ニューラルネットワーク分析手法による
都市キャノピー幾何情報の推定に関する研究ESTIMATION METHOD FOR URBAN CANOPY GEOMETRIC INFORMATION USING
NEURAL NETWORK足永靖信^{*1}, 平野洪賓^{*2}

Yasunobu ASHIE and Kohin HIRANO

Abstract: The geometric information of cities is indispensable in various areas of urban studies. In this paper, authors report the result of creating the meshed geometry data of Tokyo metropolitan from Detailed Digital Information (10m Grid Land Use), National Population Census, and Establishment and Enterprise Census by simple regression, multiple linear regression analysis, and neural network. The neural network showed finest performance among three methods, its estimating accuracy may reach 0.6 (R^2 , coefficient of determination) in all evaluated items in the case that whole targets are used as training signal. To check the general versatility of neural networks, Maharanobis distance was used to evaluate the similarity of cities, and it was found that neural network is capable of high precision when the Maharanobis distance is under 15.

Keywords: Geographic Information System, Detailed Digital Information, Multiple Linear Regression,
Neural Network, Urban Canopy Geometric Information

GIS, 細密数値情報, 重回帰分析, ニューラルネットワーク, 都市キャノピー幾何情報

1. はじめに

都市の建築土地利用は都市空間の居住性や安全性に大きく影響する。これまで都市GISを用いて都市形態に関する様々な研究が行われてきた。例えば、石井と鹿島¹⁾による都市構造と交通エネルギー消費量、宮崎と森山²⁾による地震火災規模と市街地特性、伊藤ら³⁾による都市の空間構成要素と犯罪、の関連研究が見られる。また、都市気候分野においては、建物の形状やその地域分布が都市スケールの気候・気象に密接に関係していると考えられている。地表面に接する都市キャノピー層では大気との間で運動量・顕熱・潜熱の交換が盛んになされていて、建物による抗力、蓄・放熱、日陰効果による運動量・熱輸送への影響が無視できない（例えば、神田ら⁴⁾、足永ら⁵⁾）。都市キャノピーモデルを用いた数値シミュレーションを実施する場合、建物の面積や高さを都市キャノピー層において幾何的な情報として集約する必要がある。

しかし、自治体が管理する建物GISデータを入手困難なケースに遭遇することが多く、広域な入力データ整備自体にも膨大な労力が費やされるため、都市キャノピーモデルによる数値シ

ミュレーションの準備作業は容易くない。

そこで、筆者らは一般に入手が容易い細密数値情報及び国勢調査などより都市キャノピーモデルの入力データベースを簡易に整備する手法を提案する。都市キャノピーモデルの多くは、単純な建物形状及び均一な建物配置を想定しており、建物用途ごとの建築面積率、建物高さ、及び建物の平均的な水平幅により幾何形状が規定される。本論文ではこれらを取りまとめて都市キャノピー幾何情報と定義する。そして、建物GISデータから都市キャノピー幾何情報をメッシュごとで正確に算出してから、これらを細密数値情報などから簡易に推定する手法として、重回帰分析、重回帰分析及びニューラルネットワークの3通りを考え、予測精度の比較を行った。

ニューラルネットワークは人間の脳の仕組みを模倣した情報処理システムであり、観測データを補間し予測を行う手法の一つである。都市分野における研究例としては、上田ら⁶⁾の気温のメッシュ気候値作成、宮崎と森山⁷⁾の気温分布の推定への応用などが見られる。本研究ではMATLAB[®]を使用し、誤差逆

^{*1} 独立行政法人建築研究所 上席研究員・工博

^{*2} 独立行政法人建築研究所 博士(工学)

Chief Research Engineer, Building Research Institute, Dr. Eng.
Building Research Institute, Dr. Eng.

伝搬（Backpropagation）法によるニューラルネットワークを適用し建物用途別に都市キャノピー幾何情報を推定する。

2. トレーニングデータの作成

2-1. 解析対象

解析対象は東京都の区部及び多摩地域である。ただし、多摩地域の山間部は建物 GIS データが整備されていないため解析対象から除外した。

2-2. 土地利用分類

東京都都市計画地理情報システムのデータ（以降、東京都 GIS データと称する）と細密数値情報の分類が異なるため、土地利用分類を 8 項目、建物用途 3 項目とし、表 1 の対応関係を定義した。

2-3. 作成年度について

東京都 GIS データの作成年は、区部は 1996 年、多摩地域は 1997 年である。細密数値情報は 1994 年版を使用している。調査年度の違いによるデータの変動を抑えるため、解析対象の 4 次メッシュ（メッシュ面積が約 25ha）の内、空地・緑地の面積が 24ha 以下、居住用地、商用地、工業用地、及び農用地について東京都 GIS データと細密数値情報の土地利用面積の差が 5ha 以下となる計 4 253 メッシュを抽出した。更に上記メッシュの内、平成 7 年国勢調査及び平成 8 年事業所・企業統計調査のデータが整備されているのは 3 903 メッシュであったため、以降の推定はこれらを用いる。

2-4. 土地利用面積率の推定

表 1 の対応関係に基づき、東京都 GIS データと細密数値情報の土地利用を 4 次メッシュごとに集計し、土地利用面積率として整理した。細密数値情報の 15 分類を独立変数として、土地利用項目の 4 分類（居住用地、商用地、工業用地、道路用地）を従属変数とする。なお、各メッシュにおいて、ある土地利用が占めるメッシュ面積の割合をその土地利用の面積率とする。

推定方法として、単回帰分析、重回帰分析及びニューラルネットワーク（4 層構造、誤差逆伝搬階層法）^{注2)} を考え、計算結果を表 2 に一覧する。ここで単回帰分析の補正前、補正後とは道路用地の他用途への読み替え影響の補正の有無を示す（2-5 参照）。土地利用面積率の推定精度はニューラルネットワークが最も高く、次いで重回帰分析、単回帰分析（補正後）となった。これらはすべての土地利用分類において決定係数が 0.7 以上となり、いずれも十分な予測精度を有しており有効な推定方法と言える。

2-5. 道路用地について

道路用地の面積率は東京都 GIS データと比較して、細密数値情報が過小評価する傾向がある。細密数値情報の道路用地は幅

員 4m 以上の道路を対象としており、幅員 4m 未満の細街路の面積が集計に反映されない。また、10m メッシュ内の道路の面積規模が小さくなると 10m メッシュの土地利用を占有しにくくなり、他の土地利用に読み替えられることがある。したがって、細密数値情報は細街路を見落とす可能性が高い。そこで、居住用地、商用地、工業用地において読み替えられている道路面積を東京都 GIS データから地域全体で集計し、土地利用ごとに各メッシュで道路の読み替え分を差し引き、その分を道路用地に加算した。その結果、道路用地の単回帰式の勾配は 0.82 から 1.01 に改善した。表 3 は重回帰分析の標準偏回帰係数の一覧である。道路用地の場

表 1 土地利用分類の対応関係

本研究の分類		東京都 GIS データの 土地利用分類	細密数値情報の 土地利用分類
土地利用	建物用途		
居住用地	住居系	専用独立住宅地 集合住宅	一般低層住宅地 密集低層住宅地 中高層住宅地
商用地	商公系	官公庁施設 教育文化施設 厚生医療施設 供給処理施設 鉄道・港湾等 自動車車庫等 倉庫・流通センター 事務所建築物 専用商業施設等 住商併用建物 宿泊・遊興施設 スポーツ興業施設	その他の公共公益施設 商業・業務用地
工業用地	工業系	専用工場・作業所 住居併用工場・作業所	工業用地
空地・緑地	—	屋外利用地・仮設建物 公園・運動場等 未建築宅地・未利用地等 原野 森林	造成中地 空地 山林・空地等 公園・緑地等
道路用地	—	道路	道路用地
農用地	—	農林漁業施設 田 畑 樹園地 採草放牧地	田 畑・その他の農地
水系	—	水面・河川・水路	河川・湖沼等
その他	—	その他	その他

表 2 細密数値情報を用いた土地利用面積率の推定結果

土地利用分類	単回帰分析 R ² [-]		重回帰分析 R ² [-]	ニューラルネットワーク R ² [-]
	補正前*	補正後**		
居住用地	0.931	0.931	0.943	0.974
商用地	0.885	0.885	0.894	0.959
工業用地	0.929	0.929	0.932	0.990
道路用地	0.683	0.716	0.797	0.915

*) 道路用地の他用途への読み替え影響を補正しない

**) 道路用地の他用途への読み替え影響を補正する

表 3 土地利用面積率に関する重回帰分析の標準偏回帰係数

土地利用分類	切片	一般低層	密集低層	中高層	公共公益	商業業務	工業	造成中	空地	山林空地	公園緑地	道路	田	畑農地	河川湖沼	その他
居住用地	0.000	0.977	0.397	0.310	0.033	0.014	0.029	0.019	0.031	0.049	0.020	0.106	-0.003	0.078	0.001	0.017
商用地	0.000	-0.024	-0.017	-0.022	0.693	0.565	-0.002	0.004	-0.010	-0.049	0.033	0.027	-0.001	-0.036	-0.037	-0.011
工業用地	0.000	0.041	0.054	0.000	0.012	0.046	0.981	0.006	0.009	0.024	0.010	0.016	-0.007	0.031	0.010	0.009
道路用地	0.000	0.243	0.140	0.185	0.057	0.349	0.021	0.078	0.141	0.004	0.067	0.712	0.022	0.108	0.048	0.006

合、道路自身の値は0.712と低く、一般低層(0.243)など他の土地利用から面積を補っていることが分かる。

2-6. 都市キャノピー幾何情報の集計

既報⁸⁾にならい、東京都GISデータを用いて都市キャノピー幾何情報を作成する。4次メッシュ内の土地面積に対する建物1階部分の面積の割合を求め、建物用途ごとの建築面積率(0~1)を集計した。建物の階高は建物用途により異なることがわかってることから⁹⁾、本研究では建物階数により建物高さを取り扱う。建物の平均的な水平幅は1棟当たりの建築面積の平方根とした。

建物用途は住居系、商公系、工業系の3つを考え、トレーニングデータの出力部分は9項目となる。

2-7. トレーニングデータの入力部分

都市キャノピー幾何情報の推定に必要となる入力値は以下の通りである。

まず、土地利用面積率については2-4で述べた居住用地、商用地、工業用地の3項目とし、ニューラルネットワークによる細密数値情報からの推定値を用いる。これに加えて、細密数値情報の一般低層、密集低層及び中高層住宅地の面積率(いずれも居住用地の面積を基準とする)も活用する。

さらに、平成7年国勢調査の夜間人口、昼間人口、流入人口、及び平成8年事業所・企業統計調査の第2次産業の事業所数、従業者数、第3次産業の事業所数、従業者数、計7項目を追加している。トレーニングデータの入力部分は計13項目である。

3. 都市キャノピー幾何情報の推定

図1 夜間人口と住居系建物の延べ床面積の関係

図2 夜間人口と住居系建物の建築面積率の関係(中高層化率0.25以下)

図3 第3次産業従業者数と商公系建物の延べ床面積の関係

図4 第3次産業従業者数密度と商公系建物の平均階数の関係

図5 工業系建物の階数の頻度分布

図6 第2次産業事業所数密度と工業系建物の1棟当たり建築面積の関係

図7 単回帰分析フロー

3-1. 都市キャノピー幾何情報の特徴

東京都 GIS より集計した建物用途別の都市キャノピー幾何情報と細密数値情報、国勢調査及び事業所・企業統計調査のデータの関係について以下に述べる。集計に当たり、土地利用面積率がゼロ、特異メッシュなどを除外した。

住居系建物については、夜間人口と住居系建物延べ床面積（図1）、住宅地の中高層化率（中高層住宅地が居住用地全体に占める割合）と平均階数（指数回帰、決定係数0.65）、中高層化率と1棟当たりの平均建築面積（2次式、決定係数0.56）の間に相関が高かった。図1の近似曲線の勾配より住宅1人当たりの床面積は29m²であり、平成7年版「国民生活白書」の30.8m²と概ね一致する。戸建住宅が多い地域では夜間人口の増減は建ぺい率に直接反映される。図2は中高層化率が0.25以下の条件で夜間人口と建築面積率の関係を示したものである^{注3)}。

商公系建物の延べ床面積は第3次産業従業者数と、平均階数は第3次産業従業者数密度（第3次産業従業者数/商用土地利用面積）と相関が高い（図3、4参照）。図3から見積もられるオフィスの1人当たり床面積約23m²は、水鳥川¹⁰⁾による1996年東京区部1人当たりオフィス床面積の18.0m²に比べやや大きめである。

工業系建物の階数の頻度分布を図5に示す。工業系建物の平均階数は1.5～2.5階の狭い範囲に集中していることが分かる。1棟当たりの平均建築面積は、第2次産業事業所数密度（第2次産業事業所数/工業用地土地利用面積）と図6に示す関係が見られ、100m²当たりの事業所数が0.2以上の場合では建築面積がほぼ一定となるが、事業所数密度がこれより小さくなると寡占状態となり建築面積が大きくなる。工業系建物の建ぺい率は従業者数とあまり関係なくむしろ住居系建物の建ぺい率との相関が高く、住・工混在地域の総体的な特徴が現われている。

3-2. 単回帰分析

3-1の結果を踏まえ、単回帰分析式を組み合わせる建物用途別の都市キャノピー幾何情報を求める。単回帰の近似式は1次式、2次式、指数関数、及びべき乗関数とし（図7に近似式の定義を記載）、その中から相関が高いものを選択した。単回帰分析の全体フローを図7に示す。

3-3. 重回帰分析

トレーニングデータの入力（独立変数13項目）と出力（従属変数9項目）について重回帰分析を実施した。表4に標準偏回帰係数を一覧する。

3-4. ニューラルネットワーク解析

住居系建物の場合、入力とターゲット（教師信号）は重回帰分析の独立変数と従属変数にそれぞれ対応する。商公・工業系建物の場合、住宅系建物の予測結果を新たに入力側に組み入れて、16層の入力層を設定している。ネットワークは複数の中間層を持ち、任意の中間層もしくは出力層のインプットとアウトプットが式(1)に示す対数シグモイド伝達関数に従う。

表4 都市キャノピー幾何情報に関する重回帰分析の標準偏回帰係数（記号定義同図3）

	住居系			商公系			工業系		
	bldrR	bldrR	bldrR	bldrC	bldrC	bldrC	bldrI	bldrI	bldrI
切片	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
居住用地率	-0.252	-0.118	0.081	-0.017	-0.273	-0.110	-0.214	-0.148	-0.250
商用用地率	-0.102	0.002	0.024	-0.086	0.016	0.233	-0.136	-0.074	-0.184
工業用地率	-0.085	-0.053	-0.021	0.084	-0.143	-0.031	0.034	0.084	0.477
夜間人口	-1.678	-5.379	-2.325	-2.360	-2.417	-0.239	1.155	-0.973	0.008
昼間人口	0.500	0.587	0.139	0.527	0.439	0.008	0.280	0.401	0.075
流入人口	1.694	5.334	2.319	2.238	2.621	0.202	-1.048	1.016	-0.008
2次事業所数	0.208	-0.018	-0.024	0.164	-0.082	-0.108	0.120	-0.010	-0.296
2次従業者数	0.039	0.034	-0.012	0.032	0.115	0.017	0.052	0.177	0.075
3次事業所数	0.166	-0.065	0.006	0.308	-0.226	-0.233	0.206	0.218	0.082
3次従業者数	0.113	0.153	-0.038	0.242	0.553	0.128	-0.132	-0.151	-0.025
一般低層住宅率	0.733	0.194	-0.267	-0.108	0.041	-0.525	0.305	0.342	0.051
密集低層住宅率	0.571	0.168	-0.178	-0.026	0.028	-0.360	0.233	0.272	0.029
中高層住宅率	0.370	0.742	0.094	-0.083	0.070	-0.249	0.028	0.103	0.022

図8 多層中間層型ニューラルネットワーク

図9 学習階数とパフォーマンスの収束状況（住居系）

表5 推定結果の比較

用途ごと幾何情報		単回帰		重回帰		ニューラルネットワーク＊	
		RMS	R ² [-]	RMS	R ² [-]	RMS	R ² [-]
住居系	建築面積率 [-]	0.115	0.532	0.067	0.648	0.039	0.880
	階数 [階]	1.415	0.296	1.136	0.512	0.387	0.943
	1棟建築面積 [m ²]	192.535	0.079	192.009	0.082	14.850	0.995
商公系	建築面積率 [-]	0.093	0.495	0.091	0.500	0.071	0.702
	階数 [階]	0.978	0.522	0.802	0.644	0.470	0.878
	1棟建築面積 [m ²]	304.139	0.155	269.396	0.316	74.971	0.947
工業系	建築面積率 [-]	0.193	0.195	0.154	0.371	0.103	0.719
	階数 [階]	0.769	---	0.6243	0.272	0.463	0.622
	1棟建築面積 [m ²]	271.747	0.345	190.324	0.342	63.296	0.927

* ニューラルネットワークの中間層数：3，中間層ユニット数：8 → 12 → 8

図 10 都市キャンビー幾何情報の推定結果（住居系）

ニューラルネットワークの中間層数：3，中間層ユニット数：8 → 12 → 8

$$output = \frac{1}{1 + \exp \left\{ - \left(\sum_{n=1}^i input_n \cdot W_{nj} + B_j \right) \right\}} \quad (1)$$

ここで、 W_{nj} は n 番目の入力から層の j 番目のユニットへの結合重みであり、 B_j が層の j 番目のユニットのバイアスである。ネットワークの構造を図 8 に示す。また、収束を高速化するために、重みとバイアスを更新するアルゴリズムとしてレーベンバーグ・マルカート（Levenberg-Marquardt）法を導入した。Levenberg-Marquardt 法は非線形最小 2 乗問題の解法として最も効率的な方法の一つとされている¹¹⁾。Jacobian 行列を $\mathbf{J}$ として、Levenberg-Marquardt 法の更新式を式 (2) で表すことができる。

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k - [\mathbf{J}^T \mathbf{J} + \mu \mathbf{I}]^{-1} \mathbf{J}^T \mathbf{e} \quad (2)$$

$\mathbf{I}$ 、 μ 、 $\mathbf{e}$ がそれぞれ単位行列、スカラー量及び誤差ベクトルを意味する。Levenberg-Marquardt 法の導入によって安定誤差をモーメント付き学習率可変最急降下法の半分以下に下げることができた。図 9 に両手法による学習回数 2 000 回までのパフォーマンスを示す。

ニューラルネットワークでは中間層数及び中間層に含まれるユニットの数がネットワークの推定精度、すなわち汎化能力に大きく寄与するが、それらを定める一般的な方法は確立されていない。そこで、本研究では中間層数を 1～5，ユニット数を 4～24 の間で変化させ、ネットワーク構造を試行錯誤で決定する。その結果、全データ（3 903 個のターゲット）を学習データに使用した

場合、中間層数 4（各層のユニット数 16，20，24，20）のネットワークがターゲットに対する出力誤差を最小にした。しかし、全データから部分的に学習データを抽出し、全データをニューラル解析した場合、中間層数 3（各層のユニット数 8，12，8）のネットワークが今回の組み合わせの中で最も優れていることが分かった。ここで、学習データの抽出は乱数処理で実施し、全データ数に対する学習データ数の割合が 20%，50%，70% の 3 段階とした。汎化能力を考慮し、以降は中間層数 3（各層のユニット数 8，12，8）の結果について述べる。

学習回数の設定については、住宅系を対象に 100 000 回までのテスト学習を実施し、パフォーマンスが 2 000 回学習時と 5% しか変わらないため、学習回数は 2 000 回とした。Levenberg-Marquardt 法においては、スカラー量 μ の初期値を 0.001，ステップごとの μ の係数を 10（増加時）と 0.1（減少時）に設定している。なお、ネットワークの重みの初期値は 50 としている。

3-5. 推定結果の比較

全データ（3 903 メッシュ）を使用した場合における建物用途ごとの都市キャンビー幾何情報の推定精度を表 5 に一覧する。単回帰分析では商公系建物の階数、住居及び商公系建物の建築面積率においては 0.5 前後の決定係数を示したが、その他の項目では決定係数が低い。重回帰分析による推定結果は概ね単回帰予測より良い。しかし、1 棟当たりの平均建築面積の推定精度は全体的に低く、特に住居系建物の決定係数はわずか 0.082 であった。一方、ニューラルネットワークはすべての項目において良好な推定精度

が得られた。

図 10 は、住宅系建物の建築面積率 (cover ratio)、メッシュ平均階数 (story) 及び 1 棟当たりのメッシュ平均建築面積 (area) における単回帰分析 (simple prediction)、重回帰分析 (multiple regression)、ニューラルネットワーク (neural network) の 3 手法による推定値と GIS 集計値の相関を示している。ニューラルネットワークは単回帰及び重回帰分析では扱えない複雑な関係を持つ項目についても高精度でターゲットを予測している。

4. 都市 GIS データが整備されていない地域への適用について

都市キャノピーモデルを用いて広範な領域を解析する場合、都市 GIS データが整備されていない地域を含むことから、解析作業に大きく支障をもたらす。そこで、都市 GIS データが整備されていない地域におけるニューラルネットワークによる都市キャノピー幾何情報推定手法の適用について検討する。

便宜的に東京 23 区を都市 GIS データの整備地域、多摩地域を都市 GIS データの未整備地域と見なす。そして、東京 23 区のみトレーニングデータをニューラルネットワークに学習させ、習得したネットワークを用いて多摩地域の都市キャノピー幾何情報を推定する。合わせて、ニューラルネットワークの汎用性を評価するため、重回帰分析を実施し、両者の結果を比較しながら考察を行う。

東京 23 区の都市構造は他の地域と異なることが予想され、統計的に地区の相違をニューラルネットワークに反映する必要がある。そこで、マハラノビス (Mahalanobis) 距離を活用し、両地区の統計的な類似度を判定した。未知ベクトル $\mathbf{x}$ が平均ベクトル $\mathbf{u}$ を持つ群に対するマハラノビス距離 (D_M) は次式で表される。

$$D_M(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = (\mathbf{x} - \mathbf{u})^T \Sigma^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{u}) \quad (3)$$

ここで、 Σ は群の共分散行列である。

本研究が解析対象とする 3 903 メッシュの中に、東京 23 区に属するメッシュは 2 601 個存在し、多摩地域に属するメッシュは残り 1 842 個である。ニューラルネットワークのトレーニングデータの入力 13 項目について東京 23 区の統計分析を行い、多摩地域のメッシュデータを適用するとマハラノビス距離は 1.157 から 307.077 の数値を示した。多摩地域のメッシュの内、マハラノビス距離が 20 以下のメッシュは全体の約 90% を占める。

マハラノビス距離とニューラルネットワークによる推定精度の関係を重回帰分析による結果と合わせて図 11 と図 12 に示す。マハラノビス距離が 15 以下においては、住居系建物の建築面積率、1 棟建築面積ともにニューラルネットワークの RMS 誤差はそのほとんどが重回帰分析と比べ値が小さいことが分かる。特に 5 以下では、東京都 GIS 全データを用いた表 5 の分析結果と遜色ない精度で予測できている。しかし、マハラノビス距離が 15 以上になると、ニューラルネットワークの誤差が急増し、両者の関係は逆転する。したがって、ニューラルネットワークで他地

図 11 マハラノビス距離と推定精度 (住居系、建築面積率)

図 12 マハラノビス距離と推定精度 (住居系、1 棟建築面積)

域の解析を行う場合、マハラノビス距離などで類似の地区を選定することが望ましい。

5. まとめ

本研究では一般的に入手が容易な細密数値情報及び国勢調査、事業所・企業統計調査資料を用いて都市キャノピー幾何情報を推定する手法について検討を行った。得られた知見を以下に示す。

(1) 細密数値情報から土地利用面積率を推定する方法として単回帰、重回帰、ニューラルネットワークを考え、いずれも良好な推定精度を得た。ただし、単回帰の場合、道路面積が他用途へ読み替えられる誤差の補正が必要である。

(2) 都市キャノピー幾何情報の推定精度は、単回帰分析、重回帰分析、ニューラルネットワークの順に良くなる。ニューラルネットワークの場合はすべてのケースにおいて決定係数が 0.6 以上となり良好な結果が得られた。

(3) 東京 23 区をトレーニングデータとして、他の地域へニューラルネットワークの適用可能性を検討し、マハラノビス距離などで類似の地区を選定することが望ましいことを指摘した。

謝辞

環境省が設置した「ヒートアイランド現象の実態把握及び対策評価手法に関する調査委員会」(尾島俊雄委員長) から各種データを提供していただいた。また、本研究は住友財団の助成をいただいた。ここに記して感謝の意を表したい。

注

- 注 1) MATLAB のバージョン R2007b, Neural Network Toolbox バージョン 5.1 を使用した。
- 注 2) ニューラルネットワークによる土地利用面積率の推定においては, 入力層, 中間層 (層数 2, 各層のユニット数 4, 6), 出力層の 4 層から成るネットワークを採用し, 学習率 0.01, モーメント係数 0.9, 学習回数 2000 回の設定を行った。
- 注 3) データ集計の結果, 居住系建物の平均階数が 3 階以下となる地域では, 中高層化率が 0.25 以下になるケースが多いことが分かった。

参考文献

- 1) 石井 陽, 鹿島 茂: 都市構造が交通エネルギー消費量に与える影響の分析, 環境情報科学論文集, 第 21 号, pp. 619 ~ 624, 2007
- 2) 宮崎ひろ志, 森山正和: 阪神・淡路大震災における地震火災規模と緑被率, 建ぺい率等市街地特性との相関解析, 日本建築学会計画系論文集, 第 520 号, pp. 77 ~ 81, 1999. 6
- 3) 伊藤 篤, 近江 隆, 石坂公一: 機会犯罪の成立に関連する都市空間特性に関する研究 放火犯罪を対象にして, 第 34 回日本都市計画学会学術研究論文集, 第 34 号, pp. 721 ~ 726, 1999
- 4) 森泉孝信, 河合 徹, 稲垣厚至, 神田学: 屋外都市模型による建物高さの非一様性が大気及ばず影響の検討, 水工学論文集, 第 52 巻, 2008.

(2008年3月10日原稿受理, 2008年8月20日採用決定)