"जल संसाधन के क्षेत्र में भावी चुनौतियाँ"
विषय पर राष्ट्रीय संगोष्ठी
16-17 दिसम्बर, 2003, रुड़की (उत्तरांचल)

बाढ़ पूर्वानुमान हेतु कृत्रिम तंत्रिका नेटवर्क का प्रयोग

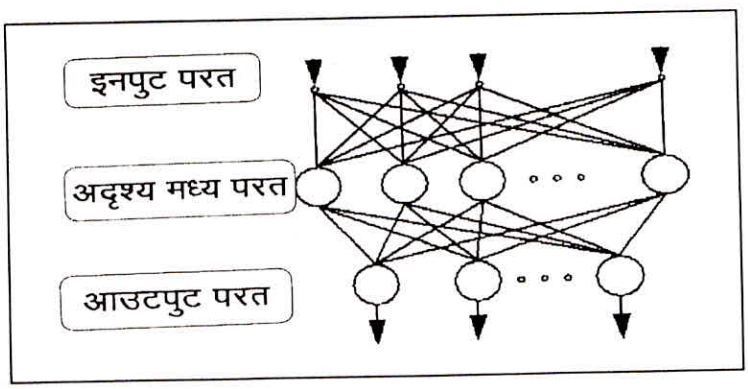
अशोक सीताराम गोयल
केन्द्रीय जल आयोग, नई दिल्ली

1. कृत्रिम तंत्रिका नेटवर्क की भूमिका :

कृत्रिम तंत्रिका नेटवर्क एक डाटा प्रोसेसिंग प्रणाली है जो माडल पैरामीटर के सैट के सामंजस्य द्वारा बहुआयामी डाटा सैटों के युग्मों के बीच सम्बन्धों को समझ सकती है। ये पैरामीटर (सारांश) दिये गये मूल्यों को सैट से मूल्यों के एक सम्बद्ध सैट (आउटपुट) के प्रति एक मानचित्रण का निर्माण करती है। सही मूल्य (अर्थात् प्रशिक्षण) की सारांश से सामंजस्य की प्रक्रिया माडल के जरिये बड़ी संख्या में इनपुट-आउटपुट युग्मों को पास करके तथा प्रेक्षित एवं पूर्वानुमानित आंकड़ों के बीच त्रुटियों को न्यूनतम करने के लिए सारांश को समायोजित करके की जाती है।

सिद्धांतिक रूप में, कृत्रिम तंत्रिका नेटवर्क की स्वयं अधिकतम सीखने की प्रकृति के कारण यह सभी सम्मिलत प्रक्रियाओं की पूर्व विस्तृत जानकारी के बिना पूर्वानुमान कर सकता है। तथापि, चूंकि डाटा विश्लेषण तकनीकें उनके द्वारा प्राप्त सम्बन्धों की व्यापकता/सामान्यता का मूल्यांकन करने के लिए प्रयुक्त डाटा सैटों को अस्पष्ट तथ्य (फजीलाजिक) की संकल्पता इस लेख में आगे स्पष्ट की गयी है।

बहुस्तरीय कृत्रिम तंत्रिका नेटवर्क की आधारभूत संरचना का संक्षिप्त आलेख चित्र 1 में दर्शाया गया है। इस आलेख में तंत्रिका नेटवर्क, इनपुट परत, अदृश्य मध्य परत और आउटपुट परत इन



चित्र 1 : बहुस्तरीय कृत्रिम तंत्रिका नेटवर्क की आधारभूत संरचना

तीन परतों से बना है। अदृश्य परत का प्रत्येक नोड इनपुट परत में स्थित प्रत्येक परत में स्थित प्रत्येक नोड से संकेत प्राप्त करती है। अदृश्य परत में नोड्स की संख्या, माडल की संगणक दक्षता के सम्बन्ध में यह एक महत्वपूर्ण पैरामीटर है।

तंत्रिका नेटवर्क पर्यवेक्षित या गैर पर्यवेक्षित प्रशिक्षण के जरिये सारांशित सम्बन्धों के मूल्यों को संशोधित करके किसी समस्या का समाधान करना सीखता है। पर्यवेक्षित प्रशिक्षण में तंत्रिका नेटवर्क को संभावित आउटपुट सहित बड़ी संख्या में इनपुट पैटर्नों वाला एक प्रशिक्षण सैट उपलब्ध कराया जाता है। तद्नुसार नेटवर्क सारांशों को समायोजित करता है। एक बार प्रशिक्षित हो जाने पर नेटवर्क को यह मूल्यांकित करने के लिए यह अदृश्य डाटा को अदृष्ट करने के लिए इसे कितनी अच्छी तरह से सामान्यीकृत कर सकता है, एक परीक्षण डाटा सैट के साथ अभिपुष्ट किया जाता है। गैर पर्यवेक्षित प्रशिक्षण में तंत्रिका नेटवर्क आउटपुट की जानकारी के बिना डाटा में अंतनिर्हित सम्बन्धों की पहचान करने का प्रयत्न करता है और इसका प्रयोग प्राय: वर्गीकरण सम्बन्धी समस्याओं में किया जाता है।

2. अस्पष्ट तथ्य की प्रस्तावना :

यह एक ढांचागत संख्यात्मक अनुमानक है एवं अस्पष्टता और अनिश्चितता से निबटने के लिए इसका सफलतापूर्वक प्रयोग किया गया है। यह जटिल और गैर अनुरेखीय प्रक्रिया का वर्णन करने के लिए नियम आधार और अस्पष्ट नियंत्रण (फजी कन्ट्रोल) का संयोजन करता है।

3. नियम आधार :

तंत्रिका तथ्य का नियम आधार उस तर्कशास्त्र के समान है जहां गणित अपनाने के स्थान पर असाधारण नियम स्थापित किये जाते हैं जिसके बाद एक्स व वाई के बाद जेड आता है इस प्रकार के सरल नियम बनाये जाते हैं। नियम आधार का एक उदाहरण नीचे प्रदर्शित किया गया है।

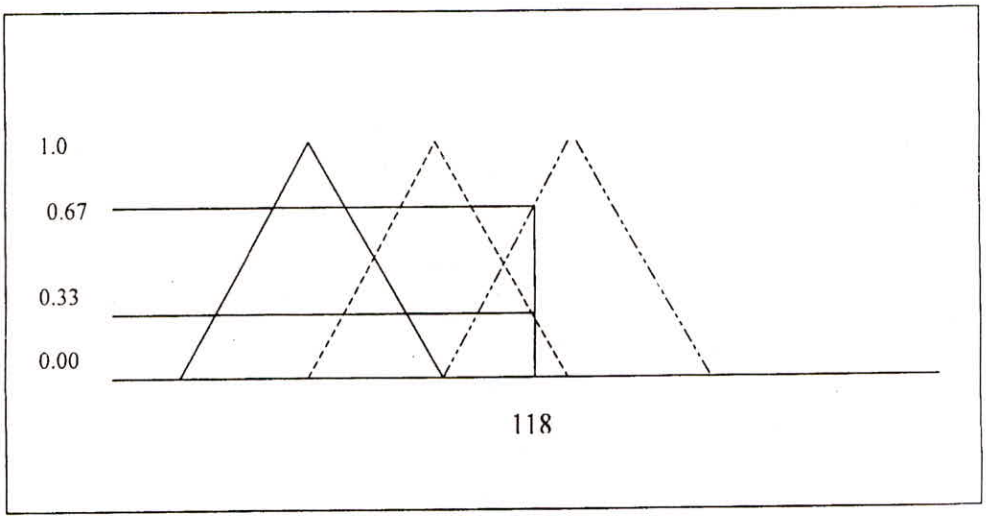
O H / Q	**110**	**115**	**120**
50	60	70	80
70	80	90	100
105	115	125	150

H - प्रमापी सारांश Q - अंतर्प्रवाह O - बहिर्प्रवाह

नियम आधारित अस्पष्ट फजी गणित का उदाहरण नीचे दिया गया है जो बताता है कि यदि प्रमापी सारांश (H) 110 है एवं अन्तर्प्रवाह 50 है तो बहिर्प्रवाह 60 होगा।

4. अस्पष्ट नियंत्रण (फजी कंट्रोल) :

इसमें तत्वों के अंश को डिग्रियों में निरूपित किया जाता है जो कि एक अंतराल (0,1) में धनात्मक वास्तविक संख्या है। एक सदस्य फंक्शन किसी तत्व के सदस्यता की डिग्री निर्धारित करता है एवं यह किसी भी आकार का हो सकता है। जब किसी नियम का चुनाव किया जाता है तो त्रुटि को कम करने के लिए अस्पष्ट नियंत्रण का सुझाव दिया जाता है। जैसा कि ऊपर अस्पष्ट नियंत्रण का उदाहरण दिया गया है जब H 118 हो तब उस भाग की सदस्यता डिग्री $M^1(H)=0$ होगी, $M^2(H)=0.33$ और $M^3(H)=0.67$ होता है। अत: जलाशय प्रचालन (बहिर्प्रवाह) का अस्पष्ट नियंत्रण $0.50+.033*70+0.67*105 = 93.45$ हो जाता है।



आधारभूत संदर्शो की इस प्रस्तावना के साथ अब हम देख सकते हैं कि कैसे इसे समान रूप से बाढ़ पूर्वानुमान के क्षेत्र में लागू किया जा सकता है।

5. बाढ़ पूर्वानुमान संबंधी तंत्रिकीय नेटवर्क के निर्माण के संबंध में क्रमवार उपागम :

नीचे बाढ़ पूर्वानुमान संबंधी तंत्रिकीय नेटवर्क के निर्माण के संबंध में क्रमवार उपागम का क्रमवार विवरण दिया गया है :

5.1 भविष्यवाणी बिन्दु और पूर्वानुमान क्षितिज :

भविष्यवाणी बिन्दु अथवा परिवर्तनशील इनपुट स्वतंत्र आंकड़े हैं जिन्हें तंत्रिकीय नेटवर्क में इनपुट (आंशिक/पूर्ण रूपेण) किया जाता है। इनपुट के अनेक पैरामीटर है जो जलग्रहण क्षेत्र में

विभिन्न स्थलों पर गाज निस्सरण, वर्षा आदि जैसे विभिन्न पैरामीटरों के रूप में हो सकते हैं। परिवर्तनशील परिवर्तित होते रहते है जो परिवर्तनीय आउटपुट के रूप में चयनित किये जाते हैं जिसकी भविष्यवाणी परिवर्तनीय रूप में की जाती है। बाढ़ पूर्वानुमान के मामले में यह किसी जलाशय का अंतर्प्रवाह हो जायेगा।

सामान्यत: गेजिंग स्थल प्रत्येक सहायक नदियों पर सभी जल ग्रहण क्षेत्रों में फैले हुए हैं। इनमें से महत्वपूर्ण स्थल, भविष्यवाणी बिन्दु के रूप में चुने जाते हैं जबकि कुछ भविष्यवाणी स्थलों को ऐसे स्थानों से चुना जा सकता है जहां स्थाई जल क्षेत्र हो अर्थात जो मुख्य जल मार्गो से दूर हों। दूसरी तरफ कुछ भविष्यवाणी स्थलों को मुख्य जल मार्गो के पास चुना जा सकता है अर्थात ऐसे स्थान जहां जलरोधक क्षेत्र हो। रीडिंग के बीच समय के अंतराल को मांग के आधार पर चुना जाता है। बाढ़ पूर्वानुमान के लिए सामायत: घंटावार औसत का प्रयोग किया जाता है।

5.2 निरीक्षण मानकों (बेंचमार्कों) की स्थापना :

पर्यवेक्षित प्रशिक्षण के रूप में तंत्रिकीय नेटवर्क माडलों की परीक्षण करने तथा इसकी परंपरागत पद्धतियों के द्वारा निर्धारित परीक्षण मानकों (बेंचमार्को) से तुलना करने की जरूरत है। तंत्रिकीय नेटवर्क संबंधी निरीक्षण मानकों (बेंचमार्को) की स्थापना करने के लिए एक अथवा अधिक परंपरागत पूर्वानुमान माडल का प्रयोग किया जाता है। प्रत्येक केन्द्रों पर परंपरागत गणितीय माडल की स्थापना का 6 और 12 घंटे के पूर्वानुमान के लिए निरीक्षण मानक प्रस्तुत किये गये थे तथा इससे अकृत्रिम भविष्यवाणियां की गयी थी। इन भविष्यवाणियों का उपयोग चालू भविष्यवाणी के स्थान पर अंतिम ज्ञात आंकड़े के रूप में किया जायेगा और ये अच्छे आधार प्रदान करेंगे।

गणितीय माडल का अशांकन करने के लिए सामान्यत: लगभग पांच वर्षो के ऐतिहासिक आंकड़ों का प्रयोग किया जाता है तथा अन्य दो से तीन वर्षो के आंकड़ों का प्रयोग गणितीय माडल के कार्य निष्पादन की वैधता के लिए किया जाता है। नेटवर्क का निरीक्षण मानक तैयार करते समय निम्नलिखित पहलुओं पर विचार करने की आवश्यकता है।

5.3 इनपुट आंकड़ों का सामान्यीकरण :

यह सुनिश्चित करने के लिए प्रत्येक परिवर्तन के लिए समान दूरी मापक का प्रयोग किया गया है इसके लिए आंकड़ों का सामान्यीकरण (माध्य को घटाने तथा इसको मानक विचलन से विभाजित करना) महत्वपूर्ण है। सामान्यीकरण के बिना बड़े पैमाने पर परिवर्तन होने से इसका प्रभाव माप पर पड़ेगा।

5.4 ग्रेडियेंट डिसेंट हेतु स्टेप साइज :

यह पिछले प्रसारण के दौरान त्रुटियों को ठीक करने वाला गुणन घटक है जो मोटे तौर पर तंत्रिकीय नेटवर्क पर अधिगम दर (लर्निंग रेट) के समान है। निम्न मानक धीमा परन्तु स्थिर

लर्निंग दर्शाता है जबकि उच्च मानक तीव्र परन्तु अशुद्ध लर्निंग को दर्शाता है। सामान्यत: स्टेप साइज मानक 0.1 से 0.9 तक होता है।

5.5 वेट चेंज मोमेंटम :

शुद्धीकरण के प्रत्येक नये चरण में पूर्व शुद्धि की कुछ मैमोरी को रोक लिया जाता है ताकि किसी बाहरी प्रवाह से संग्रहीत लर्निंग को नष्ट होने से बचाया जा सके।

5.6 त्रुटि सहिष्णुता (एरर टालरेंस) :

विशेष रूप से किसी त्रुटि की पुनुरुक्ति पिछले प्रसारण के कारण होती है और इसकी पुनुरुक्ति समावेशित करने की क्षमता से अधिक होने पर ही जरूरी है। सामान्यत: त्रुटि सहिष्णुता 0 से 1 की सीमा तक होता है। बाढ़ पूर्वानुमान नेटवर्क में महत्वपूर्ण 0.01 तक की सहिष्णुता अपेक्षित है।

5.7 वेट क्षरण (वेट डिके) :

ट्रेनिंग डाटा सेट पर नेटवर्क की अधिकता को रोकने के लिए एक वेट क्षरण का प्रयोग किया जाता है। इसलिए यदि 'इ' त्रुटि को पीछे ले जाना है तो इसके बजाय 'इ+डब्ल्यू*इ' को पीछे ले जाना पड़ता है जहां डब्ल्यू वेट क्षरण है जो कि 0 से 1 तक हो सकता है।

इस स्तर पर सामान्यत: निम्नलिखित प्रेक्षणों पर ध्यान दिये जाने है :

(1) वे केन्द्र जिनके पास अपेक्षाकृत स्थाई क्षेत्र है वहां आकस्मिक क्षेत्रों के केन्द्रों की तुलना में बहुत कम त्रुटियां होती हैं।
(2) तीव्र प्रवाह की तुलना में कम प्रवाह में भविष्यवाणी करना अधिक आसान होता है। यद्धपि बाढ़ पूर्वानुमान उद्देश्यों के लिए तीव्र प्रवाह का बहुत महत्व है।
(3) गणितीय माडल पूर्वानुमानों की अपेक्षा अकृत्रिम भविष्यवाणियां लगभग 30-40 प्रतिशत तक ठीक नहीं होती है।

अब गणितीय माडलों के कार्य निष्पादन के पूरक के रूप में तीव्र प्रवाह स्तरों के पूर्वानुमानों तथा लम्बें पूर्वानुमान क्षितिज में सुधार लाने के लिए तंत्रिकीय नेटवर्कों का उपयोग किया जा सकता है।

6. नेटवर्क की संरचना :

जैसा कि प्रारम्भ में बताया गया है, तंत्रिका नेटवर्क में अनेक अदृश्य परते हैं जिनकी संरचना तथा प्रत्येक अदृश्य परत में नोड्स की संरचना का निर्धारण सफल रचना तथा परीक्षण द्वारा किया जाता है। यद्यपि इस समय किसी विशेष अनुप्रयोग के लिए नेटवर्क के अभिन्यास के परिणाम बताने के लिए कोई बेहतर तरीका नहीं है। इस बारे में समय-समय पर सामान्य गया है तथा इसे

अधिकांश अनुसंधानकर्ताओं तथा इंजीनियरों द्वारा अपनी समस्याओं हेतु इस वास्तुकला का उपयोग करते हुए अपनाया गया है।

6.1 नियम एक :

चूंकि इनपुट डाटा तथा अपेक्षित आउटपुट के बीच सम्बन्ध में जटिलता बढ़ जाती है अत: गुप्त परत में उपचारण तत्वों की संख्या भी बढ़नी चाहिए।

6.2 नियम दो :

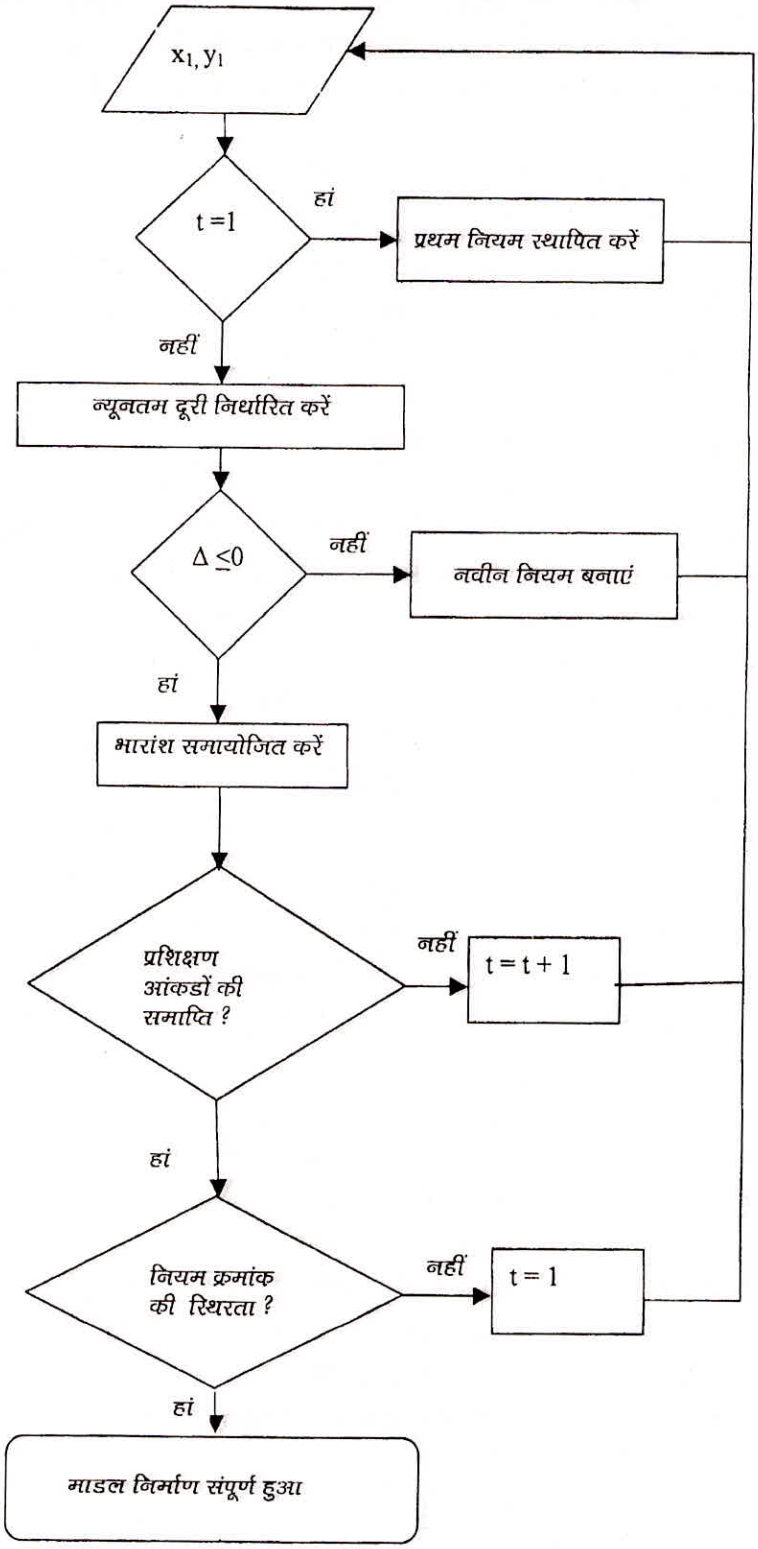
यदि तैयार की गयी प्रक्रिया में गुणन चरणों में अलग किया जाता है तो अतिरिक्त गुप्त परतों की जरूरत पड़ेगी। यदि प्रक्रिया में गुणन चरणों में अलग नहीं किया जाता है तो अतिरिक्त परतें सरल बन जायेंगी जिससे प्रशिक्षण सैट स्मृति पटल पर आ जायेगा तथा कोई भी सही सामान्य हल अन्य डाटा से प्रभावित नहीं होगा।

6.3 नियम तीन :

उपलब्ध प्रशिक्षण डाटा की मात्रा गुप्त परत में उपचारण तत्वों की संख्या के लिए ऊपरी सीमा का निर्धारण करती है। इस ऊपरी सीमा का परिकलन करने के लिए प्रशिक्षण डाटा सैट के मामलों की संख्या का उपयोग करें तथा उस संख्या को नेटवर्क में इनपुट तथा आउटपुट परतों में नोडस की संख्या से विभाजित करें। तब परिणाम को पुन: पांच से दस के बीच के मापन गुणक से विभाजित करें। अपेक्षाकृत कम अपरिष्कृत डाटा के लिये छोटे मापन गुणकों का उपयोग किया जाता है। यदि आप बहुत ज्यादा कृत्रिम तंत्रिका कोशिकाओं का उपयोग करते हैं तो प्रशिक्षण सैट स्मृति पटल पर आ जायेगा। यदि ऐसा होता है तो डाटा का सामान्यीकरण नहीं होगा जिससे यह नेटवर्क नये डाटा सैटों पर बेकार हो जायेगा।

फ्लैचर तथा गौस ने (2एन + 1) से (2 $एन^{0.5}$ + एम) तक की संख्या का प्रस्ताव किया था जिसमें एन इनपुट नोड्स की संख्या है तथा एम आउटपुट नोड्स की संख्या है। तंत्रिका नेटवर्क की आकृति का अगला कदम नेटवर्क के प्रशिक्षण का है।

नेटवर्क का प्रशिक्षण परिरूपी प्रशिक्षण प्रवाह चार्ट चित्र 2 में दर्शाता गया है। इस नेटवर्क में अनेक नमूना इनपुट तथा तद्नुरूपी आउटपुट मूल्य उपलब्ध कराये गये हैं। इनपुट नेटवर्क के माध्यम से आउटपुट सृजित करता है। वास्तविक आउटपुट की अपेक्षित आउटपुट से तुलना की जाती है तथा नेटवर्क के भार का तब तक समायोजन किया जाता है जब तक कि आउटपुट तुलनात्मक न हो जाये। इनपुट के साथ उपलब्ध अपेक्षित आउटपुट देने के लिए नेटवर्क को प्रशिक्षित करने के पश्चात दूसरे निष्पादन का आंकड़ों के वैधीकरण की दृष्टि से परीक्षण किया जाता है। नये इनपुट उपलब्ध कराकर वास्तविक आउटपुट की अपेक्षित आउटपुट से तुलना की जाती है।


x_1, y_1
t =1
हां
प्रथम नियम स्थापित करें
नहीं
न्यूनतम दूरी निर्धारित करें
Δ ≤0
नहीं
नवीन नियम बनाएं
हां
भारांश समायोजित करें
प्रशिक्षण आंकडों की समाप्ति ?
नहीं
t = t + 1
हां
नियम क्रमांक की स्थिरता ?
नहीं
t = 1
हां
माडल निर्माण संपूर्ण हुआ

अस्पष्ट तर्क नियंत्रक तथा तंत्रिका नेटवर्क के ढांचों का मिश्रण समेकित तंत्रिका नेटवर्क पर आधारित अस्पष्ट तर्क नियंत्रण तथा निर्णय पद्धति की योग्यता सिखाने की व्यवस्था करता है। अस्पष्ट तर्क नियंत्रक निर्णय नेटवर्क का निर्माण स्वत: प्रशिक्षण के उदाहरण सीखने से हो जाता है। बिना पर्यवेषण तथा सीखने की पर्यवेक्षक योग्यताएं मिलाकर सीखने की गति पहले की वास्तविक प्रचार सीखने की दशमलव प्रणाली की अपेक्षा तेज है।

एक बार नेटवर्क स्थापित तथा प्रशिक्षित होने पर इस पद्धति में अधिक बुद्धिमत्ता का निर्माण होता है तथा यह पूर्वानुमान की अवधि को बढ़ाने तथा कुछ स्थलों से कुछ आंकड़ों की अस्पष्टता/ अनुपलब्धि बढ़ाने में सक्षम है।

7. परिचालनात्मक संकर बाढ़ पूर्वानुमान :

बाढ़ पूर्वानुमान के मामले में निम्न स्तरीय घटनाओं में डाटासैट में सभी पर्यवेक्षों का 90 प्रतिशत से अधिक शामिल है। अत: निम्न स्तरीय घटनाओं में नेटवर्क का निष्पादन काफी यथार्थ है। तथापि, यथार्थ भविष्यवाणियों की आवश्यकता केवल उच्च स्तरीय घटनाओं के मामले में ही पड़ती है। दूसरे कारण जब तक विशेष ध्यान नहीं रखा जाता तब तक कृत्रिम तंत्रिका नेटवर्क का निष्पादन परंपरागत गणितीय माडलों के उक्त स्तर पर बना रहता है।

अत: आंकड़ों के सबसैट जिसमें उच्च स्तरीय घटनाएं (अर्थात उस स्तर पर जिस पर चेतावनी दी जानी आवश्यक है) का प्रत्येक केन्द्र तथा चेतावनी स्तर हेतु तंत्रिका नेटवर्क का प्रशिक्षण देने के लिए उपयोग किया जा सकता है। इस मामले में छोटे तंत्रिका नेटवर्क के साथ गणितीय माडलों की तुलना में उच्च स्तरीय घटनाओं पर यथार्थता का काफी उच्च स्तर प्राप्त किया जा सकता है। निम्न स्तरीय घटनाओं के लिए परंपरागत गणितीय माडलों का अभी भी पूर्वानुमान हेतु उपयोग किया जा सकता है क्योंकि उक्त बाढ़ पूर्वानुमान पद्धति के लिए महत्वपूर्ण नहीं है।

इष्टतम परिणाम प्राप्त करने की दृष्टि से विशिष्ट प्रकार की घटनाओं अर्थात् भारी वर्षा के साथ निम्न स्तरीय घटनाओं अर्थात अधिक वर्षा के साथ हाइड्रोग्राफ की बढ़ती घटनाएं आदि की श्रृंखला तैयार करने तथा प्रत्येक प्रकार की घटना का तंत्रिका नेटवर्क का निर्माण करने का प्रस्ताव है इस कार्यनीति का प्रमुख लाभ यह है कि प्रत्येक नेटवर्क छोटे कार्य के सीखने पर केन्द्रित हो सकता है ताकि प्रशिक्षण जल्दी हो सके। अलग-अलग बाढ़ माडलों को फजी लाजिक माडलों के रास्ते सम्बन्ध किया जा सकता है जो इस बात की सिफारिश करेगा कि कौन से उप नेटवर्क समूह में कार्य करने में उपयोग किये जाने वाले ऐसे इनपुटस पर आधारित वर्तमान समय में उपयोग किया जा सकता है।

8. बाढ़ पूर्वानुमान हेतु कृत्रिम तंत्रिका नेटवर्क के समुचित उपयोग के उदाहरण :

8.1 स्थिति 1 – डा चा नदी, ताइवान के अन्त:प्रवाह पूर्वानुमान के लिए एक वर्षा अपवाह माडल के निर्माण हेतु प्रसार रोधी अस्पष्ट तांत्रिकीय नेटवर्क (सी.एफ.एन.एन.) (फाई जान चांग एवं येंग चांग चेन) :

उपर्युक्त अध्ययन में डा चा नदी, ताइवान के अन्त: प्रवाह पूर्वानुमान के लिए तांत्रिकीय नेटवर्क तथा अस्पष्ट तथ्य संयोजन का प्रयोग किया गया था। प्रवाह की भविष्यवाणी के लिए इस प्रक्रिया का उपयोग डा चा नदी के प्रतिप्रवाह पर किया गया था।

औसत चैनल ढलान 1/39 के साथ नदी का कुल जलग्रहण आकार 1236 वर्ग किमी है तथा नदी की लंबाई 140 किमी है। डेची जलाशय जो कि डा चा नदी में सर्वोच्च तथा प्रधान जलाशय है, के प्रचालन के लिए विशुद्ध धारा पूर्वानुमान हेतु इस परियोजना की आवश्यकता है।

नदी के एक घंटा आगे के पूर्वानुमान हेतु इस माडल का सफलतापूर्वक प्रयोग किया गया। अल्पाधुनिक जलविज्ञानीय माडलों से तुलना करने पर यह देखा गया कि इस पद्धति का प्रमुख लाभ यह है कि यह स्वत: एक वर्षा अपवाह माडल का निर्माण कर सकता है तथा आवश्यक पैरामीटरों का आंकलन इस तरह से करता है जिससे की सर्वोत्तम निष्कर्ष निकल सके। यह भी प्रदर्शित किया गया कि यह उपागम पारंपरिक तरीकों की तुलना में अत्यधिक विश्वसनीयता और यथार्थता उपलबध कराती है।

8.2 स्थिति 2 – ग्वांग्सियोब किम तथा एना पी बैरोस द्वारा बहु संवेदकीय आंकड़ों और तंत्रिकीय नेटवर्क का प्रयोग करते हुए परिणात्मक बाढ़ संबंधी अनुमान :

इस स्थिति में संयुक्त राज्य अमेरिका के मध्य अटलांटिक क्षेत्र के एलीबेनी क्षेत्र में पूर्वानुमान के लिए कृत्रिम तंत्रकीय नेटवर्क का प्रयोग किया गया था जहां लघु और मध्यम जल विभाजकों में बाढ़ की पुनरावृत्ति होती है। वर्तमान स्थलों में प्रवाह मापी होते हैं किन्तु वर्षा मापी के साथ नहीं। भारी वर्षा, प्रथम और द्वितीय स्तर की धाराओं का सघन नेटवर्क और बार-बार आने वाले तूफान इस क्षेत्र में पारंपरिक बाढ़ संबंधी पूर्वानुमानों को कठिन बना देते हैं। यहां माडल के अंशांकन और वैधी करण के लिए सैटेलाइट आंकड़ों, संवहनी मौसम प्रणाली के लक्षणवर्णन जैसे अतिरिक्त पैरामीटरों का प्रयोग किया गया और पारंपरिक वर्षा मापी आंकड़ों और धारा मापी आंकड़ों के साथ-साथ रेडियोसोंडी डाटा (दिशात्मक वायु आंकड़ों) का भी प्रयोग किया गया। यह निष्कर्ष निकाला गया कि तांत्रिकीय नेटवर्क जैसी विशेषज्ञ सूचना प्रणाली में बहु संवेदीय आंकड़ों को शामिल करने से जटिल प्राकृतिक गैर रेखीय प्रक्रियाओं का रेखांकन करने के लिए संख्यात्मक माडलों की सीमा से छुटकारा पाते हुए अत्यधिक वर्षा और उससे सम्बद्ध बाढ़ों का पूर्वानुमान करने संबंधी दक्षता में महत्वपूर्ण लाभ प्राप्त हो सकता है।

8.3 स्थिति 3 – कृत्रिम विवेचन पद्धति से ढाका (बांग्लादेश) के लिए उन्नत बाढ़ संबंधी पूर्वानुमान :

कृत्रिम तांत्रिकीय नेटवर्क को ढाका (बांग्लादेश) में यथार्थता की उच्च सीमा तक सात दिन पहले ही अग्रिम रूप से जल स्तर का पूर्वानुमान करने के लिए सफलतापूर्वक प्रयोग किया गया। इसके अतिरिक्त यह विशुद्धता बहुत कम संगणक समय में प्राप्त की गयी। इन दोनों ने तांत्रिकीय नेटवर्क को एक अभीष्ट उन्नत पूर्वानुमान उपस्कर बना दिया। इसके अतिरिक्त, ढाका को अत्यधिक संवेदी प्रणाली स्टेशन बनाये रखने के लिए एक गहन विश्लेषण भी निष्पादित किया गया। प्रमापी स्टेशनों की कमी के परिणाम स्वरूप पूर्वानुमान शुद्धता स्तर को नगण्य रूप से प्रभावित किया है। ढाका में आलोच्य प्रवाह स्तर के दौरान किसी भी प्रमापी स्टेशनों में माप संबंधी असफलता की संभावना से पूर्वानुमान संबंधी उपस्करों की आवश्यकता हुई, जो कृत्रिम तर्कों का प्रयोग करते हुए स्वीकृत किये गये। जब पूर्वानुमान संबंधी परिणामों की प्रमापी आंकड़ों से तुलना की गयी तो पूर्वानुमान शुद्धता का स्तर बहुत उच्च पाया गया।

8.4 स्थिति 4 – अल्पकालीन नदी प्रवाह के पूर्वानुमान हेतु कृत्रिम तांत्रिकीय नेटवर्क का उपयोग :

ऊपरी सर्पिस नदी बेसिन (460 वर्ग कि.मी.) जिसका निर्गम बेनिआर जलाशय (29 घन किमी) में है में भारी वर्षा से आने वाली बाढ़ के पूर्वानुमान हेतु कृत्रिम तांत्रिकीय नेटवर्क का उपयोग किया जा रहा है। इस प्रक्रिया का 6 वर्षामापियों द्वारा प्रबोधन किया जाता है जिसमें 5 मिनट में एकत्र वर्षा जल की गहनता मापने की सुविधा है जबकि उत्पलाव में नियंत्रित निस्सरण द्वारा लिये वास्तविक समय आंकड़े तथा प्रत्येक आधे घण्टे के पश्चात जलाशय से लिये गये गहन मापन द्वारा इसके अंतर्वाह का पता लगाया जाता है। एक दो या तीन घण्टे पहले के पूर्वानुमान लगाने हेतु इस माडल में वितरित वर्षा की सूचना तथा इससे पूर्व घण्टों में जांचे गये निस्सरण का उपयोग किया जाता है। सभी त्रिस्तरीय फीड फार्वर्ड तंत्रों के सभी मामलों में रेखीय व अरेखीय स्कीमों सहित बहुत सी कृत्रिम तांत्रिकीय तंत्रों की स्थलाकृति की तुलनात्मक जांच की जाती है। भविष्य अंतर्वाहों के संबंध में समय क्षैतिज बढ़ने से श्रेणी के पूर्व आंकड़ों पर कम होती निर्भरता के कारण विभिन्न वास्तु संरचनाओं से प्रत्येक क्षैतिज हेतु पूर्वानुमानों द्वारा अच्छे परिणाम प्राप्त हुए हैं जबकि वर्षा सूचना अपनी महत्ता एक भविष्य सूचक के रूप में साबित की है। तांत्रिकीय नेटवर्क के वास्तुशास्त्रीयों की यह उपलब्धि अंतत: कलन विधि की काट छांट द्वारा प्राप्त की गयी है। इसके प्रशिक्षण हेतु अर्ध न्यूटन प्रणाली का उपयोग किया गया। बाढ़ के समय बांध के वास्तविक समय प्रबंधन हेतु एक विशेष साफ्टवेयर तैयार किया गया जिसमें बांध की सभी संबंधित सूचनाएं सम्मिलित की गयी (जैसे टेंटर गेट, गहराई आयतन संबंध इत्यादि) तथा इसको वास्तविक समय प्रचालन हेतु अभिकल्पित किया गया है। इसमें वर्ण मापन, जलाशय स्तर तथा फाटक द्वारा इनपुट ग्रहण किया जाता है। तात्कालिक भविष्य में पूर्वानुमान लगाने हेतु वास्तविक समय में बांधों के अंतर्प्रवाह तथा फाटक प्रचालन हेतु निस्सरण की विभिन्न मान्यताओ को ध्यान में रखकर किया जाता है। इसका परिणाम प्रचालन का एक साधन है जो बाढ़ परिस्थितियों में तथा पूर्वानुमानों की सटीकता जानने तथा बाढ़ नियंत्रण की रणनीति बनाने में एक कुशल सहायता प्रदान करने के लिए सहायक है।

9. निष्कर्ष :

उपरोक्त धारणा एवं मामले के अध्ययन यह दर्शाते है कि कृत्रिम तंत्रिका तंत्र संभवत: बाढ़ पूर्वानुमान हेतु एक उपयोगी तरीका है बशर्ते इस प्रक्रिया को स्वचालित किया जा सके, जो कम से कम ऐतिहासिक व वास्तविक समय आंकड़े का प्रयोग करें तथा जिसका उपयोग किसी भी प्रचलित प्रक्रिया में मानक व्यैक्तिक कम्प्यूटर पर चलाया जा सके।

भारत में बाढ़ पूर्वानुमान हेतु इस कृत्रिम तंत्रिका तंत्र की विधि का प्रयोग अभी विकसित नहीं हुआ है तथा इसके कार्यान्वन हेतु आवश्यक कदम उठाये जाने की आवश्यकता है।