

기후변화의 수문영향분석 연구를 위한 스케일상세화 최신 연구동향



강 부 식 ▶▶▶
 단국대학교 토목환경공학과 부교수
 bskang@dankook.ac.kr



문 수 진 ▶▶▶
 단국대학교 토목환경공학과 박사과정
 sujin4729@dankook.ac.kr

1. 머릿말

기후변화연구에서 스케일상세화(downscaling)란 상대적으로 거친 GCM(Global Climate Model) 격자스케일의 수문값으로부터 고해상도의 기후 또는 기후변화정보를 획득하는 기법을 의미하며, 스케일상세

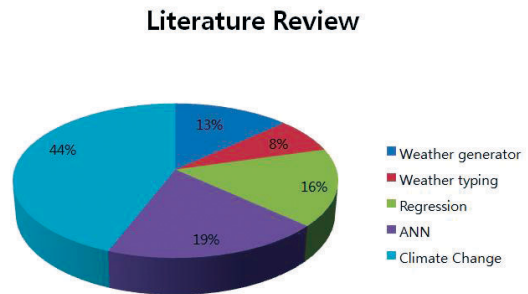


Fig. 1. 스케일상세화 기법의 분류 및 적용빈도 조사 결과
 화가 의미를 가지기 위해서는 몇 가지 전제조건이 형성되어야 한다.

첫째는 평가모형(impact model)이 GCM모형의 스케일에 비하여 현격히 상세한 스케일의 정보를 요구하는 상황이어야 하며, 둘째는 반복계산에 유리하도록 상세화모형의 계산부하가 작아야 한다. 마지막으로 원스케일(original scale)과 목표스케일(target scale)을 감안하여 최적의 기법을 선택해야 한다.

통계적 상세화기법과 역학적 상세화기법의 장단점

Table 1. Comparison of downscaling methodology (Wilby, 1998)

	통계적 상세화기법	역학적 상세화기법
장점	<ul style="list-style-type: none"> - GCM스케일의 결과값으로부터 관측소 스케일의 기후정보생산이 가능 - 저비용, 낮은 계산부하, 전송이 용이 - 시나리오 앙상을 생산을 통해 리스크/불확실성분석이 가능 	<ul style="list-style-type: none"> - GCM스케일의 결과값으로부터 10~50km 해상도의 기후정보생산이 가능 - 서로 다른 외부강제력에 대하여 물리적으로 일관성있는 반응을 생산 - 산지효과와 같은 물리적요소에 대한 대기과정을 현실적으로 모의가능
단점	<ul style="list-style-type: none"> - GCM경계조건에 지나치게 의존적 - 도메인크기와 위치의 선택이 결과에 영향을 미침 - 모형검증을 위하여 고품질 자료가 요구됨 - 비정상적(non-stationary) 경험식이 사용됨 - 예측인자(predictor)의 선택이 결과에 영향을 미침 	<ul style="list-style-type: none"> - GCM경계조건에 지나치게 의존적임 - 도메인크기와 위치의 선택이 결과에 영향을 미침 - 고성능 연산장비가 요구됨 - 앙상블모의자료 생산이 곤란 - 초기조건이 결과에 영향을 미침

에 대한 비교는 Table 1에 정리되어 있다. 통계적 상세화기법의 장점은 계산부하가 작고 모델 앙상블 전망을 통하여 예측의 불확실성까지도 전망할 수 있다는 것이다. 본 연구에서는 통계적 상세화기법의 기법과 관련된 문헌조사 및 최근 연구성과에 대하여 집중적으로 조사하고 분석하고자 하였다. 통계적 상세화기법과 인공신경망(Artificial Neural Network)기법에 대한 연구논문 및 보고서에 대하여 조사하였으며, 통계적 상세화기법은 Weather generator 기법, Weather typing, Regression법에 대하여 조사·분석하였다(Fig. 1 참조).

2. 국외 연구 동향

초기의 상세화기법은 지역규모의 대기예측변수(해수면기압, 기온, 와도 등)를 기온이나 강우 등에 대한 관측밀도 스케일로 내삽하는데 사용되었다(Kim et al. 1984, Klein 1985, Wigley et al. 1990, Epstein and Ramirez 1993, 1994). 대부분 그들은 월평균이나 면적평균($10^5 \sim 10^6 \text{ km}^2$)값을 예측변수로 사용하였으나, Epstein and Ramirez(1993, 1994)는 일자료값을 사용하기도 하였다(Table 3 참조). 상세화기법은 크게 2가지의 범주로 구분되는데, 첫 번째로 역학적 상세화기법은 물리적 과정을 바탕으로 한 등지격자 기반의 대기모의모형이다. 두 번째로 통

계적 상세화기법이며, 대표적인 기법으로 Weather typing, Weather generator, Regression모형 등이 있고 각 기법의 장단점은 Table 2에 정리되어 있다. Weather typing기법은 아나로그법, 합성법, 퍼지분류법, 자기조직도등의 기법을 포함하고 있으며, 주로 극치사상해석을 위해 적용되고 있다. Weather generator기법은 마코프연쇄모형과 같은 추계학적 모형이 해당되며, 불확실성분석이나 극치분석을 위한 앙상블 생성에 유리한 모형이다. Regression기법은 인공신경망, 주성분상관분석모형 등이 대표적이고 이해하기 쉬운 직관적모형이며 기 개발된 패키지들이 가용하다는 장점이 있다.

3. 국내연구동향

국내에서의 상세화연구는 최근에서야 주목을 받고 있다. 김맹기(2005)는 NCEP/NCAR재분석자료를 이용하여 동아시아 몬순영역에 대한 월평균자료를 이용하여 1954~2000년 기간에 대하여 통계적 상세화모형을 수립하고 검증하였다. 신진호 등(2009)은 경험적 직교함수를 이용하여 ECHO-G/S에 의하여 모의된 기온자료에 대한 상세화를 수행하였다. 강우전망에 주목하는 수공학분야에서의 최근 상세화연구성과로 권현한과 김병식(2009)이 비정상성 마코프연쇄모형을 이용하였는데, 천이확률과 확률분포 모수를

Table 2. Classification of statistical downscaling (Wilby, 2004)

기법	통계적 상세화기법	역학적 상세화기법
Weather typing (아나로그법, 합성법, 퍼지분류법, 자기조직도, 몬테칼로법)	- 지표면기후에 대하여 물리적으로 해석가능한 결과를 생산 - 융통성 (지표면기후, 대기질, 홍수, 세굴 등에 적용) - 극치사상해석을 위해 합성	- 기상분류를 위한 추가작업이 요구됨 - 순환기반기법(circulation-based scheme)이 미래기후강제력에 민감하게 반응하지 않을 수 있음 - 지표면기후에 있어서 내부형태 변동성이 구현되지 않을 수 있음
Weather generator (마코프연쇄모형, 추계학모형, 우기법, 후우도착시간, 혼합모델링)	- 불확실성분석이나 극치분석을 위한 앙상블생성이 가능 - 지형태정보를 이용한 모형 매개변수의 공간내삽 - 일단위이하의 정보생성이 가능	- 미래기후에 대한 매개변수의 임의적 보정 - 강수매개변수변화에 대한 2차 변수들의 불필요한 영향
Regression 법 (선형보간, 뉴럴넷, 주성분상관분석, 크리깅)	- 상대적으로 직관적 접근 - 가용한 예측인자 전체를 사용 할 수 있음 - 기 개발된 소프트웨어 도구사용 가능	- 관측된 분산정보에 대한 재현이 미흡 - 자료의 선형성 및 정규성을 가정 - 극치사상의 재현이 미흡

외부인자와 연동하여 비정상성을 구현하였다(Table 4 참조).

4. 향후연구방향

검토한 통계적 상세화모형들의 장단점들을 검토하


여 각 기법들의 장점들을 구현하여 단점을 보완할 수 있는 새로운 모형의 기본틀을 제시하고자 한다. 대규모 격자에서의 ANN모형의 적합능력을 이용하여 추계학적 Random cascade모형의 입력자료 신뢰도를 개선시키고, Random cascade모형의 약점이라 할 수 있는 Blocky image를 제거하기 위한 필터링기법을 제시하고자 한다. 

Table 3. 기후변화의 수문영향분석 연구를 위한 스케일상세화의 최근 연구동향 - 국외 연구동향

문헌 번호	연구지역	적용기간	적용 기법	입력자료	출력형태	결 과	결 론
1	Brazilian Amazon, Brazil	2070-2099	CGCM3, CSIRO, ECHAM5, GFDL, MIROC-M	daily precipitation of CGCM3, CSIRO, ECHAM5, GFDL, MIROC-M and Observation data	precipitation	모의된 결과값과 관측값과의 관계를 계절에 대한 월평균 강우를 시계열차트 및 도표로 제시	5개의 GCM모형의 강우데이터를 신경망의 input으로 구성하여 강우를 예측한 결과, 1~3월 강수의 증가와 6~8월 강수의 감소를 나타냄
2	The northern New Mexico The central Texas	2004	ASODeK regressions Optimizing rain-cluster structures Random cascade	coarse-pixel precipitation map topographic map	time series analysis on precipitation	통계학적 모형을 일, 시간단위별 강수 결과를 실측된 값의 시간 그리고 스케일 범위별로 비교하여 신뢰도를 검증함	제시된 통계학적 모형은 일 단위 강수부분에서 4km×4km NEXRAD 상관관계가 양호하나 16km부터 4km의 NEXRAD의 시간단위 외는 부합되지 않음을 보여줌. 그러나 4km 부터 1km의 NEXRAD 에서 일 그리고 시간단위에서 높은 상관성을 나타낼 가능성이 있음
3	Six stations in central Europe	1961-1990	WGEN	Daily maximum and minimum temperature	maximum and minimum temperature	모델별 최대/최소 기온의 지속성과 표준편차를 하나의 그래프로 비교함 계절별 최대/최소 기온의 모델별 히스토그램을 나타냄	모델별 지속기간, 극치, 시점을 하나의 그래프로 비교함 모델과 관측의 시계열 분석에서의 차이는 다운 스케일링과 확률적으로 생성된 시리즈에서의 물리적 요소의 부족, GCM에서 물리적 절차를 불충분하게 고려, 다운스케일링 방정식에서 선형성의 예측, 그리고 기후생성기에서 통계학적 모델의 특성

Table 3. 기후변화의 수문영향분석 연구를 위한 스케일상세화의 최근 연구동향 - 국외 연구동향(계속)

문헌 번호	연구지역	적용기간	적용 기법	입력자료	출력형태	결 과	결 론
							으로 인한 이유로 어떠한 방법도 시간과 관계하는 특성을 올바르게 표현 할 수 없음
4	Six stations in central Europe	1961-1990	WGEN	Daily maximum and minimum temperature	maximum and minimum temperature	최대/최소 기온의 모델별 히스토그램을 나타냄 모델별 왜곡도와 첨예도를 하나의 그래프로 비교함	어떠한 모델도 다른 모델에 비해 뛰어 나다고 할 수는 없음. 모델의 물리적 특성이나 매개변수들의 불확실성의 차이로서 관측값과 모델과의 적절한 대응이 결정됨
5	Seine	1981-2005	SDM RCM	liquid and solid precipitation, long-wave and short-wave radiation fluxes, 10m wind speed, 2m specific humidity and temperature	Daily discharges, daily correlation, mean ratio, daily Nash efficiency	관측값과 모델링 결과에 대한 상관계수를 시계열로 나타냄 모델에 따른 자기상관계수를 관측값과 모델링결과에 대해 분산형 그래프로 비교함	SDM과 RCM 방법에 따른 결과는 대체로 비슷한 양상을 보임 SDM은 LSC와 지역기후의 물성치에 따라 결과가 달라짐. 향후에는 SDM을 폭넓은 지역에 적용하기 위해 IPCC AR4를 토대로 ARPEGE변수를 입력한 ISBA - MODCOU 수문기상 시스템을 적용하여야 함
6	Alps	2070-2100 (모의)	SDM RCM	sea-level pressure, geopotential height, temperature, relative and specic humidity, divergence, vorticity, geostrophic velocity	Precipitation for OBS, ERA40, LOCI, CHRM, HADRM3H, CCA, MLR, MAR, ANA	9가지 모델에 대한 강우예측, 표준편차, 상관도를 공간분포의 형태로 나타냄 관측값과 모델링결과를 모델별로 그래프에 나타냄	기후변화의 불확실성에서 파생되는 결과를 보완하기 위해 지역정보 및 예측 변수들에 대한 연구가 필요함
7	Gilgel Abay catchment	2011-2099	HadCM3 GCM SDM HBV	daily rainfall temperature estimates of potential evapotraspiration catchment characteristics of the area	time series analysis on temperature, precipitation, evaporation and runoff	기후변화에 따른 수문학적 영향을 지역규모로 하여 일단위로 평가	회귀모형으로부터 강수의 증, 감은 명확하게 나타나지는 않으나, 2080년대 유출량은 10.1% - 11.6% 감소할 것으로 예상. 또한 온도가 2℃ 증가하고, 강수가 20% 감소 시 연간 유출량은 최대 33% 감소 할 것임을 예측됨
8	Greece	2070-2100	HadAM3P	geopotentialheight/ precipitation data/	precipitation data	계절별 강우와의 상관관계 도출 및	그리스 지역에 대한 연평균 강우와

Table 3. 기후변화의 수문영향분석 연구를 위한 스케일상세화의 최근 연구동향 - 국외 연구동향(계속)

문헌 번호	연구지역	적용기간	적용 기법	입력자료	출력형태	결 과	결 론
				Specific Humidity		계절별 계절평균 강우를 시계열 차트를 이용해 비교	강우일수를 시물레이션을 통해 모의된 값과 관측값과의 비교를 통해 계절별 강우와 강우일수의 감소가 전지역에서 예상됨
9	Upper Rhone River basin (URR basin) in the Swiss	1982-2001	DD-WGEN	Mean sea level pressure (mslp) Relative (rhum) Specific (shum) humidity at 700 hPa Precipitable water (Prw) fields of 700 hPa upper Air temperature (AirT)	monthly temperature monthly precipitation wet spell duration dry spell duration	2, 3, 4차 모멘트와 관측값과의 비교 월별 평균, 표준편차, 최대, 최소 기온 비교 월별 강우의 평균, 표준편차, 강우일에 대한 비교	제시된 Weather generator는 온도와 총 강수에 대한 시간과 공간적 결과들의 표준통계, 그리고 유역스케일로 인한 상관관계에 있는 더 낮은 해상도를 성공적으로 생산함. 더욱이 월별 1°C 등온도선과 기후변수의 공간적 이질성을 보전하는 동안에 최대 강수량을 분배, 그리고 그들의 공간적, 시간적 상관 관계를 나타냄. 그 generator는 또한 연구되어진 유역의 장래의 기후시나리오를 생산하는데 사용할 수도 있음
10	Florence, Italy	2087-2100	HadCM3	Relative humidity/ Mean sea level pressure/ Max temp/Min temp/ Geopotential height/	max temperature/ min temperature	관측값과 모의된 값과의 연평균 추세분석과 계절별 최대 및 최소 온도에 대하여 도표를 이용해 비교 분석	인공신경망을 이용한 스케일 상세화 기법으로 GCM과 RCM으로 모의된 온도보다 향상된 결과를 얻을 하지만 기후변화의 영향 평가에는 한계가 있음 GDP분포를 이용한 결과에서는 극치사상이 매우 빠르게 전이되어 나타남 시계열을 이용한 분석보다는 관측소를 이용한 공간적 모델링을 통한 방법이 효과적일 수 있음
11	Illinois	1890-1999	GDP	precipitation, geopotential height, specific humidity, dew point temperature at 850mb	precipitation pattern	특정 관측소에 대한 모델별 QQplotting과 강우, 무강우 일수 확률을 나타냄	해당유역의 결과를 토대로 SDMS의 출력값이 10mm이하의 강우에 대해서는 비교적 좋은 형태를 나타내지만
12	Shih-Men reservoir in Taiwan	1991-2000	SVM SVR	Precipitation Wet day Dry day Vorticity Geopotential height	Daily Precipitation, Extreme event	강수량 관측값과 모델결과의 QQ-plot 모델별 일강우를 관측값과 비교하여 시계열로 나타냄.	해당유역의 결과를 토대로 SDMS의 출력값이 10mm이하의 강우에 대해서는 비교적 좋은 형태를 나타내지만

Table 3. 기후변화의 수문영향분석 연구를 위한 스케일상세화의 최근 연구동향 - 국외 연구동향(계속)

문헌 번호	연구지역	적용기간	적용 기법	입력자료	출력형태	결 과	결 론
				Near surface Vorticity Relative humidity Divergence		연 강수량에 대한 예측 시계열과 극치사상을 나타냄	SVM모델의 결과가 일강우에 대해서는 가장 좋은 결과를 보여줌을 알 수 있음
13	Okanagan Basin	1961-2000	WGEN	Daily Precipitation and Temperature	monthly temperature monthly precipitation monthly solar radiation	모델별로 모의된 온도, 강우, 복사의 평균값을 월별로 나타냄	모든 GCM은 기온의 증가로 인하여 3주에서 4주정도 여름의 기간이 증가하고 여름기간동안 강우는 감소할 가능성을 보임. 장래의 강우의 재증진율은 모델마다 다르기에, 모델의 범위를 고려해 주어야함
14	Chute-du-Diable basin	1979-2001	SDSM TLFN EPR	Precipitation Tmax Tmin	Precipitation Tmax Tmin	각 모델별 예측치 및 관측된 강수, 그리고 최고 최저온도에서의 상관관계를 비교 분석하여 신뢰도를 검증함	TLFN과 EPR은 일 단위 강수와 최고, 최저 기온에서 계절에 관계 하지 않고 유사한 구동을 보임. 또한, 위의 두 방법은 SDSM 보다 기온과 강수에서 더 효과적인 다운 스케일링 기법임을 알 수 있음
15	Quebec, Canada	2010-2039 2040-2069 2070-2099	CGCM1	NCEP reanalysis dataset	precipitation max temperature min temperature	TLFN과 SDSM로 스케일 상세화된 강우 및 온도를 시계열 차트로 전망기간에 대해 비교 분석	인공신경망을 이용한 방법이 다른 모델을 이용한 스케일 상세화 보다 강우와 온도에서 더 나은 성과를 보이고 있음
16	Florida Georgia Alabama	1981-2006	CSEOF	Daily Precipitation	Seasonal Precipitation	계절별 강수량을 및 강우빈도를 지도로 나타냄 연도별 계절강수량을 그래프로 비교함	제시된 강수모형으로 제시된 계절별 연도별 패턴은 측정된 값과 당하게 닮아 있음을 알 수 있음. 20년 이내의 다양성의 예측은 분산, 오차의 제곱평균, 그리고 상관성에서 높은 성장을 보임

Table 4. 기후변화의 수문영향분석 연구를 위한 스케일상세화의 최근 연구동향 - 국내 연구동향

문헌 번호	연구지역	적용기간	적용 기법	입력자료	출력형태	결 과	결 론
1	서울	1961-2006	Markov chain	daily precipitation	transition probability wet days maximum consecutive no rain days	강수 계열을 계절별로 모의하여 극치자료 분석을 실시함	천이확률, 습윤일, 건조일 등 일강수량 계열의 통계특성치의 변동성을 확인하고 Markov Chain 모델의 매개변수와 연결함

Table 4. 기후변화의 수문영향분석 연구를 위한 스케일상세화의 최근 연구동향 - 국내 연구동향(계속)

문헌 번호	연구지역	적용기간	적용 기법	입력자료	출력형태	결 과	결 론
2	한반도	1980-2000	Hierarchical Bayesian	daily precipitation	time series precipitation	모형의 결과와 관측값을 시계열로 나타내고 강수일수에 대한 공간분포를 나타냄	모형을 통한 예측결과 실측 강수사상과 유사한 특성을 재현할 수 있었으며 수문모형에서 홍수 및 가뭄을 예측하기 위한 기본 자료로서 이용이 가능할 것으로 판단됨
3	소양강댐 유역	1987-2008	Markov chain	daily precipitation	seasonal precipitation	모형의 결과와 관측값을 시계열로 나타내고 실측자료로부터 추정된 강수 발생계열의 교차상관 행렬을 모의된 자료계열의 교차상관 행렬과 비교함	적용 결과 유역에서 지점간의 공간상관성을 재현할 수 있을 뿐만 아니라 외부 인자를 이용하여 동적거동을 동시에 모의할 수 있는 비정상성모형으로서 우수한 능력을 보여줌
4	동아시아 몬순영역	1954-2000	SVDA, CCA	daily average, max, min temperature daily precipitation	sea level pressure temperature precipitation	통계적 상세화기법의 결과를 시계열로 나타내고 관측값과 비교함	통계적 규모축소법의 예측 성능이 지역에 따라 매우 차이를 보이는 원인과 관련하여 관측소 고유의 국지성 효과의 원인과 보정에 대한 연구가 병행되어야 하고 다양한 예측인자의 개발이 요구됨
5	서울	1961-1980	GRNNM MLP-NNM	Precipitable water, Specific humidity, Maximum and minimum temperature, Mean temperature, Zonal and Meridional wind speed, Mean temperature, Geopotential heights, Specific humidity	daily precipitation	각 격자점에서의 신경망 모형의 훈련결과와 테스트 결과를 나타냄	보편적인 수문시계열인 하천유출량시계열자료에 대한 물리적 및 수학적인 모형을 이용 한 기존 연구들을 검토하면 모형화 정도는 양호하지 않은 것으로 판단되며, 단기간의 극한 일 강우량의 변동성이 발생할 경우에는 GRNNM과 MLP-NNM이 일 강우량 자료 시계열을 과소 추정하는 경향을 나타내고 있음
6	한반도	1973-2007	CSEOF	daily temperature	temperature	CSEOF 분석과 회귀방법을 적용한 통계적 상세화기법을 이용하여 ECMWF와 ECHOG의 월 기온을 한반도 지역으로 상세화.	한반도의 지형과 계절 변화에 따른 기온의 특성뿐만 아니라 상세화 이전의 광역 규모 기온 자료의 기후적 특성이 함께 상세화됨

참고문헌

1. 권현한, 김병식 (2009). "비정상성 Markov Chain Model을 이용한 통계학적 Downscaling 기법 개발." 한국수자원학회논문집, 제42권, 제3호, pp. 213-225.
2. 권현한, 문영일, 문장원, 김병식 (2009). "기후변화 및 단기예측을 시공간적 다지점 Downscaling 기법 개발." 2009년 한국수자원학회학술발표회논문집, pp.120-124
3. 권현한, 민영미 (2009). "여름강수량의 단기예측을 위한 Multi-Ensemble GCMs 기반 시공간적 Downscaling 기법 개발." 2009년 한국수자원학회학술발표회논문집, pp.1142-1146.
4. 감병기 (2005). "한반도 기후변화 시나리오를 위한 통계적 규모축소법의 적용성." 한국기상학회지, 제41권, 제2-1호, pp. 217-227.
5. 김성원, 경민수, 김병식, 김형수 (2009). "일 강우량 Downscaling을 위한 신경망모형의 적용." 2009년 한국수자원학회학술발표회논문집, pp.125-128.
6. 신진호, 이효신, 권원태, 김민지 (2009). "한반도 미래 기온 변화 예측을 위한 ECHO-G S 시나리오의 통계적 상세화에 관한 연구." 한국기상학회지, 제19권, 제2호, pp.107-125.
7. David Mendes, Jose A. Marengo, (2010). "Temporal downscaling; a comparison between artificial neural network and autocorrelation techniques over the Amazon Basin in present and future climate change scenarios." Theoretical and Applied Climatology, Vol. 100, pp. 413-421.
8. Huade Guan, John L. Wilson, Hongjie Xie. (2009) "A cluster-optimizing regression-based approach for precipitation spatial downscaling in mountainous terrain." Journal of Hydrology, Vol. 375, 578-588.
9. Huth, R., Kyselý, J. and Dubrovský, M. (2001). "Time structure of observed, GCM-simulated, downscaled, and stochastically generated daily temperature series." Journal of Climate, Vol. 14, No. 20, pp. 4047-4061.
10. Huth, R., Kyselý, J. and Dubrovský, M. (2003). "Simulation of surface air temperature by GCMs, statistical downscaling and weather generator: Higher-order statistical moments." StudiaGeophysicaetGeodaetica, Vol.47, No.1, pp. 203-216.
11. J. Boe, L. Terray, F. Habets, E. Martin (2007). "Statistical and dynamical downscaling of the Seine basin climate for hydro meteorological studies." International Journal of Climatology, vol. 27, pp.1643-1655.
12. J. Schmidli, C. M. Goodess, C. Frei, M. R. Haylock, Y. Hundeche, J. Ribalaygua, T. Schmith (2007). "Statistical and Dynamical Downscaling of Precipitation: An Evaluation and Comparison of Scenarios for the European Alps." Journal of Geophysical Research D: Atmospheres, Vol. 112, No. 4.
13. K. S. abdo, B. M. Fiseha, T. H. M. Rientjes, A. S. M. Gieske and A. T. Haile. (2009) "Assessment of climate change impacts on the hydrology of Gilgel Abay catchment in Lake Tana basin, Ethiopia." Hydrological Process, Vol. 23, pp. 3661-3669.
14. K. Tolika, P. Maheras, M. Vafiadis, H.A. Flocas, Arseni-Papadimitriou, (2006). "Simulation of seasonal precipitation and raindays over Greece: A statistical downscaling technique based on artificial neural networks (ANNs)." International Journal of Climatology, Vol. 27, pp. 861-881.
15. Mezghani, Hingray. (2009), "A combined downscaling-disaggregation weather generator for stochastic generation of multisite hourly weather variables over complex terrain:

- Development and multi-scale validation for the Upper Rhone River basin." *Journal of Hydrology*, Vol. 377, No. 3-4, pp. 245-260.
16. M. Moriondo, M. Bindi, (2006). "Comparison of temperatures simulated by GCMs, RCMs and statistical downscaling; Potential application in studies of future crop development." *Climate Research*, Vol. 30, pp. 149-160.
 17. M. Vrac, P. Naveau (2007). "Stochastic downscaling of precipitation: From dry events to heavy rainfalls." *Water Resources Research*, Vol. 43, W07402, 13.
 18. Shien-Tsung Chen, Pao-Shan Yu, Yi-Hsuan Tang. (2010) "Statistical downscaling of daily precipitation using support vector machines and multivariate analysis." *Journal of Hydrology*, Vol. 385, No. 1-4, pp. 13-22.
 19. Toews, M.W. and Allen, D.M. (2009). "Evaluating different GCMs for predicting spatial recharge in an irrigated arid region." *Journal of Hydrology*, Vol. 374, No. 3-4, pp. 265-281.
 20. X. Liu, P. Coulibaly, and N. Evora. (2007) "Comparison of data-driven methods for downscaling ensemble weather forecasts." *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*, Vol. 4, pp. 189-210.
 21. Yonas B. Dibike, Paulin Coulibaly, (2006). "Temporal neural networks for downscaling climate variability and extremes." *Neural Networks*, Vol. 19, pp. 135-144.
 22. Young-Kwon Lim, Steven Cocke, D. W. Shin, Justin T. Schoof, Timothy E. LaRow, James J. O'Brien. (2010) "Downscaling large scale NCEP CFS to resolve fine scale seasonal precipitation and extremes for the crop growing seasons over the southeastern United States." *Climate Dynamics*, Vol. 35, No. 2-3, pp.449-471.