

ニューラルネットワークによる牧草生産力の推定手法

誌名	日本草地学会誌
ISSN	04475933
著者	佐々木, 寛幸 畠中, 哲哉 柴田, 昇平
巻/号	44巻2号
掲載ページ	p. 138-141
発行年月	1998年7月

ニューラルネットワークによる牧草生産力の推定手法

佐々木寛幸・畠中哲哉・柴田昇平

農林水産省草地試験場 (329-2793 栃木県那須郡西那須野町千本松 768)
National Grassland Research Institute, Nishinasuno, Tochigi, 329-2793 Japan

受付日: 1997年9月8日/受理日: 1998年5月14日

Synopsis

Hiroyuki SASAKI, Tetsuya HATANAKA and Shohei SHIBATA (1998): A Method for Estimating Pasture Productivity using Neural Network. *Grassland Science* 44, 138-141.

Estimating the monthly and annual productivity of each grass species according to the climatic conditions is essential to select the optimal grass species for grasslands.

Two production models, one using a neural network and the other using a multiple regression analysis, were constructed based on data of monthly dry matter production under various climatic conditions for three grass species. These models were then evaluated for practical use by comparing conformity of estimated data with actual harvest data.

Using 165 items of harvest data with three grass species for three years, models were constructed using both methods, and these models were compared for the estimation accuracy each other. The results clearly showed that the neural network had a higher coefficient between estimated data and harvest one. Accordingly, the neural network model showed the better estimation for grass productivity.

Key words : Neural network, Pasture, Productivity.

緒 言

草地の造成・生産維持に最適な草種を選定するためには、気象条件に応じた各草種の月別、年間生産量を推定することが不可欠である。牧草の乾物生産量の推定式は、オーチャードグラスについては既に乾物生産式が得られている^{2,3)}が、この理論を他の草種、品種に適用する場合、個々のパラメータを定めるために同様の試験を設計する必要がある。また、群落光合成式をはじめとする牧草生理全般に関する知識が必要となる。

複数の変数の中から一定の規則を見出す統計学上の解析手法は一般に多変量解析といわれるが、牧草の生産量を気象要因により推定する解析手法としては、この中の重回帰分析が適用できる。一方、因果関係を学習プロセスによりモデル化して生産量等の推定を行う手法として、ニューラルネットワークの手法が注目されており、草地分野においても応用され始めている^{4,5)}。

そこで、さまざまな草種および気象条件下での月別乾物生産量のデータから生産モデルを作成するための方法として、重回帰分析およびニューラルネットワークをとりあげ、刈り取り試験データによる実測値とモデルによる推定値の適合性を比較して、二つのモデルの実用性の評価を行った。

材料及び方法

草地試験場内で平均気温と日射量が異なる5カ所で栽培した単播牧草の乾物生産量をデータとして使用した。播種は1990年9月であり、1991年から1993年の3年間にわたり、刈り取り調査を4月から8月の各月末に実施した。用いた草種はオーチャードグラス(アオナミ、以下OG)、トールフェスク(ケンタッキー31フェスク、以下TF)、ペレニアルライグラス(フレンド、以下PR)の3草種で、肥料として、チッソ、リン酸、カリの成分で各19kg/10a/年を刈り取りごとに分施した。得られた乾物生産量のデータを基礎に、重回帰分析およびニューラルネットワークにより乾物生産モデルを構築し、両者の妥当性を比較した。

ニューラルネットワークの構築プログラムには、階層型バックプロパゲーションプログラムのNEURO92⁶⁾をパーソナルコンピュータ用に移植・改良したものをを用いた。このプログラムでは、教師データを学習することによって誤差を修正する方向にパラメータを徐々に変化させる。ニューラルネットワークの構築に当たっては、草種、圃場、年次、刈り取り時期が異なる165データを教師データとし、10,000回の学習によりパラメータを決定した。ネットワークの構造は、入力層を草種、各生育期間中の日平均気温、日平均積算日射量からなる3ニューロン、出力層を日平均乾物生産速度からなる1ニューロンとした。中間層については1層とし、ニューロン数が1から5までの各場合について検討した。

重回帰分析は、ニューラルネットワークの構築に用いた165データについて、目的変数を日平均乾物生産速度(g/m²/日)、説明変数を草種(SP₁およびSP₂)、日平均気温(T, °C)、日平均積算日射量(SR, MJ/m²/日)、T²、T×SR、SR²の7変数とし、変数増減法で解析した。なお、草種は質的変数であるため、OGのときデータとしてSP₁、SP₂ともに0、TFのときSP₁=0、SP₂=1、PRのときSP₁=1、SP₂=0とした。

* 日本草地学会第48回大会(1993年度)で一部発表。

結 果

1. ニューラルネットワークによる推定

ニューラルネットワークにおいて中間層のニューロン数を1から5とした場合のそれぞれについて、10,000回の学習における誤差二乗和の推移過程を図1に示した。中間層のニューロン数が1から3までは、この数が多いほど誤差二乗和が減少したが、3以上では差がなかった。そのため、中間層のニューロン数は3で十分であると判断した。この場合の165データの誤差二乗和は0.7377、実測値と推定値の相関係数は0.89(1%水準で有意)となった。この学習結果により、草種、平均気温と日射量を説明変数とし、乾物生産速度を目的変数とするネットワークのパラメータが確定した。ニューラルネットワークによる推定値と実測値の関係を図2に示した。

この結果から、平均気温と日射量を変数とした場合の乾物生産速度の値を草種毎に求められる。草種をOG, TFおよびPRとした場合について図3から図5に示した。図中の数値は乾物生産速度(g/m²/日)を示す。

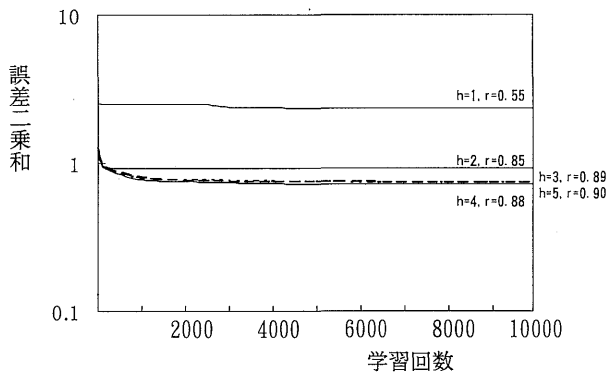


図1. 学習による誤差二乗和の推移。(h: 中間層ニューロン数, r: 学習後の実測値との相関係数).

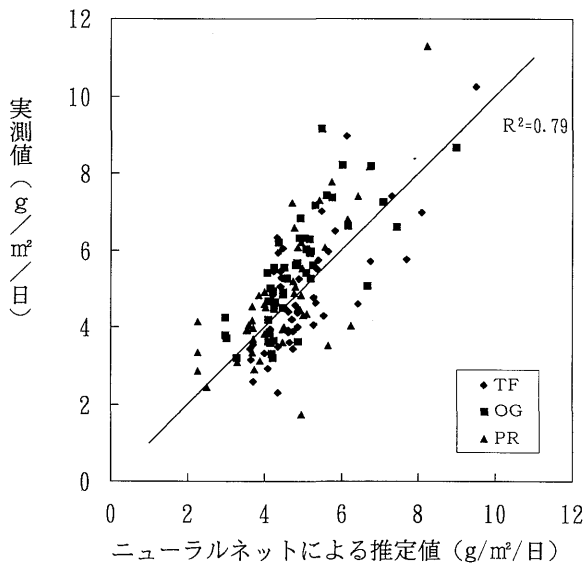


図2. ニューラルネットワークによる推定値と実測値の関係。

次に、気温と各草種の乾物生産速度の関係から、生育最適温度を草種間で比較した。日射量が10MJの場合には、生育最適温度はTF, OG, PRのそれぞれで、約20℃, 約18℃, 約16℃であった。

2. 重回帰分析による推定

変数増減法で解析した結果、説明変数として以下の5変数を用いた式が有意となり、乾物生産速度を目的変数とする以下の重回帰式(1%水準で有意)が求められた。

$$CGR = -0.0232T^2 + 0.702T + 0.170SR - 0.575SP_1 - 0.480SP_2 - 1.461$$

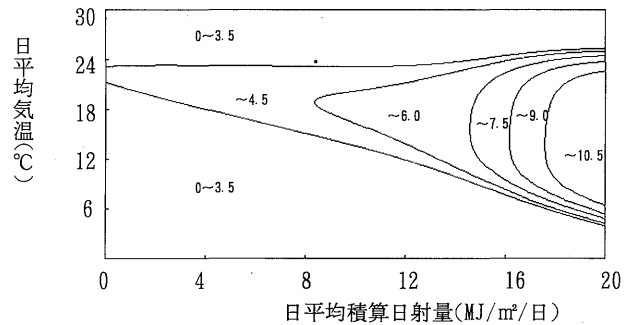


図3. ニューラルネットワークによるオーチャードグラスの乾物生産速度。(図中の数値: g/m²/日).

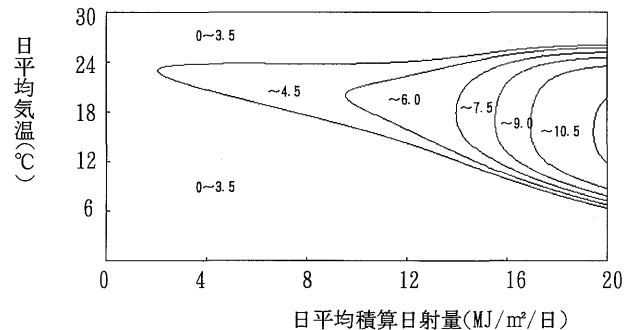


図4. ニューラルネットワークによるトルフェスクの乾物生産速度。(図中の数値: g/m²/日).

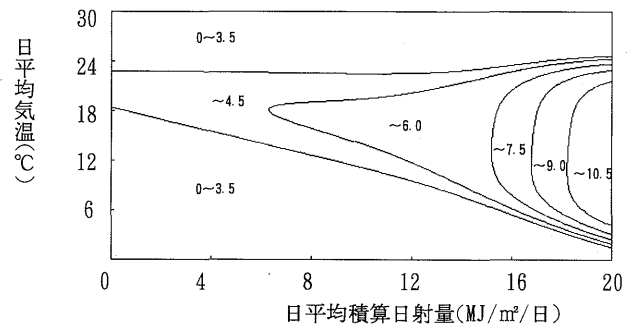


図5. ニューラルネットワークによるペレニアルライグラスの乾物生産速度。(図中の数値: g/m²/日).

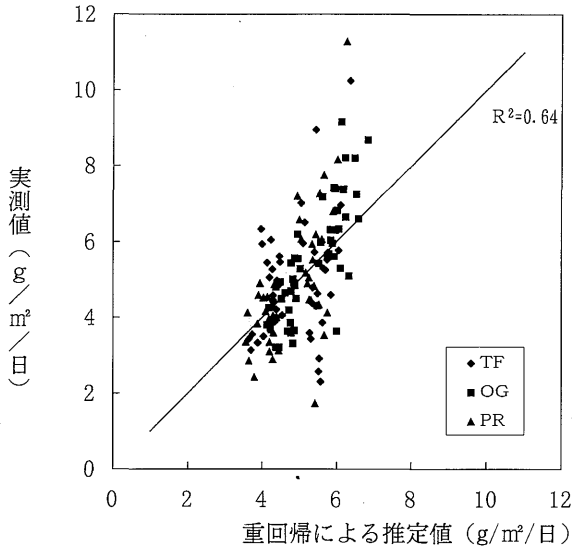


図 6. 重回帰分析による乾物生産速度の推定値と実測値の関係。

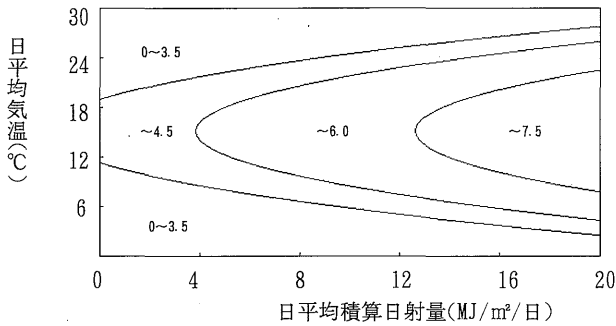


図 7. 重回帰分析によるオーチャードグラスの乾物生産速度。
(図中の数値: g/m²/日)。

(n=165, r=0.80**)

ただし, CGR: 日平均乾物生産速度 (g/m²/日),

T: 日平均気温 (°C),

SR: 日平均積算日射量 (MJ/m²/日)

SP₁および SP₂: 草種を示す変数で,

OG: SP₁=SP₂=0, TF: SP₁=0, SP₂=1, PR:

SP₁=1, SP₂=0

これらの重回帰式を変形して得られる生育最適温度は, TF, OG, PR のいずれでも約 15°C であった。また, これらの重回帰式によって計算される推定値と実測値との関係を図 6 に示した。乾物生産速度が高い値になると, 推定誤差が大きくなる傾向が認められた。

次に, OG について, 平均気温と日射量を変数とした時の乾物生産速度を図 7 に示した。この図から, 乾物生産式の場合と同様, 生産速度は 0°C から気温が上昇するにつれて高まり, 約 15°C で最大値を示し, それ以上の高温域では再び低下した。また, 日射量に関しては, いずれの気温でも日射量が高まるほど生産速度は増加することがわかる。

考 察

圃場データを回帰した結果, ニューラルネットワーク, 重回帰分析ともに, 1% 水準で有意な回帰モデルが得られた。重回帰分析では, 推定値と実測値の間の重相関係数は 0.80 (n=165) であったのに対し, ニューラルネットワークでは重相関係数は 0.89 (n=165) と, より高い値となった。乾物生産式¹⁾による OG の乾物生産量の, 推定値と実測値との関係を図 8 に示した。推定値と実測値の間の相関係数は 0.66 (n=55) であり, 重回帰式およびニューラルネットワークによるモデルよりも低い相関係数となった。本報告で取り上げた 2 つのモデルからは, 乾物生産式よりも精確な推定ができる。

気温と日射量を変数とする乾物生産量のパターンは, ニューラルネットワークモデルでも重回帰モデルでも, 類似した形状となった。すなわち, 生産速度は 0°C から気温が上昇するにつれて高まり, 16 から 20°C で最大値を示し, それ以上の高温域では再び低下した。またいずれの気温条件でも, 日射量が高まるほど生産速度は増加した。

詳細に検討した結果, 2 つのモデルの間に相違が認められた。まず, 乾物生産速度 4.5 以上では, ニューラルネットワークモデルでは日射量 8MJ 以上のところに分布している。それに対して, 重回帰モデルでは 8MJ 以下のところにも分布している。この理由として, 実測値の日射量分布は, 8MJ から 16MJ の範囲に多く分布しているため, 多く分布するデータの影響を重回帰分析よりも強く受けていることが考えられる。学習によってパラメータを修正していくニューラルネットワークに限らず, 回帰モデルの場合には, 学習回数の多いデータ領域はモデルのパラメータに反映されやすい。次に, 生育最適温は, 重回帰式ではいずれの草種でも約 15°C であった。これに対して, ニューラルネットワークでは, 生育

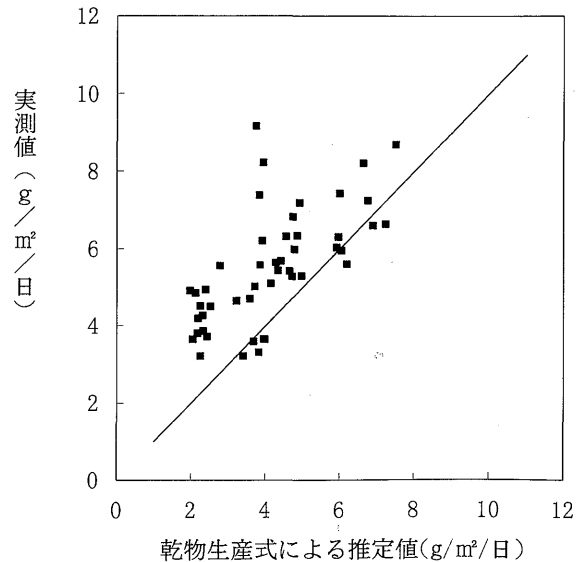


図 8. 乾物生産式による乾物生産速度の推定値と実測値の関係。

適温は草種によって異なり、TF で約 20°C、OG で約 18°C、PR で約 16°C であった。ニューラルネットワークによる生産速度と、温度及び日射量の関係は、草種の特徴を比較よく表しているものと思われる。すなわち、PR は低温伸長性が高く、TF は高温耐性が高いなどの点である。このことは、ニューラルネットワークの方が、現象の説明には優れていることを示す。ニューラルネットワークは、曲線の形状に対する自由度が高く、全体として誤差が少なくなるように回帰式を変形できる。この意味では、構成的モデルである乾物生産式とは異なり、非構成的モデルのスプライン曲線による近似⁹⁾に近いと考えられる。

階層型ニューラルネットワークは、非線形・ノンパラメトリックな多変量解析の手法⁹⁾として有効な手段である⁷⁾。問題点として、最適なネットワークの構造の決定方法が確立していないことがあげられる⁷⁾。すなわち、中間層のニューロン数を決定するためには、複数のニューロン数において学習を行い、その結果から最も適合性の高いものを選択する方法が確実である^{7,8)}。本報告のように、牧草の乾物生産速度を目的変数とする場合には、実測値との誤差が少なく、相関係数が高いことだけでなく、既存の乾物生産式や、経験的な法則との整合性も判断基準となるため、一般的な場合に比べると構造決定は容易であると考えられる。ニューラルネットワークモデルによる推定精度を高めるためには、さまざまな気象条件、管理の異なる条件下における生産量のデータが必要となるため、全国規模でのデータの蓄積が望まれる。

引用文献

- 1) 縣 和一・窪田文武・鎌田悦男 (1977) 牧草の乾物生産. 第 14 報 気象生産力からみたオーチャードグラス草地の地域生産特性の乾物生産におよぼす気温と日射量の影響. 日草誌 19, 292-301.
- 2) 窪田文武・縣 和一・鎌田悦男 (1972) 牧草の乾物生産. 第 5 報 乾物生産量の推定式 (乾物生産式) について. 日草誌 18, 277-282.

- 3) 窪田文武・縣 和一・鎌田悦男 (1973) 牧草の乾物生産. 第 11 報 オーチャードグラスの乾物生産におよぼす気温と日射量の影響. 日草誌 19, 292-301.
- 4) 中川 徹・小柳義夫 (1982) 最小二乗法による実験データ解析. 東京大学出版会. 東京. p. 206.
- 5) 築城幹典・高橋繁男・奥 俊樹 (1991) リモートセンシング技術の草地管理への応用 2. ランドサット TM データによる地表被覆分類へのニューラルネットワークの利用. 草地試研報 45, 1-10.
- 6) 築城幹典・佐々木寛幸・山本由紀代 (1993) バックプロパゲーションによる階層型ニューラルネットワーク構築プログラム NEURO92. 農林水産研究計算センター報告 B11, 1-33.
- 7) 築城幹典 (1996) 数理モデルによる飼料用トウモロコシ生産の予測手法に関する研究. 草地試研報 54, 79-119.
- 8) 山本由紀代・築城幹典・佐々木寛幸・須山哲男 (1995) 地理情報システムによる土地評価モデルへのニューラルネットワークの利用—栃木県における草地開発適地性評価を例として—. システム農学 11, 14-25.

要 旨

佐々木寛幸・畠中哲哉・柴田昇平 (1998) : ニューラルネットワークによる牧草生産力の推定手法. *Grassland Science* 44, 138-141.

草地の造成・生産維持に最適な草種を選定するためには、気象条件に応じた各草種の月別、年間生産量を推定することが不可欠である。

そこで、実測値を基礎にさまざまな草種および気象条件下での生産を推定するモデルを作成するための方法として、重回帰分析およびニューラルネットワークをとりあげ、刈り取り試験による実測値とモデルによる推定値の適合性を比較して、二つのモデルの実用性の評価を行った。

3年間にわたる3草種の刈り取り試験データ 165 データを用いてモデルを構築し、その推定精度を比較した。その結果、明らかにニューラルネットワークの方が相関係数が高かった。

以上の結果から、ニューラルネットワークは牧草生産力の推定手法として重回帰式よりも有効であることが示された。

キーワード：生産力、ニューラルネットワーク、牧草。