



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2021년06월14일
(11) 등록번호 10-2265380
(24) 등록일자 2021년06월09일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06F 30/00 (2020.01) G06F 3/08 (2006.01)
(52) CPC특허분류
G06F 30/17 (2020.01)
G06F 3/08 (2020.08)
(21) 출원번호 10-2019-0110231
(22) 출원일자 2019년09월05일
심사청구일자 2019년09월05일
(65) 공개번호 10-2021-0028993
(43) 공개일자 2021년03월15일
(56) 선행기술조사문헌
JP2002318823 A*
(뒷면에 계속)

(73) 특허권자
포항공과대학교 산학협력단
경상북도 포항시 남구 청암로 77 (지곡동)
(72) 발명자
유동현
경상북도 포항시 남구 지곡로 155, 9동 1601호(지곡동, 교수아파트)
김세진
경상북도 포항시 남구 효자동길10번길 35, 4층 306호 (효자동, 스타힐스)
(74) 대리인
유미특허법인

전체 청구항 수 : 총 7 항

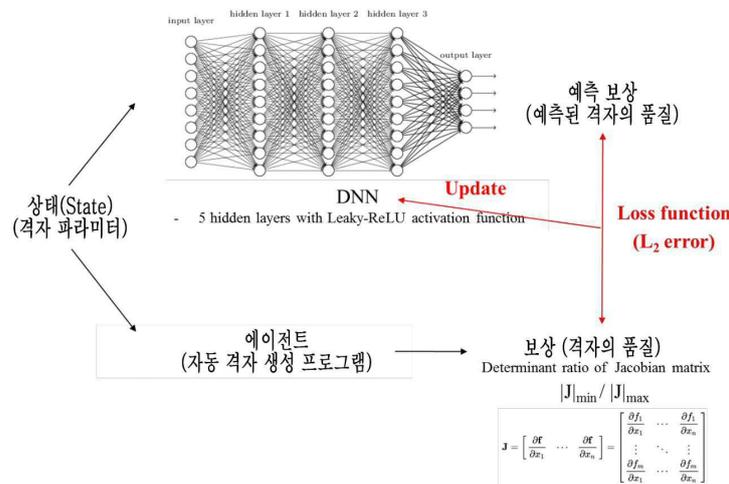
심사관 : 김경완

(54) 발명의 명칭 강화학습 기반의 익형 해석용 자동 격자 생성 방법

(57) 요약

본 기재의 익형 해석용 격자 생성 방법은, 블레이드 주위의 유동 해석을 위한 격자를 생성하는 방법으로서, 상기 블레이드의 형상 정보를 입력받는 단계, 임의의 격자 파라미터를 상태(State)로 입력받는 단계, 생성되는 격자의 품질을 최대화하는 방향으로 강화학습 하는 단계, 및 생성될 격자의 품질이 최대화되는 격자 파라미터를 결정하는 단계를 포함할 수 있다.

대표도 - 도3



(56) 선행기술조사문헌

JP2011134279 A*

KR1020190042240 A*

KR1020100079951 A

KR100916246 B1

*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

명세서

청구범위

청구항 1

컴퓨터 장치에 의해 수행되는 인공신경망을 이용하여, 블레이드 주위의 유동 해석을 위한 격자를 생성하는 방법에 있어서,

상기 블레이드의 형상 정보를 입력받는 단계;

임의의 격자 파라미터를 상태(State)로 입력받는 단계;

생성되는 격자의 품질을 최대화하는 방향으로 강화학습 하는 단계;

생성될 격자의 품질이 최대화되는 격자 파라미터를 결정하는 단계; 및

타원(Elliptic) 격자생성 방법으로 자동으로 격자를 생성하는 단계

를 포함하고,

상기 강화학습 하는 단계는,

상기 입력된 블레이드의 형상 정보와 임의의 격자 파라미터에 기초하여 심층 신경망 (Deep Neural Network, DNN)을 통해서 생성될 격자의 품질을 예측하는 과정;

상기 입력된 블레이드의 형상 정보와 임의의 격자 파라미터를 이용하여 격자를 생성하고, 상기 생성된 격자의 품질을 계산하는 과정; 및

상기 예측한 격자의 품질과 상기 계산된 격자의 품질의 오차를 계산하는 과정을 포함하고,

상기 오차를 최소화하는 방향으로 기계학습 하는 것을 특징으로 하

는 익형 해석용 격자 생성 방법.

청구항 2

삭제

청구항 3

제 1 항에 있어서,

상기 격자 파라미터는 상기 격자 생성에 필요한 격자의 개수, 격자 해상도, 격자의 입구 위치 및 격자의 출구 위치를 포함하는, 익형 해석용 격자 생성 방법.

청구항 4

제 1 항에 있어서,

상기 격자의 품질을 계산하는 과정은,

야코비 행렬 (Jacobian matrix)의 행렬식 (determinant) 비로 계산하는 것을 포함하는, 익형 해석용 격자 생성 방법.

청구항 5

삭제

청구항 6

제 1 항에 있어서,

상기 격자의 품질을 예측하는 과정은,

심층 Q-네트워크 (Deep Q-Networks, DQN) 방법을 이용하는, 익형 해석용 격자 생성 방법.

청구항 7

제 1 항에 있어서,

상기 오차를 계산하는 과정은,

상기 예측한 격자의 품질과 상기 생성된 격자의 품질의 L_2 오차(error)를 손실 함수 (loss function)로 정의하는 것을 포함하는, 익형 해석용 격자 생성 방법.

청구항 8

제 7 항에 있어서,

상기 강화학습 하는 단계는,

상기 손실 함수를 최소화하는 방향으로 상기 심층 신경망 (Deep Neural Network, DNN)를 업데이트하며 학습을 진행하는 것을 포함하는, 익형 해석용 격자 생성 방법.

청구항 9

삭제

청구항 10

컴퓨터에 제 1 항, 제 3 항, 제 4 항, 제 6 항 내지 제 8 항 중 어느 한 항에 따른 익형 해석용 격자 생성 방법을 실행시키기 위하여 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 익형 유동 해석을 수행할 때 요구되는 격자를 생성하는 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 일반적으로, 익형(翼型) 주위의 유동은 매우 복잡하다. 이러한 유동을 정확히 해석하기 위해서는 고품질의 해석 격자가 필요하므로 익형 주위의 유동 해석을 위해서는 익형 해석용 계산 격자생성이 필수적으로 선행되어야 한다. 그러나 기존의 범용 격자 생성 소프트웨어는 익형 형상의 복잡성에 의해 최적화되어 있지 않아 격자생성에 많은 시간과 비용이 소요된다. 게다가 많은 경우 정확한 계산결과와 빠른 수렴성을 보장하는 높은 질의 격자 생성이 어렵다. 또한, 격자를 생성하는 엔지니어의 주관적인 판단에 의하여 격자의 분포나 해상도, 격자의 질이 상당히 달라지고 이는 계산결과와 신뢰성에도 큰 악영향을 미친다.

[0003] 특허 제1517273호는 지형 분석방법을 위한 격자생성 프로그램을 제시하였고, 해당 프로그램은 단계적 분할기법 및 내부경계조건 등을 포함한다.

[0004] 특허 제1040982호는 유동이 가능한 부분과 유동이 불가능한 부분 사이의 경계요소에 대한 경계요소 격자 생성 방법을 제시하였고, 해당 방법은 유동이 가능한 구조체의 영역을 제1 격자화하는 단계 및 유동이 가능한 부분과 불가능한 부분의 경계인 구조체의 경계 영역의 표면을 다수의 2차원의 도형으로 제2 격자화하는 단계를 포함한다.

[0005] 이와 같이 격자생성 방법에 대한 연구는 활발하였지만, 터보 기계 내에서의 복잡한 고온 고속 열유동 현상은 그 해석이 실험과 기존의 수치해석기법으로 매우 어려우며, 인공지능을 이용하여 격자생성을 완전 자동화, 최적화하는 기술은 전무하였다.

선행기술문헌

특허문헌

- [0006] (특허문헌 0001) 한국 등록특허 제1517273호 (2015. 4. 27. 등록)
- (특허문헌 0002) 한국 등록특허 제1040982호 (2011. 6. 7. 등록)

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0007] 본 발명의 일 측면은 인공지능의 한 종류인 강화학습을 사용하여 익형 해석을 위한 고품질의 계산 격자 생성을 자동화하고 최적화한 생성방법을 제공하고자 한다.
- [0008] 본 발명의 다른 일 측면은 익형 해석용 계산 격자를 자동으로 생성할 수 있는 자동격자생성 프로그램을 제공하고자 한다.
- [0009] 그러나, 본 발명의 실시예들이 해결하고자 하는 과제는 상술한 과제에 한정되지 않고 본 발명에 포함된 기술적 사상의 범위에서 다양하게 확장될 수 있다.

과제의 해결 수단

- [0010] 본 기체의 익형 해석용 격자 생성 방법은, 블레이드 주위의 유동 해석을 위한 격자를 생성하는 방법으로서, 상기 블레이드의 형상 정보를 입력받는 단계, 임의의 격자 파라미터를 상태(State)로 입력받는 단계, 생성되는 격자의 품질을 최대화하는 방향으로 강화학습 하는 단계, 및 생성될 격자의 품질이 최대화되는 격자 파라미터를 결정하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0011] 상기 강화학습 하는 단계는, 상기 입력된 블레이드의 형상 정보와 임의의 격자 파라미터에 기초하여 생성될 격자의 품질을 예측하는 과정, 상기 입력된 블레이드의 형상 정보와 임의의 격자 파라미터를 이용하여 격자를 생성하고, 상기 생성된 격자의 품질을 계산하는 과정, 및 상기 예측한 격자의 품질과 상기 계산된 격자의 품질의 오차를 계산하는 과정을 포함하고, 상기 오차를 최소화하는 방향으로 기계학습 하는 것을 특징으로 한다.
- [0012] 상기 격자 파라미터는 상기 격자 생성에 필요한 격자의 개수, 격자 해상도, 격자의 입구 위치 및 격자의 출구 위치를 포함할 수 있다.
- [0013] 상기 격자의 품질을 계산하는 과정은, 야코비 행렬 (Jacobian matrix)의 행렬식 (determinant) 비로 계산하는 것을 포함할 수 있다.
- [0014] 상기 격자의 품질을 예측하는 과정은, 심층 신경망 (Deep Neural Network, DNN)를 통해서 수행될 수 있다.
- [0015] 상기 격자의 품질을 예측하는 과정은, 심층 Q-네트워크 (Deep Q-Networks, DQN) 방법을 이용할 수 있다.
- [0016] 상기 오차를 계산하는 과정은, 상기 예측한 격자의 품질과 상기 생성된 격자의 품질의 L_2 오차(error)를 손실 함수 (loss function)로 정의하는 것을 포함할 수 있다.
- [0017] 상기 강화학습 하는 단계는, 상기 손실 함수를 최소화하는 방향으로 상기 심층 신경망 (Deep Neural Network, DNN)를 업데이트하며 학습을 진행하는 것을 포함할 수 있다.
- [0018] 상기 익형 해석용 격자 생성 방법은 타원(Elliptic) 격자생성 방법으로 자동으로 격자를 생성하는 단계를 더 포함할 수 있다.
- [0019] 본 발명의 다른 일 실시예에 따른 컴퓨터 프로그램은 컴퓨터에 상기한 익형 해석용 격자 생성 방법을 실행시키기 위하여 매체에 저장되어 제공될 수 있다.

발명의 효과

- [0020] 본 발명의 실시예에 의하면 기존 기술의 한계를 극복할 수 있는 요소기술을 제공함으로써 터빈 내부 난류유동, 습증기 (wet-steam) 유동의 향상된 예측을 가능케 하여 터빈의 설계 전반에 걸쳐 획기적인 기술적 진보를 제공할 수 있다.

[0021] 익형의 완전 자동화된 격자생성 기술을 제공함으로써 새롭게 익형 관련 분야를 연구하는 연구자들에게 진입장벽을 현저히 낮추어 전반적인 익형 관련 기술 개발의 가속화가 가능하다.

[0022] 본 발명의 실시예에 의하면 터빈을 포함한 모든 익형 관련 분야에 적용이 가능하기 때문에, 익형의 정밀 해석이 필요한 모든 분야의 기술 발전의 가속화를 이룰 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0023] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 익형 해석용 자동 격자 생성 프로그램을 설명하기 위해 도시한 도면이다.

도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 강화학습 기반 자동 격자 생성 방법의 순서도이다.

도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 강화학습 기반 자동 격자 생성 방법을 설명하기 위해 도시한 도면이다.

도 4는 2차원 케이스케이드 블레이드에 대해 본 발명의 일 실시예에 따른 강화학습 기반 자동 격자 생성 방법을 적용한 결과를 나타낸 도면이다.

도 5 내지 도 7은 다양한 2차원 블레이드에 대해 본 발명의 일 실시예에 따른 강화학습 기반 자동 격자 생성 방법을 적용한 결과를 나타낸 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0024] 이하, 첨부한 도면을 참조하여 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 실시할 수 있도록 상세히 설명한다. 도면에서 본 발명을 명확하게 설명하기 위해서 설명과 관계없는 부분은 생략하였으며, 명세서 전체를 통하여 동일 또는 유사한 구성요소에 대해서는 동일한 참조부호를 붙였다.

[0025] 또한, 명세서 전체에서, 어떤 부분이 어떤 구성요소를 "포함" 한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성요소를 더 포함할 수 있는 것을 의미한다.

[0026] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 익형 해석용 자동 격자 생성 프로그램을 설명하기 위해 도시한 도면이다.

[0027] 자동격자생성 프로그램은 블레이드의 형상과 기본적인 격자 정보만 입력된다면 그에 맞게 자동으로 격자가 생성된다. 또한 타원(Elliptic) 격자 생성 방법을 이용하여 블레이드 벽면에서의 격자 수직성을 보장하는 고품질의 격자가 생성된다.

[0028] 도 1을 참조하면, 상기 자동격자생성 프로그램은 익형의 형상 정보와 격자의 개수, 격자 해상도와 같은 기본적인 정보가 입력되면 자동으로 계산 격자를 생성한다. 본 프로그램에서는 타원(Elliptic) 형태의 편미분 방정식을 풀고 그 해를 이용해 격자를 생성하는 타원(Elliptic) 격자생성 방법을 이용한다. 따라서 2차 미분의 연속성까지 보장되는 높은 품질의 격자 생성이 가능하다. 또한 본 프로그램은 2차원, 3차원 블레이드에 모두 적용 가능하며, 팁 간극이 있는 복잡한 형상의 블레이드에 대해서도 격자 생성이 가능하다.

[0029] 하지만 격자 정보를 입력하는 데에 있어 여전히 사용자의 주관이 개입될 수 있고, 이에 따라 격자의 질이 달라질 수 있다. 따라서 완전한 자동화와 최적화를 위해 머신 러닝의 일종인 강화학습(Reinforcement Learning)을 이용한다. 강화학습은 어떠한 행동(Action)을 통해 주어지는 보상(Reward)을 학습하고, 학습을 통해 주어지는 보상을 최대화하는 방법이다. 따라서 격자 정보를 바꿔가며 격자의 질을 보상으로 제공함으로써, 격자의 질을 최대화하는 격자 정보를 찾을 수 있다.

[0030] 또한 본 실시예에서는 기본적인 강화학습 원리와 인공신경망 기법을 접목시킨 강화학습의 대표적인 방법인 심층 Q-네트워크(Deep Q-Network, DQN) 방법을 활용할 수 있다. 이는 학습할 데이터가 방대하더라도 인공신경망의 업데이트를 통해 빠르고 정확하게 학습할 수 있다는 장점이 있다.

[0031] 따라서 많은 터빈 블레이드에 대한 학습을 통해 어떠한 격자 파라미터가 해당 형상에서 최적의 값인지를 판단할 수 있다. 결국, 새로운 익형이 주어졌을 때, 사용자의 주관이 전혀 개입되지 않고 빠른 시간에 높은 질의 격자를 자동으로 생성할 수 있다.

[0032] 그러나 격자의 생성을 위해 사용자가 격자의 개수나 해상도와 같은 격자 정보를 입력해 주어야 하는데, 본 실시예에서는 강화학습을 이용하여 이러한 격자 파라미터를 자동으로 결정할 수 있다.

[0033] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 강화학습 기반 자동 격자 생성 방법의 순서도이고, 도 3은 이를 설명하기 위해 도시한 도면이다.

[0034] 본 실시예에서는 기본적인 강화학습의 원리와 인공신경망을 접목시킨 심층 Q-네트워크 (Deep Q-Network, DQN) 방법을 사용한다. 이로써 자동격자생성 프로그램에서 격자 생성에 필요한 격자 개수나 해상도와 같은 기본적인 격자 파라미터들을 최적화하여 생성되는 격자의 품질을 최대화할 수 있다.

[0035] 도 2 및 도 3을 참조하면, 먼저 블레이드의 형상 정보(geometry)가 입력되고, 격자생성에 필요한 임의의 격자 파라미터가 상태(State)로 주어진다(S210 및 S220). 그러면 심층 Q-네트워크 (Deep Q-Network, DQN) 방법을 사용하여 생성되는 격자의 품질을 최대화하는 방향으로 강화학습을 수행한다(S230).

[0036] 즉, 심층 신경망 (Deep Neural Network, DNN)을 통해 이후 생성될 격자의 품질을 예측할 수 있다(S231). 이와 동시에 자동격자생성 프로그램은 실제로 격자를 생성하고, 생성된 격자의 품질을 계산할 수 있다(S232). 이 때 생성된 격자의 품질은 격자의 품질 판단에 주로 이용되는 하기 수학적 식 1에 나타난 야코비 행렬 (Jacobian matrix)의 행렬식 비(determinant ratio)로 계산될 수 있다.

수학적 식 1

$$|J|_{\min} / |J|_{\max},$$

$$J = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f}{\partial x_n} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f_1}{\partial x_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_m}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f_m}{\partial x_n} \end{bmatrix}$$

[0037]

[0038] 야코비 행렬의 행렬식 비는 격자의 모든 지점에서 계산 가능하며, 음수 또는 0에서 1까지의 값을 가질 수 있다. 값이 1일 경우 완벽한 직사각형 (2차원일 경우) 또는 직육면체 (3차원일 경우) 격자임을 의미한다. 상기 값이 음수 또는 0일 경우, 해당 부분 격자가 뒤집혀 있거나 뭉개져 있음을 의미한다. 따라서 상기 값이 1에 가까울수록 고품질의 격자인 것으로 판단할 수 있으며, 최종적인 격자의 품질은 격자의 모든 지점 중 야코비 행렬의 행렬식 비의 값이 가장 낮은 지점을 기준으로 결정된다.

[0039] 그리고 나서, 이전에 DNN을 통해 예측했던 격자의 품질(Quality_{predict})과 실제 격자의 품질(Quality_{actual})의 L₂ 오차(error)를 손실 함수 (loss function)로 정의할 수 있으며, 이는 하기 수학적 식 2와 같이 계산될 수 있다.

수학적 식 2

$$Loss\ function = (Quality_{predict} - Quality_{actual})^2$$

[0040]

[0041] 이러한 손실 함수로부터 예측한 격자의 품질과 실제 생성된 격자의 품질의 오차를 계산할 수 있다(S233). 최종적으로 손실 함수를 최소화하는 방향으로 DNN을 업데이트하며 학습을 진행할 수 있다(S234). 구체적인 DNN 업데이트 방법으로는 심층 신경망(Deep Neural Network, DNN)의 학습에 주로 사용되는 경사 하강법(gradient descent method)의 일종인 아담 최적화 방법(Adam optimization method)을 사용할 수 있다.

[0042] 학습이 충분히 진행된다면 임의의 격자 파라미터가 주어졌을 때, DNN을 통해 정확하게 격자의 품질을 예측할 수 있다. 따라서 격자의 품질이 최대화되는 격자 파라미터를 실제 격자 생성 없이 결정할 수 있다(S240). 이렇게 결정된 격자 파라미터를 입력하여 타원 격자생성 방법으로 격자를 생성할 수 있다(S250).

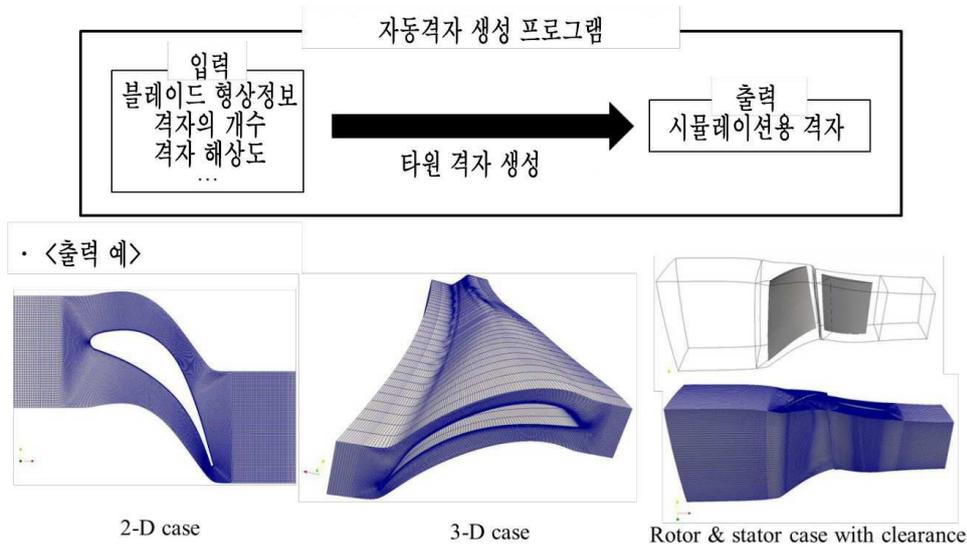
[0043] 도 4는 2차원 케이스케이드 블레이드에 대해 본 발명의 일 실시예에 따른 강화학습 기반 자동 격자 생성 방법을 적용한 결과를 나타낸 도면이다.

[0044] 본 예에서 최적화가 진행되는 제어 파라미터는 격자의 개수, 해상도 그리고 입구와 출구의 위치이다. 도 4의 우측 상단 그래프에서 학습이 진행됨에 따른 격자의 질을 살펴보면, 처음에는 학습이 진행되지 않아 증가와 감소를 반복하는 모습을 보이지만 학습이 충분히 진행되면서 격자의 질이 최대값으로 수렴하는 것을 볼 수 있다. 격자의 질이 최소 0.6에서 최대 0.78까지 증가하는 것을 볼 수 있는데, 이는 상당히 큰 차이이다.

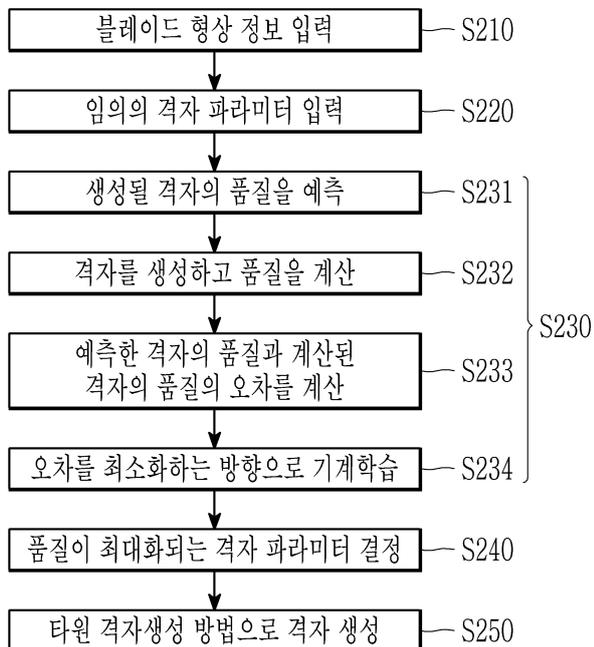
- [0045] 학습이 잘 진행되는 것은 도 4의 우측 하단의 손실 함수 그래프에서도 확인할 수 있다. 처음에는 큰 손실 함수를 가지며 격자의 질을 잘 예측하지 못하지만 학습이 진행되면서 10E-07 값까지 손실 함수가 감소하는 것을 볼 수 있다. 손실 함수 값 10E-07 은 격자의 품질 값으로 변환하면, 예측한 격자의 질과 실제 격자 질의 차이가 0.001 이내임을 의미한다. 즉, 격자의 품질이 0.6에서 0.78 정도의 값을 갖기 때문에, 예측의 정확도가 0.5% 내로 매우 정확하다고 할 수 있다. 따라서 6000번의 학습 단계 (training step) 안에 충분히 학습이 진행되었음을 알 수 있다.
- [0046] 도 5 내지 도 7은 다양한 2차원 블레이드에 대해 본 발명의 일 실시예에 따른 강화학습 기반 자동 격자 생성 방법을 적용한 결과를 나타낸 도면이다.
- [0047] 실제 유동 해석 상황에서는 사용하는 장비의 사양이나 해석 기법 등에 의해 전체 격자의 개수나 벽면 근처 격자의 크기에 제약이 있을 수 있다. 따라서 본 실시예에서는 실제 유동 해석 상황과 유사하도록 블레이드 벽면에서 수직인 첫번째 격자의 크기와 전체 격자의 개수를 고정한 채로 학습을 진행하였다. 즉, 제한된 격자 개수와 첫번째 격자의 크기 내에서의 격자의 분배와 해상도, 입구와 출구의 위치에 대해 최적화가 진행되었다. 3차원 블레이드의 단면을 이용하여 여러 2차원 블레이드를 생성하였고, 1번부터 4번의 블레이드에 대해서는 학습을 진행하였고 (도 5 참조), 5번과 6번 블레이드에 대해서는 이전에 학습된 네트워크를 이용하여 한 번에 최적의 격자 생성을 시도하였다 (도 6 및 7 참조).
- [0048] 도 5의 좌측 도면에 도시된 바와 같이, 학습은 1번 블레이드부터 4번 블레이드까지 순차적으로 진행하였다. 그리고 나서, 학습이 완료된 네트워크를 이용해 새롭게 주어진 5번과 6번 블레이드에 대해 한번에 격자를 생성하도록 하였다. 또한 도 6 및 도 7의 우측 그래프에서 확인할 수 있는 바와 같이, 한번에 생성된 격자의 질이 최적화된 값인지 확인하기 위해 5번과 6번 블레이드에 대해 각각 새롭게 학습을 진행하여 격자의 질을 비교하였다. 도 6 및 도 7의 우측 그래프에서 붉은 색으로 표시된 값이 학습된 네트워크를 이용하여 한번에 최적 격자 생성을 시도한 결과이고, 검은 색으로 표시된 값이 비교를 위해 진행된 학습 결과이다. 그 결과 학습된 네트워크를 이용해 생성한 격자가 상당히 높은 질을 갖고 있는 것을 확인할 수 있었다. 따라서 학습을 충분히 진행한 네트워크를 이용하면 새로운 블레이드에 대해서도 한 번에 높은 질의 격자 생성이 가능하다는 것을 알 수 있다.
- [0049] 본 발명의 하나의 실시예에 따른 방법을 실행시키기 위한 프로그램은 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체에 기록될 수 있다.
- [0050] 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 상기 매체는 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 컴퓨터 판독 가능 기록 매체의 예에는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체, CD-ROM, DVD와 같은 광기록 매체, 플롭티컬 디스크와 같은 자기-광 매체, 및 롬, 램, 플래시 메모리 등과 같은 프로그램 명령을 저장하고 수행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치가 포함된다. 여기서 매체는 프로그램 명령, 데이터 구조 등을 지정하는 신호를 전송하는 반송파를 포함하는 광 또는 금속선, 도파관 등의 전송 매체일 수도 있다. 프로그램 명령의 예에는 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어 코드가 포함된다.
- [0051] 이상을 통해 본 발명의 바람직한 실시예에 대하여 설명하였지만, 본 발명은 이에 한정되는 것이 아니고 특허청구범위와 발명의 상세한 설명 및 첨부한 도면의 범위 안에서 여러 가지로 변형하여 실시하는 것이 가능하고 이 또한 본 발명의 범위에 속하는 것은 당연하다.

도면

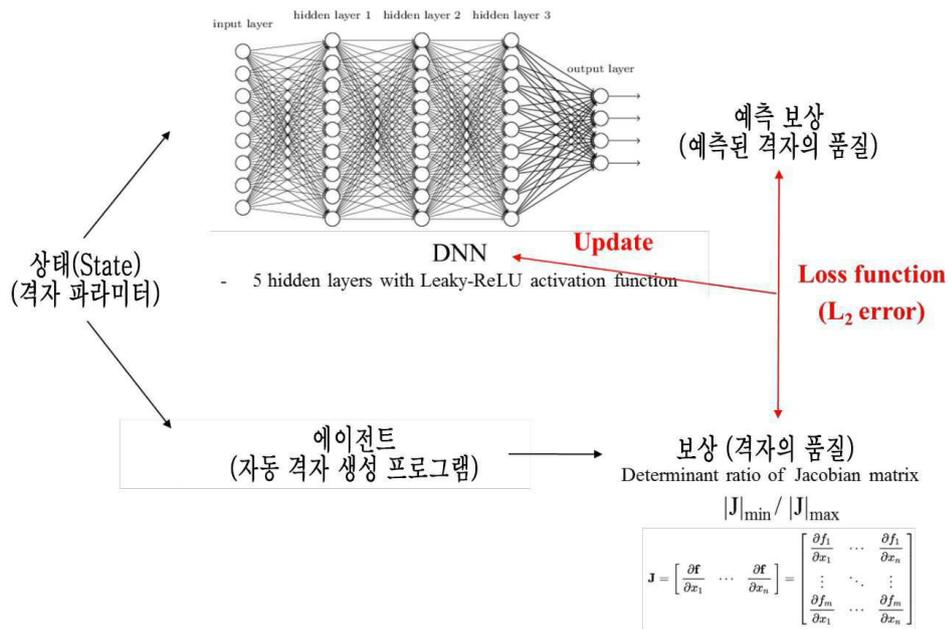
도면1



도면2

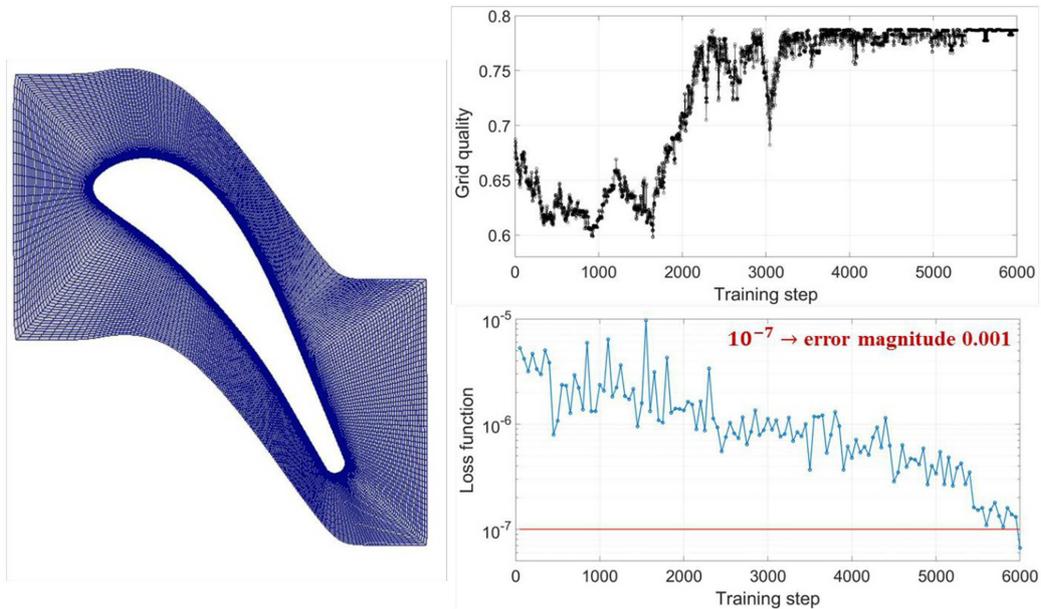


도면3

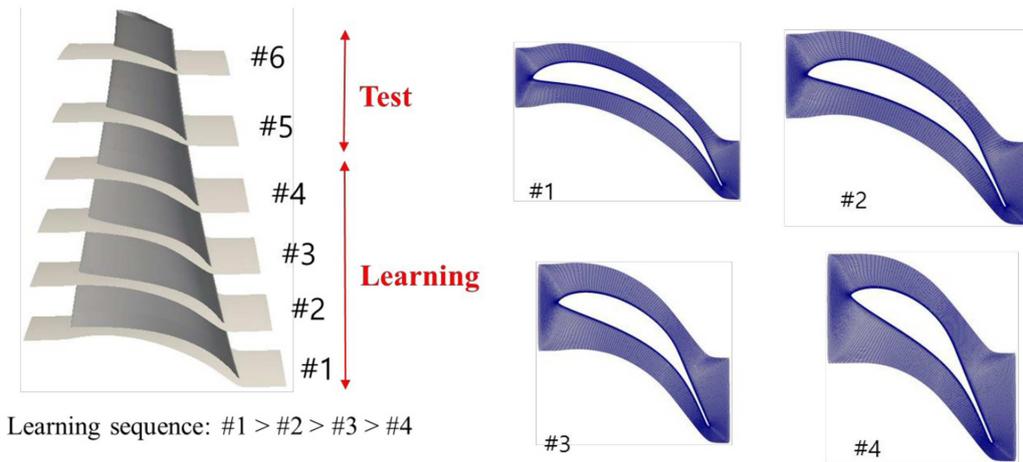


도면4

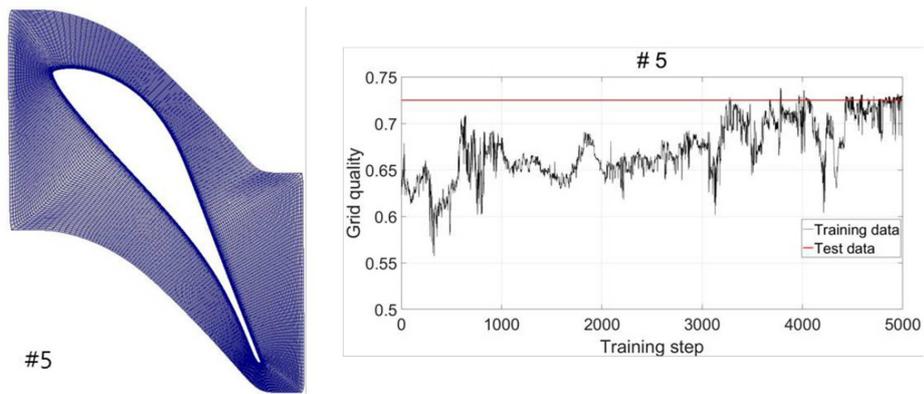
- 제어 파라미터 : 격자의 개수, 해상도, 입구와 출구의 위치



도면5



도면6



도면7

