 防音性については，推定精度が 76.5%と低く，より精度の高い指標の構築が求められている．本研究では，機械学習手法を用いた指標算出モデルを構築する．さらに，センサデータではなく，物件情報に基づく賃貸物件快適度指標の構築も試みる．

3. 提案手法

本章では，賃貸物件快適度指標を構築手法について述べる．

3.1 手法概要

賃貸物件快適度指標を構築するために，1 ）データ収集，2 ）データ解析の二つのシステムが必要である．データ収集システムでは，物件のセンサーデータと基本情報を収集する．センサーデータとは，IoT デバイスから取得する温度，湿度，明るさ，騒音などが該当する．また，物件の基本情報とは，賃貸物件検索サイトなどで掲載されている情報であり，築年数，構造，家賃，階数，採光面などが該当する．

データ解析システムでは，収集されたデータから賃貸物件快適度指標を作成する．本稿では，二つの賃貸物件快適度指標抽出モデルを提案する．1 つ目は，収集されたセンサデータに基づいて機械学習を用いて賃貸物件快適度指標を算出するモデルである．2 つ目は，物件情報に基づく賃貸物件快適度指標算出モデルである．

3.2 データ収集システム

図 1 は，データ収集システムの概要である [2]．センシング部分は，オムロン環境センサ　2JCIE-BL01 を用いている．このセンサは，温度・湿度・照度（明るさ）・気圧・音・UV，加速度が収集できる．またリチウム電池 (CR2032)1 個で稼働し，1 分間隔でデータを取得しても，1 ヶ月程度稼働することが確認されている．

データをアップロードするゲートウェイには，Smartphone を用いる．センサとゲートウェイとの通信には BLE を用いる．センシングデータは，オムロン環境センサ内のフラッシュメモリに蓄積される．その後，Smartphone によりそうさすることで BLE を用いてデータを抽出し，Smartphone の回線を利用してクラウドにアップロードする．Smartphone の操作については，専用のアプリケーションを開発し，設置・回収の操作を誰でも可能にしている．

図 1　システム概要図

3.3　データ分析システム

データ分析システムでは，センサデータに基づく貸物件快適度指標抽出モデルと物件情報に基づく貸物件快適度指標抽出モデルの二つを構築する．

3.3.1　センサデータに基づく貸物件快適度指標抽出モデル

センサデータに基づく貸物件快適度指標抽出モデルは，収集されたセンサデータと，不動産企業によってラベリングされた物件ごとの快適度指標に基づいて構築される．センサデータとして用いられるのは，温度・湿度・照度（明るさ）・気圧・音などである．快適度指標は，先行研究 [1] に基づいて，静穏性（静穏性については屋外屋内の 2 種類），防音性，採光性（屋外），断熱性の 5 つに設定する．各指標において収集すべきデータの種類は以下の通りである．

- 静穏性（屋外）：部屋の外の音を測る
- 静穏性（屋内）：部屋の中の音を測る
- 防音性：部屋の内外の音を測る
- 採光性：部屋の外の明るさを測る
- 断熱性：部屋内外の温湿度を測る

5 つの快適度指標について，不動産企業によってラベリングされた値を正解値とし，ロジスティック回帰や重回帰分析などの統計解析手法，ランダムフォレストや SVM などの機械学習手法によってく貸物件快適度指標抽出モデルを構築する．

3.3.2　物件情報に基づく貸物件快適度指標抽出モデル

物件情報に基づく貸物件快適度指標抽出モデルは，不動産会社が所持している物件情報と，不動産会社によってラベリングされた物件ごとの快適度指標に基づいて構築される．物件情報として用いられるのは，築年数，構造，家賃，階数，採光面などである．

センサデータに基づく貸物件快適度指標抽出モデルと同様に，5 つの快適度指標について不動産企業によってラベリングされた値を正解値とし，械学習手法によってく貸物件快適度指標抽出モデルを構築する．

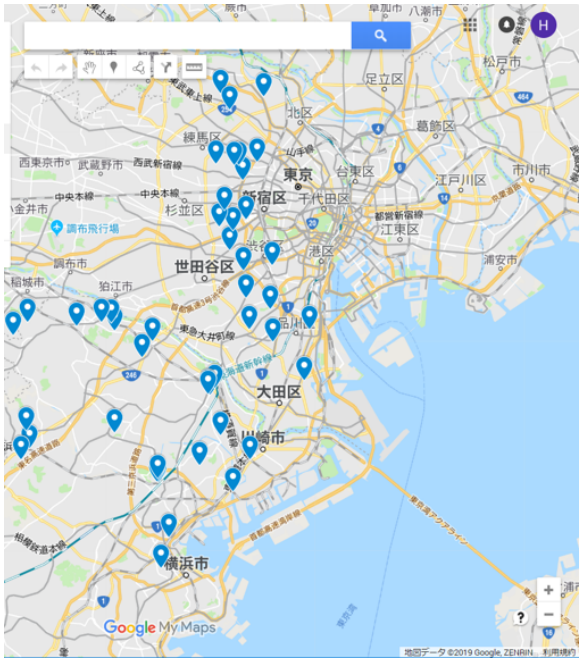

図 2　センサ設置地域

図 3　データ収集キット

4.　評価実験

提案手法の有効性を検証するために，評価実験を行う．そのために，提案手法の通りデータを収集し，そのデータに基づいて作成された貸物件快適度指標抽出モデルの推定精度を評価する．なお，本稿では，データ収集の都合により予備評価実験とし，主にセンサデータに基づく貸物件快適度指標抽出モデルの推定精度を評価する．

まず，提案システムを用いて不動産会社の協力のもとデータ収集を行った．データ収集概要は以下の通りである．

- 日時：2018 年 11 月 26 日（月）～12 月 17 日（月）
- 場所：関東近県（東京都，神奈川県）：図 2 参照
- 対象：実際の空き物件
- 物件数：47 件（内，分析対象：34 件）
- 1 件当たりデータ収集期間：1 週間程度
- デバイス設置者：不動産会社　職員
- データ収集間隔：1 分
- 使用データ収集キット：図 3 参照

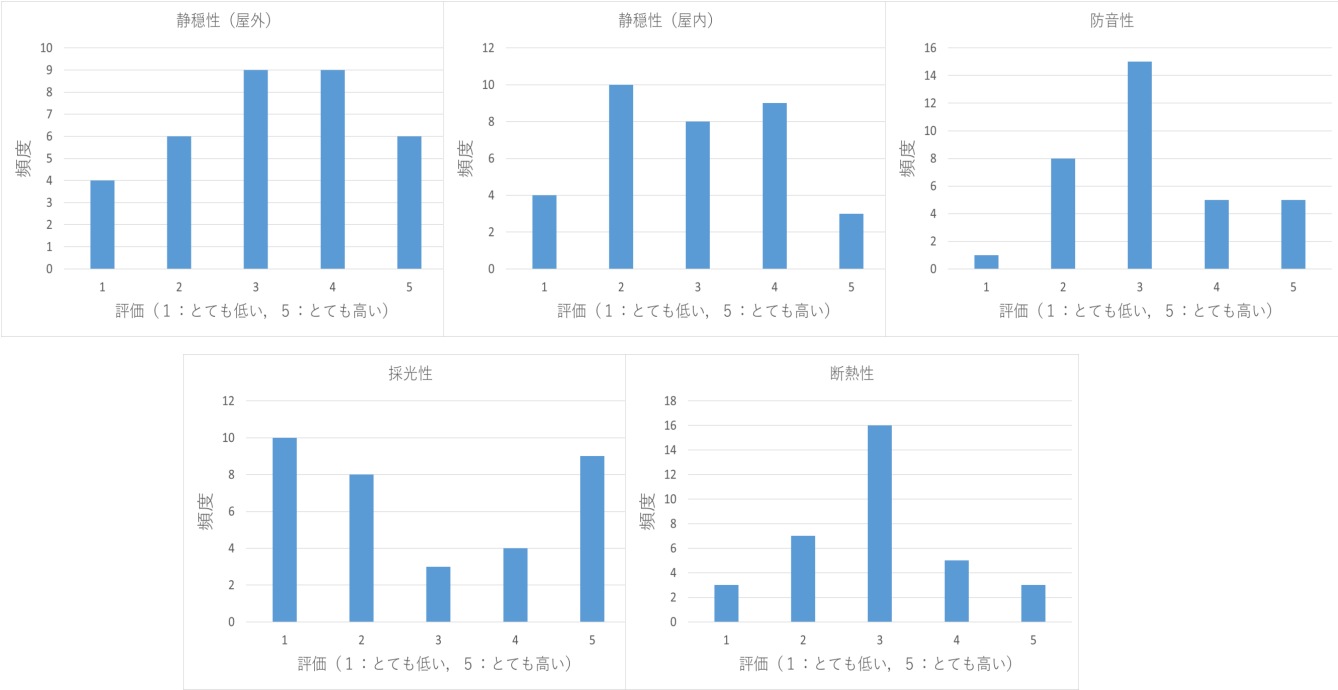

図 4　各快適度指標の度数分布

データ収集の結果，収集されたデータの総数は，1,240,474 データである．また，収集されたデータの日数は述べ 280 日分である．また，物件情報については，不動産ポータルよりデータを提供していただいた．図 4 は，各快適度指標の度数分布を示している．静穏性（屋外），静穏性（屋内），防音性，断熱性が凸型の分布を示すのに対し，採光性は凹型の分布をしているのが特徴的である．

これらのデータを用いて賃貸物件快適度指標抽出モデルを構築する．本実験で扱うセンサデータとしては，温度，湿度，明るさ，音量の 4 つである．これらのデータから特徴量を作成する．また，各賃貸物件快適度指標と明らかに関係がないと考えられるセンサデータは，該当する賃貸物件快適度指標の推定に用いないこととする．例えば，採光性を推定する際に，騒音データが関係しているとは考えにくい．仮にこれらのデータを用いて推定精度が向上したとしても，それは過学習，あるいは疑似相関と考えられる．

本稿では，静穏性（屋外），静穏性（屋内），防音性，採光性，断熱性の 5 つの快適度指標に対してそれぞれ推定モデルを構築する．推定モデルの構築アルゴリズムとしては，決定木を用いる．決定木を用いる理由は，アルゴリズムおよび結果がシンプルであり，過学習や疑似相関の可能性を容易に検討できるからである．

さらに，物件情報に基づく快適度推定モデルの構築を目指し，トライアルとして採光面と建物構造による賃貸物件適度指標抽出モデルの構築を試みる．採光面は，建物の向きを表しており，「南向き日当たり良好」など，日当たりの良しあしを表現する際によく使われる．また，建物構造は，木造では防音性，断熱性が低いといわれている．そのため，RC 構造や鉄骨造などの建物構造の違いにより，それらの快適度指標が推定できる可能性がある．本稿では，この二つの指標から，各賃貸物件快適度指標が推定できるか確認する．

構築する推定モデルの有効性を評価するために，先行研究 [5] の結果と比較する．先行研究では，ルールベースで指標を構築することで，静穏性（屋外）85.3%，静穏性（屋内）91.2%，防音性 76.5%，採光性 94.1%，断熱性 97.1%の精度で各指標を推定している（図 5）．

5.　実験結果

図 5 にルールベースと決定木による快適度指標推定結果の比較結果を示す．決定木による快適度指標推定の結果，静穏性（屋外）88.2%，静穏性（屋内）91.2%，防音性 91.2%，採光性 100.0%，断熱性 97.1%の精度で各指標を推定している．先行研究と比較すると，静穏性（屋外），防音性，採光性の推定精度が向上していることが確認できる．

特に，防音性については，ルールベースでは 76.5%であったのに対し，決定木による推定結果は 91.2%と大幅に（約 15%）精度が向上している．正しく推定されなかった結果も，ルールベースに比べてより実測値と近い数値となっており，実用性が向上したと考える．推定に寄与した特徴量としては，屋外と屋内の平均騒音量の比や，屋外と屋内の温度の標準偏差の比などが確認された．今後，さらに特徴

量の工夫をすることで精度向上が見込めると考える．

比較結果より，提案手法の有効性が示された．しかし，現在の分析データは，数が限定的であり，すべての賃貸物件に対して，このモデルが有効であることは示せていない．また，推定モデルの構築アルゴリズムとして，よりよいアルゴリズムが存在する可能性もある．今後，データの拡張およびアルゴリズムの検討，特徴量の追加など実施する必要がある．今後の課題とする．

また，採光面と建物構造による賃貸物件適度指標抽出モデルの構築については，推定精度は低く，現実に耐えうるような精度にはならなかった．推定値が 1 〜5 に分散せず，特定の値に集中する傾向がみられ，採光面や建物構造だけでは，賃貸物件快適度指標が推定できないことが確認できた．

物件情報に基づく快適度推定モデルの構築のためには，今後より多くの建物情報を特徴量として用いることが必要と考える．さらに，間取りやキャッチコピーを用いることにより推定精度が高まると考える．そのためには，画像解析技術や自然言語処理技術の活用が有効と考える．

6. 結論

本稿では，より精度の高い賃貸物件快適度指標の推定のために，ルールベースではなく，機械学習手法を用いた指標作成を行う手法を提案した．また，賃貸物件検索サイトから得られる情報から賃貸物件快適度指標の推定する手法を提案した．予備的な評価実験により，決定木を用いた快適度指標推定が，既存研究であるルールベースの手法よりも，精度よく快適度指標を推定できることを確認した．

今後は，データの拡張およびアルゴリズムの検討，特徴量の追加など実施し，より精度の高い快適度指標を推定モデルの構築と，物件情報を用いた快適度指標を推定モデルの構築を行う．

参考文献

[1] 諏訪博彦, 大坪敦, 中村優吾, 野口真史. 新たな賃貸物件探索指標のための IoT センシングデバイスの検討. ワークショップ 2018 （GN Workshop 2018） 論文集, 第 2018 巻, pp. 1–6, nov 2018.

[2] 諏訪博彦, 大坪敦, 中村優吾, 野口真史. 新たな賃貸物件探索指標のための IoT センシングデバイスの検討. ワークショップ 2018 （GN Workshop 2018） 論文集, 第 2018 巻, pp. 1–6, nov 2018.

[3] 諏訪博彦, 大坪淳, 中村優吾, 野口真史. IoT センシングによる賃貸物件快適度推定のためのデータ収集. 人工知能学会全国大会論文集, Vol. JSAI2019, , 2019.

[4] 諏訪博彦, 大坪敦, 中村優吾, 野口真史. 新たな賃貸物件探索指標のための IoT センシングデバイスの検討. ワークショップ 2018 （GN Workshop 2018） 論文集, 第 2018 巻, pp. 1–6, Nov 2018.

[5] 諏訪博彦, 大坪淳, 中村優吾, 野口真史. IoT センシングによる賃貸物件快適度指標の構築と評価. 人工知能学会全国大会論文集, Vol. JSAI2020, , 2020.

[6] SUMO 編集部. きっかけは？重視する条件は？857 人に聞いた引越し・住み替えの実態調査 2017, https://suumo.jp/article/oyakudachi/oyaku/chintai/fr_data/hikkoshi-sumikae2017/ 2018/5/14 参照.

[7] I-Ching Fang Chin-Chia Hsu Wei-Ting Lin Chia-Hsiang Wu Chih-Hung Wu, Chi-Hua Li. Hybrid genetic-based support vector regression with feng shui theory for appraising real estate price. *2009 First Asian Conference on Intelligent Information and Database Systems*, pp. 295–300, 2009.

[8] Mario Marinelli Michele Ottomanelli Vincenza Chiarazzo, Leonardo Caggiani. A neural network based model for real estate price estimation considering environmental quality of property location. *Transportation Research Procedia 3*, pp. 810–817, 2014.

[9] 大渕友暉, 山崎俊彦, 相澤清晴, 鳥海哲史, 林幹久. Iot センサを用いたマンション物件計測と快適度評価. 第 31 回人工知能学会全国大会（JSAI2017), 2017.

[10] Y. Obuchi, T. Yamasaki, K. Aizawa, S. Toriumi, and M. Hayashi. Measurement and evaluation of comfort levels of apartments using iot sensors. In *2018 IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE)*, pp. 1–6, Jan 2018.

ルールベース(先行研究)

静穏性（屋外）		測定 1	2	3	4	5	小計	
実測	1	4	0	0	0	0	4	
	2	0	3	3	0	0	6	
	3	0	0	9	0	0	9	
	4	0	0	2	7	0	9	
	5	0	0	0	0	6	6	
小計		4	3	14	7	6	34	85.3%

静穏性（屋内）		測定 1	2	3	4	5	小計	
実測	1	4	0	0	0	0	4	
	2	2	8	0	0	0	10	
	3	0	0	8	0	0	8	
	4	0	0	1	8	0	9	
	5	0	0	0	0	3	3	
小計		6	8	9	8	3	34	91.2%

防音性		測定 1	2	3	4	5	小計	
実測	1	1	0	0	0	0	1	
	2	0	6	1	0	1	8	
	3	1	2	11	0	1	15	
	4	1	0	0	3	1	5	
	5	0	0	0	0	5	5	
小計		3	8	12	3	8	34	76.5%

採光性		測定 1	2	3	4	5	小計	
実測	1	10	0	0	0	0	10	
	2	2	6	0	0	0	8	
	3	0	0	3	0	0	3	
	4	0	0	0	4	0	4	
	5	0	0	0	0	9	9	
小計		12	6	3	4	9	34	94.1%

断熱性		測定 1	2	3	4	5	小計	
実測	1	3	0	0	0	0	3	
	2	1	6	0	0	0	7	
	3	0	0	16	0	0	16	
	4	0	0	0	5	0	5	
	5	0	0	0	0	3	3	
小計		4	6	16	5	3	34	97.1%

決定木（提案手法）

静穏性（屋外）		測定 1	2	3	4	5	小計	
実測	1	4	0	0	0	0	4	
	2	0	5	1	0	0	6	
	3	0	0	8	0	1	9	
	4	0	0	1	7	1	9	
	5	0	0	0	0	6	6	
小計		4	3	14	7	6	34	88.2%

静穏性（屋内）		測定 1	2	3	4	5	小計	
実測	1	4	0	0	0	0	4	
	2	1	8	1	0	0	10	
	3	0	0	7	1	0	8	
	4	0	0	0	9	0	9	
	5	0	0	0	0	3	3	
小計		6	8	9	8	3	34	91.2%

防音性		測定 1	2	3	4	5	小計	
実測	1	0	0	1	0	0	1	
	2	0	7	0	1	0	8	
	3	0	1	14	0	0	15	
	4	0	0	0	5	0	5	
	5	0	0	0	0	5	5	
小計		3	8	12	3	8	34	91.2%

採光性		測定 1	2	3	4	5	小計	
実測	1	10	0	0	0	0	10	
	2	0	8	0	0	0	8	
	3	0	0	3	0	0	3	
	4	0	0	0	4	0	4	
	5	0	0	0	0	9	9	
小計		12	6	3	4	9	34	100.0%

断熱性		測定 1	2	3	4	5	小計	
実測	1	3	0	0	0	0	3	
	2	0	7	0	0	0	7	
	3	0	1	15	0	0	16	
	4	0	0	0	5	0	5	
	5	0	0	0	0	3	3	
小計		4	6	16	5	3	34	97.1%

図 5　ルールベースと決定木による快適度指標推定結果の比較