आर्टिफ़िशियल न्यूरल नेटवर्क तकनीक द्वारा नदी की जलगुणवत्ता का निदर्शन

अर्चना सरकार, नीरज कुमार भटनागर एवं प्रशांत पाण्डे

राष्ट्रीय जल विज्ञान संस्थान, रुड़की
दून विश्वविद्यालय, उत्तराखंड

सारांशः

जल धारा (नदी या नाले) के जल में घुलित ऑक्सीज़न की सान्द्रता को धारा की जलगुणवत्ता के सूचक के रूप में माना जाता है। सामाजिक रूप से यह एक महत्वपूर्ण समस्या है कि किस प्रकार प्रदूषण रोकने की विभिन्न तकनीकों द्वारा जल धाराओं में घुलित ऑक्सीज़न सान्द्रता के स्तर को नियंत्रण में रखा जाये। प्रस्तुत प्रपत्र में आर्टिफ़िशियल न्यूरल नेटवर्क तकनीक द्वारा उत्तर प्रदेश के मथुरा शहर के यमुना नदी के निचले भाग पर घुलित ऑक्सीज़न की सान्द्रताओं के आकलन किए गए। इन विश्लेषणों में अधिकतर सामान्य प्रकार से प्रयुक्त होने वाली फीड फॉरवर्ड एरर बैक प्रोपेगेशन न्यूरल नेटवर्क तकनीक का प्रयोग किया गया। यमुना नदी में मथुरा शहर के ऊपरी, मध्य व निचले तीन स्थलों से जल प्रवाह, तापमान, पीएच, जैवरासायनिक ऑक्सीज़न मांग (बीओडी) व घुलित ऑक्सीज़न के मासिक आंकड़ों का विश्लेषण में प्रयोग किया गया। फीड फॉरवर्ड एरर बैक प्रोपेगेशन एल्गॉरिथ्म द्वारा तीन प्रकार के ANN निदर्शों को विकसित करने हेतु विभिन्न प्रकार के इनपुट चरों तथा इनपुट स्थलों के संयोजनों का प्रयोग किया गया जो कि निम्नवत हैं: अ) मथुरा के ऊपरी, मध्य व निचले हिस्से के सभी आंकड़ों के सैट सिर्फ निचले हिस्से के घुलित ऑक्सीज़न आंकड़ों को छोडकर। ब) मथुरा के ऊपरी व मध्य स्थल के सभी आंकड़ों के सैट और स) मथुरा के ऊपरी हिस्से के सभी आंकड़ों के सैट। ANN तकनीक के व्यवहार को सांख्यकीय विधियों द्वारा परखा गया (रूट मीन स्कुएयर व सहसम्बन्ध गुणांक)। निदर्श द्वारा घोषित घुलित ऑक्सीज़न के मान व प्रेक्षित मानों में काफी उच्च सहसम्बन्ध (0.9 तक) प्राप्त हुये।

Abstract

Dissolved oxygen (DO) concentratons have been used as primary indicator of stream water quality . Aproblem of great social importance is determining how to best retain the quality of stream water and maintain DO concentrations using various pollution control activities. This paper presents the use of artificial neural network (ANN) technique to estimate the DO concentrations at the downstream of Mathura city, India, located at the bank of River Yamuna in the state of Uttar Pradesh, India. In the analysis, the most commonly used feed forward error back propagation neural network technique has been applied. Monthly data sets on flow discharge, temperature, pH, biochemical oxygen demand (BOD) and dissolved oxygen (DO) at three locations namely. Mathura (upstream), Mathura (central) and Mathura (downstream) have been used for the analysis. Feed forward error back propagation algorithm, the most commonly used ANN technique, was used to develop three types of ANN models using different combinations of input variables and input stations, namely: (a) All the data sets for stations Mathura (upstream), Mathura (central) and Mathura (downstream) except DO values at Mathura (downstream) (b) All data sets for the stations Mathura (upstream), and Mathura (central), and (c) All the data sets for the stations Mathura (upstream). The performance of the ANN technique has been evaluated using statistical tools (in terms of root mean square error and coefficient of correlation). The predicted values of DO showed prominent accuracy by producing high correlations (upto 0-9) between measured and predicated values.

परिचयः

जल प्रदूषण नियंत्रण व नदी बेसिन नियोजन में जल गुणता प्रबंधन की समस्या महत्वपूर्ण भूमिका अदा करती है। नगर पालिका का कचरा व औद्योगिक अपशिष्ट पदार्थों का संभावित रूप से नदियों में प्रदूषक के रूप में बहाया जाना लगभग

स्थायी रूप से किया जाता है व इससे संबन्धित लोग नदियों के पानी की दिशा को अपनी आवश्यकतानुसार मोड़ लेते हैं व प्रयोग करते हैं। जल धारा (नदी या नाले) के जल में घुलित ऑक्सीज़न की सान्द्रता को प्राथमिक तौर पर धारा की जलगुणवत्ता के सूचक के रूप में माना जाता है, इस तथ्य को पूर्व में वैज्ञानिक साहित्य में बहुत महत्वपूर्ण स्थान प्राप्त हुआ है। नदी के किसी भी स्थान पर परिणामजन्य घुलित ऑक्सीज़न की सांद्रता नदी के ऊपरी भागो में होने वाले कई प्रक्रमों के कारण होती है जैसे कि deoxygenation,, पुन; वातन, प्रकाश संश्लेषण, श्वसन, तलछट ऑक्सीज़न मांग, जल का तापमान और जलधारा प्रवाह। यमुना नदी के तट पर स्थित दो शहर,. ज्यादातर केसों में, उत्तर प्रदेश का मथुरा व दिल्ली बहुत बड़ी मात्रा में अपने शहर का कचरा व औद्योगिक अपशिष्ट पदार्थों को बिना कोई उचित उपचार के यमुना नदी में छोड़ देते हैं। यमुना नदी के जल की गुणवत्ता का स्तर पूर्व समय से दिन प्रतिदिन गिरता ही जा रहा है। जैसे–जैसे यमुना नदी से ज्यादा मांग बढ़ती जा रही है उसी प्रकार नदी में बढ़ते हुए संभावित प्रदूषण अनुकरणन (Simulate) की क्षमता महत्वपूर्ण होती जाती है। जल गुणता मानकों को लागू करने के लिए (जिसमे यह निश्चित करना होता है कि किसी भी जल निकाय में किसी तत्व कि सान्द्रता कि मात्रा उसके मानक मान से अधिक न हो) नदी जल गुणता निदर्शों का शोध कार्यों व अभिकल्पन में बहुतायत से प्रयोग होता है। हालांकि, बहुत से निदर्श रैखिक फलनों कि परिकल्पना पर आधारित हैं।

किसी भी नदी कि जलधारा में दिलचस्पी के परिद्रश्यों के अनुसार घुलित ऑक्सीज़न के पूर्वानुमान के लिए पहले के समय में कई निश्चयात्मक निदर्शों को आजमाया गया। लेकिन, व्यव्हारात्मक रूप में इन निदर्शों कि सांखकीय शुद्धता प्राय; निम्न स्तर की पायी गयी क्योंकि प्रकृति के तंत्र अति जटिल है वे अच्छे से अच्छे निश्चयात्मक निदर्शों से बेहतर हैं। ए एन एन जल धारा कि गुणता आकलन हेतु एक द्रुत गतीय व लचीले तरीकों द्वारा निदर्श उपलब्ध करता है। पिछले वर्षों में ए एन एन द्वारा regression tool जैसी उच्च स्तरीय विधि का प्रदर्शन किया गया है, विशेषतयः फलनों के अनुमान व पद्धितियों की पहचान के लिए।

आर्टिफ़िशियल न्यूरल नेटवर्क एक गणना करने की विधि है जो कि जैविक मस्तिष्क व तंत्रिका तंत्र से प्रेरणा लेकर बनाई गई है। ए एन एन अत्यधिक आदर्श गणितीय निदर्श का प्रतिनिधित्व करता है जो हमारी आज की समझ के हिसाब से एक जटिल तंत्र है। सीखने की क्षमता न्युरल नेटवर्क का एक महत्वपूर्ण गुण है। एक न्युरल नेटवर्क को एक पारम्परिक कम्प्युटर प्रोग्राम की तरह प्रोग्राम नहीं किया जाता, बल्कि इसको उदाहरणों की पद्धति के साथ प्रस्तुत करते है, प्रेक्षणों व संकल्पना, अथवा किसी प्रकार के आंकड़े जिनको जानने के लिए माना जाता है। लर्निंग (जिसको ट्रेनिंग भी कहते हैं) प्रक्रिया के माध्यम से न्यूरल नेटवर्क अपने आप को व्यवस्थित कर विशेषताओं का एक आंतरिक सेट विकसित कर लेता है जो की आंकड़ों या सूचना को वर्गीकृत करता है। पारंपरिक विधियों की तुलना में ए एन एन अस्पष्ट या अधूरी डेटा को सहन कर सकता है, अनुमानित परिणामों व और outliers के लिए कम जोखिम रहता है। ए एन एन उच्च स्तर पर समानान्तर कार्य करते हैं, उनके कई स्वतंत्र आपरेशन एक साथ संचलित हो सकते हैं। व्यापक समानांतर प्रसंस्करण संरचना के कारण ए एन एन कठिन घटनाओं को प्रभावी रूप से करने में सक्षम है, इस कारण यह तकनीक आज के समय में तीव्र गति से आंकड़ों के विशाल संग्रह को प्रसंस्कारित (Process) करने में सबसे अधिक पसंद की जाती है। इसके अतिरिक्त ए एन एन तकनीक के अन्य और कई लाभ भी हैं जो समस्या के हल प्राप्त करने में सहायक हैं।, उदाहरणार्थ 1) ए एन एन के प्रयोग में अंतर्निहित प्रक्रिया के पूर्व ज्ञान का होना आवश्यक नहीं है। 2) कोई अनुसंधान के अंतर्गत पूर्वस्थापित कठिन सम्बन्धों के मध्य चल रहे विभिन्न प्रक्रमों के पहलुओं को पहचान नहीं सकता है। 3) एक मानक अनुकूलन दृष्टिकोण या सांख्यिकीय मॉडल केवल जब एक समाधान प्रदान करता है जबकि पूरा करने के लिए चलाने की अनुमति मिलती है दूसरी ओर एक न्यूरल नेटवर्क हमेशा इष्टतम (उप इष्टतम) के लिए समाधान प्रस्तुत करता है औरः 4) न तो बाधाओं (constraints) को और न ही एक प्राथमिकता समाधानों की संरचना को सख्ती से एएनएन विकास में जरूरी माना जाता है। इन विशेषताओं के कारण ANNs को विभिन्न हाइड्रोलॉजिकल मॉडलिंग की समस्याओं से निपटने के लिए बहुत उपयुक्त उपकरण के रूप में प्रस्तुत किया जाता है। हालांकि, ANNs के लिए उपयोग करे वालों की संख्या तेजी से बढ़ रही है और हाल के वर्षों में वे सफलतापूर्वक आर्थिक, जल संसाधन, पानी की गुणवत्ता और जलीय समय श्रृंखला की भविष्यवाणी करने में प्रयोग में लाये जा रहे हैं (चक्रवर्ती एट अल, 1992 ;विंडसर और हार्कर, 1990; डैनियल 1991; डेसिलेट्स एट अल, 1992; लच्टेनेचर और फुलर, 1994; करुणानिधि एट अल, 1994; स्चिजस Schizas एट अल, 1994)।

पानी की गुणवत्ता प्रबंधन की समस्या जल प्रदूषण नियंत्रण और नदी बेसिन योजना बनाने में एएनएन एक महत्वपूर्ण भूमिका निभाता है। इस प्रपत्र में, ANNs के प्रयोग से मथुरा शहर व उसके आसपास के शहरी क्षेत्र और गैर बिंदु स्रोत प्रदूषण से नगर निगम और औद्योगिक कचरे की भारी मात्रा के बहाव को यमुना नदी में होने वाले प्रभावों का पता करने के लिए घुलित ऑक्सिजन मानों के मूल्यों का अनुकरण के लिए प्रयोग मे लाया गया है।

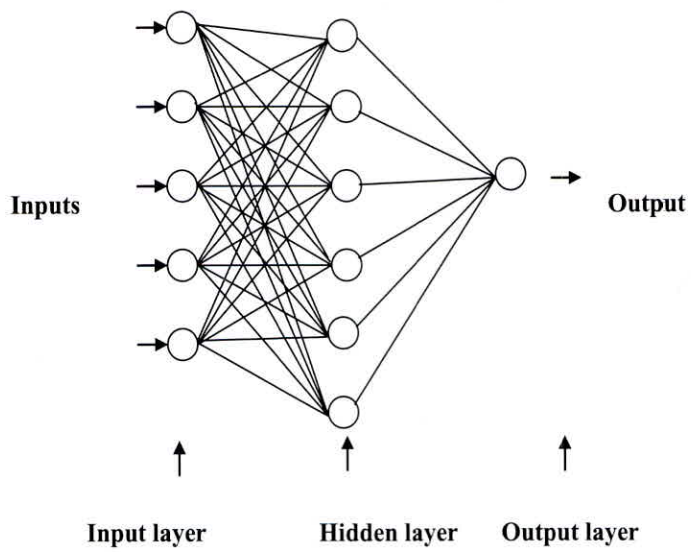
2. ANNs पृष्ठभूमि

2.1 ANNs की वास्तुकला (Architecture)

ANN एक न्यूरॉन के अनुरूप सरल सूचना प्रोसेसिंग तत्वों का एक अत्यधिक परस्पर सेट से बनी एक कंप्यूटिंग प्रणाली को कहा जाता है, एक न्यूरॉन एक यूनिट है। न्यूरॉन दोनों एक एकल और कई स्रोतों से जानकारी एकत्र करता है और एक पूर्व निर्धारित गैर रेखीय फलन (function) के अनुसार निष्कर्ष प्रदान करता है। एक एएनएन मॉडल में कई न्यूरॉन्स के एक ज्ञात विन्यास में एक दूसरे से संबंध द्वारा बनाई गई संरचनाएँ होती है। एएनएन नेटवर्क के प्राथमिक तत्व वितरित जानकारियों का प्रतिनिधित्व, स्थानीय संचालन और गैर रेखीय प्रसंस्करण सम्मिलित हैं।

सीखने की प्रक्रिया अथवा प्रशिक्षण के दौरान न्यूरॉन्स के मध्य अंतर्संमबंध स्थापित होते हैं। और यह प्रक्रिया आउटपुट व इनपुट के प्रयोग से पूर्ण होती है और इनको एएनएन के क्रमबद्ध तरीके में लगाया जाता है। इन अंतरसंबंधों की सामर्थ्य को एक त्रुटि अभिसरण तकनीक द्वारा समायोजित किया जाता है जिससे कि ज्ञात इनपुट पैटर्न द्वारा वांछित उत्पाद प्राप्त किया जा सके। वैज्ञानिक साहित्य में कई प्रकार के एएनएन वास्तुकला उपलब्ध हैं जैसे कि रोसेन्ब्लात्त का पर्सेप्ट्रोन (1961), ADALINE (विड्रो व होफ़्फ़, 1960), Error-Back propagation (रुमेलहार्ट व अन्य, 1986), होपफील्ड का नेटवर्क (होपफील्ड व टैंक, 1985), सेल्फ ओर्ग्नाइज़िंग नेटवर्क (कोहोनेन, 1988), और अन्य अनेक।

प्रस्तुत अध्ययन में रुमेलहार्ट व अन्य (1986) के फीड फॉरवर्ड Error-Back propagation एल्गोरिथ्म का प्रयोग किया गया है। अधिकतर एएनएन अनुप्रयोगों में यह सबसे ज्यादा लोकप्रिय आर्किटैक्चर है। प्रस्तुत अध्ययन में प्रयुक्त एएनएन को चित्र संख्या 1 में दिखाया गया है।



चित्र स. 1 बहु–परतीय फीड फॉरवर्ड ए एन एन निदर्श कि संरचना

इसमें आंकड़ों के प्रसंस्करण हेतु तीन इकाइयां हैं, इनपुट परत, हिड्डन परत व आउटपुट परत। इनमे से प्रत्येक परत में प्रोसेसिंग इकाइयां होती हैं जिनको न्यूरल नेटवर्क की नोड्स कहते हैं , विभिन्न नोड्स के मध्य अंतरसंबंध को न्यूरल नेटवर्क weights कहते हैं। इन weights को generalized delta रूल अथवा `teepest gradient descent principle (ASCE Task committee, 2000) द्वारा पुनः संशोधित किया जाता है।

2.2 एएनएन का अभ्यासः

एएनएन द्वारा weights व अंतरसंबंधों की समस्याओं के ज्ञान का संग्रह किया जाता है। एएनएन weights के निर्धारण के प्रक्रिया को लर्निंग ऑफ ट्रेनिंग कहते हैं। एएनएन को इनपुट और ज्ञात आउटपुट आंकड़ों के द्वारा ट्रेंड किया जाता है। ट्रेनिंग की शुरुआत में weights की प्रारम्भिक मान को याद्रक्षिक रूप से या अनुभव के आधार पर दिया जा सकता है। लर्निंग एल्गॉरिथ्म द्वारा weights को योजनबद्ध तरीके से इस प्रकार परिवर्तित किया जाता है की वास्तविक आउटपुट व एएनएन आउटपुट के बीच का अंतर न्यूनतम रहे। बहुत से लर्निंग उदाहरण नेटवर्क के साथ इस प्रकार होते हैं की यह प्रक्रिया तब समाप्त हो जाती है जब कि यह अंतर एक विशिष्ट मान से कम हो। इस अवस्था में एएनएन को ट्रेंड माना जाता है। उस एएनएन को बेहतर ट्रेंड माना जाता है जब कि उसमें ज्यादा से ज्यादा इनपुट आंकड़ों का प्रयोग किया गया हो।

इनपुट नोड, आउटपुट नोड व हिडन परत कि नोड की संख्या अध्ययन की जाने वाली समस्या पर निर्भर है। अगर हिडन नोड की संख्या कम है तो नेटवर्क की स्वतन्त्रता की सामर्थय कम होगी और वह प्रक्रिया को ठीक प्रकार समझ नहीं पाएगा, अगर यह संख्या अधिक है तो ट्रेनिंग एक लंबा समय लेगी और कुछ बार नेटवर्क आंकड़ों को ओवर–फिट करेगा (करूणानिधि व अन्य, 1994)

ट्रेनिंग की समाप्ति पर, एएनएन के प्रदर्शन की पुष्टि की जाती है। अंतिम परिणामों की प्राप्ति पर या तो एएनएन को पुनः–ट्रेन किया जाता है या इसको लागू किया जाता है।

2.3 प्रदर्शन का मूल्यांकन :

किसी भी मॉडल के अच्छा होने या उसके उपयुक्त होने की तुलना करने हेतु बहुत सी सांख्यकीय विधियाँ उपलब्ध हैं। प्रस्तुत कार्य में रूट मीन स्कवेर एरर (आरएमएसई), सहसंबंध गुणांक (आर) और निर्धारण गुणांक (डी सी) का उपयोग किया गया है। निम्नलिखित समीकरण का उपयोग इस प्रकरण में किया गया है।(न्यूरल पावर, 2003)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(Q_i - q_i)^2}{n}} \qquad (1)$$

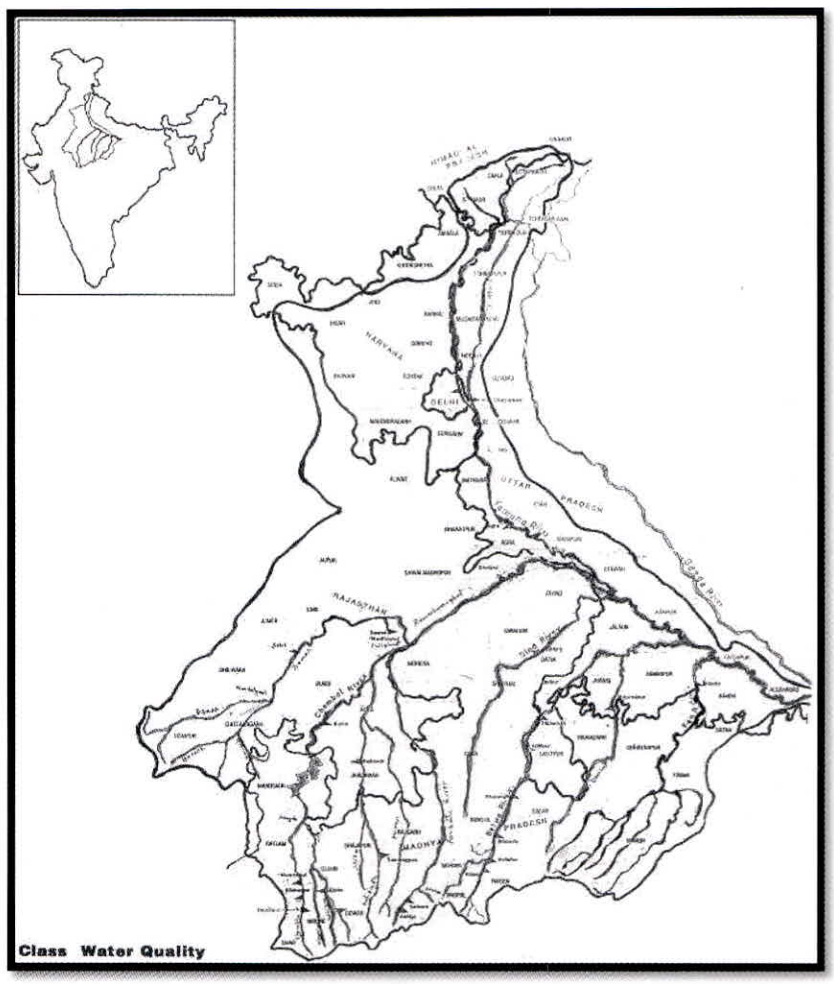
$$R = \frac{\sum_{i=1}^{n}(Q_i - \bar{Q})(q_i - \bar{q})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(Q_i - \bar{Q})^2 (q_i - \bar{q})^2}} \qquad (2)$$

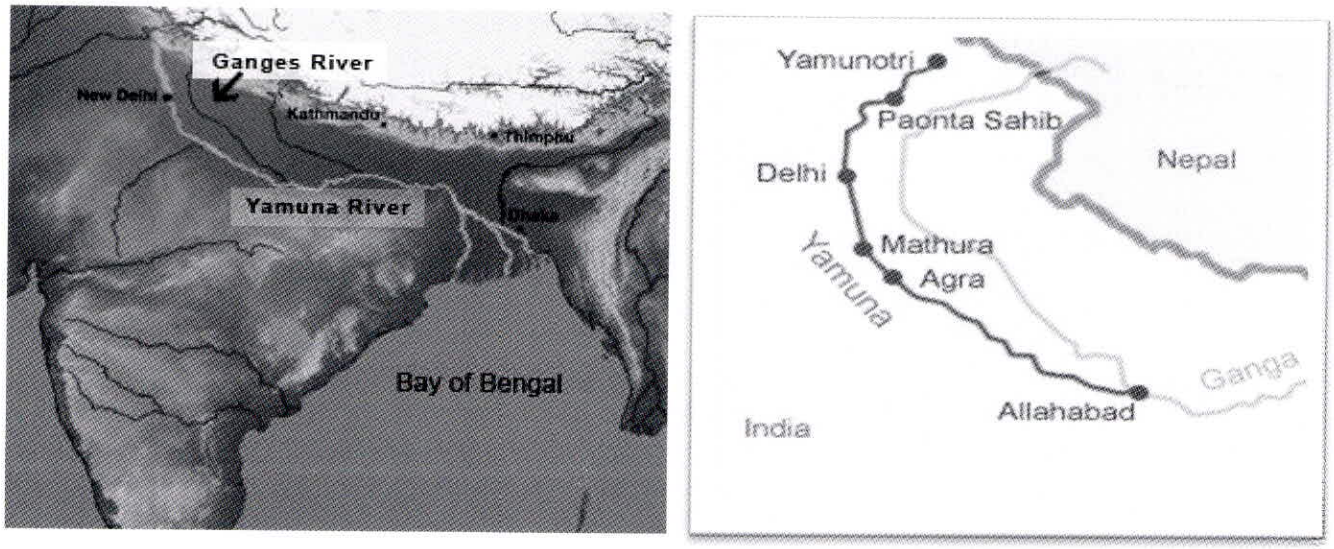
$$DC = \frac{\sum_{i=1}^{n}(Q_i - \bar{Q})^2 - \sum_{i=1}^{n}(Q_i - \bar{q})^2}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(Q_i - \bar{Q})^2}} \qquad (3)$$

$$\bar{Q} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} Q_i \quad \text{ए} \qquad \bar{q} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} q_i \quad \text{ए Q= observed , q=calculated}$$

3 अध्ययन क्षेत्र व आंकड़ों का संग्रहणः

यमुना, गंगा नदी की सबसे बड़ी सहायक नदी है व इसका भारतवर्ष में जल संग्रहण क्षेत्र गंगा–बेसिन का लगभग 42% है। यमुना का जल संग्रहण क्षेत्र 366223 वर्ग किमी है। यमुना हिमाचल, उत्तराखंड, हरियाणा ,राजस्थान, मध्य प्रदेश, उत्तरप्रदेश व दिल्ली राज्यों से प्रवाहित होती है। लगभग 3% क्षेत्र पर्वतीय है। यमुना का उद्यगम बंदरपुंछ स्थान पर यमुनोत्री हिमनद से 6320 एमएसएल पर टिहरी गढ़वाल ज़िले में उत्तराखंड में होता है। चित्र संख्या 2 में यमुना का जल संग्रहण क्षेत्र व उसके किनारे के शहरों को प्रदर्शित किया गया है।





चित्र 2: भारत में यमुना नदी का बेसिन एवं उसके किनारे बसे कुछ मुख्य शहर

4. ए एन एन का प्रयोग एवं परिणामः

एएनएन को लागू करने से पहले इनपुट आंकड़ों का मानकीकरण करना डाटा–प्रकरमीकरण प्रक्रिया का एक महत्वपूर्ण अंग है। प्रस्तुत अध्ययन हेतु variable x के लिए एएनएन द्वारा इनपुट डाटा का मानकीकरण किया गया (न्यूरल पावर, 2003)

किसी जलविज्ञानीय निदर्श में चरों के पूर्वाकलन के लिए उपलब्ध डाटा को दो भागों में बांटा जाता है। एक भाग से मॉडल को जांचा जाता है व दूसरे भाग से सत्यापन किया जाता है। इस अभ्यास को स्पिलीट–सैंपल टेस्ट कहते हैं। जाँचने वाले डाटा की लंबाई आकलन किए जाने वाले चरों की संख्या पर निर्भर करती है। प्रायः 2/3 भाग जाँचने वाले डाटा का एवं 1/3 भाग सत्यापित करने वाले डाटा का रखा जाता है। यमुना नदी हेतु 72 प्रणालियां उपलब्ध थीं जिसमें प्रवाह, प्रवाह समय, तापमान, pH, विद्युत चालकता, बीओडी व डीओ मुख्यतः शामिल हैं। आंकड़ों के समुच्चय से 48 patterns को जांचने हेतु व 24 patterns को सत्यापन हेतु प्रयोग किया गया। एएनएन के विकास के लिए इनपुट चरों व इनपुट स्टेशनों को नाम द्वारा संचालित किया गया; (अ) मथुरा के ऊपरी हिस्से के सभी आंकड़े, मथुरा (मध्य) व मथुरा से नीचे, सिवाय डीओ आंकड़ों के (निचली मथुरा) (ब) मथुरा ऊपरी व मध्य के सभी डाटा सेट, और (स)ऊपरी मथुरा के सभी डाटा–सेट। गणना हेतु एएनएन में 14 इनपुट नोड, 10 इनपुट नोड व 5 इनपुट नोड क्रमवार के स अ, ब व स के लिए थीं। आउटपुट परत में एक नोड था जो कि किमथुरा के नीचे डीओ के लिए थी। एएनएन की ट्रेनिंग के 5000 चक्र थे। इस अध्ययन में केवल तीन परतीय नेटवर्क का प्रयोग किया गया है। यहाँ पर ये बताना ज़रूरी होगा कि परिणामतः weights का एक सेट प्राप्त किया गया जो कि एएनएन की नॉलेज को प्रदर्शित करता है। और एक कार्य की सुस्पष्ट समीकरण को नहीं दिखाता है।

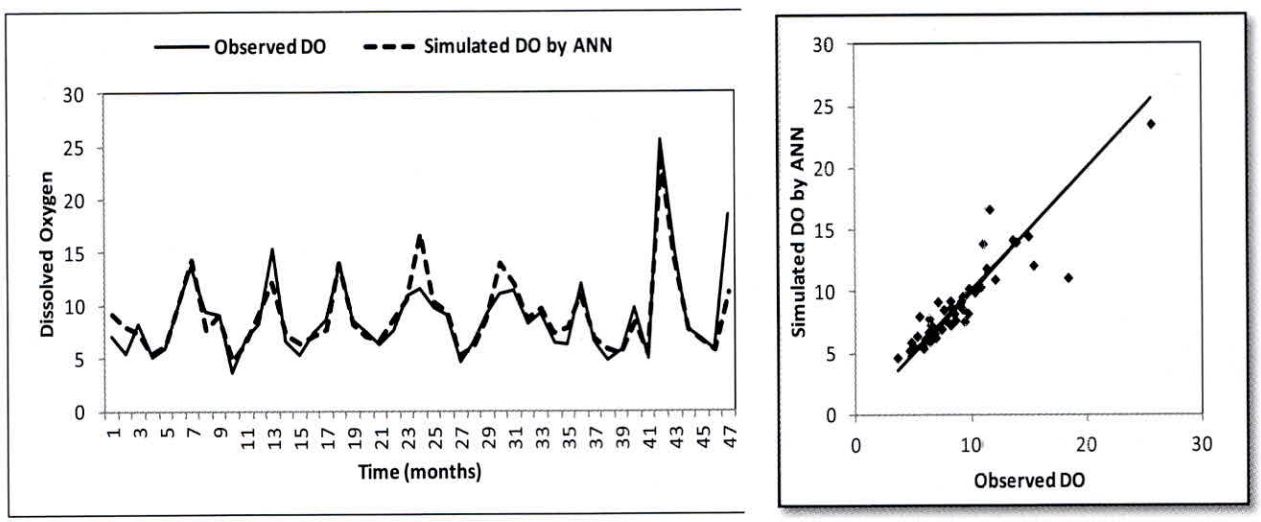
तुलनात्मक रूप में रूट मीन स्कवेर एरर (आरएमएसई), सहसंबंध गुणांक (आर) और निर्धारण गुणांक (डी सी) को सारणी सं- 1 में दिखाया गया है। अशोकन के समय RMSE, R o DC क्रमश'' 1.71, 2-89, 0.852 से लेकर 0-907, 0-722 व 0-8226 पाये गए। यदपि सत्यापन के समय इन सभी के मान 1-52 से 6-91, 0-654 से 0-928 तथा 0-283 से 0-856 प्राप्त हुए। जैसा कि पिछले भाग में बताया गया है कि विभिन्न डाटा सेट व स्टेशनों के संयोजन से एएनएन मॉडल के तीन सेट बनाए गए एएनएन1: मथुरा के सभी डाटा–सेट सिवाय डीओ (निचली मथुरा); एएनएन2 : ऊपरी मथुरा व मध्य मथुरा के सभी डाटा सेट; व एएनएन3: ऊपरी मथुरा के सभी डाटा सेट। तीनों एएनएन मॉडल का प्रदर्शन अलग–अलग प्राप्त हुआ।

सर्वश्रेष्ठ मॉडल एएनएन2 था जिसके रूट मीन स्कवेर एरर (आरएमएसई)ए सहसंबंध गुणांक (आर) और निर्धारण गुणांक (डी सी) जांच के दौरान 1.71, 0.907 व 0.822 प्राप्त हुए व सत्यापन के दौरान इनके मान 1.52, 0.928 व 0.856 प्राप्त हुए। एएनएन2 मॉडल में 10 इनपुट चर थे जिसमें धारा प्रवाह, तापमान, पीएच, बीओडी, व मथुरा के ऊपरी व मध्य भाग के

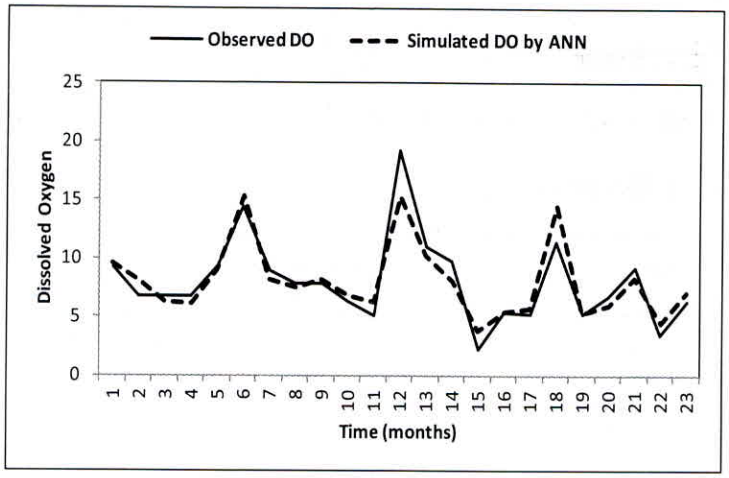
डीओ मान थे। एएनएन1 के संदर्भ में 14 इनपुट चर थे व इसका प्रदर्शन एएनएन2 कि तुलना में ज्यादा चर होने के कारण अधिक विषम था। एएनएन3 के केस में प्रदर्शन अति निम्न स्तर पे था क्योंकि बहुत कम चर प्रयोग किए गए थे। अतः यह प्राप्त हुआ कि 14 इनपुट चरों के साथ एएनएन2 अपने महत्तम प्रदर्शन पर पाया गया। जिसके परिणाम चित्र सं 3 में प्रदर्शित किए गए हैं जहां यह दिखाई देता है कि प्रेक्षित तथा निदर्श से प्राप्त डीओ के निष्कर्ष मैच करते हैं।

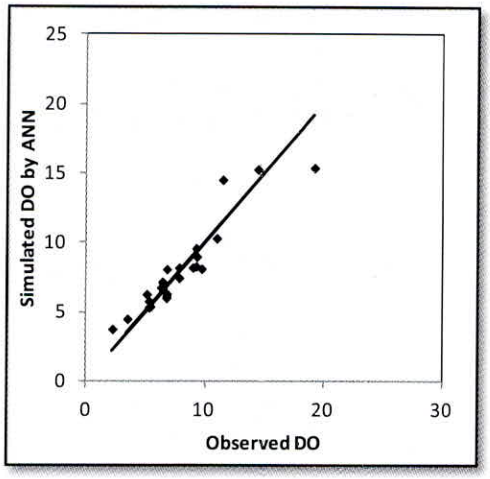
तलिका 1 : विभिन्न ए. एन. एन. निर्दशों का तुलनात्मक प्रदर्शन

ANN Model	Training (Calibration) शिक्षण (अशांकन)			Testing (Validation) परीक्षण (सत्यापन)		
	RMSE	R	DC	RMSE	R	DC
ANN&I	2&89	&879	&726	3&05	&794	&519
ANN&II	1-71	&907	&822	1&52	&928	&856
ANN&III	2&35	&852	&722	6&91	&654	&283



अ. (अशांकन)





ब. (सत्यापन)

5. निष्कर्ष :

भारतवर्ष में एएनएन का प्रयोग से जल–गुणता निदर्शन हेतु बहुत कम प्रयास व अध्ययन किए गए हैं। किसी भी स्थान पर नदी की जल–गुणता का अध्ययन करना अत्यंत कठिन कार्य है क्योंकि जल–गुणता चरों का आरैखिक व्यवहार इसे बहुत दुष्कर बना देता है। अन्य कई जलविज्ञानीय अध्ययनों में एएनएन मॉडल को सफलता पूर्वक लागू किया गया है, प्रस्तुत अध्ययन हेतु एएनएन मॉडल का प्रयोग करने कि प्रेरणा का स्त्रोत यही है। एएनएन मॉडल के प्रदर्शन को आरएमएसई, आर, व डीसी के प्रयोग द्वारा टेस्ट किया गया। ये पाया गया कि एएनएन मॉडल जल–गुणता निदर्शन हेतु अत्यंत उपयोगी है। अगर shorter टर्म डाटा जैसे कि 10–डेली या डेली डाटा का प्रयोग किया जाये तो परिणाम और भी अच्छे हो सकते हैं। यदपि इनपुट डाटा कोंसिस्टेंट होना चाहिए व ट्रेनिंग तथा टेस्ट डाटा के नियंत्रक कारक एक से होने चाहिए।

संदर्भः

एएससीई टास्क कमेटी, (2000)। आर्टिफ़िशियल नेटवर्क इन हाइड्रोलॉजी आई(कोलन) प्रिलिमिनरी कोन्सेप्ट्स। जर्नल ऑफ हाइड्रोलोजिक इंजीनीरींग। एएससीई , 5 (2), 115–123।

चक्रबरती, के, महरोत्रा, के, मोहन, सीके व रंका, एस . (1992)। फोरकास्टिंग द बिहैवियर ऑफ मल्टी वेरिएट टाइम सिरीज़ युसिंग न्यूरल नेटवर्क्स। न्यूरल नेटवर्क्स, 5, 961–970।

डेनियल, टी एम, (1991)। न्यूरल नेटवर्क्स– एप्लिकेशन इन हाइड्रोलोजी एंड वॉटर रिसोर्स इंजीनियरिंग। पेपर प्रेजेंटेड एट इंटरनेशनल हाइड्रोलोजी एंड वॉटर रेसौरसेज सिंपोसियम। इंस्टीट्यूट ऑफ इंजीनीयर्स, पर्थ, आस्ट्रेलिया।

डीसिलेट्स, एल, गोल्डन, बी, वांग, ओ एंड कुमार, आर। (1992)। प्रेडिक्टिंग सेलिनिटी इन द चेसापीक बे यूजिंग बैक प्रोपोगेसन कंप्यूटर ऑपरेशन रिसर्च, 19(3/4), 277–285।

ग्रोसबर्ग, एस। (1982)। स्टडीज़ ऑफ माइंड एंड ब्रेनः न्यूरल प्रिंसिपल्स ऑफ लर्निंग परसेपसन, डेव्लपमेंट, कोग्निसन एंड मोटर कंट्रोल, रेडेल्ल, प्रैस बोस्टन।

हेयकिन, एस। न्यूरल नेटवर्क्स - ए कोम्पृहेंसिव फ़ाउंडेशन। मैकमिलन, 1994, न्यूयॉर्क।

होपफील्ड, जे व टैंक, डी (1985)। न्यूरल कमप्युटेशनस ऑफ डिसिजन्स इन ओप्टिमाइजेशन प्रोब्लम्स। बाइलोजिकल साइबरनेटिक्स, 52, 141–152।

हसू, के एल, गुप्ता, एच वी व सोरूशियन, एस (1995)। आर्टिफ़िशियल न्यूरल नेटवर्क्स मोड़ल्लिग ऑफ द रेनफाल–रनऑफ प्रोसेस। वॉटर रेसोरसस रिस.। 31(10), 2517–2530।

करुणानिधि, एन, ग्रेननी, डबल्यू जे, व्हीटले डी व बोवी, के (1994), न्यूरल नेटवर्क्स फॉर रिवर फलो प्रेडिकसन। जे. कम्पुट। सिविल एंजिनीरींग, 1(2), 201–220 ।

कोहोनेन, टी। (1988)। सेल्फ ओर्गेनाइजेसन एंड एसोशिएटिव मेमोरी। 2एनडी एडिशन। स्प्रिंगर -वेरलाग, न्यू यॉर्क।

लचटार्मेचर, जी, व फुलर, जे डी, (1994)। बैक प्रोपोगेसन इन हाइड्रोलोजिकल टाइम सीरीज फोरकास्टिंग। इन स्टोकेस्टिक एंड स्टटिस्टिकल मेथड्स, इन हाइड्रोलोजी एंड एनवायरनमेंटल इंजीनीयरिंग, वॉल 3, 229–242

न्यूरल नेटवर्क्स, (2003)। न्यूरल नेटवर्क्स प्रोफेसनल वर्शन 2.0, सीपीसी एक्स सॉफ्टवेर, कॉपीराइटः) 1997–2003।

रुमेलहार्ट, दे, ई, हिनतों, जी ई व विलियम्स, आर जे (1986)। लर्निंग रिप्रेजेंटेशन बाइ बॅक प्रोपोगेटिग एरर्स। नेचर, 323(9) 633–536 ।

रोसेन्ब्लात्त, एफ़ (1961)। प्रिंसिपल्स ऑफ न्यूरोद्यनामिक्सः परसेपत्रोन्स एंड द थियरि ऑफ ब्रेन मे। स्पारतन मेकेनिज्म। स्पर्टान, न्यू यॉर्क ।

स्चीजस, सी एन, पत्तिचिस , सी एस, व मिचलीडेस, एस सी (1994)। फोरकास्टिंग मिनिमम टेंपरेचर विथ शॉर्ट टाइम लेंथ डाटा उजिंग आर्टिफ़िशियल न्यूरल नेटवर्कस। न्यूरल नेटवर्क वर्ड, 4(2), 219–230 ।

स्विंगलर, के (1966)। अपलाइंग न्यूरल नेटवर्कस– ए प्रैक्टिकल गाइड, आकडेमिक प्रैस सजक, लंदन।

विदरो, बी व होफ़्फ़, एम (1960)। अदप्टिंग स्वीचिंग सरकिट्स। इन वेस्टर्न एलेत्रज्र्कि शो एंड कन्वेन्शन रेकॉड्र्स, आईईई, 96–104 ।

विंडसर, सी जी व हारकर, ए एच (1990)। मल्टी - वेरिएट फिनेंशियल इंडेक्स प्रेडिकसन-ए न्यूरल नेटवर्क स्टडि। इन इंटेरनेसनाल न्यूरल नेटवर्क कोन्फ्रेंस, वॉल 1, क्लूवर, अकेड. नोर्वेल्ल, मास।

वेमुरी, वी आर (1992)। आर्टिफ़िशियल न्यूरल नेटवर्कस(कोलन) कोसेप्ट्स एंड कंट्रोल एप्लीकेशन्स। आईईई कंप्यूटर सोसाइटी प्रेस, कैलिफोर्निया।

यज्ञनरायना, बी (1999)। आर्टिफ़िशियल न्यूरल नेटवर्कस(कोलन) प्रेंटिस हाल ऑफ इण्डिया पीवीटी एलटीडी।, न्यू दिल्ली।