(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2014-0111822
(43) 공개일자 2014년09월22일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06F 19/00 (2011.01) *G06F 17/10* (2006.01)
(21) 출원번호 10-2013-0026207
(22) 출원일자 2013년03월12일
심사청구일자 2013년03월12일

(71) 출원인
세종대학교산학협력단
서울특별시 광진구 능동로 209 (군자동, 세종대학교)
(72) 발명자
강부식
서울 서초구 서초중앙로24길 33, 106동 1503호 (서초동, 서초교대e편한세상)
배덕효
서울 송파구 오금로35길 17, 31동 704호 (오금동, 현대아파트)
(74) 대리인
유병욱, 한승범, 홍성욱, 심경식

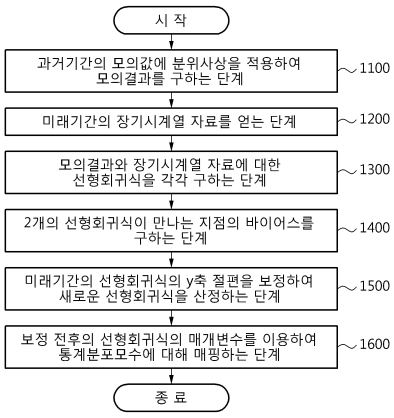
전체 청구항 수 : 총 8 항

(54) 발명의 명칭 **비정상성 분위 사상을 적용한 전지구 기후모델의 오차보정방법**

(57) 요 약

본 발명은 따른 비정상성 분위 사상을 적용한 전지구 기후모델의 오차보정방법은 과거기간의 모의값에 분위 사상을 적용하여 모의 결과를 구하는 단계; 미래기간의 장기시계열 자료를 얻는 단계; 상기 모의 결과와 상기 장기시계열 자료에 대한 선형회귀식을 각각 구하는 단계; 상기 각각의 선형회귀식이 만나는 지점의 바이어스를 구하는 단계; 상기 미래기간의 장기시계열 자료에 대한 선형회귀식(y=ax+b)의 y축 절편(b)을 보정하여 새로운 선형회귀식(y=ax+b')을 산정하는 단계; 및 보정 전후의 선형회귀식의 매개변수를 이용하여 통계분포모수에 대해 매핑(mapping)하는 단계;를 포함함으로써, 전지구 기후모델 상세화를 하는 과정에 비정상성 분위 사상법(Non stationary Quantile Mapping method) 또는 동적 분위 사상법(Dynamic Quantile Mapping method)를 적용하여 비정상성을 갖는 장기 시계열자료의 오차 보정을 위해 통계분포모수에 추세(trend)를 부여할 수 있다.

대 표 도 - 도2



이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 09-기술혁신C01
부처명 국토해양부
연구관리전문기관 한국건설교통기술평가원
연구사업명 건설기술혁신사업
연구과제명 기후변화에 의한 수문 영향분석과 전망
기 여 율 1/1
주관기관 서울대학교 산학협력단
연구기간 2009.12.30 ~ 2012.12.29

특허청구의 범위

청구항 1

과거기간의 모의값에 분위 사상을 적용하여 모의 결과를 구하는 단계;

미래기간의 장기시계열 자료를 얻는 단계;

상기 모의 결과와 상기 장기시계열 자료에 대한 선형회귀식을 각각 구하는 단계;

상기 각각의 선형회귀식이 만나는 지점의 바이어스를 구하는 단계;

상기 미래기간의 장기시계열 자료에 대한 선형회귀식(y=ax+b)의 y축 절편(b)을 보정하여 새로운 선형회귀식(y=ax+b')을 산정하는 단계; 및

보정 전후의 선형회귀식의 매개변수를 이용하여 통계분포모수에 대해 매핑(mapping)하는 단계;

를 포함하는, 비정상성 분위 사상을 적용한 전지구 기후모델의 오차보정방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 과거기간의 모의값에 분위 사상을 적용하여 모의 결과를 구하는 단계는 관측값이 존재하는 기간에 적용하는 것을 특징으로 하는 비정상성 분위 사상을 적용한 전지구 기후모델의 오차보정방법.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 미래기간의 장기시계열 자료는 전지구 기후모델(GCM)의 장기시계열 자료인 것을 특징으로 하는 비정상성 분위 사상을 적용한 전지구 기후모델의 오차보정방법.

청구항 4

제3항에 있어서,

상기 선형회귀식을 각각 구하는 단계는,

상기 모의 결과와 상기 장기시계열 자료에 대한 월 누적강우량의 연도별 통계분포모수의 선형회귀식을 이용하는 것을 특징으로 하는 비정상성 분위 사상을 적용한 전지구 기후모델의 오차보정방법.

청구항 5

제4항에 있어서,

상기 매핑하는 단계는,

보정 전후의 선형회귀식을 이용하여 각 연도별 통계분포모수에 대해 매핑을 하되, 상기 연도별 통계분포모수는 추세를 갖는 것을 특징으로 하는 비정상성 분위 사상을 적용한 전지구 기후모델의 오차보정방법.

청구항 6

제5항에 있어서,

상기 월 누적강우량의 연도별 통계분포모수는 상기 월 누적강우량의 연도별 평균 및 표준편차를 포함하는 것을 특징으로 하는 비정상성 분위 사상을 적용한 전지구 기후모델의 오차보정방법.

청구항 7

제6항에 있어서,

상기 평균에 대한 보정 후 선형회귀식은 y=ax+b'로 표현되고 상기 표준편차에 대한 보정 후 선형회귀식은 y=cx+d'로 표현되며,

상기 월 누적강우량의 연도별 통계분포모수는 감마분포를 따르고 확률밀도 함수(f)는

$$f(x;\alpha_t,\beta_t)=\frac{x^{\alpha_t-1}e^{-x/\beta_t}}{\beta_t^{\alpha_t}\Gamma(\alpha_t)},\quad x\geq 0,\alpha>0,\beta>0$$

이고,

여기서 $\alpha_t=(\frac{\overline{x}_t}{\alpha_t})^2$, $\beta_t=\frac{\overline{x}_t}{\alpha_t}=\frac{\sigma_t^2}{\overline{x}_t}$, $\overline{x}_t=at+b'$, $\sigma_t=ct+d'$ 이고, $\overline{x}_t$ 는 상기 월 누적강우량의 연도별 평균이고 σ_t 는 상기 월 누적강우량의 연도별 표준편차이며, α_t 는 모양변수, β_t 는 축척변수인 것을 특징으로 하는 비정상성 분위 사상을 적용한 전지구 기후모델의 오차보정방법.

청구항 8

제7항에 있어서,

상기 월 누적강우량의 연도별 통계분포모수는 비정상성 분위 사상법에 의해서 매핑되는 것을 특징으로 하는 비정상성 분위 사상을 적용한 전지구 기후모델의 오차보정방법.

명 세 서

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 전지구 기후모델(GCM: Global Climate Model)과 같은 대규모 대기모형 격자스케일의 수문값으로부터 고해상도의 기후 또는 기후변화정보를 획득하는 스케일상세화(downscaling)을 적용하는 과정에 있어서 미래기후예측이 과소 추정되어 관측강우와의 오차가 발생하는 것을 방지할 수 있는 비정상성 분위 사상을 적용한 전지구 기후모델의 오차보정방법에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] 기후변화로 인한 연구를 위해서 많은 기반자료로 전지구 기후모델(GCM, Global Climate Model)이 활용되고 있다. 전지구 기후모델은 자연대기중의 온실가스를 이산화탄소에 대한 등가치로 환산하여 2001년부터 2100년까지 100년간 온실가스 증가추세와 환경정책의 추진에 따른 감축량을 고려하여 기후인자(기온, 강수, 습도, 바람 등)들의 미래기후정보를 수치 모의한 자료로써, 기후변화 영향이 어디서, 어떻게 미치질 전망하여, 그 피해를 최소화하기 위한 대응책을 마련할 수 있게 하는 기반자료로 할 수 있다.

[0003] 그러나, 하천의 유출과 관련된 강우, 토양수분, 증발, 기저유출 등의 수문학적 성분은 전지구 기후모델(GCM)과 같은 대규모 대기모형의 격자 보다 작은 아격자규모의 스케일에서 유의한 변동성을 가지는 경우가 많다. 따라서, GCM 모의를 바탕으로 신뢰성 있는 수문학적 전망을 수행하기 위해서는 적절한 상세화(downscaling) 과정을 거쳐 아격자 규모에서의 변동성분을 재현시키는 과정이 필요하다.

[0004] 기후변화연구에서 스케일상세화란 상대적으로 거친 GCM 격자스케일의 수문값으로부터 고해상도의 기후 또는 기후변화정보를 획득하는 기법을 의미하며, 스케일상세화가 의미를 가지기 위해서는 몇 가지 전제조건이 형성되어야 한다.

[0005] 첫째는 평가모형(impact model)이 GCM 모형의 스케일이 비하여 현격히 상세한 스케일의 정보를 요구하는 상황이어야 한다. 둘째는 반복 계산에 유리하도록 상세화 모형의 계산부하가 작아야 한다. 셋째는 원 스케일(original scale)과 목표스케일(target scale)을 감안하여 최적의 상세화 기법을 선택해야 한다.

[0006] 상세화 기법에는 통계적 상세화 기법과 역학적 상세화 기법이 있다. 역학적 상세화 기법은 GCM의 모의값과 유역에서의 관측값 사이의 중규모(meso-) 혹은 미소(micro-)규모에 대한 스케일 특성에 따른 물리적 관계를 이용시키는 기법으로 GCM의 큰 격자(100km~300km)에서 작은 boundary를 주어 지역의 상세한 분석을 실시한다. 하지만 계산부하나 방대한 요구자료, 모형의 검보정 등이 문제가 되고 있으며, 흔히 전지구 기후모델에서 사용하는 매개변수들은 지역에서의 실험에 의하여 결정되고, 이것이 지구모의를 수행하는데 사용됨으로 인하여 변수의 지역값을 모의하는데 신뢰성을 의심받기도 한다. 더욱이 역학적 과정에 대한 이해의 부족, 아격자 단위의 매개변수화의 필요성, 초기조건이나 경계조건에 대한 정확한 정보의 부족 등으로 말미암아 현재의 물리적 기반의 대기모형은 스케일에 따른 관측강우의 통계적 특성을 충분히 모의하는데는 문제점을 보이고 있다.

[0007] 통계적 상세화 기법은 과거 관측자료로부터 GCM 기후변수들간의 상관관계를 추정하여 미래전망을 모의하는 기법으로 낮은 계산부하와 수문시나리오 앙상블 생산을 통해 불확실성에 대한 분석이 가능하다는 장점을 가지고 있다. 최근에는 인공신경망(ANN; Artificial Neural Network)이나 퍼지이론 등의 인공지능기법을 이용한 비선형적 합모형도 활발히 적용되고 있으며, ±25km수준까지는 역학적 모형을, 그 이하는 확률모형을 적용하는 혼합모형(Hybrid model)이 시도되고 있다.

[0008] 상기에서 언급한 바와 같이, 하천의 유출과 관련된 강우, 토양수분, 증발, 기저유출 등 수문학적 성분은 GCM과 같은 대규모 대기모형의 격자보다 작은 아격자규모의 스케일에서 유의한 변동성을 갖는 경우가 많다. 따라서 GCM모의를 바탕으로 신뢰성 있는 수문학적 전망을 수행하기 위해서는 적절한 상세화 과정을 거쳐 아격자 규모에서의 변동성분을 재현시키는 과정이 필요하다. 또한 여러 서로 다른 GCM모형에서 모의된 결과들로부터 특정지역에 대한 일관성을 갖춘 의미 있는 정보들을 추출하기 위해서 지역화(regionalization)과정이 필요하게 된다. 따라서 GCM 모의에 대한 격자상세화와 지역화를 동시에 적절히 수행할 수 있는 기법의 개발이 매우 중요하다.

[0009] 기존의 상세화 기법 중 통계적 상세화 기법은 지역 상세화를 위해서 과거기간(baseline)과 모의기간(projection)의 강우량 보정을 위해서 분위 사상법(Quantile Mapping)을 적용하였다. 분위 사상법은 GCM 자료의 오차를 보정하여 보다 나은 자료로 재생성하기 위해서 많은 연구에서 활용되고 있다.

[0010] 분위 사상법은 관측값(target)과 모의값(ordinary) 사이의 오차를 제거하기 위하여 경험적 확률분포를 사용하며, 관측값과 모의값의 누적확률분포(CDF, Cumulative Distribution Function)를 이용하여 모의값의 확률분포를 관측값의 확률분포에 사상시키는 방법이다. 즉, 동일한 누적확률값을 갖는 관측값의 누적확률분포에 역함수를 취하여 모의값을 결정한다([수학식 1] 참조).

수학식 1

[0011] $$Z_j = F_{oj}^{-1}(F_{sj}(\hat{Y}_j))$$

[0012] [수학식 1]에서 $\hat{Y}_j$ 는 보정 전의 모의값, Z_j는 보정 후의 모의값, F_{sj}는 모의값의 누적확률분포, F_{oj}는 관측값의 누적확률분포를 의미한다.

[0013] 도 1에는 분위 사상법을 설명하기 위한 모식도가 예시적으로 도시되어 있다. 도 1의 좌측에는 관측값(강우량)의 누적확률분포가 도시되어 있고, 우측에는 모의값(강우량)의 누적확률분포가 도시되어 있다.

[0014] 도 1을 참조하면, 좌측 그래프에서 누적확률값(대략 0.8)을 가지는 강우량의 관측값이 약 520mm인데, 우측 그래프에서 동일한 누적확률값을 가지는 강우량의 모의값이 약 220mm임을 추정할 수 있다. 이러한 방식으로 모의값

을 결정하는 기법이 분위 사상법이다.

[0015] 그런데, 일반적으로 분위 사상법은 사상되는 자료의 집단의 통계분포모수의 정상성(stationary)을 가정하여 사용하기 때문에, 과거기간(예를 들면, GCM의 과거기간)과 같이 관측값이 존재하는 기간에 적용하는 것은 적합한 결과를 나타내지만, GCM의 미래 기후시나리오와 같이 추세를 갖는 장기 시계열자료에 일반적인 분위 사상법을 적용하게 된다면 기존 원시자료에서 가지고 있는 추세를 과소 혹은 과대 추정하게 된다. 따라서, 기존의 분위 사상법을 사용한 전지구 기후모델 상세화 방법은 GCM에서 제공되는 미래 기후 시나리오의 강우 시계열과 같이 비정상성을 갖는 장기 시계열자료에 대한 적용에 한계점이 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0016] 본 발명은 비정상성을 가지는 장기 시계열자료의 오차 보정을 위해 통계분포모수에 추세를 부여하는 비정상성 분위 사상법을 적용한 전지구 기후모델의 오차보정방법을 제공한다.

과제의 해결 수단

[0017] 상기한 과제를 달성하기 위한 본 발명의 일 실시예에 따른 비정상성 분위 사상을 적용한 전지구 기후모델의 오차보정방법은 과거기간의 모의값에 분위 사상을 적용하여 모의 결과를 구하는 단계; 미래기간의 장기 시계열자료를 얻는 단계; 상기 모의 결과와 상기 장기 시계열자료에 대한 선형회귀식을 각각 구하는 단계; 상기 각각의 선형회귀식이 만나는 지점의 바이어스를 구하는 단계; 상기 미래기간의 장기 시계열자료에 대한 선형회귀식(y=ax+b)의 y축 절편(b)을 보정하여 새로운 선형회귀식(y=ax+b')을 산정하는 단계; 및 보정 전후의 선형회귀식의 매개변수를 이용하여 통계분포모수에 대해 매핑(mapping)하는 단계;를 포함할 수 있다.

[0018] 상기와 같이 구성함으로써, 전지구 기후모델 상세화를 하는 과정에 비정상성 분위 사상법(Non stationary Quantile Mapping method) 또는 동적 분위 사상법(Dynamic Quantile Mapping method)를 적용하여 비정상성을 갖는 장기 시계열자료의 오차 보정을 위해 통계분포모수에 추세(trend)를 부여할 수 있다.

[0019] 상기 과거기간의 모의값에 분위 사상을 적용하여 모의 결과를 구하는 단계는 관측값이 존재하는 기간에 적용할 수 있다.

[0020] 상기 미래기간의 장기 시계열자료는 전지구 기후모델(GCM)의 장기 시계열자료가 사용될 수 있다.

[0021] 상기 선형회귀식을 각각 구하는 단계는, 상기 모의 결과와 상기 장기 시계열자료에 대한 월 누적강우량의 연도별 통계분포모수의 선형회귀식을 이용할 수 있다.

[0022] 상기 매핑하는 단계는, 보정 전후의 선형회귀식을 이용하여 각 연도별 통계분포모수에 대해 매핑을 하되, 상기 연도별 통계분포모수는 추세를 가질 수 있다.

[0023] 상기 월 누적강우량의 연도별 통계분포모수는 상기 월 누적강우량의 연도별 평균 및 표준편차를 포함할 수 있다.

[0024] 상기 평균에 대한 보정 후 선형회귀식은 y=ax+b'로 표현되고 상기 표준편차에 대한 보정 후 선형회귀식은 y=cx+d'로 표현되며, 상기 월 누적강우량의 연도별 통계분포모수는 감마분포를 따르고 확률밀도 함수(f)는

[0025] $$f(x;\alpha_t,\beta_t)=\frac{x^{\alpha_t-1}e^{-x/\beta_t}}{\beta_t^{\alpha_t}\Gamma(\alpha_t)},\quad x\geq 0,\ \alpha>0,\ \beta>0$$ 이고,

[0026] 여기서 $\alpha_t=(\frac{\overline{x}_t}{\alpha_t})^2$, $\beta_t=\frac{\overline{x}_t}{\alpha_t}=\frac{\sigma_t^2}{\overline{x}_t}$, $\overline{x}_t=at+b'$, $\sigma_t=ct+d'$ 이고, $\overline{x}_t$는 상기 월 누적강우량의 연도별 평균이고 σ_t는 상기 월 누적강우량의 연도별 표준편차이며, α_t는 모양변수, β_t는 축척변수이다.

[0027] 상기 월 누적강우량의 연도별 통계분포모수는 비정상성 분위 사상법에 의해서 매핑될 수 있다.

발명의 효과

[0028] 본 발명에 따른 비정상성 분위 사상을 적용한 전지구 기후모델의 오차보정방법은 비정상성 분위 사상법을 적용하기 때문에 비정상성을 가지는 장기 시계열자료에 적용되더라도 장기 시계열자료가 과소 추정되는 것을 방지할 수 있다.

[0029] 본 발명에 따른 비정상성 분위 사상을 적용한 전지구 기후모델의 오차보정방법은 강우량과 같이 통계분포의 모수가 비정상성을 가지는 경우 과거기간과 모의기간 사이에 부적합이 발생하는 것을 방지할 수 있다.

[0030] 본 발명에 따른 비정상성 분위 사상을 적용한 전지구 기후모델의 오차보정방법은 미래 기후 시나리오에 있어서 미래기간의 통계분포모수에 추세를 부여할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0031] 도 1은 종래의 분위 사상법을 설명하기 위한 도면이다.

도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 비정상성 분위 사상을 적용한 전지구 기후모델의 오차보정방법을 설명하는 순서도이다.

도 3 내지 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 비정상성 분위 사상을 적용한 전지구 기후모델의 오차보정방법을 수행하기 위한 프로그램된 화면을 나타내는 예시도이다.

도 6은 기존의 분위 사상법과 본 발명에 따른 비정상성 분위 사상법을 비교하기 위한 도면이다.

도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 비정상성 분위 사상을 적용한 전지구 기후모델의 오차보정방법을 적용하여 모의기간(홍수기)의 통계분포모수의 추세를 나타낸 도면이다.

도 8은 기존의 전지구 기후모델, 기존의 분위 사상법 및 본 발명에 따른 비정상성 분위 사상법을 적용한 예를 비교한 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0032] 이하에서, 첨부된 도면을 참조하여 본 발명에 따른 실시예들을 상세하게 설명한다. 그러나, 본 발명이 실시예들에 의해 제한되거나 한정되는 것은 아니다. 각 도면에 제시된 동일한 참조 부호는 동일한 부재를 나타낸다.

[0033] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 비정상성 분위 사상을 적용한 전지구 기후모델의 오차보정방법을 설명하는 순서도, 도 3 내지 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 비정상성 분위 사상을 적용한 전지구 기후모델의 오차보정방법을 수행하기 위한 프로그램된 화면을 나타내는 예시도이다.

[0034] 본 발명의 일 실시예에 따른 비정상성 분위 사상을 적용한 전지구 기후모델의 오차보정방법은 통계적 상세화 기법 중 지역 상세화에 관한 것으로서, 비정상성 분위 사상법(Non stationary quantile mapping) 내지 동적 분위 사상법(dynamic quantile mapping)을 적용하여 GCM의 미래 기후 시나리오와 같이 기존 원시자료에서 가지고 있는 추세를 과소 또는 과대 추정하는 것을 방지할 수 있는 상세화 방법에 관한 것이다.

[0035] 우선 도 2에 도시된 바와 같이, 본 발명의 일 실시예에 따른 비정상성 분위 사상을 적용한 전지구 기후모델의 오차보정방법은 과거기간의 모의값에 분위 사상을 적용하여 모의 결과를 구하는 단계(1100); 미래기간의 장기시계열 자료를 얻는 단계(1200), 상기 모의 결과와 상기 장기시계열 자료에 대한 선형회귀식을 각각 구하는 단계(1300), 상기 각각의 선형회귀식이 만나는 지점의 바이어스를 구하는 단계(1400), 상기 미래기간의 장기시계열 자료에 대한 선형회귀식(y=ax+b)의 y축 절편(b)을 보정하여 새로운 선형회귀식(y=ax+b')을 산정하는 단계(1500) 및 보정 전후의 선형회귀식의 매개변수를 이용하여 통계분포모수에 대해 매핑(mapping)하는 단계(1600)를 포함할 수 있다.상기와 같은 방법으로 전지구 기후모델의 결과에 대한 관측강우와의 오차를 보정함으로써, 전지구 기후모델에 비정상성 분위 사상법(Non stationary Quantile Mapping method) 또는 동적 분위 사상법(Dynamic Quantile Mapping method)를 적용하여 비정상성을 갖는 장기 시계열자료의 오차 보정을 위해 통계분포모수에 추세(trend)를 부여할 수 있다.

[0036] 본 발명에 따른 비정상성 분위 사상을 적용한 전지구 기후모델의 오차보정방법에서 과거기간의 모의값에 분위 사상을 적용하여 모의 결과를 구하는 단계(1100)에서는 GCM의 과거기간(baseline) 즉, 1976년부터 2000년까지의

월 누적 강우량 관측값을 이용하여 모의 결과를 구한다.

[0037] 여기서, 상기 과거기간의 모의값에 분위 사상을 적용하여 모의 결과를 구하는 단계(1100)는 관측값이 존재하는 기간(예를 들면, 1976년~2000년)에 적용할 수 있다. 과거기간의 모의 결과를 구하는 단계(1100)는 GCM의 과거기간 동안의 월 강우량 관측값의 누적확률분포를 이용하고, 동일한 누적확률값을 가지는 관측값의 누적확률분포에 역함수를 취하여 모의결과를 구할 수 있다.

[0038] 상기 미래기간의 장기시계열 자료는 전지구 기후모델(GCM)의 장기시계열 자료가 사용될 수 있다. 미래기간의 장기시계열 자료를 얻는 단계(1200)에서는 GCM의 미래기간 즉, 2001년부터 2100년까지의 장기 시계열자료를 이용할 수 있다.

[0039] 상기 모의 결과와 상기 장기시계열 자료에 대한 선형회귀식을 각각 구하는 단계(1300)에서는, 상기 모의 결과와 상기 장기시계열 자료에 대한 월 누적강우량의 연도별 통계분포모수의 선형회귀식을 이용할 수 있다. 여기서, 각각의 선형회귀식 즉, 2개의 선형회귀식은 각각 기울기와 y축 절편을 가지게 된다.

[0040] 상기 각각의 선형회귀식이 만나는 지점의 바이어스를 구하는 단계(1400)는 과거기간의 모의 결과에 대한 선형회귀식과 미래기간의 장기 시계열자료에 대한 월 누적강우량의 연도별 통계분포모수의 선형회귀식이 서로 만나는 지점의 편차(bias, 바이어스)를 구한다.

[0041] 이와 구해진 두 선형회귀식의 편차를 통해 두 선형회귀식을 보정하게 된다. 상기 미래기간의 장기시계열 자료에 대한 선형회귀식(y=ax+b)의 y축 절편(b)을 보정하여 새로운 선형회귀식(y=ax+b')을 산정하는 단계(1500)에서는 두 선형회귀식이 서로 만나는 지점의 편차를 통해 미래기간의 장기 시계열자료에 대한 월 누적강우량의 연도별 통계분포모수의 선형회귀식(y=ax+b)의 y축 절편(b)을 보정하여 새로운 선형회귀식(y=ax+b')를 산정하게 된다.

[0042] 보정 전후의 선형회귀식의 매개변수를 이용하여 통계분포모수에 대해 매핑(mapping)하는 단계(1600)에서는 보정 전의 선형회귀식(y=ax+b)와 보정 후의 선형회귀식(y=ax+b')을 이용해서 각 연도별 통계분포모수를 활용하여 단순히 하나의 통계분포모수에 의한 누적확률분포를 사상(mapping)시키는 것이 아니라, 추세를 가지는 연도별 통계분포모수에 대해 사상시킬 수 있다. 이와 같이, 상기 매핑하는 단계(1600)는, 보정 전후의 선형회귀식을 이용하여 각 연도별 통계분포모수에 대해 매핑을 하되, 상기 연도별 통계분포모수는 추세를 가질 수 있다.

[0043] 여기서, 상기 월 누적강우량의 연도별 통계분포모수는 상기 월 누적강우량의 연도별 평균 및 월 누적강우량의 연도별 표준편차를 포함할 수 있다.

[0044] 본 발명의 일 실시예에 따른 전지구 기후모델의 오차보정방법은 비정상성 분위 사상법(또는 동적 분위 사상법)을 적용하기 위해 확률분포형으로 감마(Gamma) 분포를 선정하였고, 매개변수는 모멘트법을 적용하여 추정할 수 있다.

[0045] 한편, 월 누적강우량의 연도별 평균(χ)에 대한 보정 후 선형회귀식은 y=ax+b'로 표현되고 월 누적강우량의 연도별 표준편차(σ)에 대한 보정 후 선형회귀식은 y=cx+d'로 표현될 수 있다. 여기서, a와 c는 보정 후 선형회귀식을 기울기이고, b'와 d'는 보정 후 선형회귀식을 y축 절편이다.

[0046] 여기서, 감마 분포를 따르는 상기 월 누적강우량의 연도별 통계분포모수(χ , σ)의 확률밀도 함수(f)는 다음의 [수학식 2]로 표현될 수 있다.

수학식 2

[0047]
$$f(x;\alpha_t,\beta_t)=\frac{x^{\alpha_t-1}e^{-x/\beta_t}}{\beta_t^{\alpha_t}\Gamma(\alpha_t)},\quad x\geq 0,\ \alpha>0,\ \beta>0$$

[0048] 여기서 $\alpha_t=(\frac{\overline{x}_t}{\alpha_t})^2$, $\beta_t=\frac{\overline{x}_t}{\alpha_t}=\frac{\sigma_t^2}{\overline{x}_t}$, $\overline{x}_t=at+b'$, $\sigma_t=ct+d'$ 이고,

$\overline{x}_t$ 는 상기 월 누적강우량의 연도별 평균이고 σ_t 는 상기 월 누적강우량의 연도별 표준편차이며, α_t 는 모양변수, β_t 는 축척변수이다. 또한, a와 b'는 평균에 대한 선형회귀식의 기울기와 보정 후 y축 절편이고, c와 d'는 표준편차에 대한 선형회귀식의 기울기와 보정 후 y축 절편이다.

[0049] 이와 같은 수식 및 과정에 의해서, 본 발명에서는 월 누적강우량의 연도별 통계분포모수는 비정상성 분위 사상법에 의해서 매핑될 수 있다.

[0050] 본 발명에 따른 전지구 기후모델의 오차보정방법은 상기한 바와 같은 수학식으로 표현되는 비정상성 분위 사상법(non stationary quantile mapping)을 적용함으로써, GCM의 미래 기후시나리오와 강우 시계열과 같이 비정상성을 가지는 장기 시계열자료에 대한 분위 사상법의 한계점을 극복할 수 있다.

[0051] 도 3 내지 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 전지구 기후모델의 오차보정방법을 수행하기 위한 프로그램된 화면을 나타내는 예시도이다.

[0052] 도 3을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 전지구 기후모델의 오차보정방법은 우선 관측강우를 입력하고 태풍강우를 제거하는 상세화 입력자료를 구축한다. 이와 함께 GCM 기후변수의 주성분분석을 수행하는 상세화 입력자료를 구축한다. 이와 같이 구축된 상세화 입력자료를 기반으로 인공신경망 구조를 결정하고, 인공신경망(ANN: Artificial Neural Network)을 이용하여 예측기간의 강우를 모의한다.

[0053] 그 다음에는 비정상성 분위 사상 내지 동적 분위 사상을 적용하여 인공신경망 모의 결과의 강우량을 보정한다. 이와 함께, 과거의 통계적 특성을 갖는 태풍강우를 선정하는 추계학적 태풍모의 과정을 수행하게 된다.

[0054] 이러한 모의 과정을 거쳐 최종 예측강우를 선정하고, 확률축차모형(Random Cascade)을 이용하여 격자상세화를 수행하게 된다.

[0055] 상기에서 설명한 본 발명의 일 실시예에 따른 전지구 기후모델의 오차보정방법은 비정상성 분위 사상을 이용하여 인공신경망 모의결과의 강우량을 보정하는 과정에 관련되어 있다.

[0056] 도 4는 비정상성 분위 사상을 수행하기 위한 프로그램된 초기 화면이고, 도 5는 최종 예측강우 산정을 위한 프로그램된 초기 화면이다.

[0057] 한편, 도 6에는 기존의 분위 사상법과 본 발명에 따른 비정상성 분위 사상법을 비교되어 있다. 즉, 도 6의 그래프는 기존의 분위 사상법 및 본 발명에 따른 비정상성 분위 사상법을 적용한 후 모의자료에 대한 확률밀도함수(PDF: Probability Density Function) 곡선을 그린 것으로서, 좌측은 기존의 분위 사상법, 우측은 본 발명에 따른 비정상성 분위 사상법을 적용한 PDF 곡선이다. 여기서, Period I은 FFS(Foreseeable Future Scenario)이고, Period II는 MFS(Midterm Future Scenario), Period III는 LFS(Long-term Future Scenario)이다. 이들 FFS, MFS, LFS는 갈수록 먼 미래의 값을 의미한다.

[0058] 도 6을 참조하면, 일반적인 분위사상법 적용 시 아래 그림과 같이 PDF 곡선의 중심, 즉 평균 값이 기존의 과거(Obs)값 보다 작아졌다가 점점 커지는 형태를 나타내지만, 본 발명에 따른 비정상성 분위사상법 적용 시 관측값에서 점점 평균값이 커지는 즉, 가까운 미래부터 먼 미래까지 증가하는 경향(추세)을 보이는 것을 확인 할 수 있다.

[0059] 도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 전지구 기후모델의 오차보정방법을 적용하여 모의기간(홍수기)의 통계분포모수의 추세를 나타낸 도면이다. 6월과 10월 사이에 연강수량의 67%이상이 집중되는 한반도의 계절성을 반영하기 위해, 홍수기(6월~10월)와 비홍수기(11월~5월)를 구분하였고, 분위 사상법을 적용한 과거기간(Baseline)의 GCM 강우와 미래기간(Projection)의 GCM 강우자료의 각 연도별 월 누적강우량의 평균과 표준편차를 이용하여 비정상성 분위 사상법을 적용한 결과이다. 도 7의 (a)는 모의기간(홍수기)의 연도별 월 누적강우량의 평균에 비정상성 분위 사상법을 적용한 결과이고, (b)는 연도별 월 누적강우량의 표준편차에 비정상성 분위 사상법을 적용한 결과이다. 이를 참조하면, 미래기간에 대해서 통계분포모수가 일정한 추세(경향)를 가지며 증가함을 알 수 있다.

[0060] 도 7에서 실선은 GCM 과거기간의 회귀(Regression) 결과를 나타내고, 점선은 GCM 미래기간의 회귀결과, 파선은 보정된 결과를 나타낸다. 또한, 점선으로 표현된 직선은 보정 전 선형회귀식, 파선으로 표현된 직선은 보정 후 선형회귀식을 나타낸다. 화살표는 비정상성 분위 사상법을 적용하여 보정 전후 선형회귀식의 y축 절편이 수정되

었음 나타낸다. 즉, 화살표의 의미는 과거기간(Baseline)의 분위 사상법이 적용된 GCM 모의결과(보정 후)와 미래기간의 GCM 모의값에 대한 선형회귀식을 이용하여, 만나는 기간의 편이 만큼 선형회귀식의 y축 절편을 수정했다는 의미이다.

[0061] 도 8은 기존의 전지구 기후모델, 기존의 분위 사상법 및 본 발명에 따른 비정상성 분위 사상법을 적용한 예를 비교한 도면이다.

[0062] 도 8을 참조하면, GCM 모의자료의 경우 Baseline(Obs)와 Baseline(Sim)의 비교 시 강우량값의 차이가 상당히 크게 나타남을 알 수 있고, FFS, MFS, LFS 로 증가하는 경향을 보인다. 기존의 분위 사상법을 적용한 경우에는 과거기간에 해당하는 Baseline(Obs)와 Baseline(Sim)의 강우량의 차이가 상당히 개선됨을 보이지만, 미래에 종래의 분위 사상법을 적용한 경우에는 FFS에 감소 했다가 MFS, LFS 로 증가하는 원시 GCM의 추세를 반영하지 못하는 결과를 보임을 알 수 있다.

[0063] 하지만, 본 발명에 따른 비정상성 분위 사상법을 적용한 경우에는 기존의 GCM 추세를 가지는 즉, FFS, MFS, LFS 로 증가하는 경향을 보이면서 강우량의 오차를 보정한 결과를 보인 것을 확인 할 수 있다.

[0064] 도 8과 마찬가지로, [표 1]에는 한강유역을 대상유역으로 기존의 분위 사상법과 본 발명에 따른 비정상성 분위 사상법의 적용하여 미래 분석기간을 FFS (Foreseeable Future Scenario, 2011년~2040년), MFS(Mid-term Future Scenario, 2041년~2070년), LFS(Long-term Future Scenario, 2071년~2100년)으로 3개의 구간으로 설정하여 Baseline(1976년~2000년)과 연평균강우량에 대한 추세분석을 실시한 결과가 제시되어 있다.

표 1

Precipitation (mm)	Baseline (Obs)	Baseline (Sim)	2011~2040 (Foreseeable Future Scenario; FFS)	2041~2070 (Mid-term Future Scenario; MFS)	2071~2100 (Long-term Future Scenario; LFS)
GCM	1309.1	1077.9 (-17.7%)*	1097.5 (1.8%)**	1269.1 (17.7%)**	1402.4 (30.1%)**
QM	1309.1	1313.0 (0.3%)*	1114.4 (-15.1%)**	1351.6 (2.9%)**	1483.4 (13.0%)**
DQM	1309.1	1313.0 (0.3%)*	1341.4 (2.2%)**	1535.9 (17.0%)**	1643.9 (25.2%)**

[0065]

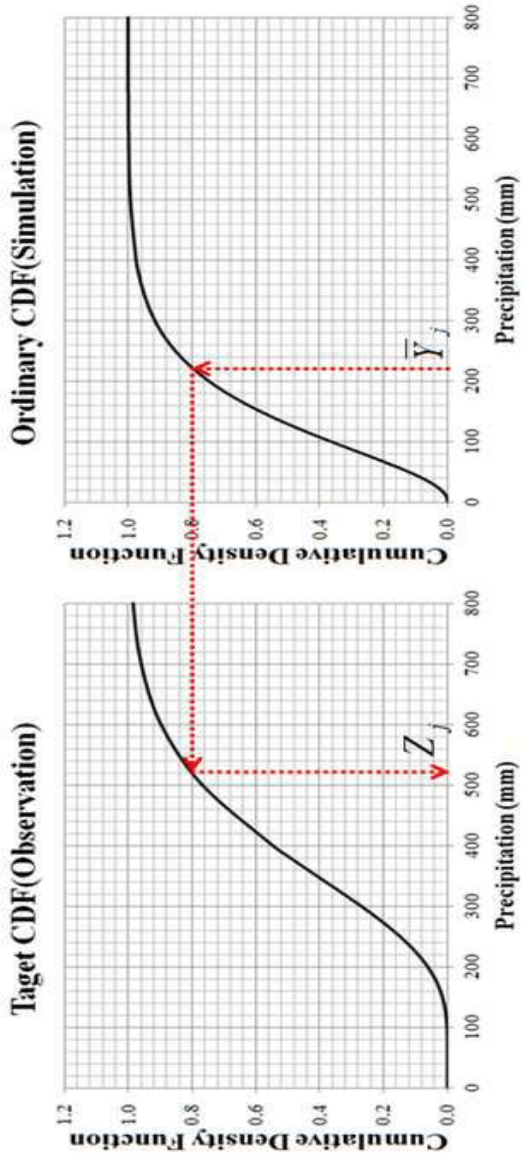
[0066] [표 1]에서 *는 Baseline(Obs) 대비 Baseline(Sim) 증감율을 나타내고, **는 Baseline(Sim) 대비 Period별 Simulation 증감율을 나타낸다.

[0067] 기존의 분위 사상법의 경우 FFS기간의 강우량이 Baseline의 연평균 강우량보다 오히려 -15.1%(-198.6mm) 감소하는 결과를 보였으며, 이는 증가 추세를 보이는 자료에 대해 정상성을 가정하는 기존의 분위 사상법을 적용 함으로써 예측기간(projection)의 강우량을 과거 Baseline(Obs)의 값에 사상시키므로 미래의 증가하는 추세를 보여주지 못한 결과이다. 본 발명에 따른 비정상성 분위 사상법의 경우에는 FFS에 2.2%, MFS에 17.0%, LFS에 25,2%로 GCM 자료의 경향을 따라가면서 강우량의 값이 보정된 결과를 보임을 알 수 있다.

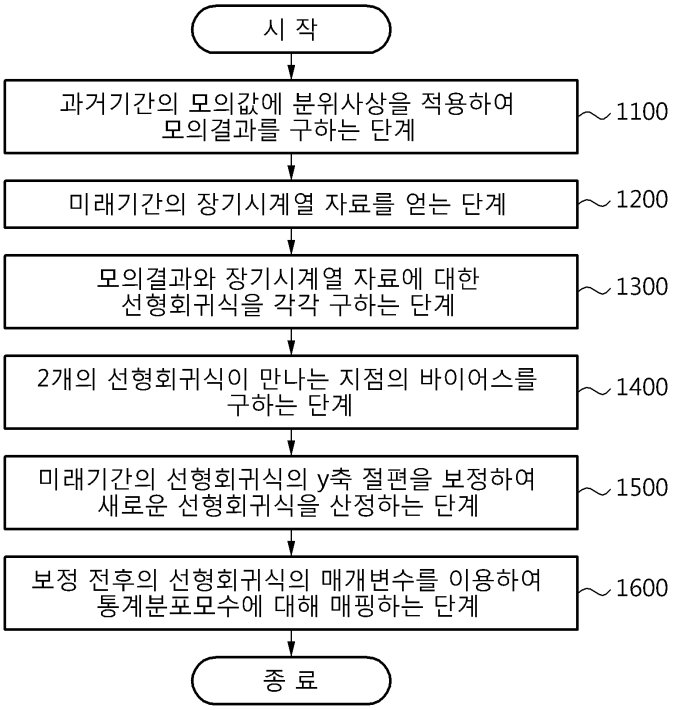
[0068] 이상과 같이 본 발명의 일 실시예에서는 구체적인 구성 요소 등과 같은 특정 사항들과 한정된 실시예 및 도면에 의해 설명되었으나 이는 본 발명의 보다 전반적인 이해를 돕기 위해서 제공된 것일 뿐, 본 발명은 상기의 실시예에 한정되는 것은 아니며, 본 발명이 속하는 분야에서 통상적인 지식을 가진 자라면 이러한 기재로부터 다양한 수정 및 변형이 가능하다. 따라서, 본 발명의 사상은 설명된 실시예에 국한되어 정해져서는 아니 되며, 후술하는 특허청구범위뿐 아니라 이 특허청구범위와 균등하거나 등가적 변형이 있는 모든 것들은 본 발명 사상의 범주에 속한다고 할 것이다.

도면

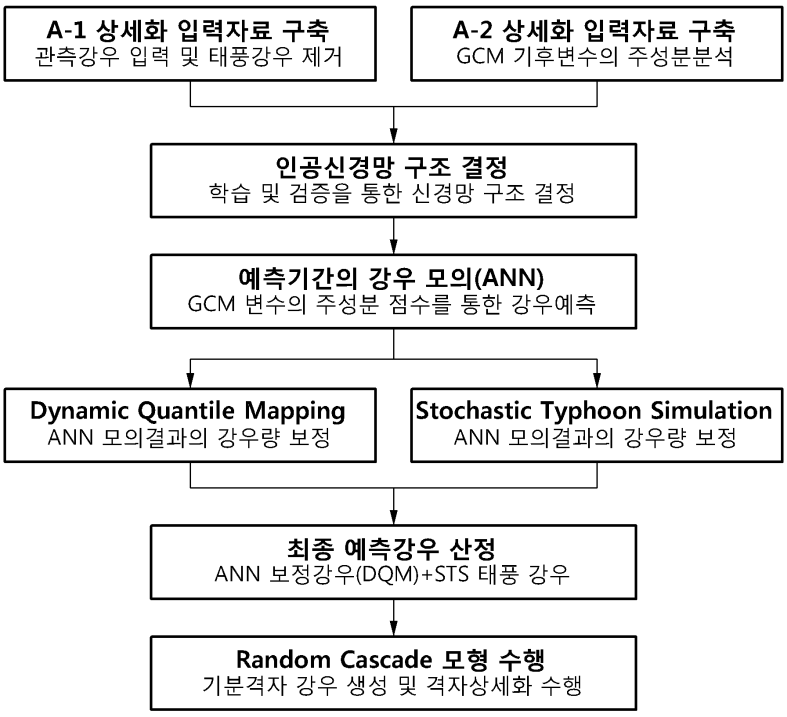
도면1


Ordinary CDF(Simulation)
Cumulative Density Function
Precipitation (mm)
$\overline{Y}_j$
Taget CDF(Observation)
Cumulative Density Function
Precipitation (mm)
Z_j

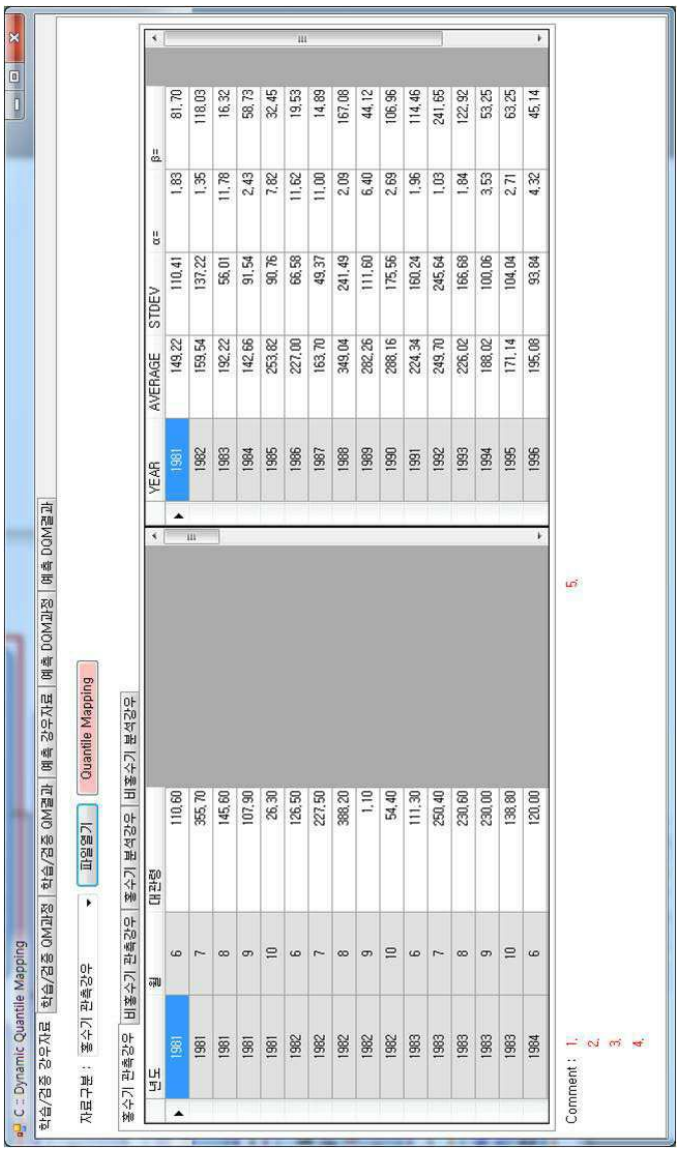
도면2


시 작
과거기간의 모의값에 분위사상을 적용하여 모의결과를 구하는 단계
1100
미래기간의 장기시계열 자료를 얻는 단계
1200
모의결과와 장기시계열 자료에 대한 선형회귀식을 각각 구하는 단계
1300
2개의 선형회귀식이 만나는 지점의 바이어스를 구하는 단계
1400
미래기간의 선형회귀식의 y축 절편을 보정하여 새로운 선형회귀식을 산정하는 단계
1500
보정 전후의 선형회귀식의 매개변수를 이용하여 통계분포모수에 대해 매핑하는 단계
1600
종 료

도면3


A-1 상세화 입력자료 구축
관측강우 입력 및 태풍강우 제거
A-2 상세화 입력자료 구축
GCM 기후변수의 주성분분석
인공신경망 구조 결정
학습 및 검증을 통한 신경망 구조 결정
예측기간의 강우 모의(ANN)
GCM 변수의 주성분 점수를 통한 강우예측
Dynamic Quantile Mapping
ANN 모의결과의 강우량 보정
Stochastic Typhoon Simulation
ANN 모의결과의 강우량 보정
최종 예측강우 산정
ANN 보정강우(DQM)+STS 태풍 강우
Random Cascade 모형 수행
기분격자 강우 생성 및 격자상세화 수행

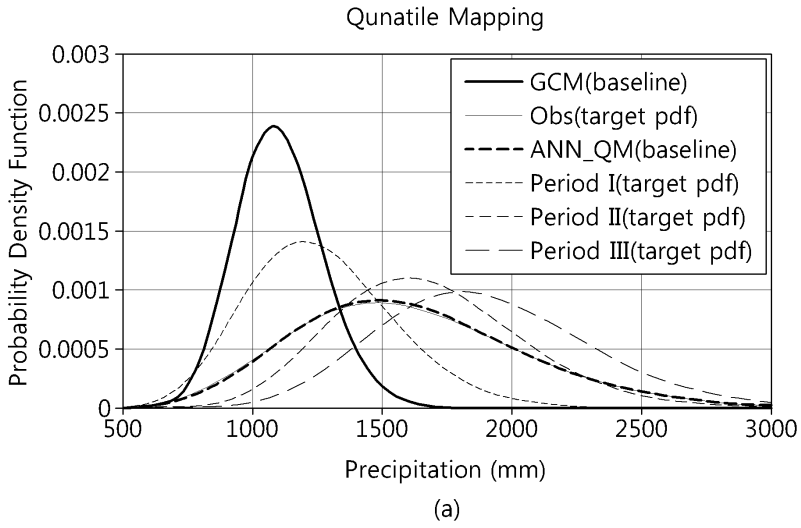
도면4


C : Dynamic Quantile Mapping
학습/검증 강우자료
학습/검증 QM과정
학습/검증 QM결과
예측 강우자료
예측 DQM과정
예측 DQM결과
자료구분 :
홍수기 관측강우
파일열기
Quantile Mapping
홍수기 관측강우
비홍수기 관측강우
홍수기 분석강우
비홍수기 분석강우
년도
월
대관령
YEAR
AVERAGE
STDEV
α=
β=
Comment : 1. 2. 3. 4. 5.

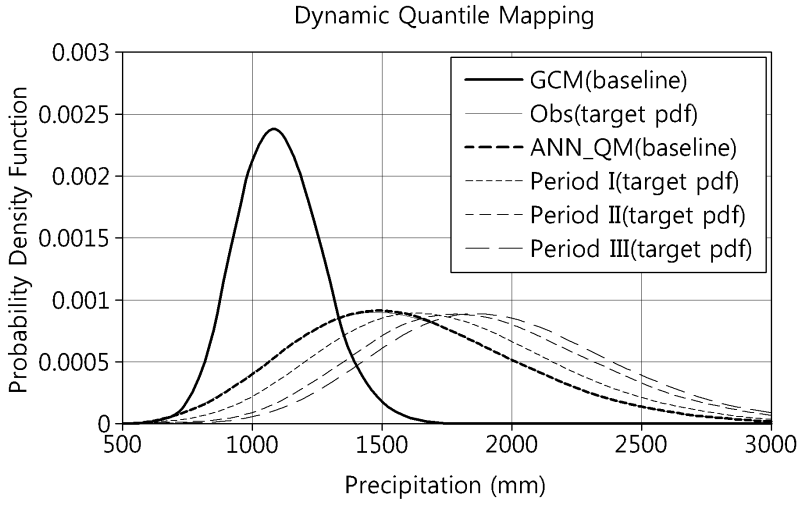
도면5


E :: 예측강우 일분해
일분해기간(년도) :
2011
~
2100
설정
1. DOM자료 열기
2. STS자료 열기
3. GCM일자료 열기
Year
Month
DOM강우 (mm/mon)
STS강우 (mm/mon)
ANA강우 (mm/mon)
GCM강우 (mm/mon)
2011 1 31.6418 0.0000 31.6418 58.8547
2011 2 73.6916 0.0000 73.6916 98.0278
2011 3 112.0573 0.0000 112.0573 99.3517
2011 4 62.4859 0.0000 62.4859 392.5827
2011 5 123.3620 0.0000 123.3620 260.3452
2011 6 208.4980 0.0000 208.4980 386.4369
2011 7 316.2920 0.0000 316.2920 462.7875
2011 8 332.3065 0.0000 332.3065 196.7344
2011 9 29.5471 0.0000 29.5471 300.5584
2011 10 213.4574 0.0000 213.4574 34.4878
2011 11 79.1450 0.0000 79.1450 83.9713
2011 12 24.2111 0.0000 24.2111 84.0267
2012 1 34.8575 0.0000 34.8575 9.7623
2012 2 196.3003 0.0000 196.3003 35.5558
2012 3 58.9835 0.0000 58.9835 153.3787
Date
GCM일강우 (mm/day)
일분해강우 (mm/day)
2011-01-01 1.4266 0.7670
2011-01-02 0.9462 0.5087
2011-01-03 0.0000 0.0000
2011-01-04 0.0000 0.0000
2011-01-05 0.0000 0.0000
2011-01-06 0.9109 0.4897
2011-01-07 1.5959 0.8580
2011-01-08 1.2947 0.6961
2011-01-09 0.1680 0.0903
2011-01-10 0.0000 0.0000
2011-01-11 0.0000 0.0000
2011-01-12 0.0000 0.0000
2011-01-13 2.2682 1.2194
2011-01-14 11.3662 6.1215
2011-01-15 0.1189 0.0640
Comment : 1. [일분해기간]은 YYYY형식의 숫자로 입력.
2. [1. DOM자료 열기] 실행전에 반드시 [설정]버튼 실행.
3.
4.
5.

도면6

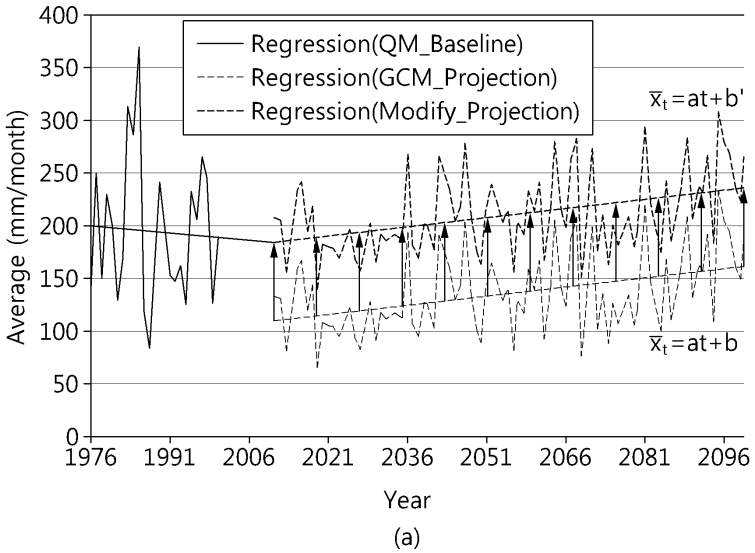

Qunatile Mapping
Probability Density Function
0.003
0.0025
0.002
0.0015
0.001
0.0005
0
500
1000
1500
2000
2500
3000
Precipitation (mm)
GCM(baseline)
Obs(target pdf)
ANN_QM(baseline)
Period I(target pdf)
Period II(target pdf)
Period III(target pdf)

(a)

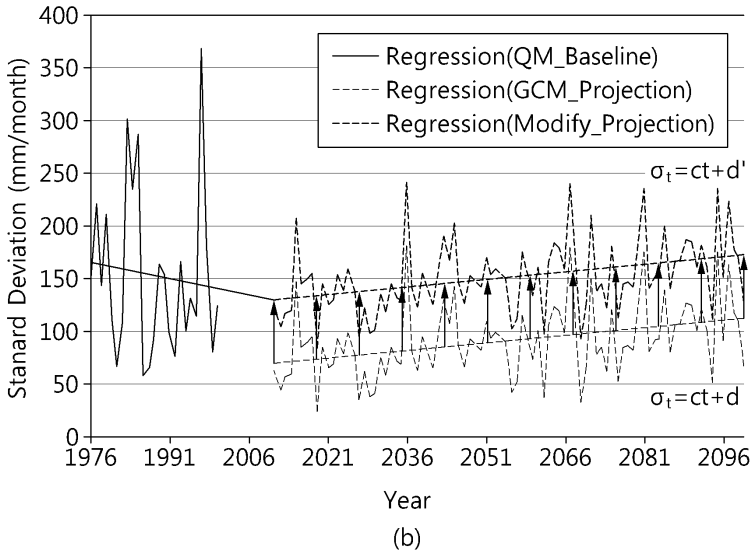

Dynamic Quantile Mapping
Probability Density Function
0.003
0.0025
0.002
0.0015
0.001
0.0005
0
500
1000
1500
2000
2500
3000
Precipitation (mm)
GCM(baseline)
Obs(target pdf)
ANN_QM(baseline)
Period I(target pdf)
Period II(target pdf)
Period III(target pdf)

(b)

도면7

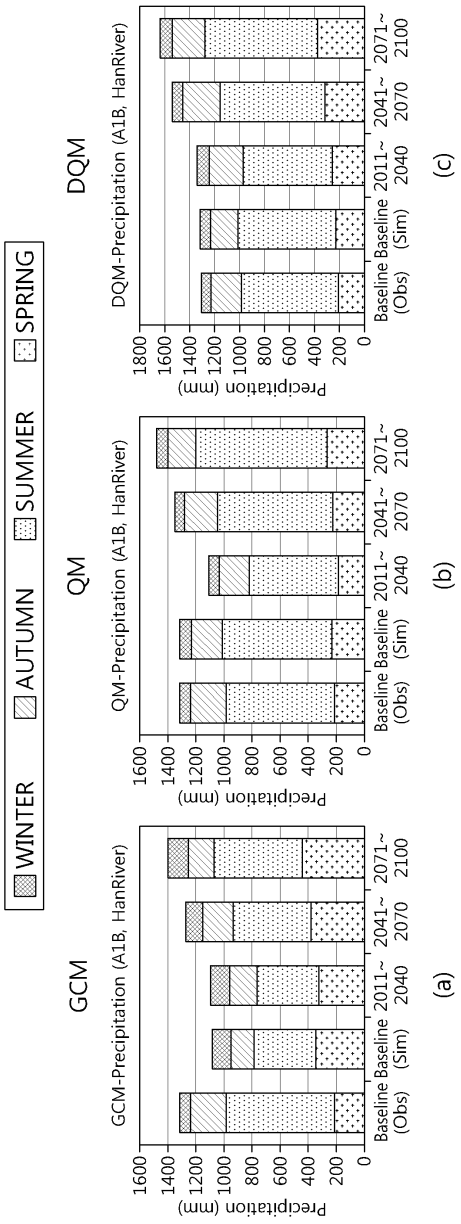

Regression(QM_Baseline)
Regression(GCM_Projection)
Regression(Modify_Projection)
$\overline{x}_t = at + b'$
$\overline{x}_t = at + b$
Average (mm/month)
400
350
300
250
200
150
100
50
0
1976
1991
2006
2021
2036
2051
2066
2081
2096
Year

(a)


Regression(QM_Baseline)
Regression(GCM_Projection)
Regression(Modify_Projection)
$\sigma_t = ct + d'$
$\sigma_t = ct + d$
Stanard Deviation (mm/month)
400
350
300
250
200
150
100
50
0
1976
1991
2006
2021
2036
2051
2066
2081
2096
Year

(b)

도면8


WINTER
AUTUMN
SUMMER
SPRING
GCM
QM
DQM
GCM-Precipitation (A1B, HanRiver)
QM-Precipitation (A1B, HanRiver)
DQM-Precipitation (A1B, HanRiver)
Precipitation (mm)
Baseline (Obs)
Baseline (Sim)
2011~ 2040
2041~ 2070
2071~ 2100
(a)
(b)
(c)