重回帰式利用による試験地内のマクロな立地効果の除去

明　石　孝　輝[1]

Takateru Akasi : Elimination of Effects of Macroscopic Environmental Variations by Multiple Regression Equation

要　旨：林分内各個体の量的形質の測定値に加わっているマクロな立地効果を除去する方法を考案した。この方法は，重回帰式によるものであるが，その独立変量の基礎になる数値として植栽配置の行と列の番号をもちいた。除去される立地効果は，行方向や列方向への平面的，あるいは曲面的に変化する効果と，行と列を直交軸と仮定した場合における45度方向への平面的あるいは曲面的変化である。この方法の効果をモデルのデータと実際のデータでたしかめた。

1.　研究の目的と従来の経過

林分として設定された試験地から，個体を単位として得られる量的形質の測定値は，各個体がたまたま遭遇するミクロな環境効果と測定による誤差のほかに，斜面の変化などにともなうマクロな環境効果による誤差をもっている。

とくに林木育種で実行されている次代検定林においては，比較されるべき系統数が著しく多いため，所要面積も広くならざるを得ず，そこから得られるデータはマクロな立地効果の影響を大きく受けることが予想される。したがって，このような測定値からもとめられる系統別平均値などは，それだけ大きいユガミを持つと考えられる。また，各系統の反復数をふやすことによって，平均値の推定精度を向上させることが考えられるが，そのためにもまた総面積が大きくなり，立地変動が増加する。

苗畑実験におけるマクロな立地効果は，乱塊法などの実験計画に例をみるようにブロック効果として，その大部分を除去することができる。また，ブロック内のマクロな立地効果は，耕耘などによって人工的に小さくすることができる。林分としての試験地ではこのようなことは不可能である。

戸田[5)6)7)]はスギの遺伝率推定に際し，マクロな立地効果の除去について種々検討した。

その一つは，林分内各個体の樹高が斜面の上の方へいくにしたがい直線的に低くなっていることに注目し，原点からの距離を独立変量として樹高を推定する直線回帰式をもとめた。この推定値をマクロな立地効果として除去する方法である。また，同じ材料について，植栽位置の近い個体を少数本ずつに群わけし，一元配置の分散分析によって群変動としてマクロな立地効果の除去を行なった。前の方法との比較の結果，後者の方法がより多くのマクロな立地効果を除去したので，実際には後者の方法をもちいた。

また，戸田は，家系別に育成され，単木混交として植栽されたスギ林分の遺伝率推定に際し，つぎの方

1975年8月20日受理　　造　林―8　Silviculture―8

(1) 造　林　部

法をもちいた。

各測定値は，全体平均と家系による効果，および試験地を方眼にくぎったときの行と列による効果から成り立っているものとした線型モデルであらわし，各パラメータを最小自乗法によってもとめた。さらに行と列の推定値によって実測値を補正し，マクロな立地効果を除去した。

明石は一次的な立地変化だけでなく，さらに複雑な立地変化をとらえることを目的として，直交多項式を利用した重回帰式による方法を先に報告した[1)2)3)]。今回報告するのは，前報の方法を改良し，直交多項式によらず重回帰式を直接もとめて立地効果を推定する方法である。なお，本論文中の重回帰式の計算には，農林研究計算センターのライブラリー「変数選択型の重回帰分析（改訂版）」を使用させていただいた。また，データの収集には林野庁造林課育種班および九州林木育種場のご一同の協力を得た。厚くお礼をのべる。

2.　解析の方法

1)　前報の立地修正法と今回の方法との関連

マクロな立地変化が，植栽配置の行と列にともなって変化していることに注目して，行と列を立地変化を説明する独立変量としてとりあつかう。すなわち，行と列のおのおのに一方の端から順に 1, 2, 3, …… の番号をあたえ，この数値を独立変量とし，各個体の測定値を従属変量とした重回帰式をもとめて各個体にはたらいているマクロな立地効果を推定する。なお，立地効果は行や列変化にともない，必ずしも平面的な変化だけでなく，曲面的な変化もしているので，両要因の 2 次以上の係数も重回帰式にとり入れる。前報の方法は，この各回帰係数の有意性の判定や数値の算出に，行と列が直交関係にあることを利用して直交多項式と，その分散分析をもちいた。ただし，その際，実際のデータは行と列の数があまりに多かったので，行，列とも複数ずつにグループわけし，各グループを水準単位として水準数を少なくした。

しかし，この方法ではつぎのような欠点があった。すなわち，重回帰式によって各個体のマクロな立地効果を推定するにあたり，両端の行または列の推定値は，その行あるいは列が水準代表列（行）よりも外側にあるために不正確であること，また方形内からはみ出して植栽されている個体については，行と列の関係において直交していないために，データとして利用できず，外挿によって推定値をもとめるほかに方法がないこと，などがそれである。

最近，電算機のプログラムが発達したため，上記の問題は解消した。すなわち，最適な重回帰式を選択する手法として，直交多項式によらず直接，最適の重回帰式をもとめるプログラムができたからである（川端）[4)]。このことにより直交多項式による場合と異なり，方形配置からはみだした直交条件にない個体のデータも，その個体の行番号と列番号を独立変量とすることによって，重回帰式の構成に利用できるようになった。

以下，この方法により検出しようとするマクロな立地変動は，行および列の方向における直線的あるいは 2 次曲線的な変化のみでなく，行と列を直交軸とする 45 度方向（以下，対角線方向と呼ぶ）の変化を含むものである。

2)　行と列の番号を独立変量とした重回帰式から推定される立地効果

行または列の番号をそのまま独立変量とした回帰式（1 次）で推定される立地効果は，列または行の方向への直線変化で，その変化は，どの列またはどの行についても同様である。すなわち，この場合，回帰

平面は列または行に平行となる。行と列の番号をそのまま同時に独立変量とする重回帰式から推定される立地効果は，列方向および行方向に同時に傾斜を持つ，いわばななめ方向に傾斜した回帰平面を形成し，立地効果の変化が平面的であれば，その傾斜がどの方向に向いていてもさしつかえない。

立地効果の変化が曲面的になると，2次以上の項をとり入れねばならない。すなわち，行あるいは列の方向に1回の山あるいは谷があるときは，この変化は列あるいは行番号の2乗を独立変量として含めた回帰によって代表される。より高次の項を含めればよりよく適合した推定値が得られるが，自由度の減少や計算精度などの理由により重回帰式そのものの信頼性が失なわれるので適当でない。

3）対角線方向への曲面的な立地変化

立地変化が行，列の方向に平行でなく，ななめの方向にむかっていても，平面的であれば行と列の1次の項を独立変量にとることによって重回帰式をつくることができることは前述のとおりである。しかし，変化が曲面的であると，ななめ方向に起こっている変化を行，列の番号のみを変量とする回帰では十分とらえ難く（次節参照），対角線方向を代表するあらたな独立変量を必要とする。この変量は行，列の番号から容易に算出される。

行 X_1		(イ) X_3				
5	35	5	6	7	8	9
4	30	4	5	6	7	8
3	25	3	4	5	6	7
2	20	2	3	4	5	6
1	15	1	2	3	4	5
		15	20	25	30	35
列 X_2		1	2	3	4	5

行 X_1		(ロ) X_4				
5	35	9	8	7	6	5
4	30	8	7	6	5	4
3	25	7	6	5	4	3
2	20	6	5	4	3	2
1	15	5	4	3	2	1
		35	30	25	20	15
列 X_2		1	2	3	4	5

Fig. 1　対角線方向の立地変化に対応させた数値
Macroscopic environmental variations in the direction of diagonal line.

対角線方向の変化には，図1（イ）に示すように，行列番号の増減にともに従う方向と，同図（ロ）に示すような，行，列の方向にしたがい他方には逆行する方向とがあり，立地の等値線は，前者では原点からこの象限に引いた対角線に直角，後者ではこれに平行である。そこで，この等値線上の数字をそれぞれ X_3（イ），X_4（ロ）とすれば，これと行番号 X_1，列番号 X_2 との関係は，

$$X_3 = X_1 + X_2 - 1$$

$$X_4 = X_1 + 5 - X_2$$

であらわされる。ただし，X_4 を求める際の5は，行または列番号の最大値である。X_3 と X_4 は，X_1，X_2 と同様にその1次から4次までの項を独立変量としてもちいることにする。

3. 数値模型の構成とその解析

前述の重回帰式によって，対角線方向の曲面的な立地変化がよくとらえられるかどうかをたしかめるために，図2のモデルデータを設定した。すなわち，図2の下段の数値がモデルデータであり，当初40台と50台のランダムな数値をあたえ，さらに実線でかこんだななめ方向の部分の数値にはマクロな立地効果を加えた。すなわち，立地効果を加算されたのはななめの方向の3列，2か所であるが，どちらの場合にも中央の1列に25を，両側の各1列に15が加えられている。その結果対角線方向の効果は，左上方へ

15	46	51	56	59	61	62	61	60	58	55	52	50	47	46	45
	54	51	44	51	57	64	83	68	52	56	49	48	57	47	51
14	53	56	58	59	60	60	59	58	56	54	52	50	48	48	49
	59	59	42	42	74	69	69	46	46	51	54	55	40	49	44
13	57	58	58	59	58	58	57	55	54	52	51	50	49	50	52
	48	56	54	73	83	71	42	50	50	52	59	57	53	56	45
12	60	59	58	57	56	55	54	53	52	51	50	50	50	52	55
	43	50	64	72	61	42	58	53	45	57	59	44	40	47	50
11	61	58	56	55	54	53	52	51	50	50	50	50	51	54	58
	52	65	81	60	42	43	45	47	47	54	41	56	42	54	49
10	61	58	55	53	52	51	50	50	49	49	50	51	53	56	60
	62	80	65	41	49	42	51	41	54	45	53	40	55	42	66
9	61	57	54	52	50	49	49	49	49	49	50	52	54	58	62
	82	59	47	42	58	46	57	46	53	40	55	41	47	62	83
8	59	55	52	50	49	48	48	48	49	50	51	53	56	59	64
	68	50	40	40	41	45	51	40	58	40	56	48	68	65	74
7	58	54	51	49	48	48	48	49	50	51	52	54	57	60	64
	41	49	41	55	43	50	43	56	44	56	46	58	74	74	48
6	57	53	50	49	48	48	49	50	51	52	54	56	58	60	63
	51	56	52	44	58	41	44	59	41	51	72	82	60	47	57
5	56	52	50	49	49	49	50	51	53	54	55	57	58	60	61
	59	54	50	59	55	40	48	44	48	57	75	57	49	58	58
4	55	51	50	49	50	51	52	53	55	56	57	57	57	58	58
	51	58	45	49	46	56	56	52	63	65	65	57	50	53	52
3	54	51	50	50	51	53	54	56	57	57	57	57	56	54	52
	56	58	54	57	54	40	46	67	81	71	40	47	47	43	57
2	53	52	51	52	54	55	57	58	59	58	57	55	52	48	44
	49	59	50	52	57	59	63	67	64	49	45	56	54	51	45
1	53	52	52	54	56	58	59	60	60	59	56	52	47	40	32
	57	56	46	41	46	59	66	66	48	40	51	50	40	48	49
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15

Fig. 2　対角線方向に立地効果を加えたモデルデータ（下段）とその推定値（上段）
（注）実線内のモデルデータには，マクロな立地変化を加えた。
Model data (lower) and its estimated values (upper) arranged by a pair which show macroscopic environmental variations on diagonal line in a rectanguler stand.
Note : Macroscopic environmental variations were added to the model data in solid lines.

の変化となっている。したがって，$X_4 (= X_1 + 15 - X_2)$ の 4 乗までの項などが，とくにモデルデータ Y を説明する回帰式にとり入れられるはずである。

この X_4 を無視して，こころみに行と列の両要因のみに関する変量だけで重回帰式をもとめると，その結果は表 1 のとおりである。重相関係数は小さく，行と列の交互作用の項を含めれば若干，推定精度は向

Table 1. 行と列の両要因のみにもとづく回帰式または重回帰式の推定精度
Precision estimated in multiple regression equations based on the factors of both row and column

No.	とりあげた変量 Variates taken up	重相関係数 R	F
(1)	$X_1,\ X_1^2,\ X_1^3,\ X_1^4,\ X_2,\ X_2^2,\ X_2^3,\ X_2^4$	0.1423	0.558
(2)	(1) 式に加えて $X_1\times X_2$	0.1775	0.777
(3)	(1) 式に加えて $X_1\times X_2,\ X_1^2\times X_2^2$	0.2388	1.294
(4)	(1) 式に加えて $X_1\times X_2,\ X_1^2\times X_2^2,\ X_1^3\times X_2^3$	0.2401	1.184
(5)	(1) 式に加えて $X_1\times X_2,\ X_1^2\times X_2^2,\ X_1^3\times X_2^3,\ X_1^4\times X_2^4$	0.2541	1.220
(6)	(1) 式に加えて $X_1\times X_2,\ X_1\times X_2^2,\ X_1^2\times X_2$	0.2366	1.148
(7)	(1) 式に加えて $X_1\times X_2,\ X_1\times X_2^2,\ X_1\times X_2^3,\ X_1\times X_2^4$	0.3131	1.921
(8)	(1) 式に加えて $X_1\times X_2,\ X_1^2\times X_2,\ X_1^3\times X_2,\ X_1^4\times X_2$	0.2280	0.969
(9)	(1) 式に加えて $X_1\times X_2,\ X_1\times X_2^2,\ X_1\times X_2^3,\ X_1^2\times X_2,\ X_1^3\times X_2$	0.3148	1.785
(10)	(1) 式に加えて $X_1\times X_2,\ X_1\times X_2^2,\ X_1\times X_2^3,\ X_1\times X_2^4,\ X_1^2\times X_2,\ X_1^3\times X_2,\ X_1^4\times X_2$	0.3450	1.882

上するが，それでも有意な重回帰式は得られなかった。この表に示さないが，その他にも，要因（独立変量の種類）を減少させる方向の検討をもおこなったがそれでも有意な重回帰式は得られなかった。

これに対して，対角線方向の変量 X_4 のみをとりあげた回帰式および重回帰式を作ると，表２に示すように，行と列のみの要因による場合（表１）よりも全体として精度が増加しており，第（３）式と第（４）式は統計的にも有意である。とくにすべての乗数を要因とする第（４）式は，最高の重相関係数を示し有意性も大きかった。

Table 2. 対角線方向の要因のみにもとづく回帰式または重回帰式の推定精度
Precision estimated in regression equations and multiple regression equations based of the only factors in the direction of diagonal line

No.	とりあげた変量 Variates taken up	相関比または重相関係数 η or R	F
(1)	X_4^4	0.1109	2.777
(2)	$X_4^3,\ X_4^4$	0.1431	2.321
(3)	$X_4^2,\ X_4^3,\ X_4^4$	0.1497	2.711*
(4)	$X_4,\ X_4^2,\ X_4^3,\ X_4^4$	0.4068	10.905**

このようにあらかじめ，立地変化の傾向があきらかであれば，その要因のみをとりあげ測定値 Y との間に重回帰式をもとめればよい。しかし，実際の場で，立地変化の方向が見当づけられないときは，各要因 X_1，X_2，X_3，X_4 のすべての乗数の項を変量とした回帰から出発して最適の重回帰式を見い出す必要がある。

この変量選択の方法にはいろいろあるが，ここでは，変数削減法によってもとめてみた。これは，まずすべての独立変量をとり入れて従属変量 Y との重回帰分析を行なうすべて独立変量に対し，Partial F 検定値をもとめ，最小値をとる変量が有意でなければ重回帰式の独立変量からとりのぞく。残った変量だけで重回帰分析を行ない同様のことをくりかえす。このようなくりかえしを行なう中で，最小値をとる変量が有意であればその段階までに残った変量で重回帰式を決定する。

Table 3. 重回帰式の各変量の係数と有意性
The coefficients and partial F tests of each variate in multiple regression equations

変　量 Variates	回帰係数 Regression coefficients	Partial F
X_1	−16.0748960	99.8514
X_1^3	−0.0067768	79.3651
X_1^4	0.0000620	65.9680
X_2	14.4297286	110.5583
X_2^2	−0.2189332	73.7537
X_2^3	−0.0002726	17.5277
X_3^2	0.0887615	27.7048
X_3^3	0.0005329	9.8747
X_2^4	−0.0000031	12.2319
X_4^2	0.1844938	177.4221
X_4^3	−0.0010577	106.3421
X_4^4	0.0000056	115.3954
定　数 Constant		−354.2700
重相関係数 Multiple correlation coefficient		0.57072

Table 4. 実測データによる重回帰式
Multiple regression equations based on the data by actual measurement

変　量 Variates	回帰係数 Regression coefficients	Partial F
X_1^2	−1.2897152	35.8468
X_2^3	−0.1266854	30.6299
X_2^4	0.0041147	20.2304
X_3^2	0.3535849	9.7905
X_3^3	0.0188393	9.6559
X_3^4	−0.0003620	8.4375
X_4^2	−1.5201532	41.7491
X_4^3	0.1039574	40.8272
X_4^4	−0.0016612	37.9356
定　数 Constant		129.340
重相関係数 Multiple correlation coefficient		0.44128

図2のデータについてこの方法によりもとめた重回帰式は表3に示すとおりである。すなわち残った独立変量は，すべての要因にもとづくものであるが，期待したとおり X_4 に関した変量は，3個ともその F 値が大きい。しかし，予想しなかった X_1, X_2, X_3 に関する変量が加わっていることに疑問がある。図中の立地効果に注目して，その理由を考えると，列の2乗項 X_2^2 が入っているのは，中央部の6～8列に2か所立地効果が加わったため，2次効果があらわれたものと理解される。右上へのななめの要因の2乗項 X_3^2 の入った理由も同様に，中央部2か所に立地効果が加わったためと考えられる。しかし，行の場合は，中央部8～10行の各行に立地効果が加わっているのに，2乗項ではなく，X_1, X_1^3, X_1^4 の各項が入っており説明がつかない。また，X_2^3, X_3^3, X_3^4 なども説明がつかない。この理由として，このような4要因にもとづく重回帰式においては，4要因の相互間でつくられる6個の回帰曲面が，総合して推定値をつくるので，一つ，一つの変量を単独にとりあげて説明することに無理があるのかもしれない。

この回帰式によってもとめた各個体の推定値は，図2の中の上段の数値である。個々の数値のあてはまりの程度はあまり良いとはいえないが，立地効果を加算されている実線でかこまれた部分の推定値は，その他の数値より大きく，全体としての傾向を示している。

4. 実際の測定値への応用例

九州林木育種場でえられた検定林データについて，この方法をもちいて立地修正を試みた。この検定林はスギ精英樹さし木苗

15クローンをもちいて，クローン混植区とクローンごとの単植区を斜面上方に５列ずつくりかえし植栽してあるが，計算にもちいたのは混植区の分である。なお，この検定林は1968年３月に設定してあり，ここでもちいたデータは1974年８月測定の樹高の値である。

行数は50行，列数は単植を含めて55列で，先にのべた X_4 をもとめる式に $X_4 = X_1 + 52 - X_2$ をもちいた。行，列の最高値は50と55であるから55を入れるべきであるが，手違いがあって52とした。したがって，この変量の変化の方向は正しい対角線方向とはならないが，大差はないはずである。この検定林の立地変化を外見すると，斜面上部方向へ地力の減少する，いわゆる行効果（X_1）が観察された。得られた重回帰式は表４のとおりであり，回帰の分散分析は表５に示す。結果からみると，全部の要因にもとづく変量が入っており，とくに大きいのは行 X_1 と左上部への対角線効果 X_4 である。

各個体の実測値とこの重回帰式からもと

Table 5. 回帰の分散分析
Analysis of variance in regression

要因 Factor	自由度 D. F.	平方和 Sum of squares	平均平方 Mean square	F
回帰 Regression	12	23885.3764	1990.448	43.758**
偏差 Deviations	1087	49444.8586	45.487	
全体 Total	1099	73330.2350		

Table 6. 修正データについての分散分析
Analysis of variance on the data corrected

要因 Factor	自由度 D. F.	平方和 Sum of squares	平均平方 Mean square	F
クローン Clone	14	24870.82	1776.487	77.317**
誤差 Error	1073	24653.77	22.977	
全体 Total	1087	49524.59		

Table 7. 未修正データについての分散分析
Analysis of variance on the data uncorrected

要因 Factor	自由度 D. F.	平方和 Sum of squares	平均平方 Mean square	F
クローン Clone	14	25533.78	1823.841	41.402**
誤差 Error	1085	47796.75	44.052	
全体 Total	1099	73330.50		

Table 8. 修正前後のクローン別平均値と順位
Average increment and order of each clone before and after correction

Clone No.	15	5	11	2	12	8	1	3	7	13	9	6	14	10	4	全クローン平均 Mean of total clone
修正前 Before correction 順位 Order	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	
平均値 Mean	35.04	32.23	31.08	30.88	30.49	29.90	27.17	26.28	26.03	25.91	25.17	23.00	21.87	18.22	18.19	26.76
修正後 After correction 順位 Order	1	2	3	4	5	6	7	8	9	11	10	12	13	14	15	
平均値 Mean	35.37	31.37	30.97	30.11	29.80	29.51	26.59	26.43	26.20	25.43	25.84	22.90	22.12	18.09	17.95	26.58

められる推定値との差が，マクロな立地効果をのぞいたミクロな誤差とクローン効果だから，その偏差値についてクローンを処理要因として分散分析にかけた。一方，比較のために，立地修正する以前の生のデータについても分散分析を行なった。前者の結果を表6，後者を表7に示すが，前者の誤差がいちじるしく小さくなっており精度の向上は明白である。なお，表6の全平方和は表5の回帰分析の残差平方和と一致すべきであるが，そうでないのは，重回帰の計算と修正値分散分析を別々のプログラムで実施したので，桁数の不足によるマルメの誤差が集積した結果であるから，桁数を増すか，一貫したプログラムを組むことにより解決できる。

クローン別平均成長量の順位は，植栽配置がランダムでない場合は，立地修正の前と後ではことなってくる。それをみるために，各平均値と順位をもとめ，一覧表として表8に記載した。この結果では，クローンごとの本数も相当に多いためか，うまくランダム化しているようでほとんど順位の変更はなかった。

また，最小有意差によってクローン全体としての平均値と，有意に大きいクローンと小さいクローンを調べたが，修正前後とも

有意に大きいクローン　No. 15, No. 5, No. 11, No. 12, No. 8

有意に小さいクローン　No. 6, No. 14, No. 10, No. 4

であり差はなかった。

5.　適用範囲と問題点

モデルデータで重回帰式によって推定した立地効果は，数値の変化の推移をよく表現したが，個々のデータと推定値との近似はあまりよくなかった。この原因は，モデルデータに立地効果としてあたえた数値が，あまりにも急激に大きく変化したためと考えられる。実際の林分の立地変化はもっと漸次変化するだろうから，推定値はもっと実際のデータに近似すると考えられる。しかし，モデルデータで予想しなかった変量の入った原因については，数学的にもっと明確な説明がつくよう探究する必要がある。

各系統の区別を無視して苗木を単木混交植栽した林分以外には，この方法をもちいることはできない。たとえば，系統別の複数本を1プロットとして植栽した試験地では，立地効果と系統効果が交絡するので，推定値を立地効果とみなすことはできない。このような試験地のデータの立地修正は，もっと別の手法を開発する必要がある。

九州林木育種場などで設定された次代検定林は，各系統の単植区と系統混交の植栽区を交互に植栽してある。このような試験地では，混植区で重回帰式をもとめ，これを単植区にもあてはめ，単植区のマクロな立地効果を推定することができよう。このような試みは，今後数箇所のデータについて実行される予定である。なお，現段階では，あらたに設定される次代検定林，もしくは，これに類似する林分としての試験地では，重回帰式によって立地効果が推定できるような設計がのぞましいと考える。

文　　献

1)　明石孝輝・草葉敏郎・原　雅継：林分内各個体の測定値からのマクロな立地効果をとりのぞく方法，日林誌，**53**：396～399，(1971)

2)　明石孝輝：立地修正を前提とした検定林，林業技術，No. 356，(1971)

3)　明石孝輝：検定林とダイアレルクロス・昭和46年度造林部遺伝育種科担当官会議資料

4） 川端幸蔵：変数選択型の重回帰分析(改訂版)農林研究計算センター報告　A 8 号，65～133，(1972)
5） 戸田良吉：スギの林分内変異量と遺伝力，林試研報，100，1～21，(1957)
6） 戸田良吉：タネ繁殖の場合のスギの樹高と胸高直径の遺伝力，林試研報，112，33～47，(1959)
7） 戸田良吉：スギの遺伝変動に関する研究，林試研報，132，1～46，(1961)

Elimination of Effects of Macroscopic Environmental Variations by Multiple Regression Equation

Takateru Akasi[1]

Summary

1. A method to eliminate effects of macroscopic environmental variation was devised which were included in the measurements of quantitative characters of each individual tree in a test stand.

2. Multiple regression equations were used in which serial numbers of rows and columns of the planted trees were used as the independent variables.

3. Macroscopic environmental variations to be eliminated include the effects shown with regression plane or regression surface to the direction of rows and columns and the effects which vary in the direction of diagonal line.

4. The method worked satisfactorily for a composed numerical model and for the measurements of an actual test plantation.

Received August 20, 1975
(1) Silviculture Division