

ANFIS 접근방식에 의한 미래 트렌드 충격 분석

김용길* · 문경일** · 최세일***

Future Trend Impact Analysis Based on Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

Yong-Gil Kim* · Kyung-Il Moon** · Se-Il Choi***

요약

TIA(Trend Impact Analysis)는 발생될 가능성이 있는 미래의 예기치 못한 사건들을 식별하고 분석하기 위한 고급 예측 도구에 속한다. 적응적인 뉴로-퍼지 추론 시스템은 인공신경망의 일종으로 신경망과 퍼지 로직 원리를 모두 통합하고 보편적 추정되는 것으로 간주한다. 본 논문에서는 적응적인 뉴로-퍼지 추론 시스템을 사용하여 예기치 못한 사건에 관한 심각성의 정도를 추론하고 이를 시간의 함수로서 도입하여 예기치 못한 사건들의 출현 확률에 관해 보다 타당한 추정치를 얻는데 있다. 이러한 접근방식에 대한 배후 개념은 예기치 못한 사건이 갑자기 출현되는 것이 아니라 관련 사건이 가지고 있는 속성 값에 대한 건드림 혹은 변화가 기존 속성 값의 한계를 벗어나 마치 새로운 사건인 것처럼 등장할 수 있음을 전제로 하고 있다. ANFIS 접근 방식은 이러한 사건을 식별해서 예기치 못한 사건의 심각성의 정도를 추론하는데 매우 적절한 방식이라 할 수 있다. 속성들의 변화 값들은 확률적인 동적 모델 및 Monte-Carlo 방법을 사용하여 얻을 수 있다. 제안된 모델에 관한 타당성은 강 유역의 예상치 못한 가뭄에 따른 충격 추세 곡선을 기존 연구 결과와의 비교를 통해 나타낸다.

ABSTRACT

Trend Impact Analysis(TIA) is an advanced forecasting tool used in futures studies for identifying, understanding and analyzing the consequences of unprecedented events on future trends. An adaptive neuro-fuzzy inference system is a kind of artificial neural network that integrates both neural networks and fuzzy logic principles. It is considered to be a universal estimator. In this paper, we propose an advanced mechanism to generate more justifiable estimates to the probability of occurrence of an unprecedented event as a function of time with different degrees of severity using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System(ANFIS). The key idea of the paper is to enhance the generic process of reasoning with fuzzy logic and neural network by adding the additional step of attributes simulation, as unprecedented events do not occur all of a sudden but rather their occurrence is affected by change in the values of a set of attributes. An ANFIS approach is used to identify the occurrence and severity of an event, depending on the values of its trigger attributes. The trigger attributes can be calculated by a stochastic dynamic model; then different scenarios are generated using Monte-Carlo simulation. To compare the proposed method, a simple simulation is provided concerning the impact of river basin drought on the annual flow of water into a lake.

키워드

Trend Impact Analysis, Fuzzy Logic, ANFIS, Lorenz Model
추세 충격 분석, 퍼지 논리, ANFIS, 로렌즈 모델

* 조선이공대학교 컴퓨터보안과 교수(ygkim@cst.ac.kr)

** 교신저자(corresponding author) : 호남대학교 컴퓨터공학과 교수(kimoon@honam.ac.kr)

*** 호남대학교 컴퓨터공학과 교수(sichoi@honam.ac.kr)

접수일자 : 2015. 03. 12

심사(수정)일자 : 2015. 04. 13

게재확정일자 : 2015. 04. 23

1. 서론

TIA(Trend Impact Analysis)는 미래 예측과 관련하여 양적인 접근방식과 질적인 접근방식이 결합된 하나의 미래 연구 방법이라 할 수 있다. TIA 접근방식은 예기치 못한 미래의 사건들이 기본적인 추세를 방해함으로써 비롯되는 효과를 측정하는데 사용된다. TIA 개념을 처음으로 제시한 Gordon은 예기치 못한 미래 사건들에 대해 전문가의 통찰력이 현재의 시계열 데이터를 변경시켜 외삽(extrapolation)을 통해 미래를 예측할 수 있도록 하는 하나의 간단한 접근방식으로 TIA를 정의하고 있다[1]. 즉, 과거에서 현재에 이르는 시계열의 계량적인 데이터를 예기치 못한 미래 사건에 대한 정성적인 판단을 근거로 변경시킬 수 있도록 하는 것이다. TIA 접근방식은 기술적, 정치적, 사회적 혹은 가치 지향적인 불투명한 미래 사건들에 대해 시스템적인 처방을 허용한다.

TIA 모델링과 관련하여 Agami 등은 사건 출현치의 심각한 정도에 따라 예기치 못한 미래 사건의 출현치를 설명할 수 있는 하나의 확률론적인 접근방식을 시도하였다[2-3]. 그들의 접근방식은 3가지 수준의 충격 및 확률 쌍을 제공하여, 심각한 정도를 low, medium 및 high로 추론하는 일종의 정성적인 접근이라 할 수 있다. 전문가의 판단은 시간과 고려중인 추세에 관한 충격의 기대치 함수로서 하나의 사건에 대한 확률을 바탕으로 한다. 고려되는 사건은 선례를 참조하여 보여줄 수 있고, 잠재적으로 강력한 충격을 일으킬 수 있는 타당한 것들이어야 한다[4]. 이러한 사건들의 리스트는 전문가들 간에 비공식적인 합의, 문헌 연구 또는 Delphi 연구에서 찾아볼 수 있다[5]. 문제는 이러한 확률적인 접근방식의 문제점은 사건들의 독립성, 사건들의 출현치 확률의 불확실성에 있다.

최근 Agami 등은 이러한 확률론적인 접근방식의 단점을 극복하기 위해 퍼지 논리에 의해 예기치 못한 사건의 심각성을 추론하는 방식을 제안하였다. 퍼지 논리에 의해 추론된 사건의 심각한 정도를 갖는 시간의 함수로서 예기치 못한 사건의 출현 확률을 추정하는 보다 바람직한 TIA 모델링 방식이라 할 수 있다[6]. 본 연구에서는 Agami 등에 의한 퍼지 논리에 의한 TIA 모델을 보다 견고하게 나타낼 수 있는 하나의 적응적 퍼지 시스템이라 할 수 있는 ANFIS 접근방식을 제안

한다. 제안의 핵심은 예기치 못한 사건이 갑자기 출현하는 것이 아니라 기본 사건의 속성 값들에 대한 건드림 혹은 어떠한 변화가 속성이 갖는 임계값에 도달함으로써 기본 모델에서의 이탈이 발생함을 전제로 하고 있다. 이러한 전제를 바탕으로 했을 때 속성 값들이 질서를 찾아가는 하나의 적응적 학습과정이 현실세계의 기본적인 메커니즘이라는 점에서 불확실한 속성 값들의 퍼지 논리에 의한 접근, 관련 인자들의 적응을 위한 신경망 학습 방식을 도입한다. 제안된 모델의 비교 실험을 위해 Agami 등에 의한 데이터를 활용하고, 보다 바람직한 성질을 가짐을 보이도록 한다.

II. TIA 기본 틀과 관련 모델

TIA 개념을 처음으로 소개한 Gordon은 TIA 분석의 주요 단계를 크게 두 가지로 나누고 있다. 첫 번째 단계는 예기치 못한 미래의 사건들이 발생하지 않는다는 전제 하에서 시계열 데이터를 잘 적합 시키는 하나의 곡선을 찾는 것이다. 두 번째 단계는 현재 시계열을 통한 미래 예측에 저해가 되는 발생 가능한 미래의 사건들의 집합을 식별하는 전문 지식의 사용이다. 이러한 사건에 대해 전문가는 시간과 충격의 기대치 함수로서 출현 확률을 추정한다. 충격이 큰 사건은 양 또는 음의 방향으로 비교적 멀리 파장이 지속될 것으로 예측된다 [1]. Monte-Carlo 시뮬레이션을 행하는 경우에 TIA 알고리즘은 미래 가능한 시나리오에 관한 하나의 틀을 생성하기 위해 기본 경우의 시나리오 결과와 충격에 의한 사건 확률을 결합시킨다. TIA 접근방식의 기본 프레임워크는 그림 1과 같이 나타낼 수 있다.

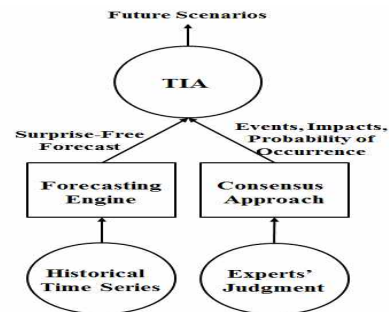


그림 1. TIA의 기본 프레임워크
Fig. 1 Basic framework of the TIA

이러한 기본 프레임워크를 바탕으로 대부분의 TIA 과정은 입력으로서 예기치 못한 사건의 출현 확률을 전문가 판단으로 제공하는 것을 핵심으로 하고 있다. 일부 독립 변인들의 값이 주어졌을 때 사건의 출현치 확률을 구하기 위해 로지스틱 회귀[7], 의사결정 트리[8], 베이저안 분류 방식[9] 등이 적용될 수 있다. 그렇지만, 이러한 접근방식들은 모델 인자 추정 및 적합을 위해 과거 데이터를 필요로 하기 때문에 예기치 못한 사건들을 취급하는 데에는 부적절하다. 보다 타당한 연구로서 Agami 등에 의한 것을 들 수 있는데, 그들의 연구는 사건 출현치의 심각한 정도에 따라 예기치 못한 미래 사건의 출현치를 설명할 수 있는 하나의 정성적인 TIA 접근방식이다[2], [10]. 그들의 접근방식은 3가지 수준의 충격 및 확률 쌍을 제공하고 있는데, 심각한 정도를 ‘낮음’, ‘보통’ 및 ‘높음’으로 구분하는 일종의 정성적인 접근으로 기본 과정은 다음과 같이 요약될 수 있다.

- 1) 심각성(D)의 정도를 나타내는 난수를 생성한다.
- 2) 사건과 그것의 가능 정도가 알려져 있는 경우에 대응되는 사건 충격 인자들을 최대 충격, 점진적 충격, 최대 충격 시점, 점진적 충격 시점으로 구분한다. 이에 관한 작업은 연관 행렬의 색인화 작업을 통해 행해진다.
- 3) 사건이 발생될 시점과 관련하여 해당 년도(Y)의 월(M)을 생성한다. 단, 주어진 년도에 하나의 사건만이 일어나는 것으로 가정한다.
- 4) 추정된 사건 충격 인자를 사용하여 비율 변화 벡터를 계산한다.
- 5) 시나리오 행렬의 현재 시나리오에 해당되는 열 ‘S’를 갱신한다.

이러한 접근방식은 Agami 등에 의한 퍼지 논리의 적용 혹은 신경망을 통한 동적 예측 방식으로 예측 과정을 개선시킬 수 있다[11]. TIA 접근과 관련하여 주어진 모델의 개선도 중요하지만, TIA 접근방식에 있어서 또 다른 시야도 요구된다고 할 수 있다. 복잡성 과학의 관점에서 보았을 때, 예기치 못한 사건은 갑자기 출현하는 것이 아니라 기본 사건들이 가지고 있는 속성이 어떠한 건드림 혹은 초기 값의 변화로 인해 새로운 현상처럼 보이지만, 환경에의 적응을 통해 제자리로 회귀하게 됨을 관측할 수 있다. 어떠한 변화가 사건이 갖는 기본 속성의 임계값에 도달함으

로써 기본 모델에서의 이탈이 발생함을 전제로 할 필요가 있다. 이러한 전제를 바탕으로 했을 때 속성 값들이 질서를 찾아가는 하나의 적응적 학습과정이 현실세계의 기본적인 과정이라는 점에서 불확실한 속성 값들의 퍼지 논리에 의한 접근, 관련 인자들의 적응을 위한 신경망 학습 방식을 고려할 필요가 있다. 이에 다음 장에서는 신경망과 퍼지 논리가 결합된 ANFIS 접근방식을 통해 단순히 사건의 심각한 정도를 시간의 함수로 설정하는 퍼지논리에 의한 접근과 함수 모수를 신경망 학습으로 최적화시키는 보다 타당한 추정치 생성을 위한 TIA 모델링 방식을 제안한다.

III. ANFIS 접근에 의한 TIA 알고리즘

보편적으로 예기치 못한 사건들의 리스트를 식별하는 방식으로 TIA 과정은 시작된다. 이러한 사건들에 관한 관련 속성들을 식별하고, 각 속성에 관해 대응하는 특징들에 대한 퍼지 값들의 범위를 설정한다. 그런 다음에 미래 시점에서 사건의 심각한 정도를 결정하기 위한 각 시점에 적응적인 신경망 학습을 진행할 수 있다. 속성 값들의 식별은 하나의 확률적인 동적 모델을 사용한다. 속성 값들에 관한 퍼지 집합 형태는 전문가의 판단 또는 그간 문헌에서 취급된 어떠한 임계값을 바탕으로 결정할 수 있다. 표 1은 TIA를 위한 기본 입력을 나타낸다. TIA 출력은 하나의 시나리오 행렬로 초기 각 열은 기본 예측 벡터(즉, 충격 무관 시나리오로 계량적인 예측 방법으로 생성)로 채워진다.

표 1. 입력 유형 및 차원
Table 1. Input type and level

Input	Type	Level
Number of Scenario	Scalar	-
Number of Time(Years)	Scalar	-
Number of events	Scalar	-
Basic prediction vector	Vector	-
Maximum Impact Matrix	Matrix	(Number of events) \times 3
Normal state impact matrix	Matrix	(Number of events) \times 3
Time to reach the maximum impact	Matrix	(Number of events) \times 3
Time to reach the normal state impact	Matrix	(Number of events) \times 3

m 개의 속성(x_1, x_2, \dots, x_m)과 하나의 출력 f 를 갖는 Takagi-Sugeno 퍼지 시스템을 가정하자. 속성 i 가 갖는 속성들이 갖는 퍼지 소속 함수를 $A_{ij}, j=1, \dots, n$ 라 할 때, 규칙 베이스는 식 (1)과 같고, 대응되는 ANFIS 구조는 그림 2와 같이 나타낼 수 있다.

R_k : if x_1 is A_{j1} and x_2 is A_{j2} and ... and x_m is A_{jm} then

$$t_k = p_{k1}x_1 + p_{k2}x_2 + \dots + p_{km}x_m + c_k \quad (1)$$

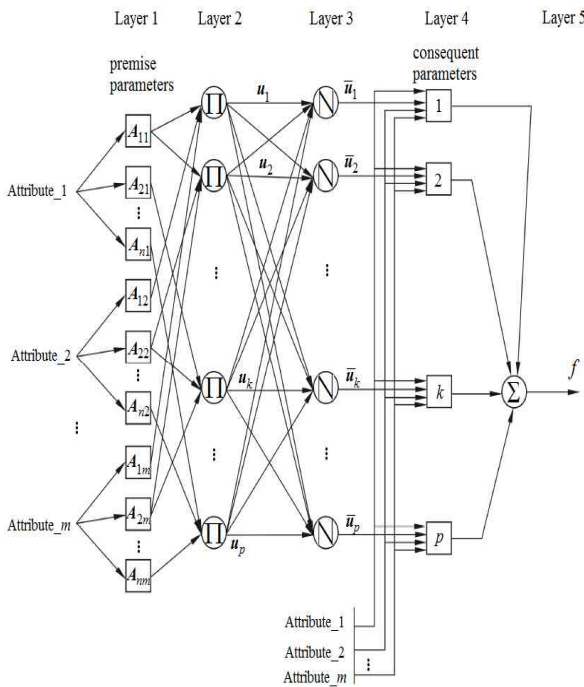


그림 2. m-input ANFIS (p개 규칙)
Fig. 2 m-input ANFIS(p'S rules)

그림 2의 계층 1에 관한 출력은 입력되는 속성 (Attribute)의 퍼지 소속 정도이다. 종 모양의 소속 함수를 사용할 경우에 소속 정도는 식 (2)와 같다.

$$\mu_{A_{ij}}(x_j) = \left[1 + \left(\frac{x_j - a_{ij}}{c_{ij}} \right)^{2b_{ij}} \right]^{-1} \quad (2)$$

$i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, m$

여기서 a_{ij}, b_{ij} 및 c_{ij} 은 소속 함수에 관한 인자들을 나타낸다. 계층 2의 모든 마디는 고정된 마디로 마디의 출력은 식 (3)과 같이 나타낼 수 있다.

$$u_k = \prod_{j=1}^m \mu_{A_{ij}}(x_j) \quad (3)$$

여기서 Π 는 T -norm을 나타낸다. 계층 3에서 N의 라벨을 갖는 각 고정된 마디의 출력은 식 (4)와 같다.

$$\bar{u}_i = u_i / \sum_{i=1}^p u_i \quad (4)$$

계층 4의 출력과 계층 5의 출력은 각각 식 (5)와 식 (6)과 같다.

$$\bar{u}_i t_i = \bar{u}_i \left(\sum_{j=1}^m p_{ij} x_j + c_i \right) \quad (5)$$

$$f = \sum_{i=1}^p \bar{u}_i t_i = \sum_{i=1}^p u_i \left(\sum_{j=1}^m p_{ij} x_j + c_i \right) / \sum_{i=1}^p u_i \quad (6)$$

이러한 ANFIS 구조에 관해 인자들의 갱신을 위해 혼합 학습 알고리즘이 적용될 수 있고, 조건부 인자 a_{ij}, b_{ij} 및 c_{ij} 의 조정은 구배 감소 방법을 적용하며, 결론부 인자들의 갱신은 최소제곱법을 적용할 수 있다. 다음은 이러한 ANFIS 모듈을 사용한 TIA 알고리즘 단계이다.

- 1) 사건이 발생되는 달(Month)을 무작위로 생성함[1].
- 2) 확률적 모델의 seed를 무작위로 생성함(확률적 인 동적 모델을 사용하는 경우에 상이한 난수들을 매번 생성하기 위한 시드가 필요함).
- 3) 특정 년도의 사건 발생 달에서의 속성 값 결정을 위해 확률적 동적 모델을 수행시킴.
- 4) 제안된 ANFIS 모듈을 사용하여 사건의 심각한 정도를 결정함.
- 5) 관련 행렬의 색인화를 통해 대응되는 사건 충격 인자들을 식별함(최대 충격, 정상상태 충격, 최대 충격에 이르기까지의 시간, 정상상태 충격에 이르는데 걸리는 시간).
- 6) 충격 변화의 비율 벡터를 계산함[1].
- 7) 시나리오 행렬에서 현재 시나리오에 대응하는 열을 갱신함.

IV. 모의 시험

본 연구에서 제안된 모델의 타당성을 검토하기 위해 Agami 등에 의해 제안된 단순 퍼지논리에 의한 TIA 분석 데이터를 적용하기로 한다[6], [12]. 그들의 연구는 ‘강 유역의 가뭄’(예기치 못한 사건)이 어떤 호수에 매년 유입되는 수량에 어떠한 영향을 미치는지에 관한 것으로 100,000개의 시나리오를 생성하여 2010년부터 2025년까지 15년간에 걸친 모의실험을 행하였다. 그들이 적용한 강수량 시나리오 관련 확률적 동적 모델은 기후 예측과 관련한 Lorenz 모델로 초기 조건에의 민감성이 높은 나비 효과를 나타내는 것이다[13]. 사건의 출현 확률은 평균 온도와 평균 습도의 두 속성 값 변화에 영향을 받는 것으로 가정하고 있다. 추정에 의하면, 사건 충격이 가장 클 경우에 평균 -0.1875 , 보통일 경우 -0.095 , 적을 경우에는 -0.0725 의 부정적 효과가 기본 예측 벡터에 있는 것으로 계산되었고, 정상상태의 충격은 높을 경우에 -0.1 , 보통일 경우에 -0.05 , 적을 경우에 -0.0375 로 계산되었다. 여기에서 음수는 부정적인 정도의 비율이다. 충격에 이르는 기간은 충격이 클 경우에 2년, 보통일 경우에 4년, 적을 경우에는 6년으로 추정하고 있다. 정상상태에 이르는 기간의 추정은 충격이 클 경우에는 6년, 보통일 경우 10년, 적을 경우 12년으로 계산되었다.

사건의 심각한 정도를 추론하기 위해 Agami 등은 전문가 견해를 바탕으로 하는 다음과 같은 4개의 퍼지 규칙들을 사용하였는데, 그림 3은 이에 따른 사건의 심각성 정도의 곡면이다. 평균 습도 25를 기준으로 평균 온도가 30도를 넘어서는 경우에 사건의 심각성이 커지고 있음을 알 수 있다. 그림 4는 본 연구에서 제안된 ANFIS 접근방식에 의한 추론 곡면으로 사건의 심각성이 Agami 등에 의한 퍼지 접근에 비해 온도에 따라 보다 세분화되고 있음을 알 수 있다.

- 1) IF average temperature is low and average humidity is dry THEN severity is low.
- 2) IF average temperature is medium and average humidity is dry THEN severity is medium.
- 3) IF average humidity is wet THEN severity is NON.
- 4) IF average temperature is high and average humidity is dry THEN severity is high.

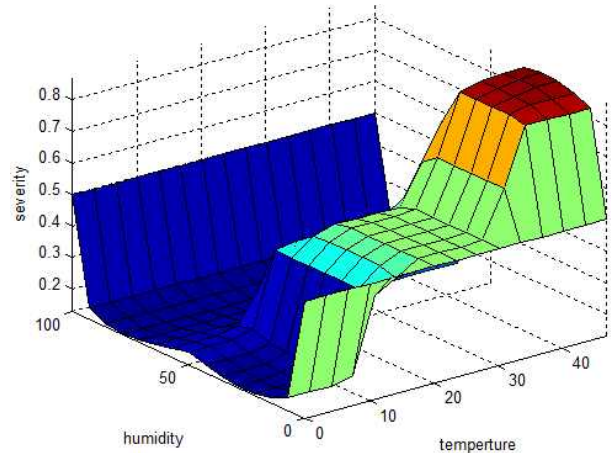


그림 3. 퍼지 추론에 의한 사건의 심각성 추론 곡면
Fig. 3 Seriousness reasoning curved surface of the incident by the fuzzy reasoning

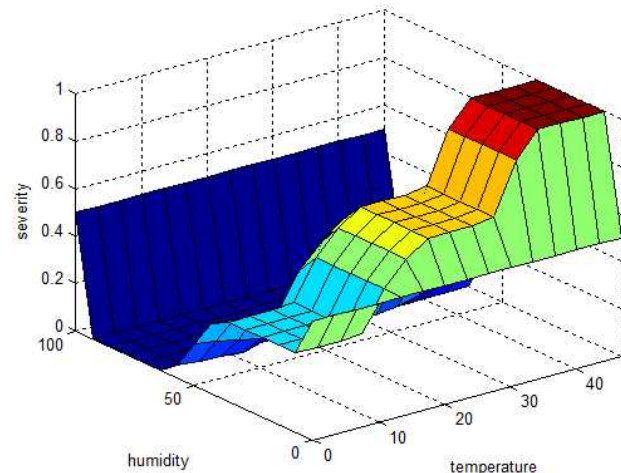


그림 4. 제안된 ANFIS 접근에 의한 추론 곡면
Fig. 4 The reasoning curved surface by the proposed ANFIS approach

그림 5는 Agami 등에 의한 퍼지 추론 방식과 본 연구에서 제안된 ANFIS 방식에 의한 심각도 추론을 통해 예기치 못한 사건의 출현으로 인한 기본 예측 벡터(하늘색 선)로부터의 이탈을 나타낸 것이다. 본 연구에서는 Lorenz 모델에 의한 10,000개의 강수량 시나리오를 사용하였고, 이를 모두 나타낼 수 없기 때문에 백분위수 추정에 의해 90%(5.1억 m^3)에 이르는 것을 최선의 경우로, 50%(4.85억 m^3)에 이르는 것을 보통의 경우로, 10%(4.7억 m^3)에 이르는 시나리오를 최악의 경우로 하여 기본 예측(5.25억 m^3)에서의 이탈을 나타냈다. 그림 5에서 점선은 퍼지 추론에 의한 것이고,

직선은 제안된 ANFIS 접근 방식에 의한 것이다. 현재 시점인 40개월째에서 미래 시나리오를 적용한 경우에 빨간색의 선은 최악의 가뭄 사태에 따른 충격 관련 선 및 점들을 나타낸다. Agami 등에 의한 퍼지 추론 결과는 46개월째에 최대 충격 경향을 보이다가 점차 회복되지만, 지속적인 가뭄이 이어질 경우에 51개월째에는 다시 최대 충격이 나타나는 방식으로 주기적인 현상이 반복된다고 할 수 있다. ANFIS 접근의 경우에는 44개월째에 최대 충격을 보이다가 점차 회복되는 경향을 보이거나 지속적인 가뭄이 일어날 경우에 55개월째부터 다시 충격이 커지기 시작하여 59개월째에 최대 충격이 발생하는 현상을 나타낸다. 그렇지만, 충격의 정도는 반감되는 것으로 분석되고 있다. 최소의 가뭄이 일어날 경우에는 두 접근방식 모두 기본 예측 벡터 선에 접근되어 충격의 차이가 없는 것으로 나타났다. 그렇지만, 보통의 가뭄이 지속되는 경우에 ANFIS 접근에 의하면, 56개월째부터 충격이 나타나기 시작하여 60개월째에 최대 충격이 발생하는 것으로 예측되고 있다. 본 연구의 비교 실험 결과에 따르면, 퍼지논리에 의한 심각성 추론은 최악의 경우에만 아주 민감하게 반응하고, 충격과 회복의 주기적인 성질이 반복된다. 이에 반하여 ANFIS 접근은 퍼지논리의 접근 방식보다 자세한 충격 효과를 나타내기 때문에 보다 현실적이라 할 수 있다.

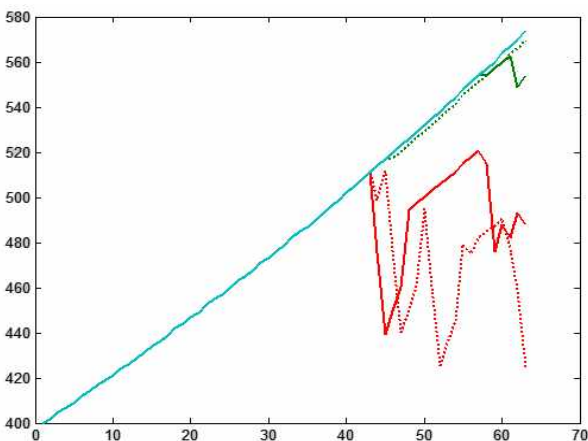


그림 5. 접근 방식에 의한 충격 비교

Fig. 5 Comparison of the impact of approach method

V. 결 론

TIA는 예기치 못한 미래 사건들로 인해 발생할 수 있는 미래 충격을 식별하고 분석하기 위한 하나의 예측 도구라 할 수 있다. 대부분의 경우에 예기치 못한 사건들은 어떠한 징후 혹은 조짐이 없을 경우에는 발생되지 않는다. 그렇지만, 현재 시점에서 어떠한 징후가 나타나기 시작하면 이에 따른 미래 충격에 대비할 필요가 있다. 이러한 과정에서 예기치 못한 사건의 출현 확률을 직접 추정하는 것은 바람직하지 않고 미래 충격에 관련된 속성들을 간접적으로 추정하는 것이 바람직하다. 구체적으로 기존 예측 벡터에 불확실한 속성 값들을 정량화시켜 추세 곡선을 조정하는 접근 방식이 필요하다. 이와 관련하여 퍼지 논리에 의한 TIA 접근방식은 부정확한 속성 값들을 정량화시킬 수 있다는 점에서 매우 바람직한 접근방식이라 할 수 있다. 본 연구에서는 관련 속성 값들의 사영된 함수로서 사건 출현 확률에 관한 보다 적응성이 있는 추정치를 생성하기 위해 ANFIS 접근방식을 도입하여 단순 퍼지 논리에 TIA 분석 방법을 개선하였다. 모의실험 결과 ANFIS 접근 방식이 미래 충격 예측에 보다 적응성을 갖는다는 것을 확인하였다

References

- [1] T. Gordon, *Trend Impact Analysis*. "Futures Research Methodology V2," CD ROM, In *Proc. the Millennium Project*, American Council for the United Nations University, 2003.
- [2] N. Agami, A. Omran, M. Saleh, and H. El-Shishiny, "An enhanced approach for trend impact analysis," *J. Technological Forecasting and Social Change*, vol. 75, no. 9, Nov. 2008, pp. 1439 - 1450.
- [3] D. Suh and C. Park, "A Novel Method of Basic Probability Assignment Calculation with Signal Variation Rate," *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 8, no. 3, 2013, pp. 465-470.
- [4] L. Firminger, "Trend Analysis : Methods

and Problems," *Strategic Planning Services*. Swinburne University of Technology, TAFE Division, Mar. 2003.

- [5] T. Gordon, *The Delphi method "Futures Research Methodology V2,"* CD ROM, In *Proc. the Millennium Project*, American Council for the United Nations University, 2003.
- [6] N. Agami, M. Saleh, and H. El-Shishiny, "A Fuzzy Logic based Trend Impact Analysis method," *J. Technological Forecasting and Social Change*, vol. 77, no. 7, Sept. 2010, pp. 1051 - 1060.
- [7] J. Hilbe, *Logistic Regression Models*. Boca Raton : Chapman & Hall, 2009.
- [8] L. Rokach and O. Maimon, *Data Mining with Decision Tree : Theory and Applications (Series - Machine Perception and Artificial Intelligence)*. Singapore : World Scientific Publishing Company, 2008.
- [9] J. Berger, *Statistical Decision Theory and Bayesian Analysis*. New York : Springer-Verlag, 1985.
- [10] I. Hwang, "Comparison of confidence intervals for testing probabilities of a system," *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 5, no. 5, 2010. pp. 435-443.
- [11] N. Agami, A. Atiya, M. Saleh, and H. El-Shishiny, "A neural network based dynamic forecasting model for Trend Impact Analysis," *J. Technological Forecasting and Social Change*, vol. 76, no. 7, Sept. 2009, pp. 952 - 962.
- [12] H. Seog and W. Yim, "A Compensation for Distortion of Stereo-scopic Camera Image Using Neuro-Fuzzy Inference System," *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 5, no. 3, 2010, pp. 263-268.
- [13] E. Lorenz, Nonlinearity, *Weather Prediction and Climate Deduction*. Oxford : Massachusetts Institute of Technology, Department of Meteorology - Statistical Forecasting Project, 1966.

저자 소개



김용길(Yong-Gil Kim)

1990년 호남대학교 전산통계학과 졸업(이학사)

1992년 광주대학교 대학원 컴퓨터학과 졸업(공학석사)

2014년~현재 조선이공대학교 컴퓨터보안과 조교수

※ 관심분야 : 네트워크, 통신시스템, 정보보호



문경일(Kyung-il Moon)

1982년 서울대학교 계산통계학과 졸업(이학사)

19880년 서울대학교 대학원 계산통계학과 졸업(이학석사)

1991년 서울대학교 대학원 계산통계학과 졸업(이학박사)

1987년~현재 호남대학교 컴퓨터공학과 교수

※ 관심분야 : 지능 시스템, 복잡성 과학



최세일(Se-ill Choi)

1984년 한양대학교 전자공학과 졸업(공학사)

1989년 플로리다공과대학교 대학원 전산학과 졸업(공학석사)

2002년 모나쉬대학교 대학원 전산학과 졸업(공학박사)

1993년~현재 호남대학교 컴퓨터공학과 교수

※ 관심분야 : 소프트웨어공학, 데이터베이스, 전자상거래