

砂防施設効果を考慮した重信川の ニューラルネットワーク年間河床変動予測

長通伸幸¹・深和岳人²・香月智³・松村和樹⁴・小山内信智⁵

¹学生会員 防衛大学校研究科学生 建設環境工学科(〒239-8686 神奈川県横須賀市走水 1-10-20)

²正会員 修(工) 防衛大学校助手 建設環境工学科(〒239-8686 神奈川県横須賀市走水 1-10-20)

³正会員 工博 防衛大学校助教授 建設環境工学科(〒239-8686 神奈川県横須賀市走水 1-10-20)

⁴正会員 農修 (財)砂防・地すべり技術センター 砂防技術研究所(〒102-0074 東京都千代田区九段南 4-8-21)

⁵正会員 国土交通省 四国山地砂防工事事務所 所長(〒779-4806 徳島県三好郡井川町西井川 68-1)

本研究は、重信川の砂防区域直下流で観測された年間河床変動データを用いて、ニューラルネットワークによる予測モデルを構築し、予測モデルの適用性について検討したものである。この際、上流部の砂防ダム建設の影響があることを考慮したモデル構築を行った。さらに、降雨データや砂防ダム建設による効果のタイムラグを考慮することについても提案した。ニューラルネットワークモデルの特徴を分析するために、重回帰モデルによる予測についても同様に検討し、観測データの統計モデルとしての特性を検討した。提案するニューラルネットワークの年間河床変動量予測モデルは、内挿の非線形フィッティングを行うため、重回帰モデルと比較して良い推定を示し、数年間の長期予測にも使用できることを示した。

Key Words : *neural network, riverbed evolution, Shigenobu river, statistical estimation*

1. 緒言

砂防施設は、下流域の水運の確保や灌漑・工業用水の利水のために山地源流部および溪流等における土砂生産を抑制するために建設されてきた。加えて、高度成長時代に伴って、住宅地域が扇状地や山地境界部へ進出したために土石流災害防止の機能も要求されるようになり、益々その土砂移動抑制機能が重視されるようになった。しかし、近年になって海岸域の砂浜がやせ細り、時として消失するなど生態系や生活圏の環境維持が重要視されるようになり、河川上流部で土砂生産または移動を一時的に抑制する区間的土砂管理の概念では限界があることがわかってきた¹⁾。

このため、山地源流部から河口部に至る全域での土砂移動を「流砂系」として定義し、河川の個性に応じた総合土砂管理システムの構築が急務とされている²⁾。しかし、適度に土砂を流す管理をするには、①降雨を主因とする土砂生産・移動に関する自然因子と流砂量の関係、②砂防施設などの人工構造物建設等の影響、③山地および沿岸・山腹の荒廃や植生変化などの長期的かつ地域性の強い要因の

影響など未解明な問題が多い。このため、当面は流砂に関するモニタリングシステムを構築し、信頼性のあるデータを収集するとともに予知・予測手法について検討することから着手している³⁾。

ところで、ある地点の河床変動に及ぼす上流側の要因は、図-1に示すように、降雨、集水能力、山地荒廃など上流域での土砂発生流入能力因子、その後の流砂を運搬する河川の形状や勾配等の流水能、さらにダムや砂防ダム等の堆砂能などの流砂搬送能力因子が複雑に混在する。これらの包括的因果関係を踏まえて、河床変動を推定するモデルは大きく2つに分けられる。

その第一は、河川の流砂搬送能力因子を物理モデルを用いて表現し、推定するものであり、その重要性から数多くの研究が精力的になされてきた⁴⁾。例えば、山下ら⁵⁾は2年間にわたる河床変動の現地観測を行い、数値計算との比較を行って、その挙動を再現できることを示している。また福岡ら⁶⁾は直交曲線座標系による非定常三次元計算モデルにより、合流部や分流部の複雑な水理現象を示す部分における河床変動計算を行い、非定常計算の有効性を指摘して

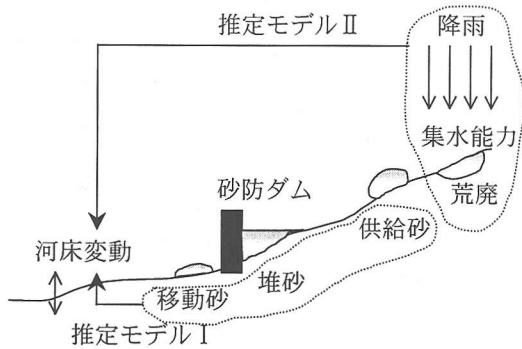


図-1 河床変動と予測法

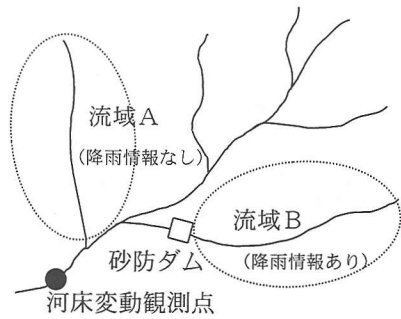


図-2 砂防ダムと河床変動

いる。

永瀬ら⁹⁾は河床変動の模型実験を行い、これを数値計算で再現している。ダム等の人工構造物の影響を考慮した研究としては、坊野ら⁷⁾が行ったダムを含む河川の流砂と河床変動を、洪水時の連続土砂観測、河床形状および河床材料の調査、流れと流砂、河床変動の数値計算によって考察したものがある。その結果、ダム上流区間での流砂の堆積と河床材料の細粒化、ダム下流での洗掘による河床低下、河床材料の細粒化など明らかにダムの影響と考えられる現象が確認されている。しかし、長期予測をする場合にはダム建設中のことも考慮しなくてはならないなどの問題点を指摘している。

また、砂田・長谷川⁸⁾は国土数値情報に基づく擬似河道網による新しいモデルを用いた河床変動計算を行っている。この一般化モデルでは、砂防ダムの影響は擬似河道網における河床勾配を1/2倍、擬似河道幅を2倍にすることを提案し、河床変動の大きな予測が可能であることを述べているが、この場合には砂礫粒径の寄与率が大きいことを示している。

これらはいずれの場合においても流砂・堆砂量の連続式を解くものであるため、初期値として最上流区間での流入土砂量を与える必要があるが、これは河川形成より上流部での荒廃状態や降雨特性に依存するため、連続式だけでは推定が困難である。そこで川村ら⁹⁾は、降雨量を用いて生産土砂量を予測するために、融雪出水時の流量、浮遊砂、掃流砂の観測に適合するように擬似河道網に入力される土砂生産量を決定する係数を求め、これを用いて降雨→斜面侵食→土砂生産→土砂移動の全過程を組み入れた計算モデルの構築した。

しかし、①土砂の生産・流出は、降雨量と比例関係ではなく、降雨が流水となって川を流れる連続的な現象とは異なり、不連続な移動をする、②土砂移動の結果である河床変動は、シミュレーション計算によってある程度再現できるレベルであるが、シミュレーション計算による予測結果は、土砂生産量の把握が十分でない上に土砂の不連続的な移動のために侵食や堆積といった傾向を示すに留まるため、現

状では流域全体の量的および質(粒径)的な予知・予測を行うことは困難である¹⁰⁾とされている。

このような物理モデル解析に用いる種々の係数を、現地観測に基づいて決定する場合、ある区間の流砂の状態は、①流入量と流出量、または②通過量と残置量を同時に観測せねばならない。しかし、このいずれの組み合わせにおいても2つのパラメータを同時に観測することは極めて困難である。同様に、物理モデルによって諸係数を同定することは困難な場合が多い¹¹⁾¹²⁾。さらに、砂防ダムの効果について物理モデルのパラメータを決定する際に、例えば図-2に示すように砂防ダムと河床変動観測点との間に支流A流域がある場合には、A流域のモデル化は不確実な情報によって同定を行うことになり、モデルの緻密さとパラメータの粗により互いの整合性が失われてしまう。

第二の方法は、土砂生産流入因子と河床変動とを直接関係付けて推定するものである。これは、降雨等の上流部での土砂生産流入因子の不確実性やデータの粗さ、あいまいさが精度を支配する要因であると同時に、途中の搬送過程の物理モデルパラメータにも影響を及ぼすことを考慮して、因果関係の物理的説明能力よりも、現地観測の統計量に重きを置くものであり、一般的に統計モデルとして分類できるものである。

例えば久津見ら¹³⁾は、天竜川流域で観測された24時間雨量、最大流量および貯水池における堆砂量間の相関関係について分析し、高い相関があることを示している。また宮崎・大西¹⁴⁾は、貯水池における堆砂量と雨量の相関について分析し、雨量の中でも最も相関が高いのは最大日雨量であることを示している。また、溪流のタイプによって降雨から堆砂への影響の遅れがあることも示している。さらに竹林・鈴木¹⁵⁾は、全国にある貯水ダムの堆砂実績データを用いて、流出土砂量に影響を与えていると考えられる要因として流域面積、起伏量(地形)、崩壊地面積、年最大流入量、最大2日雨量を挙げ、これらを重回帰分析することにより地方別の堆砂予測式を提案している。

このモデルでの一形態に、ニューラルネットワークを適用するものがある。ニューラルネットワークは観測データ

間の物理的な因果関係の非線形性にかかわらず、自己学習によって入・出力データ間の関係を最も良く説明可能な関数を自己形成するシステムであり、あいまいな因果関係であっても適応性のある推定システムを構築することが知られている。最近では、水文統計や流出予測、降雨と土石流発生との関係を評価するツールとしてニューラルネットワークを用いた研究が行われるようになってきた¹⁹⁾²⁰⁾。例えば古川らは、土砂生産の一形態といえる土石流の発生規模や斜面崩壊時期の予測にニューラルネットワークが適用できることを示している²¹⁾²²⁾。

以上、河床変動予測には物理モデルによる推定モデルを完成することが望まれるが、河川の個々の個性や観測データの多さなどの現状に合わせた適用には解決すべき課題が多い。また統計モデルにおいても、物理モデルの基礎検討において現象の非線形性が指摘されているため課題が残されている。また、砂防ダムの効果などの特殊な項目を考慮したものに対してはあまり例がない。そこで本研究では、四国重信川流域において、砂防施設の建設履歴も含めた約30年間にわたる年間河床変動と関連するデータが集積されていることに着目し、重回帰分析アプローチとニューラルネットワークによるアプローチを行いその特徴を比較検討した。さらに、ニューラルネットワークとの適用性と砂防施設が河床変動に及ぼす影響分析を試みたものである。

2. 対象流域（重信川流域）

四国を代表する一級河川の重信川は愛媛県のほぼ中央部にあり、中央構造線直上部付近北側、砂岩・泥岩からなる礫岩・凝灰岩を伴った和泉層群が分布している流域を持つ。74.4km²の流域の80%を山地が占め、遷急線の発達が明瞭にある地すべり、大規模崩壊地形が見られるなど激しい侵食が生じている。このため、流域の多くに扇状地があり、地すべり、土砂崩れまたは土石流等の土砂災害が数多く発生している。河床勾配は、砂防基準点より上流において1/10～1/114、下流部中下流区間においては1/114～1/937であり、四国地方でも稀な急勾配河川である。図-3に砂防基準点より上流側の縦断面図を示す。重信川は概ね一定の勾配であるのに対し、表川は上流部が急峻になっていることがわかる。

また、流域は直轄河川施工区間と直轄砂防施工区間（以下、砂防区域）に分けられ、図-4に示すように砂防区域は、重信川本川流域と、井内川、本谷川の支川と合流する表川流域から形成されている。昭和20年代前半から始まった砂防事業により、平成11年までに重信川本川には、堰堤および谷止の砂防ダム施設が35基（暗渠型1基、クローズタイプ34基）、表川支川にはクローズタイプ41基が建設されている。建設省（現：国土交通省）四国山地砂防工事事

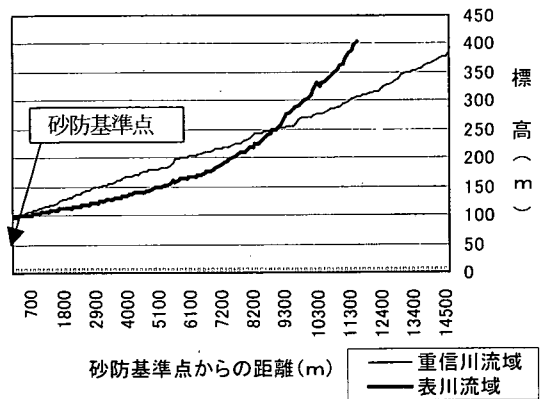


図-3 縦断面図

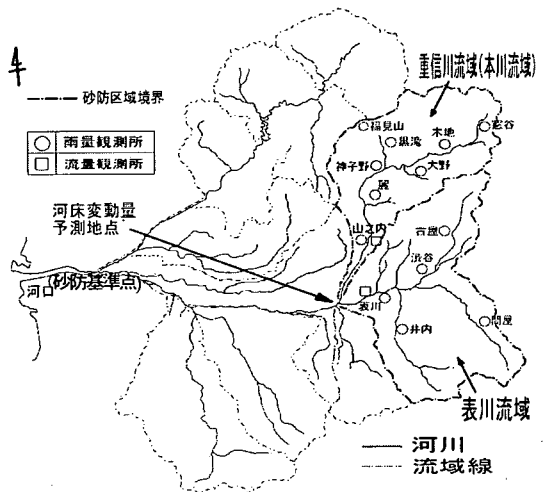


図-4 流域図

務所では、流域の工事、溪岸荒廃、降雨記録および河床変動について昭和36年～平成11年の39年間にわたって記録してきた²³⁾。本研究ではこのデータを用いて土砂流出が活発である砂防区域を対象とし、砂防区域の最下流部で重信川本川流域および表川流域が合流する河口から17.0kmの地点の河床変動量予測を行うこととした。

3. 使用データの分析

(1) 使用データ

図-4に流域図および観測所の位置を示す。重信川流域の雨量観測については昭和34年以降、現在の7割程度の観測所が観測を開始している。流量に関しては直轄砂防区域において昭和38年から本格的に観測が開始され、現在に至っている。また、河床土砂移動を把握するための河床縦横断面測量は、直轄河川区間において昭和32年以降ほぼ毎年調査されている。本研究においてはこの観測されたデータの

表-1 使用データ

項目	内容
年降水量 (mm)	流域内の代表的な観測所(神子野、渋谷)における年降水量
年最大3時間雨量 (mm)	流域内の観測結果をティーセン分割により平均を取った値
年最大日雨量 (mm)	流域内の観測結果をティーセン分割により平均を取った値
年最大流量 (m ³ /s)	流域下流にある観測所(山之内、表川)における年最大流量
年平均流量 (m ³ /s)	流域下流にある観測所(山之内、表川)における年平均流量
建設砂防ダム計画貯砂量(m ³)	対象年度に完成した砂防施設の計画貯砂量
河床変動量 (cm)	対象年度河床高と前年度河床高との差分

表-2 使用データ (雨量・流量・河床変動量)

項目	流域	S40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	51	52	53	54
年降水量 (mm)	重信川流域	1800	1850	1480	1555	1450	1810	1480	2285	1565	1670	1955	2485	1580	1195	2170
	表川流域	1800	1775	1440	1555	1250	1860	1480	1960	1340	1700	1885	2275	1345	1145	2120
年最大3時間雨量 (mm)	重信川流域	43.9	29.1	53.3	72.7	33.2	103.5	24.4	41.4	27.6	67.3	60.2	47.3	36.0	43.1	83.1
	表川流域	51.8	34.7	71.3	76.2	26.8	123.8	33.8	51.2	23.4	83.8	51.1	59.0	25.8	38.9	66.0
年最大日雨量 (mm)	重信川流域	170.9	107.9	142.6	187.6	112.8	235.5	83.7	92.0	69.1	176.4	176.5	236.9	79.0	115.4	204.1
	表川流域	132.5	129.2	132.7	130.4	69.2	148.8	163.9	173.5	113.0	204.1	197.1	230.8	74.0	117.0	167.9
年最大流量 (m ³ /s)	重信川流域	51.1	37.8	47.3	111.3	53.9	206.6	37.2	19.7	32.1	141.3	91.5	189.6	37.2	43.1	232.6
	表川流域	127.2	117.5	220.5	237.8	58.0	357.0	112.8	66.4	10.8	205.5	124.8	277.5	73.1	100.6	311.0
年平均流量 (m ³ /s)	重信川流域	1.97	2.70	1.60	2.05	2.43	1.98	1.97	2.15	2.06	2.10	2.58	3.84	1.57	1.24	2.99
	表川流域	2.50	4.50	2.10	2.55	1.90	2.74	1.75	2.63	2.15	2.78	3.73	5.92	1.76	1.09	2.74
建設砂防ダム計画貯砂量 (10m ³)	重信川流域	0	3180	0	0	0	3750	13450	12120	15250	5040	0	0	8890	0	0
	表川流域	900	0	760	4470	7690	0	8620	5860	0	1050	610	3370	0	1820	0
河床高 (m)		98.86	98.88	98.94				98.69	98.65	98.76	98.88	98.84	98.34	98.31	98.64	97.84
年間河床変動量 (cm)		-17.0	-18.0	26.0				-4.0	11.0	12.0	-44.0	-10.0	-3.0	33.0	-80.0	

項目	流域	55	56	57	58	59	60	61	62	63	H1	2	3	4	5
年降水量 (mm)	重信川流域	2685	1850	1910	1840	1500	1850	1570	1775	1570	1885	2070	1820	1645	2595
	表川流域	2585	1585	1670	1300	1250	1485	1365	1655	1435	1800	1850	1710	1510	2510
年最大3時間雨量 (mm)	重信川流域	73.3	36.8	68.9	31.4	37.8	49.6	34.7	69.7	11.8	84.1	50.9	44.1	56.9	88.5
	表川流域	55.8	36.4	63.9	25.3	36.0	27.1	24.0	65.7	11.8	155.0	190.3	128.8	90.8	197.4
年最大日雨量 (mm)	重信川流域	129.3	157.8	180.2	134.3	131.2	68.9	96.6	233.5	95.1	195.0	190.3	128.8	90.8	197.4
	表川流域	116.7	125.0	176.0	104.4	144.1	54.2	80.5	208.8	89.9	138.6	152.7	130.2	92.8	211.2
年最大流量 (m ³ /s)	重信川流域	42.3	95.7	205.2	49.8	63.1	64.0	49.0	143.5	34.1	139.2	160.0	96.2	40.0	126.2
	表川流域	84.4	184.5	123.0	33.7	79.6	54.7	70.9	368.2	48.8	132.9	167.4	100.5	56.4	228.2
年平均流量 (m ³ /s)	重信川流域	4.01	2.41	2.46	1.89	1.72	1.93	2.27	1.68	2.38	2.62	2.11	1.77	4.31	
	表川流域	4.12	2.19	2.22	1.68	1.28	1.67	1.64	2.22	1.83	2.34	2.88	2.24	2.00	4.31
建設砂防ダム計画貯砂量 (10m ³)	重信川流域	0	0	1800	0	0	1900	850	1960	0	0	0	0	900	3600
	表川流域	5720	320	1800	0	0	1520	850	0	1360	1360	250	1870	0	0
河床高 (m)		97.45	97.82	97.61			97.23	97.43	97.62		97.49		97.60	97.64	97.24
年間河床変動量 (cm)		-39.0	37.0	-21.0				20.0	19.0				4.0	-40.0	

うち、年度ごとのデータが欠落することなく揃う昭和40年度から平成5年度の29年間のデータを使用する。使用データは、砂防区域を重信川本川流域と表川流域ごとに分けている。まず雨量データには、既往の研究^{12),13),14)}で土砂生産・移動と相関が強いとされる年降水量、年最大3時間雨量および年最大日雨量を用いる。なお、流域ごとにティーセン法により平均化した。また、その年度だけでなく以前に降った降雨が、上流域の山地荒廃や流域途中の貯留土砂の状態を支配し、その後の河床変動に影響を及ぼす可能性もあると考え、前年度における降雨も推定基本データとして用いる。流量データとしては年最大流量および年平均流量が観測されているので、これを用いる。年間河床変動量は、前年度の河床高と当年度の河床高の差により求める。なお、河床高は横断測量を行った結果を川幅全体で平均したものをを用いており、この地点における河床材料の平均粒径は概ね50mm程度である。

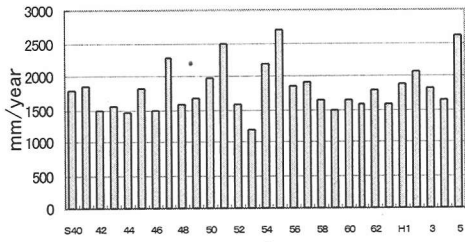
砂防区域に建設された砂防ダムの効果を表す代表量としては、各砂防ダム土砂堆積量を考慮した空容量を用いることが望ましいが、大変な作業となることもあり、観測デー

タが揃っていない。そこで、本研究では当該年度に流域内に建設された砂防ダムの計画貯砂量の合計を用いることとした。また、砂防ダムは建設した年だけでなく、その後も土砂移動を抑制する効果は持続し、かつ変化する。そこで、計画貯砂量の当年度から4年前までの合計および5年前から10年前の合計を一つの組み合わせとし、重信川と表川流域を分けて合計4種類の計画貯砂量を用いた。

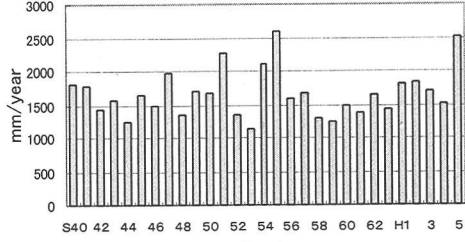
表-1に使用基本データの種類の示す。

(2) 使用データの特徴

表-2に具体的な数値データを、図-5~9には各年度の雨量に関するデータの推移を図示する。なお、表-2中の空欄は欠測を示している。図-5には、年降水量のデータを示しているが、重信川流域および表川流域とも1100mm~2600mmの範囲にあり、その推移は良く似た傾向を示している。両方とも昭和55年に最大値が約2600mmとなっており、3番目までの降水量の多い年は一致している。しかし、昭和44年、52年、58年などの雨量のやや少ない年では、表川流域の方が降水量は小さくなっているなど、全体的には表

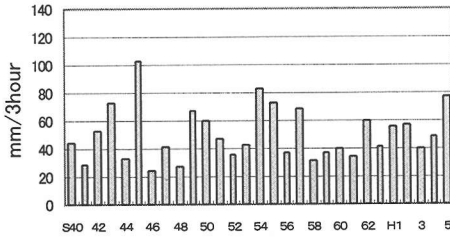


(a) 重信川流域

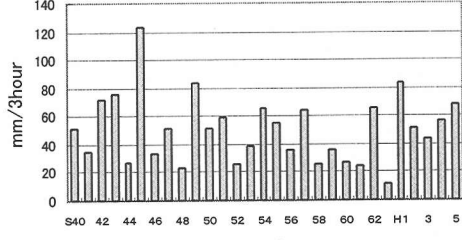


(b) 表川流域

図-5 年降水量

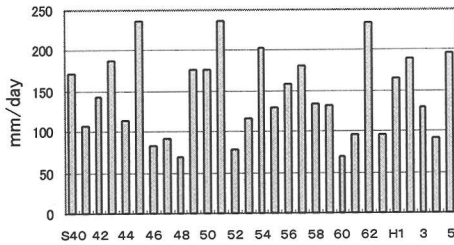


(a) 重信川流域

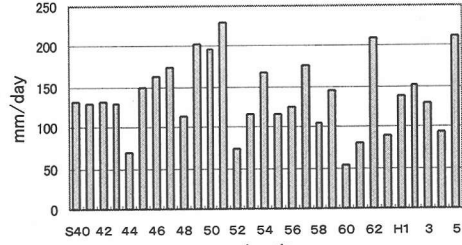


(b) 表川流域

図-6 年最大3時間雨量

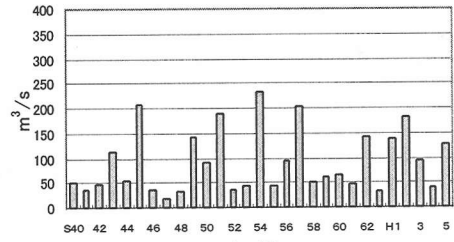


(a) 重信川流域

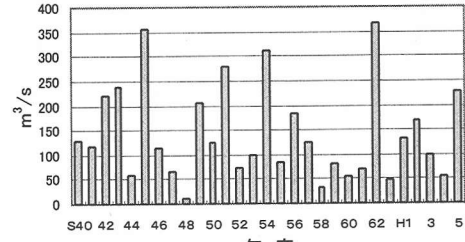


(b) 表川流域

図-7 年最大日雨量

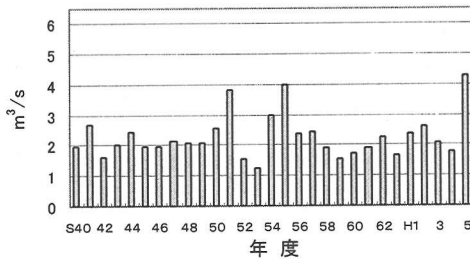


(a) 重信川流域

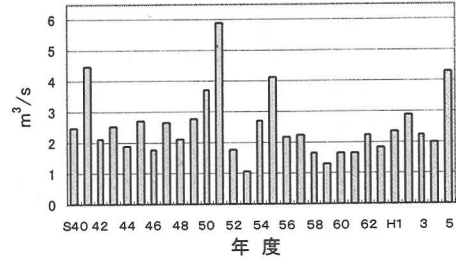


(b) 表川流域

図-8 年最大流量



(a) 重信川流域



(b) 表川流域

図-9 年平均流量

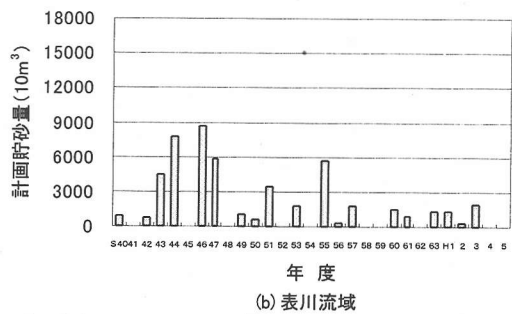
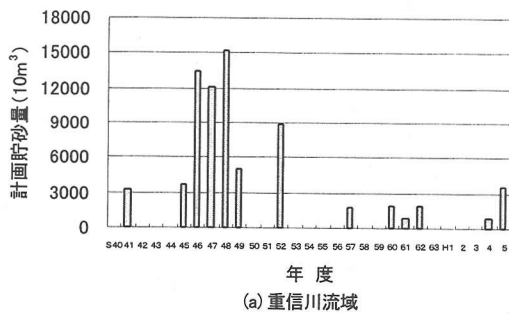


図-10 建設砂防ダム計画貯砂量

川流域の方が降水量は少ない。図-6の年最大3時間雨量では、昭和45年に最大値を示しており、データの最大値と最小値の差異が大きく、集中的な降雨については流域によってばらつきがあることがわかる。図-7の年最大日雨量において、重信川流域では昭和45年、51年、62年にほぼ同量の240mmの突出した最大値を示すのに対し、表川流域では昭和51年の235mmのみが最大であり、平均的に重信川の最大日雨量の方が多い傾向がある。図-8の年最大流量では流域の差異が他のデータに比べて最も大きく、また年度間のデータのばらつきも大きい。表川流域では昭和45年と62年に最大値の $360\text{m}^3/\text{s}$ を示すのに対し、重信川流域では昭和54年が最大となっている。図-9の年平均流量は重信川流域において平成5年、表川流域において昭和51年に最大値が得られているが、表川の $5.9\text{m}^3/\text{s}$ は、両流域を通じて突出した最大値となっている。

このように、流砂の土砂発生流入能力もしくは流砂搬送能力を与える降水や流量データについて、データの種類によって最大値を示す年度が異なっており、単純に各年の流砂運搬能力の大きさを判定することは難しい。

図-10には、年度ごとの建設砂防ダムの計画貯砂量の推移を示す。昭和45年～49年にかけて集中的に砂防ダムが建設されていることがわかる。これらの総計は重信川 $2,777,430\text{m}^3$ 、表川 $998,660\text{m}^3$ となり重信川の方が建設ダムが多いことがわかる。

図-11には、年度ごとの河床高と年間河床変動量を示す。河床高は昭和54年を境に 98.0m より小さくなり、そのまま平成5年に至っている。年間河床変動量は昭和54年に -80cm と飛び抜けて大きな下降を示している。これは、前述の降雨データの中で重信川流域の年最大流量が最も大きい年であり、表川流域の年最大流量が3番目に大きいことと相関があるようにも考えられるが、昭和45年には重信川の最大流量が $210\text{m}^3/\text{s}$ と昭和54年とほぼ同量で、表川の年最大流量は $360\text{m}^3/\text{s}$ と昭和50年よりも大きい。しかし、昭和46年の河床高が 98.69m となっていることから、昭和45年に 80cm もの河床低下が起こったものとは思われない。よって、昭和54年の河床低下は年最大流量の大きさのみの影響とは考えられない。

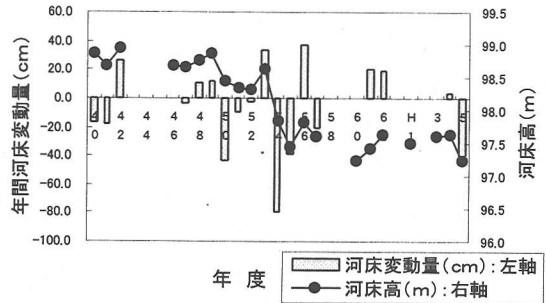
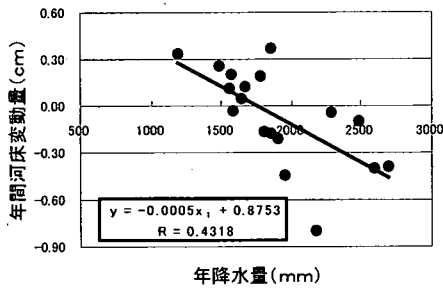


図-11 河床高と年間河床変動量

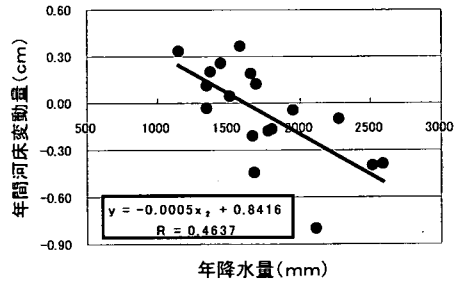
4. 回帰分析と重回帰モデル推定

(1) 単回帰分析

図-11に示すように、昭和43～46、58～60、63～平成3年の12年分については前後の河床高が観測されておらず年間河床変動量が算出できないため、これらを除いた18年間分のデータについて、降雨データおよび砂防ダム建設量と年間河床変動量との相関性について単回帰分析³¹⁾を行った。図-12～17に年間河床変動量と図-5～11に示した各要因データとの関係を示す。また、図中には単回帰式および相関係数(R)も記している。データ分布を概観すると、年降水量と河床変動量にはかなり明確な相関が見られ、その相関係数は重信川流域の年降水量で0.43、表川流域の年降水量で0.46程度となる。その他の降雨データとの相関性は低く、かなりばらついたデータとなっている。さらに、図-17の砂防ダムの建設量と年間河床変動との関係については極めて小さな標本相関性しか観察されない。図-18には、各データと年間河床変動量との単相関係数を示している。このグラフから、両流域とも0.5以上の相関性を有するのは両流域の年降水量と年平均流量であり、重信川または表川流域のどちらかが0.5以上であるのは、重信川流域の年最大3時間雨量だけであることもわかる。参考までに、後述する前年度の降雨データや砂防ダムの累積計画貯砂量についても示してあるが、前年度の降雨データでは前年降水量が0.5以上の相関を示すが、それ以外は0.5以下と

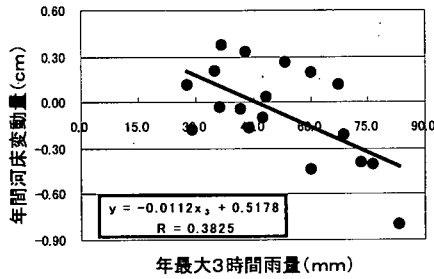


(a) 重信川流域

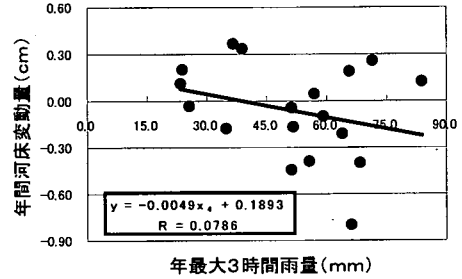


(b) 表川流域

図-12 年間河床変動量と年降水量の相関

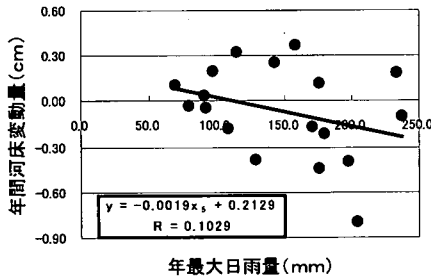


(a) 重信川流域

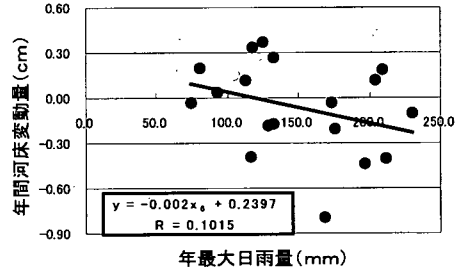


(b) 表川流域

図-13 年間河床変動量と年最大3時間雨量の相関

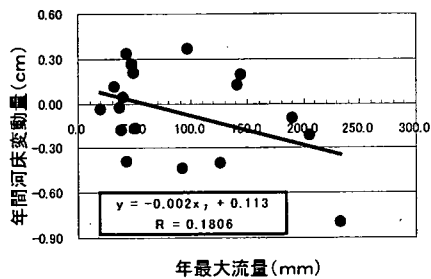


(a) 重信川流域

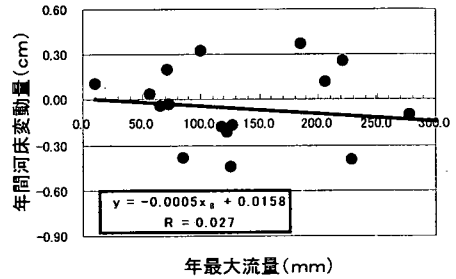


(b) 表川流域

図-14 年間河床変動量と年最大日雨量の相関

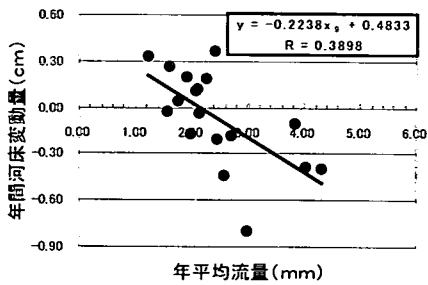


(a) 重信川流域

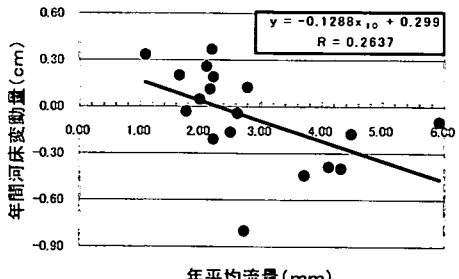


(b) 表川流域

図-15 年間河床変動量と年最大流量の相関

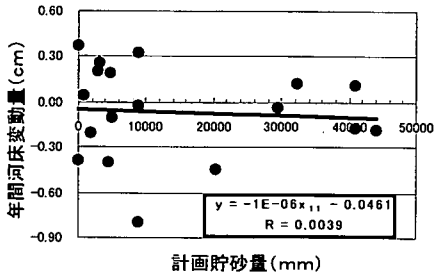


(a) 重信川流域

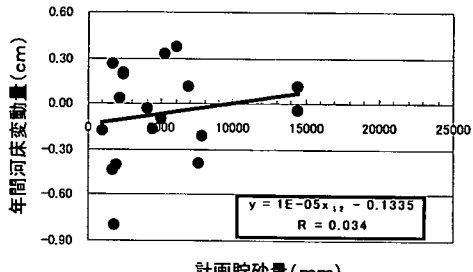


(b) 表川流域

図-16 年間河床変動量と年平均流量の相関



(a) 重信川流域



(b) 表川流域

図-17 年間河床変動量と計画貯砂量の相関

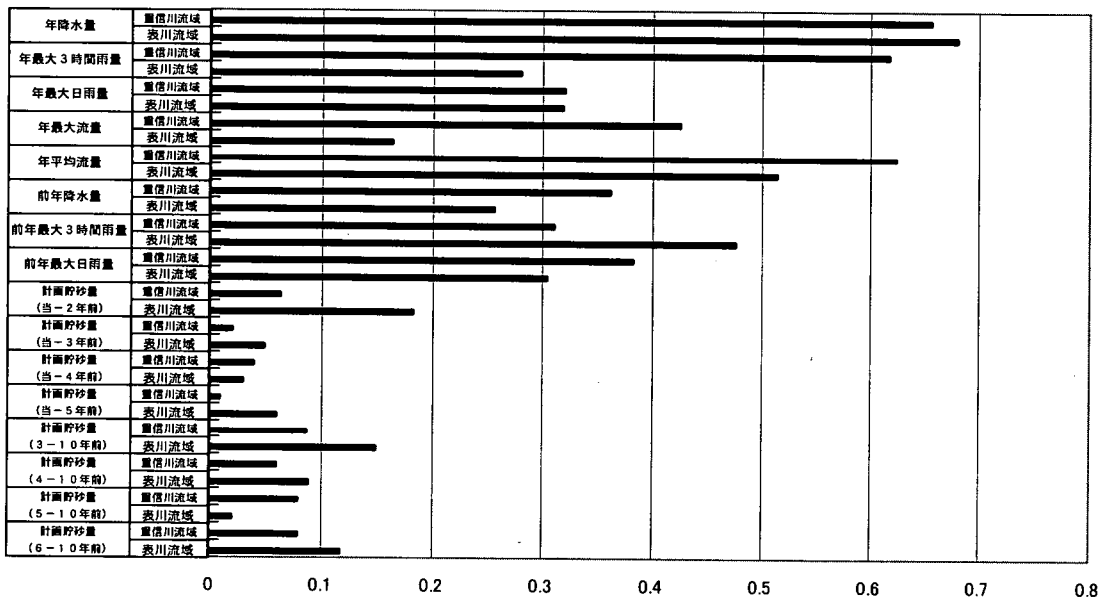


図-18 河床変動と各因子データの単相関係数

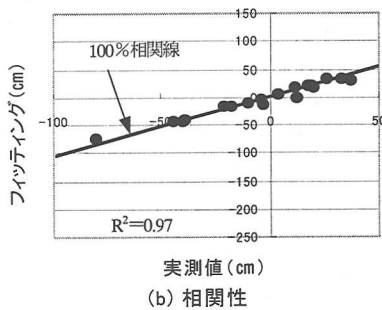
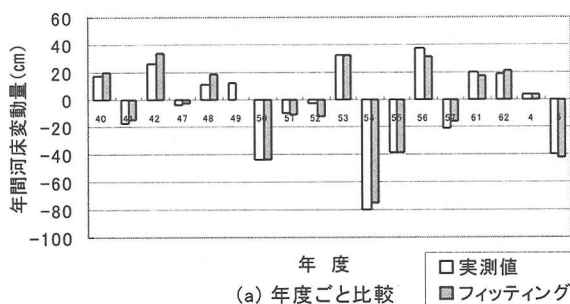


図-19 重回帰モデルのフィッティング (当該年度因子のみ)

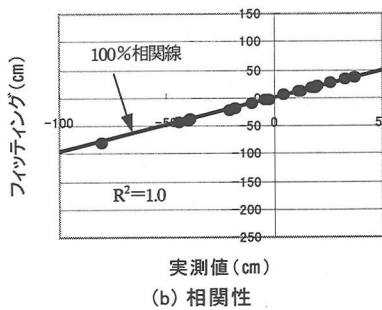
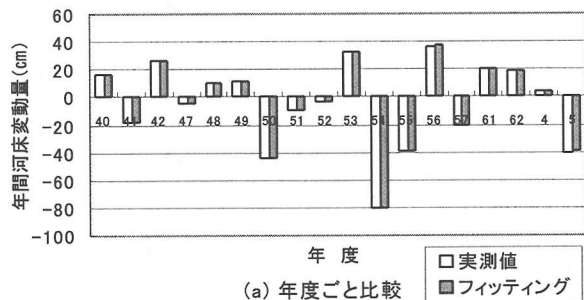


図-20 重回帰モデルのフィッティング (タイムラグ効果考慮)

なっており、累積計画貯砂量に関しては概ね 0.1 未満の標本相関性と非常に低いものとなっている。

(2) 重回帰分析と推定

ここでは、重回帰分析による降水、流量および砂防施設の寄与率分析と重回帰モデルによる年間河床変動量推定の可能性について述べる。まず、前述の図-5~11 の各因子を説明変数とする重回帰分析³¹⁾を行った。すなわち、重回帰モデル関数は、次式のように表される。

$$y = a_0 + \sum_{i=1}^{n_D} a_i \cdot x_i \quad (1)$$

ここで、 y : 年間河床変動量、 a_0 : 定数項、 x_i : 説明変数、 a_i : 説明変数 x_i の回帰係数、 n_D : 説明変数の数。

表-3 に分析結果の回帰係数と決定係数を示す。当該年度の因子のみによる重回帰モデルにおいて、各因子の回帰係数を見ると、正值で大きいものは、重信川流域の年平均流量および表川流域の年最大3時間雨量である。すなわち、これらの因子はその量が大きいほど河床が上昇するように影響を与えることになる。負値で大きいのは重信川流域の年最大3時間雨量および表川の年平均流量である。すなわち、これらの因子は河床が下降するような影響を及ぼすと分析されている。興味深いのは、砂防施設効果は両流域とも正值になっていることで、これは砂防施設を建設すると河床が上昇することを意味する。表には比較のため、後述

表-3 重回帰分析による寄与率と決定係数

項目	当該年度		タイムラグ考慮	
	x_i	a_i	x_i	a_i
年降水量	重信川流域 X_1	-0.632	X_1	1.366
	表川流域 X_2	-0.564	X_2	-0.3404
年最大3時間雨量	重信川流域 X_3	-1.273	X_3	0.3832
	表川流域 X_4	0.9575	X_4	-0.1623
年最大日雨量	重信川流域 X_5	0.7631	X_5	0.5303
	表川流域 X_6	-0.298	X_6	-0.1552
年最大流量	重信川地点 X_7	-0.348	X_7	-0.5466
	表川地点 X_8	-0.104	X_8	0.0147
年平均流量	重信川地点 X_9	1.5177	X_9	-2.3641
	表川地点 X_{10}	-1.025	X_{10}	1.2855
計画貯砂量 (当年度)	重信川流域 X_{11}	0.0837		
	表川流域 X_{12}	0.3129		
前年降水量	重信川地点		X_{11}	2.5105
	表川地点		X_{12}	-1.615
前年最大雨量	重信川地点		X_{13}	-0.3549
	表川地点		X_{14}	-0.6696
計画貯砂量 (当-4年前)	重信川流域		X_{15}	0.0201
	表川流域		X_{16}	-0.0431
定数項 (a_0)		0.916		0.5218
決定係数 R		0.972		0.999

するニューラルネットワークシステムで最良の組み合わせに準拠したタイムラグを考慮した場合についても示している。ここで、タイムラグを考慮するとは、当該年度の河床変動量の説明変数に前年降水量、前年最大日雨量、さらに砂防ダム建設については、10年前から4年前まで遡った値を使用することをいう。ただし、ニューラルネットワークと全く同じ組み合わせでは未知数 19 個に対して観測データが 18 個となり、不定問題となるため計画貯砂量の 5~10 年前合計量を考慮しないモデルとしている。タイムラグ

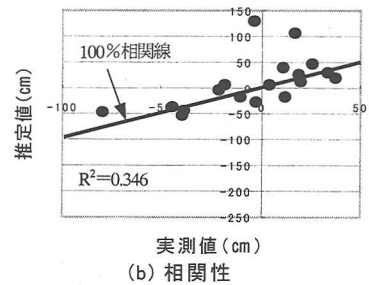
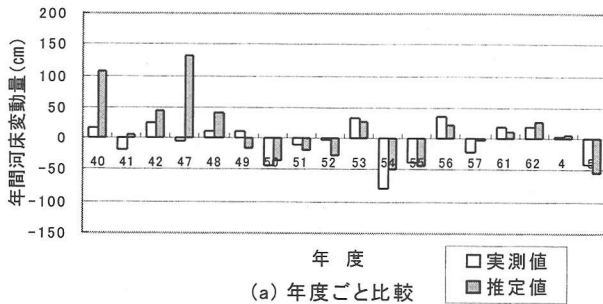


図-21 重回帰モデルによる隠しデータ推定 (当該年度のみ)

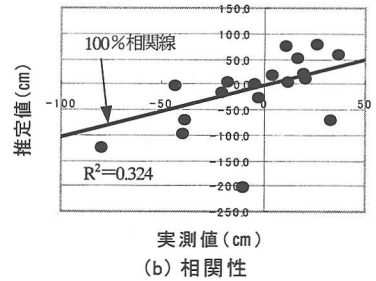
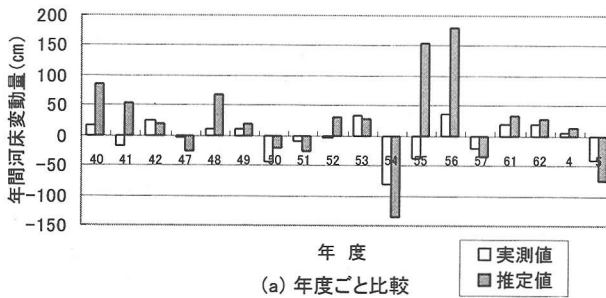


図-22 重回帰モデルによる隠しデータ推定 (タイムラグ考慮)

を考慮する方が既知データへのフィッティングは向上するが、その回帰係数は当該年度モデルに比べて同一因子でも正負までも変化していることがわかる。例えば、重信川本川流域の年降水量の回帰係数は当該年度のみによる回帰では0.632と負値であったものが、タイムラグ因子を組み合わせた場合には1.366と大きな正值となっている。これは、重信川流域の年降水量は河床を下げる影響であったものが逆に上昇させる因子へ変わったことを意味する。このように重回帰分析の回帰係数はモデルによって全く異なったものとなることがわかる。

図-19には、当該年度データのみによる重回帰モデルの回帰値と実測値を比較して示している。本研究では後述する隠れデータ推定と区別するため、このような回帰値と実測値の比較をフィッティングと呼ぶものとする。当該年度のみモデルにおいて、図-19(b)の相関性分析では決定係数0.97と高い相関性を示している。また、図-19(a)の各年度の比較を見ても概ねよく適合している。図-20には、タイムラグ効果を考慮する場合の説明変数の組み合わせた回帰モデルによる結果を示している。相関分析では図-20(b)の決定係数が1.0となっており、フィッティング結果においては、ほぼ完全に回帰できていることがわかる。これは、図-20(a)の年度ごとのフィッティング値が実測値と完全に一致していることから確認できる。このように、重回帰モデルは既知データの因果関係の説明については可能であると見受けられる。

次に、重回帰モデルによる年間河床変動量推定への適用性を検討するために、隠しデータ推定を試みた。これは、表-2に示した年間河床変動量が既知である18組のデータ

の中から順番に1つのデータを除外し、17組のデータを使用して回帰モデルを構築する。そのうえで、構築した回帰モデルによって除外したデータを推定し、その適合性を見るものである。参考までに、17組の既知データへのフィッティング時の決定係数は0.97以上であり、一見すると良い重回帰モデルが得られている。図-21には、当該年度のみ重回帰モデルによる推定値と実測値の比較を示す。昭和40年、47年への推定値は、全く実測値と一致せず、その推定値も100cm以上の大きな値となっており、過去の実測データの範囲が80cm~37cmであったことと比較して、信頼性の低い推定値を示す。また、定量的な相違は小さいものの、昭和49年では実測が12cmの上昇であるのに対して、推定は16.5cmの下降と逆傾向の判断を示しているものもある。また、全データの実測値と推定値の平均誤差は26.3cmである。図-21(b)の全体的相関性ではかなりのばらつきがあり、推定値と実測値の間の決定係数は0.346とあまり良い推定ではないことがわかる。図-22には、表-3に示したタイムラグ要因を考慮した重回帰モデルによる隠しデータへの推定結果を示す。後述するようにニューラルネットワークモデルではタイムラグ効果を考慮することによって推定精度が向上されているが、残念ながら重回帰モデルでは向上していない。特に、昭和55年、56年の推定値が150cmを超えていることは、仮に既知データがない場合にその良否を直接判断できない場合であっても、前述のような過去の河床変動の傾向範囲を超過するため、信頼性が低いと判断でき、昭和55年に至っては実測が39cm(下降)であるのに対し、154cm上昇と傾向まで逆推定してしまっている。

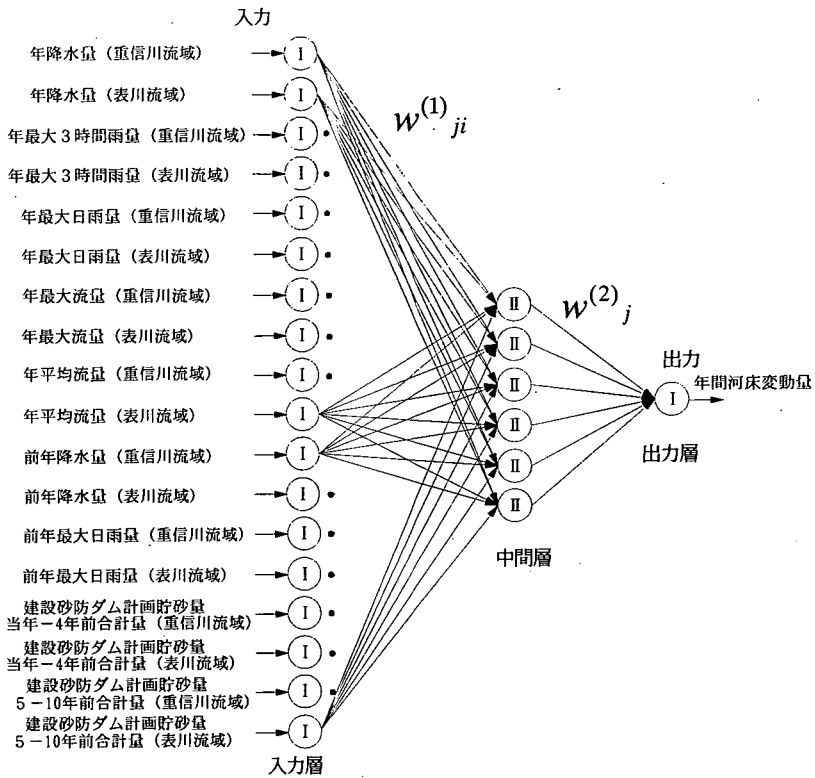


図-23 ニューラルネットワークの構成

5. ニューラルネットワークによる推定法

(1) ネットワークシステム

本研究で用いたネットワークシステムは図-23に示すような3層の階層型ネットワークであり、図中に示したニューロン型式IとIIはそれぞれ図-24(a), (b)によって示される線形および非線形(シグモイド関数)の入出力関係を有する。ここで、3階層ネットワークを用いたのは、3階層ネットワークで工学的に十分な非線形性をフィッティングが可能といわれている^{31),32)}ためであり、入・出力層に線形ニューロンを用いたのは、学習値を少し外れた外挿領域への推定能力を期待した³¹⁾ためである。なお、学習過程の入力値および教師データは、各々のデータの最小値~最大値間を0~1にスケール化したデータを用いた。よって、入力から出力への関係は次のようになる。

$$z_j^I = \sum_{i=1}^n w^{(1)}_{ji} \cdot x_i \quad (2)$$

ここで、 x_i : 第1層*i*ニューロンへの入力値(=出力値)、 $w^{(1)}_{ji}$: 第1層*i*ニューロンと第2層*j*ニューロンとの結合強度、 z_j^I : 第2層*j*ニューロンへの入力値である。

さらに、第2層*j*ニューロンの出力値は次式となる。

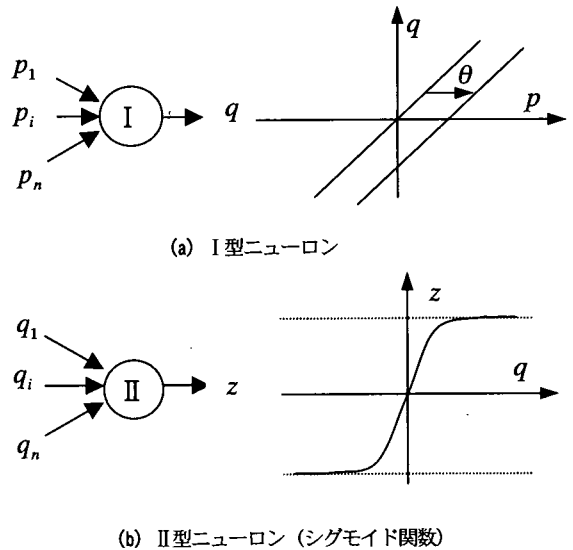


図-24 ニューロン特性

$$z_j^o = \frac{1}{1 + \exp(-z_j^I + \theta^{(2)}_j)} \quad (3)$$

ここで、 z_j^o : 第2層*j*ニューロンの出力値、 $\theta^{(2)}_j$: 第2層*j*ニューロンのしきい値である。

さらに、第3層ニューロンに対する入力値は次式となる。

$$y^l = \sum_{j=1}^n w^{(2)}_{j} \cdot z^o_{j} \quad (4)$$

ここで、 $w^{(2)}_{j}$: 第2層 j ニューロンと第3層 k ニューロンとの結合強度、 y^l : 第3層ニューロンへの入力値である。さらに、第3層ニューロンの出力値は次式となる。

$$y = y^l - \theta^{(3)} \quad (5)$$

ここで、 y : 第3層ニューロンの出力値、 $\theta^{(3)}$: 第3層ニューロンのしきい値である。

学習は出力値と観測値の誤差最小条件を探索するバックプロパゲーション法^{31),32)}によるものとした。ここで、出力値 y と理想出力値 (教師信号) T との2乗誤差 E は次式によって与えられる。

$$E = \frac{1}{2} \sum_{m=1}^n (y_m - T_m)^2 \quad (6)$$

ここで、 m : 学習データの数である。

(2) システム構成の決定

ニューラルネットワークは、入力データ項目の組み合わせが予測結果に影響するので、表-2に示したデータの中から河床変動の予測に有効なデータの組み合わせについて検討した。すなわち、図-25に示す32種類のパラメータの組み合わせのうち、最も実測値と予測値の平均誤差が少ないものを基本モデルとする。なお、学習の収束条件は全ケースにおいて $E \leq 0.001$ とし、学習回数 2000 回程度で全ケース収束した。ネットワークの良否の判断は、前述した重回帰分析の隠しデータ推定と同様に、ある年度を除いた学習データを用いて学習させ、学習終了後のネットワークによって除外データを予測させ、その誤差を調べるものである。なお、本プログラムでは学習過程の初期値依存性があるので、誤差の信頼性を向上させるため、学習から予測までの行程を一つの隠しデータに対し 20 回行い、その平均によって入力データの組み合わせの良否を判断する。図-25に示すように、全組み合わせの中で最も平均誤差が小さい組み合わせは、組み合わせ番号 27 の年降水量、年最大3時間雨量、年最大日雨量、前年降水量、前年最大日雨量、年最大流量、年平均流量と砂防ダムの計画貯砂量データは当該年から4年前までの合計および5年前から10年前の合計を用いたシステムであり、その平均誤差は 14.0 であった。参考までに降水や流量データに2年前以前のデータを加えることについても検討したが、これ以上良好なモデルは得られなかった。

次に、中間層数の決定についても同様の方法を用いた。図-26に、先ほどの基本モデルの中間層を4, 5, 6, 7, 8, 10, 12と変化させた場合の隠しデータへの予測誤差について調べたものを示す。中間層を6個とした場合に誤差が最

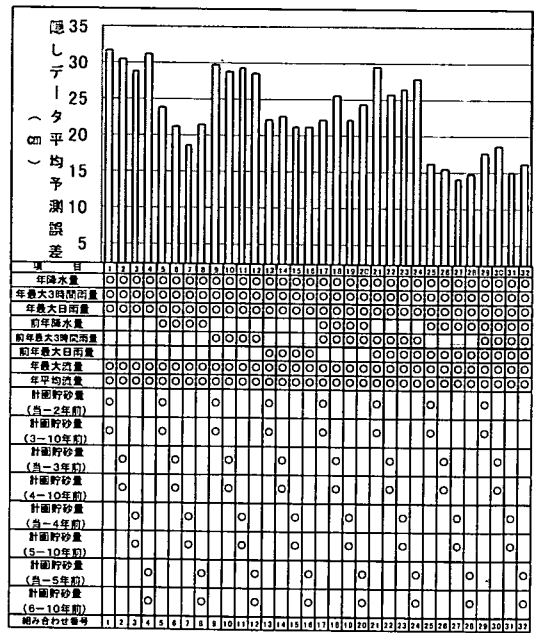


図-25 入力データ組み合わせと予測誤差

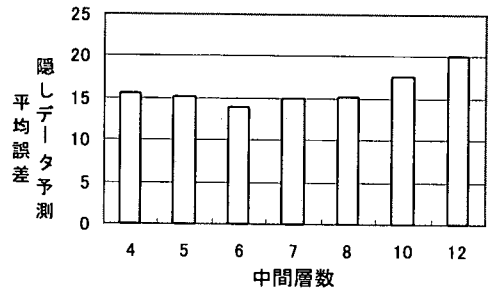


図-26 中間層数と平均誤差

も小さい。よって中間層のニューロン数を6個とした。

図-27に、18組の全データに対してニューラルネットワークによって学習されたデータに対するフィッティング推定値と観測値の比較を示す。ニューラルネットワークは学習データ特性をほぼ完全に修得しており、決定係数は 1.0 となっている。図-28には、隠しデータ推定の結果を示す。図-28(b)の相関図より明らかなように、決定係数 $R^2=0.56$ となっており、図-21, 22 で示した重回帰モデルよりも予測精度が高い。しかし、いくつかのデータについては 100% 相関線から大きく外れている。①の点は、昭和 54 年のデータに相当しており図-28(a)にも同一記号①として示している。これより、昭和 54 年は、河床変動の最小値 (-80 cm) を記録した年であることがわかる。同様に図-5~11 より、重信川本川流域の年最大3時間雨量および年最大流量が最大値となっている。すなわち、昭和 54 年のデータを除いて学習させた後に昭和 54 年のデータを予測することは、学習データに対して外挿領域での予測を行ったことになる。ま

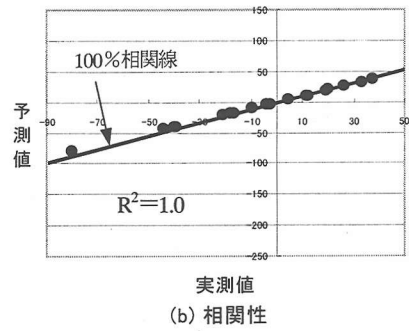
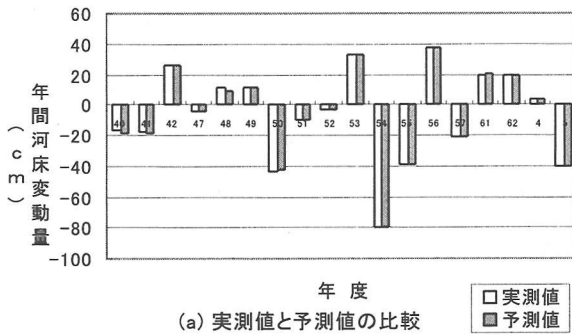


図-27 ニューラルネットワークによるフィッティング推定

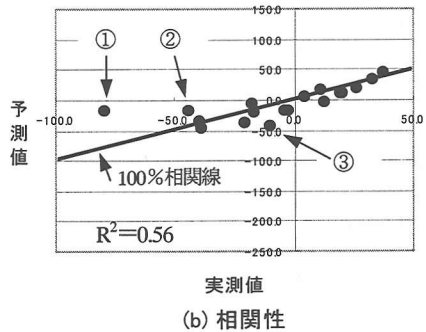
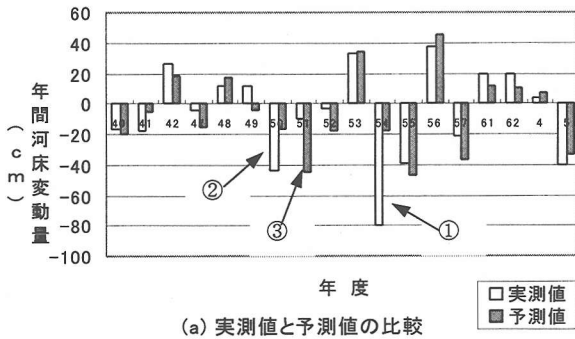


図-28 河床変動量予測結果

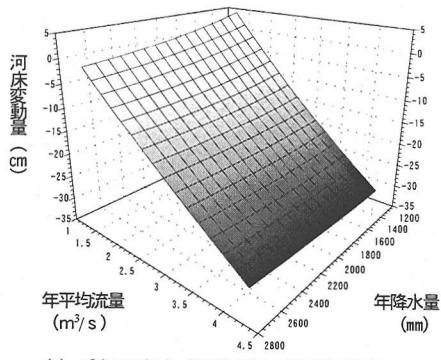
た、同様の観点で図中で②、③を示した昭和50年および51年の場合を調べると、昭和50年は図-6で明らかのように、表川流域の前年度(昭和49年)最大3時間雨量が最大値となっており、昭和51年では重信川本川流域の年最大日雨量、表川流域の年最大日雨量および年平均流量が最大値となっている。このように、学習データの範囲外の外挿領域における推定の精度は小さくなるのがわかる。しかし、外挿領域ではない15個のデータ推定の決定係数は0.87となり、精度は高い。すなわち、内挿データへの予測は精度良くできるのがわかる。また、仮に外挿領域を含んだ場合でも、図-21、22で示した重回帰モデルによる隠しデータ予測の決定係数は0.346および0.324であったことを考慮すると、ニューラルネットワークシステムの方がかなり予測精度は高い。これは、重回帰モデルが線形関数であるのに対して、ニューラルネットワークが非線形性を考慮したフィッティングを行うためと考えられる。このようなニューラルネットワークの非線形性への汎化能力は優れた点であると同時に、過学習によって不要に複雑な非線形関数フィッティングを行うこともある。

そこで、18組のデータを用いて構築したニューラルネットワークの入出力特性を感度解析により検討する。この感度解析とは、検討入力パラメータ以外のものを平均値で固定し、検討入力パラメータを最小値から最大値まで変化させ、年間河床変動量(出力値)がどのように変化するかを

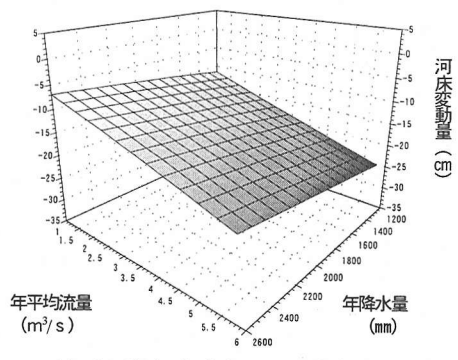
検討するものである。図-29に降水・流量に関する感度解析結果を示す。図-29(a)、(b)の年降水量および年平均流量の感度を見ると、いずれの流域でも年降水量の方が年平均流量より感度が低く、また、その出力感度はほぼ線形関係にあることがわかる。

図-29(c)、(d)の3時間雨量および最大流量では、いずれの流域の感度もほぼ線形であるが、重信川本川流域の3時間雨量の感度が最も大きく、最大最小値間で55cm程度も差異が生ずることがわかる。図-29(e)、(f)の最大日雨量および最大流量のデータを見ると、いずれの流域も年最大日雨量に関して上に凸の非線形性を示している。しかし、河床変動量の最大・最小値は重信川で20cm、表川では30cm程度となっている。これは、年最大流量の影響は3時間雨量や年平均流量に比べてやや感度は低く、また、年最大日雨量が大きい場合の河床低下への影響は小さくなるのがわかる。図-29(g)、(h)の前年降水量および前年最大日雨量の感度を見ると、前年最大日雨量に対しては下に凸の感度曲面を示している。これは、前年最大日雨量が少ない年の河床上昇に与える感度が鋭敏になることを示している。

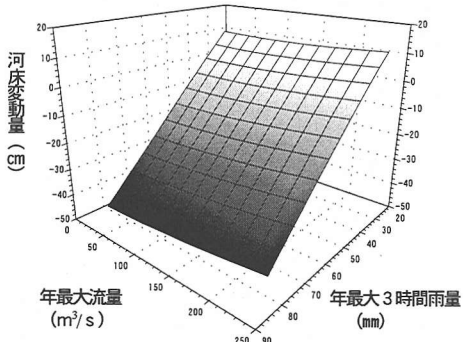
図-30には、砂防施設建設効果に対する感度解析結果を示す。まず、いずれの流域の感度曲面もほぼ線形的曲面になっている。また、河床変動量の最小・最大値は、重信川本川流域で(-22cm~-12cm)と約10cm、表川流域で(-28cm~-5cm)と約22cmとなり、表川流域の方が感度は大き



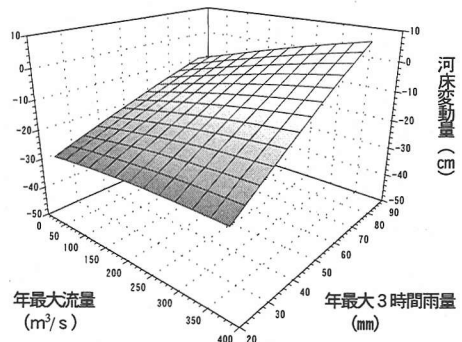
(a) 重信川流域 (年降水量, 年平均流量)



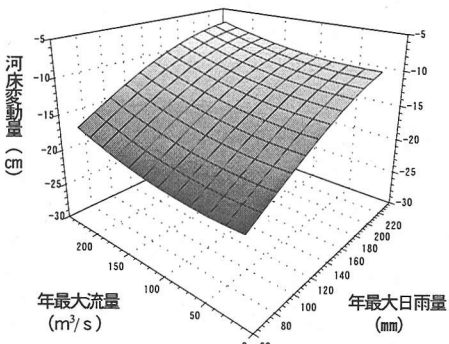
(b) 表川流域 (年降水量, 年平均流量)



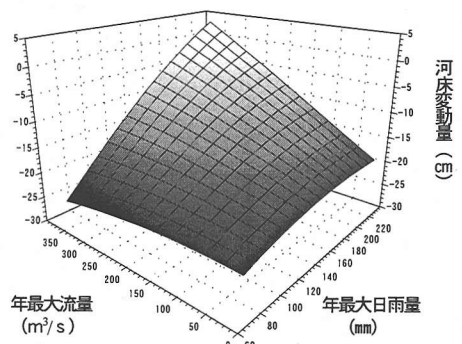
(c) 重信川流域 (3時間雨量, 年最大流量)



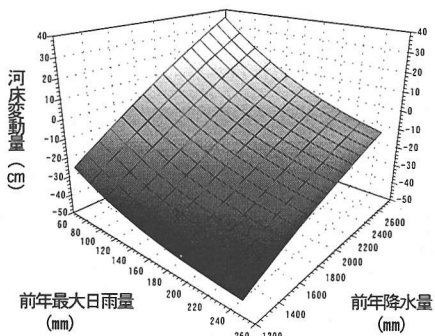
(d) 表川流域 (3時間雨量, 年最大流量)



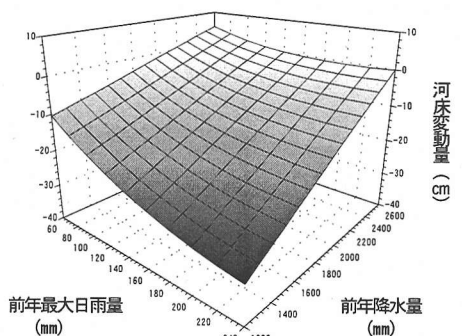
(e) 重信川流域 (最大日雨量, 年最大流量)



(f) 表川流域 (最大日雨量, 年最大流量)

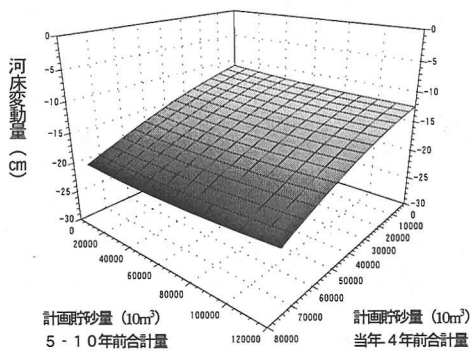


(g) 重信川流域 (前年降水量, 前年最大日雨量)

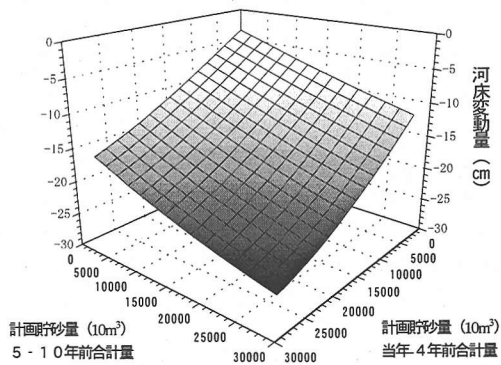


(h) 表川流域 (前年降水量, 前年最大日雨量)

図-29 降雨・流量パラメータの感度解析結果



(a) 重信川流域



(b) 表川流域

図-30 砂防施設建設効果感度解析結果

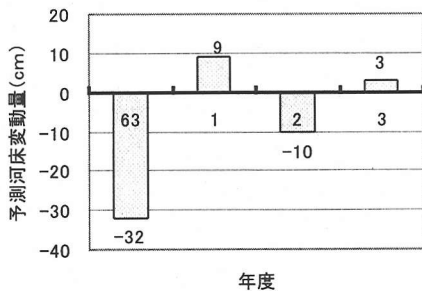


図-31 河床変動量予測結果 (昭和63年~平成3年)

い。しかし、図-29に示した降水・流量データの河床変動量が約40cmほどの最小・最大値を示していることと比較すると砂防施設の影響は相対的に小さいことがわかる。以上を総合すると、このニューラルネットワークモデルでは極めて滑らかな感度曲面を持つため、過学習の悪影響はないことがわかる。また、全体的にほぼ線形に近い穏やかな非線形性を示していることもわかる。

6. 長期予測への適用と砂防施設効果

ここでは、ニューラルネットワークシステムの長期間予測への適用性について検討する。表-2に示すように、昭和43~46年、昭和58~60年および昭和63年~平成3年は前後の河床高が欠測しているため河床変動量を算出することができない。しかし入力データは揃っており、2年後、3年後、または4年後の河床高は計測されている。そこで、連続する数年の河床変動を既知18年分の学習を終了したニューラルネットワークを用いて予測させ、数年後の河床高の観測値と比較する。

図-31に昭和63年~平成3年の河床変動予測を示す。昭和63年は32cm、平成1年は+9cm、平成2年は-10cm、平成3年は+3cmの変動量と予測されている。図-32(a)(b)

に、これを昭和62年の河床高に累積した平成1年の予測河床高および平成1年から予測した平成3年の予測河床高を実測河床高と比較して示す。昭和62年の実測河床高は97.62m、平成1年は97.49mであり、この間河床は13cm下降している。図-32(a)に示すようにニューラルネットワークシステムによる予測河床変動量の累積から求まる平成1年での予測河床高は97.39mであり、この間23cm下降すると予測しており、下降傾向は合っているもののその予測値はやや大きい。しかし、図-32(a)に併記している重回帰モデルの予測値は、タイムラグを考慮した場合に下降傾向は合うものの、平成1年の予測値が96.92mと昭和62年との差異は70cmとかなり大きな実測との相違が生ずる。さらにタイムラグを考慮しないモデルでは、10cmの上昇となっており傾向も一致しない。図-32(b)の平成1年~3年の予測では、実測では2年間で11cmの上昇に対して、ニューラルネットワークも重回帰モデルも下降予測となり傾向が一致しないものの、ニューラルネットワークの方が実測との差異は小さい。図-32(c)には昭和57年~60年の3年間を通じての予測結果を示しているが、実測ではこの間97.61mから97.23mへと38cm下降に対して、ニューラルネットワークモデルは29cm下降、重回帰モデル(タイムラグ考慮)は3cm上昇、重回帰モデル(当該年度のみ)は38cm上昇と、ニューラルネットワークによる予測が実測と最も良く一致している。また、図-32(d)の昭和42年~46年の4年間予測では、実測は98.94mから98.69mと25cm下降しているのに対し、ニューラルネットワークモデルは55cm下降、重回帰モデル(タイムラグ考慮)は4cm上昇、重回帰モデル(当該年度のみ)は223cm上昇と、こちらもニューラルネットワークによる予測の方が実測と最も良く一致していることがわかる。

続いて、ニューラルネットワークモデルを用いて砂防施設の建設が長期の河床変動に与える影響について検討を試みた。昭和47年度は、重信川流域において合計約12万 m^3

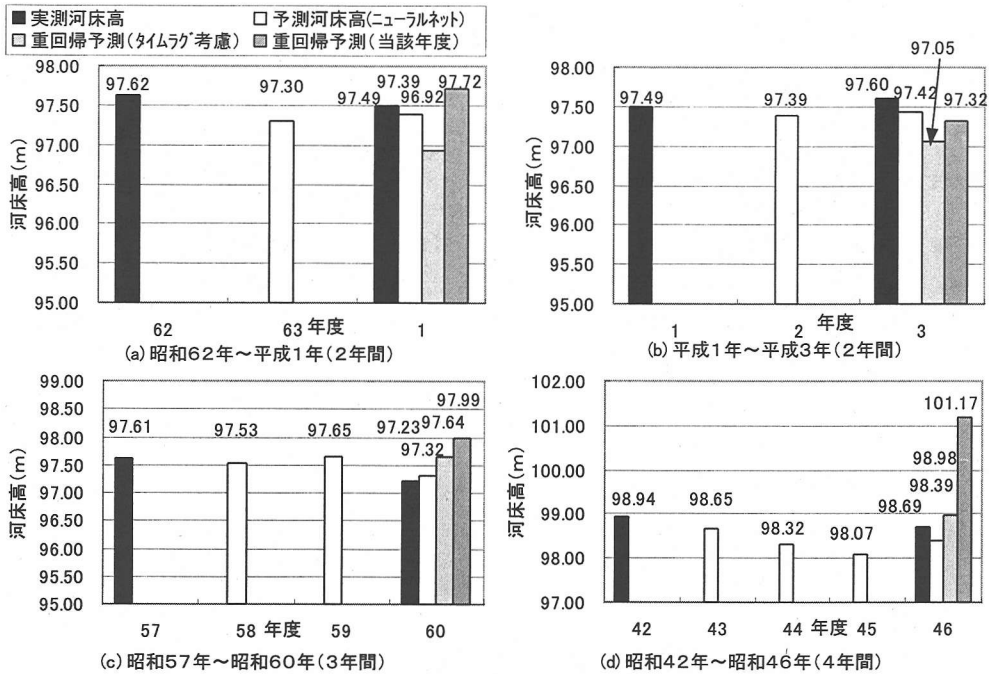


図-32 長期予測と実測値との比較

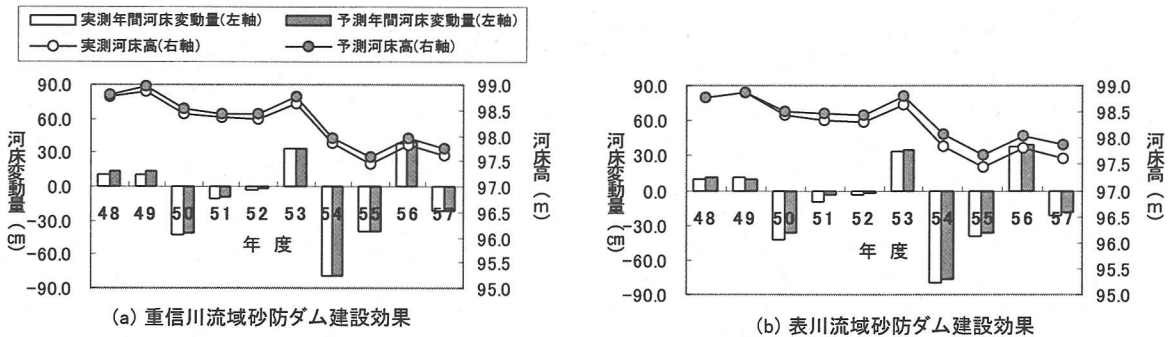


図-33 砂防施設効果が長期に及ぼす影響

の計画貯砂量を持つ砂防ダムが建設されており、また表川流域には合計約 6 万 m^3 の砂防ダムが建設されており、図-10 で明らかなように重信川流域のダム建設に伴う大きな計画貯砂量が連続する期間の中間の年であり、表川流域では最後の年である。砂防施設の建設に伴う計画貯砂量が河床変動に及ぼす影響を調べる一方法として、昭和 47 年に砂防ダムが建設されなかったものと仮定し、その後 10 年間の年間河床変動量をニューラルネットワークモデルを用いて算出し、実際は砂防ダムが建設された実測値との比較を行った。なお、10 年間で比較するのは、提案モデルでは砂防ダム効果のタイムラグは 10 年間で終了するためである。図-33 (a) には重信川流域の建設砂防ダムがなかった場合の予測結果を、図-33 (b) には表川流域の建設砂防ダムがな

かった場合の予測結果を示す。

図中には、年度ごとの河床変動量の実測値と予測値を棒グラフで、河床高の実測値と仮定予測値を折れ線グラフで示している。図-33 (a) の重信川本川流域の影響を見ると、各年の河床変動量については実測河床変動量と砂防効果を取り除いた場合の予測河床変動量にあまり大きな差異はない。しかし、わずかな違いが徐々に河床高に影響され、砂防ダムが建設されなかった場合の河床高は実測よりも高くなり、10 年後の昭和 57 年度では 12.5cm 高くなると予測されている。一方、図-33 (b) の表川流域の砂防ダムの効果は重信川流域よりも少し大きな影響を及ぼし、10 年後では 25cm も実測より河床が高くなると予測している。

7. 結 言

本研究は、重信川の砂防区域で観測された降雨、流量データおよび砂防ダム建設量を用いて、その直下での年間河床変動量をニューラルネットワークを用いて予測する手法について提案、検討したものである。

本研究の成果を要約すると以下のようになる。

- (1) 単相関分析によると、年降水量、年最大3時間雨量、年最大日雨量、年最大流量、年平均流量および年間建設砂防ダム計画貯砂量の中で最も河床変動と大きい相関性を示したのは年降水量で、標本データ間の相関係数は0.657である。しかし、一般的に相関性は小さく、特に砂防ダム建設量との単相関は0.15以下であった。
- (2) 重回帰モデルによるフィッティングは、既知データに対して0.99以上の相関性を有する高いフィッティングモデルを構築するが、隠しデータに対する推定精度は決定係数0.4を超えることはない。これは、タイムラグ効果を考慮してもあまり変わらない。
- (3) ニューラルネットワークの入力データの選定および中間層ニューロンの数の選定に、隠しデータ予測精度の検定を用いる方法を提案した。この方法によって選定された入力項目には、降水の前年度データおよび砂防施設効果については、当該年度から4年前までの累積砂防ダム計画貯砂量および当該年度から5~10年前の累積砂防ダム計画貯砂量を用いることにより、タイムラグ効果を考慮することが有効であった。
- (4) ニューラルネットワークモデルにおいて、年間河床変動量の隠しデータ予測の実測値との決定係数は0.56と重回帰モデルよりも高い。ただし、入力データや河床変動の学習データの外挿範囲への予測は、あまり精度が高くない。このため内挿範囲だけにしぼると、その隠しデータ予測の実測値との決定係数は0.87となる。これは一般的に言われていることでもあるが、ニューラルネットワークによる推定を適用する際には、入力データや出力値が外挿範囲にないことを確かめて使用することの重要性を示唆している。
- (5) ニューラルネットワークモデルによる砂防施設効果が河床変動に及ぼす影響は、砂防ダム建設によって直下流部の河床は下降するように現れる。これは常識的な傾向と一致している。ただし、重回帰モデルではこれに反する効果が得られたこともあった。その影響度は当該年度から4年前の方が5~10年前の累積建設量よりも大きい。しかし、概してその影響の大きさは年平均流量や年最大3時間雨量よりも小さい。
- (6) ニューラルネットワークモデルによる2~4年間の連続した長期予測結果は、実測値と概ね良く一致し適用性があるものと思われる。また、砂防ダムの建設影響

についても、砂防ダムの建設によって下流部の河床が徐々に低下することを示唆するものとなっており、定性的に矛盾のない予測を示した。

参考文献

- 1) 松村和樹：砂防計画の新しい展開と施設機能、砂防学会誌、Vol.52, No. 6, pp.76-80, 2000年3月。
- 2) 河川審議会 総合対策委員会 総合土砂管理小委員会：「流砂系の総合的な土砂管理に向けて」報告、1998。
- 3) 例えば、吉川秀夫編著：流砂の水理学、丸善、1985。
- 4) 山下彰司、清水康行、渡邊康玄：急流河川の床止め近傍の河床変動、水工学論文集、第36巻、pp.35-42, 1992。
- 5) 福岡捷二、五十嵐崇博、西村達也、宮崎節夫：河川合流部の洪水流と河床変動の非定常3次元解析、水工学論文集、第39巻、pp.435-440, 1995。
- 6) 永瀬恭一、道上正規、檜谷治：狭窄部を持つ山地河川の河床変動計算、第40巻、pp.887-892, 1996。
- 7) 坊野聡子、清水康行、黒木幹男、藤田陸博、吉田義一：ダムを含む河川の流砂と河床変動に関する研究、土木学会論文集、No. 656/II-52, pp.61-72, 2000年8月。
- 8) 砂田憲吾、長谷川登：国土数値情報に基づく山地河川水系全体における土砂動態のモデル化の試み、土木学会論文集、No. 485/II-26, pp.37-44, 1994年2月。
- 9) 川村力、清水康行、藤田陸博、市川嘉輝：山地河川における流砂の観測と解析、水工学論文集、第41巻、pp.771-776, 1997。
- 10) 建設省河川局砂防部砂防課：流砂系の総合的な土砂管理に向けて(総合土砂管理小委員会報告)、1999年7月。
- 11) 松木敬、江頭進治、上妻由拓：土砂流出予測法に関する研究：砂防学会研究発表会概要集、No.27, pp.64-65, 1999。
- 12) 竹林征三、廣瀬昌由：貯水池堆砂と降雨特性：水工学論文集、第40巻、pp.995-1002, 1996年2月。
- 13) 九津見生哲、矢澤聖一、尾畑伸之、中村俊六、久保田稔：貯水池堆砂量と降雨・流量との相関について、水工学論文集、Vol.40, pp.989-994, 1996年2月。
- 14) 宮崎洋三、大西外明：堆砂と降雨の関係についての考察、土木学会論文集、No.533/II-34, pp.31-40, 1996年2月。
- 15) 竹林公太郎、鈴木徳行：流出土砂量の要因と予測に関する研究、土木学会論文集、No.621/II-47, pp.101-109, 1999年5月。
- 16) 森山聡之、平野宗夫、上松泰介、川原恵一郎、白川朋道：ニューラルネットワークを用いた土石流発生予測について、水工学論文集、第36巻、pp.705-708, 1992。
- 17) 朱木蘭、藤田陸博：流出予測におけるファジィ理論手法とニューラルネットワーク手法の比較、水工学論文集、第37巻、pp.75-80, 1993。
- 18) 井形淳、藤間聡：ニューラルネットワークによるGMSデータを用いた降雨域の推定、水工学論文集、第38巻、pp.39-44, 1994。

- 19) 今井里美, 藤間聡: ファジィ・ニューラルネットワークによる洪水流出予測, 水工学論文集, 第38巻, pp.805-808, 1994.
- 20) 川原恵一郎, 平野宗夫, 森山聡之: ニューラルネットワークによる土石流流出量の予測, 水工学論文集, 第39巻, pp.43-48, 1995.
- 21) 長谷部正彦, 長山八州稔, 桑川高德: 治水用貯水池操作へのファジィ・ニューラルネットワークシステムの適用について, 水工学論文集, 第40巻, pp.133-138, 1996.
- 22) 川原恵一郎, 平野宗夫, 森山聡之: ニューラルネットワークによる土石流の発生限界降雨の評価, 水工学論文集, 第40巻, pp.145-150, 1996.
- 23) 鈴木正人, 長尾正志: リカレント型ニューラルネットワークによる濁水期日流入量系列の推定精度の研究, 水工学論文集, 第40巻, pp.353-358, 1996.
- 24) 長尾正志, 田沢孝和, 佐野正嗣, 鈴木正人: ニューラルネットワークと情報量基準による濁水期日流量予測の研究, 水工学論文集, 第40巻, pp.359-364, 1996.
- 25) 藤間聡, 外山かおり, 大坂忠史: ファジィ・ニューラルネットワークを用いた洪水流出実時間予測, 水工学論文集, 第41巻, pp.173-178, 1997.
- 26) 阿部清明, 菊池英明, 古川浩平, 塩月善治: ニューラルネットワークによる流出解析手法(日流量)に関する研究, 土木学会論文集, No. 656/II-52, pp.1-13, 2000年8月.
- 27) 荒木義則, 古川浩平, 松井範明, 大木戸孝也, 石川芳治, 水山高久: ニューラルネットワークを用いた土石流危険渓流における土砂崩壊のリアルタイム発生予測に関する研究, 土木学会論文集, No. 581/VI-37, pp.107-121, 1997年12月.
- 28) 菊池英明, 古川浩平, 大前伸司, 奥園誠之, 神谷誠: ニューラルネットワークを用いた降雨継続中の変成岩地山の切土のり面におけるリアルタイムの崩壊・未崩壊の予測システムに関する研究, 土木学会論文集, No.574/VI-36, pp.57-72, 1997年9月.
- 29) 砂防・地すべり技術センター: 四国山地砂防管内総合土砂管理計画検討業務(その1) 重信川流域土砂動態把握とモニタリング手法の検討編, 2000年3月.
- 30) 東京大学教養学部統計学教室: 統計学入門, 財団法人東京大学出版会, 2000年9月.
- 31) 市川紘: 階層型ニューラルネットワーク 非線形問題解析への応用, 共立出版株式会社, 1993年6月.
- 32) Rumelhart, D.E., Hinton, G.E. and Williams, R.J.: Learning representations by back-propagating errors, *Nature*, 323, pp.533-536, 1986.

(2001.5.15 受付)

NEURAL NETWORK PREDICTION FOR ANNUAL RIVERBED EVOLUTION OF SHIGENOBU RIVER CONSIDERING CHECK DAM EFFECT

Nobuyuki NAGADORI, Gakuto FUKAWA, Satoshi KATSUKI,
Kazuki MATSUMURA and Nobutomo OSANAI

This paper discusses the application of neural network prediction method of the annual riverbed evolution by using the long term observation data in the Shigenobu river and its area. The proposed neural network method takes into account of the check dam structure construction effect and time-lag effects of the check dam structure, precipitation and river water flow on the river bed evolution. The multiple regression analysis and its prediction method are also discussed to compare with the proposed method. The proposed prediction method shows good agreement with the observed data including several sequential years prediction attempts, and are better than the prediction by the multiple regression method.