(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2019-0027213
(43) 공개일자 2019년03월14일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 99/00 (2019.01) *B82Y 10/00* (2017.01)
(52) CPC특허분류
G06N 10/00 (2019.01)
G06N 20/00 (2019.01)
(21) 출원번호 10-2017-0113984
(22) 출원일자 2017년09월06일
심사청구일자 2017년09월06일

(71) 출원인
경희대학교 산학협력단
경기도 용인시 기흥구 덕영대로 1732 (서천동, 경희대학교 국제캠퍼스내)
(72) 발명자
신현동
경기도 수원시 영통구 청명로 132, 323동 501호(영통동, 벽산삼익아파트)
정영민
경기도 성남시 분당구 양현로 507, 313동 305호(야탑동, 매화마을주공3단지아파트)
파쿼 아마드
경기도 용인시 기흥구 덕영대로 1732,
(74) 대리인
김등용, 김홍석

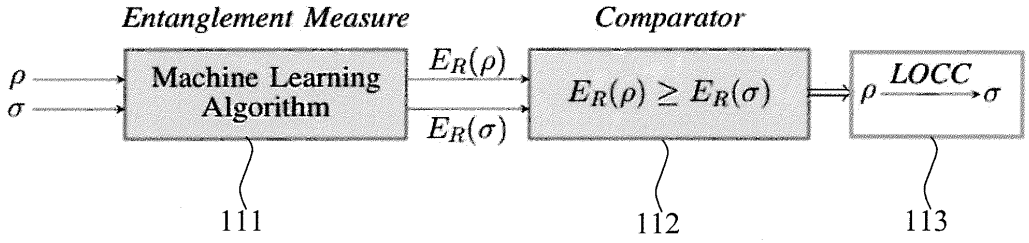
전체 청구항 수 : 총 20 항

(54) 발명의 명칭 **머신러닝을 이용한 양자 얽힘 변환 방법 및 이를 이용한 양자 시스템**

(57) 요 약

본 발명에 따른 머신러닝을 이용한 양자 얽힘 변환 방법은, 머신러닝 알고리즘을 이용하여 혼합 상태(mixed state) 간의 얽힘 측정(entanglement measurement)을 수행하는 얽힘 측정 단계; 상기 얽힘 측정에 기반하여, 제1 상태(ρ)에 대한 제1상대 엔트로피(relatvie entropy)와 제2 상태(σ)에 대한 제2상대 엔트로피를 비교하는 엔트로피 비교 단계; 및 상기 제1상대 엔트로피가 상기 제2상대 엔트로피 이상이면, 상기 제1 상태(ρ)를 상기 제2 상태(σ)로 변환하는 상태 변환 단계를 포함하고, 양자 암호화와 같은 양자 정보 이론을 위한 양자 변환을 용이하게 제공할 수 있다.

대 표 도 - 도3



(52) CPC특허분류
B82Y 10/00 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 2016R1A2B2014462
부처명 미래과학창조부
연구관리전문기관 한국연구재단
연구사업명 개인연구지원사업(중견연구)
연구과제명 양자 초얽힘을 이용한 하이브리드 양자통신 핵심기술 연구
기 여 율 1/2
주관기관 경희대학교 산학협력단
연구기간 2017.06.01 ~ 2018.05.31
이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 R0190-15-2030
부처명 미래과학창조부
연구관리전문기관 정보통신기술진흥센터
연구사업명 정보통신방송연구개발사업
연구과제명 비밀성증폭 후처리 기술개발
기 여 율 1/2
주관기관 경희대학교 산학협력단
연구기간 2016.07.01 ~ 2017.04.30

명 세 서

청구범위

청구항 1

머신러닝을 이용한 양자 얽힘 변환 방법에서,

머신러닝 알고리즘을 이용하여 혼합 상태(mixed state) 간의 얽힘 측정(entanglement measurement)을 수행하는 얽힘 측정 단계;

상기 얽힘 측정에 기반하여, 제1 상태(ρ)에 대한 제1상대 엔트로피(relatvie entropy)와 제2 상태(σ)에 대한 제2상대 엔트로피를 비교하는 엔트로피 비교 단계; 및

상기 제1상대 엔트로피가 상기 제2상대 엔트로피 이상이면, 상기 제1 상태(ρ)를 상기 제2 상태(σ)로 변환하는 상태 변환 단계를 포함하는, 머신러닝을 이용한 양자 얽힘 변환 방법.

청구항 2

제1 항에 있어서,

상기 제1상대 엔트로피는 $E(\rho) = \min_{\sigma \in d} D(\rho||\sigma)$ 이고,

여기서, $D(\rho||\sigma) = \mathrm{Tr}(\rho \ln \rho - \rho \ln \sigma)$ 인 것을 특징으로 하는, 머신러닝을 이용한 양자 얽힘 변환 방법.

청구항 3

제1 항에 있어서,

상기 제1상대 엔트로피는 $E(\rho) = \min_{\sigma \in d} D(\rho||\sigma)$ 이고,

여기서, $D(\rho||\sigma) = D_B(\rho,\sigma) = 2 - 2\sqrt{F(\rho,\sigma)}$, $F(\rho,\sigma) = \left[\mathrm{Tr}\sqrt{\sqrt{\rho}\sigma\sqrt{\rho}}\right]^2$ 인 것을 특징으로 하는, 머신러닝을 이용한 양자 얽힘 변환 방법.

청구항 4

제1 항에 있어서,

상기 혼합 상태는 혼합 곱 상태(mixed product state)의 16개의 가능한 조합들인 $\sigma = \sum_{i=1}^{16} p_i (\sigma_a^i \otimes \sigma_b^i)$ 을 포함하고,

여기서, $$p_i = \left[\sin(\psi_{i-1}) \prod_{j=1}^{15} \cos(\psi_i) \right], \quad \psi_0 = \pi/2$$,

$$\sigma_a^i = \begin{bmatrix} \cos^2(\theta_i) & \cos(\theta_i)\sin(\theta_i)\exp(\iota\zeta_i) \\ \cos(\theta_i)\sin(\theta_i)\exp(\iota\zeta_i) & \sin^2(\theta_i) \end{bmatrix}$$,

$$\sigma_a^i = \begin{bmatrix} \cos^2(\varphi_i) & \cos(\varphi_i)\sin(\varphi_i)\exp(\iota\phi) \\ \cos(\varphi_i)\sin(\varphi_i)\exp(\iota\phi) & \sin^2(\varphi_i) \end{bmatrix}$$ 에 따라 상기 머신러닝 알고리즘은 80개의 변수(variable)를 요구하는 것을 특징으로 하는, 머신러닝을 이용한 양자 얽힘 변환 방법.

청구항 5

제3 항에 있어서,

상기 머신러닝 알고리즘은

$$W = F|\psi^-\rangle\langle\psi^-| + \frac{1-F}{3}\left(|\psi^+\rangle\langle\psi^+| + |\phi^-\rangle\langle\phi^-| + |\phi^+\rangle\langle\phi^+|\right)$$ 에 해당하는 혼합 상태를 이용하고,

여기서, F는 적합도 값(Fitness Value)으로 0.5에서 1 사이의 값을 가지고, F = 0.5인 경우 비-얽힘(disentangle) 상태이고, F가 증가함에 따라 얽힘 상태가 증가하는 것을 특징으로 하는, 머신러닝을 이용한 양자 얽힘 변환 방법.

청구항 6

제3 항에 있어서,

상기 머신러닝 알고리즘은

$$\Gamma = q|\psi_1\rangle\langle\psi_1| + (1-q)|\psi_2\rangle\langle\psi_2|$$ 에 해당하는 혼합 상태의 클래스를 이용하고,

여기서, $$|\psi_1\rangle = a|00\rangle + \sqrt{1-a^2}|11\rangle$$,

$$|\psi_2\rangle = a|10\rangle + \sqrt{1-a^2}|01\rangle$$ 이고, $0 \leq q \leq 1$, $0 \leq a \leq 1$이고,

q = 0, q = 1 및 a =0.75인 경우 최대 얽힘 상태이고, q = 0.5 및 a = 0.75인 경우 상기 클래스는 곱(product)을 갖는 것을 특징으로 하는, 머신러닝을 이용한 양자 얽힘 변환 방법.

청구항 7

머신러닝을 이용한 양자 얽힘 변환 방법에서,

머신러닝 알고리즘을 이용하여 혼합 상태(mixed state) 간의 얽힘 측정(entanglement measurement)을 수행하는 얽힘 측정 단계;

상기 얽힘 측정에 기반하여, 제1 상태(ρ)와 제2 상태(σ)에 대한 파라미터를 비교하는 파라미터 비교 단계; 및

상기 비교된 파라미터에 기반하여, 상기 혼합 상태를 순수 상태(pure state)로 최적 분해(optimal

decomposition)하는 최적 분해 단계를 포함하는, 머신러닝을 이용한 양자 얽힘 변환 방법.

청구항 8

제7 항에 있어서,

상기 파라미터는 상기 제1 상태(ρ)에 대한 제1상대 엔트로피(relatvie entropy)인 $E_R(\rho)$와 상기 제2 상태(σ)에 대한 제2상대 엔트로피인 $E_R(\sigma)$이고,

상기 파라미터 비교 단계는 상기 $E_R(\rho)$이 $E_R(\sigma)$ 이상인 지를 판단하는 것을 특징으로 하는, 머신러닝을 이용한 양자 얽힘 변환 방법.

청구항 9

제7 항에 있어서,

상기 얽힘 측정 단계는,

$$W = F\left|\psi^-\right\rangle\left\langle\psi^-\right| + \frac{1-F}{3}\left(\left|\psi^+\right\rangle\left\langle\psi^+\right| + \left|\phi^-\right\rangle\left\langle\phi^-\right| + \left|\phi^+\right\rangle\left\langle\phi^+\right|\right)$$

에 해당하는 혼합 상태를 이용하여 상기 제1 상태(ρ) 및 상기 제2 상태(σ)가 비-얽힘 상태인지를 판단하고,

여기서, F는 적합도 값(Fitness Value)으로 0.5에서 1 사이의 값을 갖는 것을 특징으로 하는, 머신러닝을 이용한 양자 얽힘 변환 방법.

청구항 10

제7 항에 있어서,

상기 얽힘 측정 단계는,

$$\Gamma = q\left|\psi_1\right\rangle\left\langle\psi_1\right| + (1-q)\left|\psi_2\right\rangle\left\langle\psi_2\right|$$

에 해당하는 혼합 상태의 클래스를 이용하여 상기 제1 상태(ρ) 및 상기 제2 상태(σ)가 비-얽힘 상태인지를 판단하고,

여기서, $\left|\psi_1\right\rangle = a\left|00\right\rangle + \sqrt{1-a^2}\left|11\right\rangle$,

$\left|\psi_2\right\rangle = a\left|10\right\rangle + \sqrt{1-a^2}\left|01\right\rangle$ 이고, $0 \leq q \leq 1$, $0 \leq a \leq 1$인 것을 특징으로 하는, 머신러닝을 이용한 양자 얽힘 변환 방법.

청구항 11

머신러닝을 이용한 양자 얽힘 변환 시스템에서,

머신러닝 알고리즘을 이용하여 혼합 상태(mixed state) 간의 얽힘 측정(entanglement measurement)을 수행하고, 상기 얽힘 측정에 기반하여, 제1 상태(ρ)에 대한 제1상대 엔트로피(relatvie entropy)와 제2 상태(σ)에 대한 제2상대 엔트로피를 비교하고, 상기 제1상대 엔트로피가 상기 제2상대 엔트로피 이상이면, 상기 제1 상태(ρ)를 상기 제2 상태(σ)로 변환하는 상태 변환하는 제1 서브 시스템; 및

상기 제1서브 시스템으로부터 상기 변환된 제2 상태(σ)에 따른 양자 정보를 수신하는 제2 서브 시스템을 포함하는, 머신러닝을 이용한 양자 얽힘 변환 시스템.

청구항 12

제11 항에 있어서,

$$E(\rho) = \min_{\sigma \in d} D(\rho||\sigma)$$

상기 제1상대 엔트로피는 이고,

$$D(\rho||\sigma) = \mathrm{Tr}(\rho \ln \rho - \rho \ln \sigma)$$

여기서, 인 것을 특징으로 하는, 머신러닝을 이용한 양자 얽힘 변환 시스템.

청구항 13

제11 항에 있어서,

$$E(\rho) = \min_{\sigma \in d} D(\rho||\sigma)$$

상기 제1상대 엔트로피는 이고,

$$D(\rho||\sigma) = D_B(\rho,\sigma) = 2 - 2\sqrt{F(\rho,\sigma)} \quad , \quad F(\rho,\sigma) = \left[\mathrm{Tr}\sqrt{\sqrt{\rho}\sigma\sqrt{\rho}}\right]^2$$

여기서, 인 것을 특징으로 하는, 머신러닝을 이용한 양자 얽힘 변환 시스템.

청구항 14

제11 항에 있어서,

상기 혼합 상태는 혼합 곱 상태(mixed product state)의 16개의 가능한 조합들인

$$\sigma = \sum_{i=1}^{16} p_i \left(\sigma_a^i \otimes \sigma_b^i\right)$$

을 포함하고,

$$p_i = \left[\sin(\psi_{i-1}) \prod_{j=1}^{15} \cos(\psi_i)\right], \quad \psi_0 = \pi/2$$

여기서, ,

$$\sigma_a^i = \begin{bmatrix} \cos^2(\theta_i) & \cos(\theta_i)\sin(\theta_i)\exp(\iota\zeta_i) \\ \cos(\theta_i)\sin(\theta_i)\exp(\iota\zeta_i) & \sin^2(\theta_i) \end{bmatrix}$$

,

$$\sigma_a^i = \begin{bmatrix} \cos^2(\varphi_i) & \cos(\varphi_i)\sin(\varphi_i)\exp(\iota\phi) \\ \cos(\varphi_i)\sin(\varphi_i)\exp(\iota\phi) & \sin^2(\varphi_i) \end{bmatrix}$$

에 따라 상기 제1서브 시스템은 80개의 변수(variable)를 이용하는 것을 특징으로 하는, 머신러닝을 이용한 양자 얽힘 변환 시스템.

청구항 15

제13 항에 있어서,

상기 제1서브 시스템은,

$$W = F|\psi^-\rangle\langle\psi^-| + \frac{1-F}{3}\left(|\psi^+\rangle\langle\psi^+| + |\phi^-\rangle\langle\phi^-| + |\phi^+\rangle\langle\phi^+|\right)$$

에 해당하는 혼합 상태를 이용하

고,

여기서, F는 적합도 값(Fitness Value)으로 0.5에서 1 사이의 값을 가지고, F = 0.5인 경우 비-얽힘(disentangle) 상태이고, F가 증가함에 따라 얽힘 상태가 증가하는 것을 특징으로 하는, 머신러닝을 이용한 양자 얽힘 변환 시스템.

청구항 16

제3 항에 있어서,

상기 제1서브 시스템은,

$\Gamma = q|\psi_1\rangle\langle\psi_1| + (1-q)|\psi_2\rangle\langle\psi_2|$ 에 해당하는 혼합 상태의 클래스를 이용하고,

여기서, $|\psi_1\rangle = a|00\rangle + \sqrt{1-a^2}|11\rangle$,

$|\psi_2\rangle = a|10\rangle + \sqrt{1-a^2}|01\rangle$ 이고, $0 \leq q \leq 1$, $0 \leq a \leq 1$이고,

q = 0, q = 1 및 a =0.75인 경우 최대 얽힘 상태이고, q = 0.5 및 a = 0.75인 경우 상기 클래스는 곱(product)을 갖는 것을 특징으로 하는, 머신러닝을 이용한 양자 얽힘 변환 시스템.

청구항 17

머신러닝을 이용한 양자 얽힘 변환 시스템에서,

머신러닝 알고리즘을 이용하여 혼합 상태(mixed state) 간의 얽힘 측정(entanglement measurement)을 수행하는 얽힘 측정부; 및

상기 얽힘 측정에 기반하여, 제1 상태(ρ)와 제2 상태(σ)에 대한 파라미터를 비교하는 비교기; 및

상기 비교된 파라미터에 기반하여, 상기 혼합 상태를 순수 상태(pure state)로 최적 분해(optimal decomposition)하는 상태 제어부를 포함하는, 양자 얽힘 변환 시스템.

청구항 18

제17항에 있어서,

상기 파라미터는 상기 제1 상태(ρ)에 대한 제1상대 엔트로피(relatvie entropy)인 $E_R(\rho)$와 상기 제2 상태(σ)에 대한 제2상대 엔트로피인 $E_R(\sigma)$이고,

상기 비교기는 상기 $E_R(\rho)$이 $E_R(\sigma)$ 이상인 지를 판단하는 것을 특징으로 하는, 머신러닝을 이용한 양자 얽힘 변환 시스템.

청구항 19

제7 항에 있어서,

상기 얽힘 측정부는,

$W = F|\psi^-\rangle\langle\psi^-| + \frac{1-F}{3}\left(|\psi^+\rangle\langle\psi^+| + |\phi^-\rangle\langle\phi^-| + |\phi^+\rangle\langle\phi^+|\right)$ 에 해당하는 혼합 상태를 이용하여 상기 제1 상태(ρ) 및 상기 제2 상태(σ)가 비-얽힘 상태인지를 판단하고,

여기서, F는 적합도 값(Fitness Value)으로 0.5에서 1 사이의 값을 갖는 것을 특징으로 하는, 머신러닝을 이용한 양자 얽힘 변환 방법.

청구항 20

상기 얽힘 측정부는,

$$\Gamma = q\left|\psi_1\right\rangle\left\langle\psi_1\right| + (1-q)\left|\psi_2\right\rangle\left\langle\psi_2\right|$$

에 해당하는 혼합 상태의 클래스를 이용하여 상기 제1 상태(ρ)
및 상기 제2 상태(σ)가 비-얽힘 상태인지를 판단하고,

여기서, $\left|\psi_1\right\rangle = a\left|00\right\rangle + \sqrt{1-a^2}\left|11\right\rangle$,

$\left|\psi_2\right\rangle = a\left|10\right\rangle + \sqrt{1-a^2}\left|01\right\rangle$ 이고, 0 ≤ q ≤ 1, 0 ≤ a ≤ 1인 것을 특징으로 하는, 머신러닝
을 이용한 양자 얽힘 변환 방법.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 머신러닝을 이용한 양자 얽힘 변환 방법 및 이를 이용한 양자 시스템에 관한 것이다. 보다 상세하게는, 머신러닝을 이용하여 얽힘 상태의 측정 및 비교를 통해, 양자 상태 변환 및/또는 순수 상태로의 최적 분해를 수행하는 방법 및 양자 시스템에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] 얽힘 변환(entanglement transformation)은 양자 정보 이론에서 중요한 역할을 수행한다. 양자 역학에서 주요한 현상 중 하나는 얽힘에 대한 것이다. 입자들(particles)은 이들이 먼 거리만큼 분리(separate)된 경우에도 이들 간에 상관(correlation)을 나타낸다. 이러한 먼 거리에서의 상관에 대해, 거리에 대한 스푸키 액션(spooky action)이라고 지칭된다. 양자 얽힘에 관련된 한 가지 주된 문제점은 이의 정량화(quantification)에 관한 것이다. 순수 상태(pure state)에 대한 얽힘 구성(entanglement formulation)은 얽힘 $E(|\psi\rangle_{AB}) = Tr(\rho_A \log_2 \rho_A)$에 대한 von Neumann 엔트로피를 사용하고, 여기서 ρ_A는 큐빗 B를 추적(trace out)하여 감소된 밀도 매트릭스이고, $\rho_A = TrB(|\psi\rangle_{AB}\langle\psi|)$이다. 혼합 상태에 대하여, 얽힘 구성은 순수 상태 앙상블을 통한 최적화를 요구한다. 혼합 상태의 얽힘에 대해 아래와 같이 최소값이 결정될 수 있다.

수학식 1

[0003]
$$E(\rho_{AB}) = \min_{p_i,|\psi\rangle} \sum_i p_i E(|\psi\rangle_{AB})$$

[0004] 여기서, 혼합 상태의 분해(decomposition)는 유일하지 않기 때문에, ρ_{AB}는 $|\psi\rangle_{AB}\langle\psi|$이고, pi는 확률이다. trivial 혼합 상태에 대하여 순수 상태의 최적 분해를 찾는 것은 무한한 많은 분해의 가능성 때문에 매우 어려운 작업이라는 문제점이 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0005] 따라서, 본 발명에서 해결하고자 하는 과제는, 양자 정보 응용에서, 머신러닝을 이용한 양자 얽힘 변환 방법을 제공하는 것을 목표로 한다.

[0006] 또한, 본 발명에서 해결하고자 하는 과제는, 양자 정보 응용에서, 머신러닝을 이용하여 얽힘 상태의 측정 및 비교를 통해, 양자 상태 변환 및/또는 순수 상태로의 최적 분해를 수행하는 방법을 제공하는 것을 목표로 한다.

과제의 해결 수단

[0007] 상기와 같은 과제를 해결하기 위한 본 발명에 따른 머신러닝을 이용한 양자 얽힘 변환 방법은, 머신러닝 알고리즘을 이용하여 혼합 상태(mixed state) 간의 얽힘 측정(entanglement measurement)을 수행하는 얽힘 측정 단계; 상기 얽힘 측정에 기반하여, 제1 상태(ρ)에 대한 제1상대 엔트로피(relatvie entropy)와 제2 상태(σ)에 대한 제2상대 엔트로피를 비교하는 엔트로피 비교 단계; 및 상기 제1상대 엔트로피가 상기 제2상대 엔트로피 이상이면, 상기 제1 상태(ρ)를 상기 제2 상태(σ)로 변환하는 상태 변환 단계를 포함하고, 양자 암호화와 같은 양자 정보 이론을 위한 양자 변환을 용이하게 제공할 수 있다.

[0008] 일 실시 예에서, 상기 제1상대 엔트로피는 $E(\rho) = \min_{\sigma \in d} D(\rho||\sigma)$ 이고,

[0009] 여기서, $D(\rho||\sigma) = \mathrm{Tr}(\rho \ln \rho - \rho \ln \sigma)$ 일 수 있다.

[0010] 일 실시 예에서, 상기 제1상대 엔트로피는 $E(\rho) = \min_{\sigma \in d} D(\rho||\sigma)$ 이고,

[0011] 여기서, $D(\rho||\sigma) = D_B(\rho,\sigma) = 2 - 2\sqrt{F(\rho,\sigma)}$, $F(\rho,\sigma) = \left[\mathrm{Tr}\sqrt{\sqrt{\rho}\sigma\sqrt{\rho}}\right]^2$ 일 수 있다.

[0012] 일 실시 예에서, 상기 혼합 상태는 혼합 곱 상태(mixed product state)의 16개의 가능한 조합들인 $\sigma = \sum_{i=1}^{16} p_i (\sigma_a^i \otimes \sigma_b^i)$ 을 포함하고, 여기서, $p_i = \left[\sin(\psi_{i-1}) \prod_{j=1}^{15} \cos(\psi_i)\right]$, $\psi_0 = \pi/2$,

$$\sigma_a^i = \begin{bmatrix} \cos^2(\theta_i) & \cos(\theta_i)\sin(\theta_i)\exp(\iota\zeta_i) \\ \cos(\theta_i)\sin(\theta_i)\exp(\iota\zeta_i) & \sin^2(\theta_i) \end{bmatrix},$$

$$\sigma_a^i = \begin{bmatrix} \cos^2(\varphi_i) & \cos(\varphi_i)\sin(\varphi_i)\exp(\iota\phi) \\ \cos(\varphi_i)\sin(\varphi_i)\exp(\iota\phi) & \sin^2(\varphi_i) \end{bmatrix}$$

에 따라 상기 머신러닝 알고리즘은 80개의 변수(variable)를 요구할 수 있다.

[0013] 일 실시 예에서, 상기 머신러닝 알고리즘은, $W = F|\psi^-\rangle\langle\psi^-| + \frac{1-F}{3}(|\psi^+\rangle\langle\psi^+| + |\phi^-\rangle\langle\phi^-| + |\phi^+\rangle\langle\phi^+|)$ 에 해당하는 혼합 상태를 이용하고, 여기서, F는 적합도 값(Fitness Value)으로 0.5에서 1 사이의 값을 가지고, F = 0.5인 경우 비-얽힘(disentangle) 상태이고, F가 증가함에 따라 얽힘 상태가 증가하는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0014] 일 실시 예에서, 상기 머신러닝 알고리즘은,

[0015] $$\Gamma = q\left|\psi_1\right\rangle\left\langle\psi_1\right| + (1-q)\left|\psi_2\right\rangle\left\langle\psi_2\right|$$ 에 해당하는 혼합 상태의 클래스를 이용하고,

[0016] 여기서, $$\left|\psi_1\right\rangle = a\left|00\right\rangle + \sqrt{1-a^2}\left|11\right\rangle$$,

[0017] $$\left|\psi_2\right\rangle = a\left|10\right\rangle + \sqrt{1-a^2}\left|01\right\rangle$$ 이고, $0 \leq q \leq 1$, $0 \leq a \leq 1$이고, $q = 0$, $q = 1$ 및 $a = 0.75$인 경우 최대 얽힘 상태이고, $q = 0.5$ 및 $a = 0.75$인 경우 상기 클래스는 곱(product)을 갖는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0018] 본 발명의 다른 양상에 따른, 머신러닝을 이용한 양자 얽힘 변환 방법은, 머신러닝 알고리즘을 이용하여 혼합 상태(mixed state) 간의 얽힘 측정(entanglement measurement)을 수행하는 얽힘 측정 단계; 상기 얽힘 측정에 기반하여, 제1 상태(ρ)와 제2 상태(σ)에 대한 파라미터를 비교하는 파라미터 비교 단계; 및 상기 비교된 파라미터에 기반하여, 상기 혼합 상태를 순수 상태(pure state)로 최적 분해(optimal decomposition)하는 최적 분해 단계를 포함한다.

[0019] 일 실시 예에서, 상기 파라미터는 상기 제1 상태(ρ)에 대한 제1상대 엔트로피(relatvie entropy)인 $E_R(\rho)$와 상기 제2 상태(σ)에 대한 제2상대 엔트로피인 $E_R(\sigma)$이고, 상기 파라미터 비교 단계는 상기 $E_R(\rho)$이 $E_R(\sigma)$ 이상인 지를 판단하는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0020] 일 실시 예에서, 상기 얽힘 측정 단계는, $$W = F\left|\psi^-\right\rangle\left\langle\psi^-\right| + \frac{1-F}{3}\left(\left|\psi^+\right\rangle\left\langle\psi^+\right| + \left|\phi^-\right\rangle\left\langle\phi^-\right| + \left|\phi^+\right\rangle\left\langle\phi^+\right|\right)$$ 에 해당하는 혼합 상태를 이용하여 상기 제1 상태(ρ) 및 상기 제2 상태(σ)가 비-얽힘 상태인지를 판단하고, 여기서, F는 적합도 값(Fitness Value)으로 0.5에서 1 사이의 값을 갖는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0021] 일 실시 예에서, 상기 얽힘 측정 단계는, $$\Gamma = q\left|\psi_1\right\rangle\left\langle\psi_1\right| + (1-q)\left|\psi_2\right\rangle\left\langle\psi_2\right|$$ 에 해당하는 혼합 상태의 클래스를 이용하여 상기 제1 상태(ρ) 및 상기 제2 상태(σ)가 비-얽힘 상태인지를 판단하고, $$\left|\psi_1\right\rangle = a\left|00\right\rangle + \sqrt{1-a^2}\left|11\right\rangle$$, $$\left|\psi_2\right\rangle = a\left|10\right\rangle + \sqrt{1-a^2}\left|01\right\rangle$$ 이고, $0 \leq q \leq 1$, $0 \leq a \leq 1$인 것을 특징으로 할 수 있다.

[0022] 본 발명의 또 다른 양상에 따른, 머신러닝을 이용한 양자 얽힘 변환 시스템은, 머신러닝 알고리즘을 이용하여 혼합 상태(mixed state) 간의 얽힘 측정(entanglement measurement)을 수행하고, 상기 얽힘 측정에 기반하여, 제1 상태(ρ)에 대한 제1상대 엔트로피(relatvie entropy)와 제2 상태(σ)에 대한 제2상대 엔트로피를 비교하고, 상기 제1상대 엔트로피가 상기 제2상대 엔트로피 이상이면, 상기 제1 상태(ρ)를 상기 제2 상태(σ)로 변환하는 상태 변환하는 제1 서브 시스템; 및 상기 제1서브 시스템으로부터 상기 변환된 제2 상태(σ)에 따른 양자 정보를 수신하는 제2 서브 시스템을 포함한다.

[0023] 일 실시 예에서, 상기 제1상대 엔트로피는 $$E(\rho) = \min_{\sigma \in d} D(\rho||\sigma)$$ 이고,

[0024] 여기서, $$D(\rho||\sigma) = \mathrm{Tr}(\rho\ln\rho - \rho\ln\sigma)$$ 일 수 있다.

$$E(\rho) = \min_{\sigma \in d} D(\rho||\sigma)$$

[0025] 일 실시 예에서, 상기 제1상대 엔트로피는 이고,

[0026] 여기서, $D(\rho||\sigma) = D_B(\rho,\sigma) = 2 - 2\sqrt{F(\rho,\sigma)}$, $F(\rho,\sigma) = \left[\mathrm{Tr}\sqrt{\sqrt{\rho}\sigma\sqrt{\rho}}\right]^2$ 일 수 있다.

[0027] 일 실시 예에서, 상기 혼합 상태는 혼합 곱 상태(mixed product state)의 16개의 가능한 조합들인

$$\sigma = \sum_{i=1}^{16} p_i \left(\sigma_a^i \otimes \sigma_b^i\right)$$

을 포함하고,

[0028] 여기서, $p_i = \left[\sin(\psi_{i-1}) \prod_{j=1}^{15} \cos(\psi_i)\right]$, $\psi_0 = \pi/2$,

[0029] $$\sigma_a^i = \begin{bmatrix} \cos^2(\theta_i) & \cos(\theta_i)\sin(\theta_i)\exp(\iota\zeta_i) \\ \cos(\theta_i)\sin(\theta_i)\exp(\iota\zeta_i) & \sin^2(\theta_i) \end{bmatrix}$$,

[0030] $$\sigma_a^i = \begin{bmatrix} \cos^2(\varphi_i) & \cos(\varphi_i)\sin(\varphi_i)\exp(\iota\phi) \\ \cos(\varphi_i)\sin(\varphi_i)\exp(\iota\phi) & \sin^2(\varphi_i) \end{bmatrix}$$ 에 따라 상기 제1서브 시스템은 80개의 변수(variable)를 이용하는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0031] 일 실시 예에서, 상기 제1서브 시스템은, $W = F|\psi^-\rangle\langle\psi^-| + \frac{1-F}{3}\left(|\psi^+\rangle\langle\psi^+| + |\phi^-\rangle\langle\phi^-| + |\phi^+\rangle\langle\phi^+|\right)$ 에 해당하는 혼합 상태를 이용하고, 여기서, F는 적합도 값(Fitness Value)으로 0.5에서 1 사이의 값을 가지고, F = 0.5인 경우 비-얽힘(disentangle) 상태이고, F가 증가함에 따라 얽힘 상태가 증가하는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0032] 일 실시 예에서, 상기 제1서브 시스템은,

[0033] $\Gamma = q|\psi_1\rangle\langle\psi_1| + (1-q)|\psi_2\rangle\langle\psi_2|$ 에 해당하는 혼합 상태의 클래스를 이용하고, 여기서, $|\psi_1\rangle = a|00\rangle + \sqrt{1-a^2}|11\rangle$ $|\psi_2\rangle = a|10\rangle + \sqrt{1-a^2}|01\rangle$, 이고, $0 \le q \le 1$, $0 \le a \le 1$이고, q = 0, q = 1 및 a =0.75인 경우 최대 얽힘 상태이고, q = 0.5 및 a = 0.75인 경우 상기 클래스는 곱(product)을 갖는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0034] 본 발명의 또 다른 양상에 따른, 머신러닝을 이용한 양자 얽힘 변환 시스템은, 머신러닝 알고리즘을 이용하여 혼합 상태(mixed state) 간의 얽힘 측정(entanglement measurement)을 수행하는 얽힘 측정부; 및 상기 얽힘 측정에 기반하여, 제1 상태(ρ)와 제2 상태(σ)에 대한 파라미터를 비교하는 비교기; 및 상기 비교된 파라미터에 기반하여, 상기 혼합 상태를 순수 상태(pure state)로 최적 분해(optimal decomposition)하는 상태 제어부를 포함한다.

[0035] 일 실시 예에서, 상기 파라미터는 상기 제1 상태(ρ)에 대한 제1상대 엔트로피(relatvie entropy)인 $E_R(\rho)$와 상기 제2 상태(σ)에 대한 제2상대 엔트로피인 $E_R(\sigma)$이고, 상기 비교기는 상기 $E_R(\rho)$이 $E_R(\sigma)$ 이상인 지를 판

단하는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0036] 일 실시 예에서, 상기 얽힘 측정부는,

[0037] $$W = F|\psi^-\rangle\langle\psi^-| + \frac{1-F}{3}\left(|\psi^+\rangle\langle\psi^+| + |\phi^-\rangle\langle\phi^-| + |\phi^+\rangle\langle\phi^+|\right)$$ 에 해당하는 혼합 상태를 이용하여 상기 제1 상태(ρ) 및 상기 제2 상태(σ)가 비-얽힘 상태인지를 판단하고, 여기서, F는 적합도 값(Fitness Value)으로 0.5에서 1 사이의 값을 갖는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0038] 일 실시 예에서, 상기 얽힘 측정부는,

[0039] $$\Gamma = q|\psi_1\rangle\langle\psi_1| + (1-q)|\psi_2\rangle\langle\psi_2|$$ 에 해당하는 혼합 상태의 클래스를 이용하여 상기 제1 상태(ρ) 및 상기 제2 상태(σ)가 비-얽힘 상태인지를 판단하고, , $|\psi_1\rangle = a|00\rangle + \sqrt{1-a^2}|11\rangle$, $|\psi_2\rangle = a|10\rangle + \sqrt{1-a^2}|01\rangle$ 이고, 0 ≤ q ≤ 1, 0 ≤ a ≤ 1인 것을 특징으로 할 수 있다.

발명의 효과

[0040] 본 발명에 따른 방법은, 양자 텔레포테이션(teleportation) 및 양자 암호화와 같은 양자 정보 이론을 위한 양자 변환을 용이하게 제공할 수 있다는 장점이 있다.

[0041] 또한, 본 발명에 따른 방법은, 양자 정보 응용에서, 머신러닝을 이용한 양자 얽힘 변환 방법을 제공하여 양자 상태 변환 및/또는 순수 상태로의 최적 분해를 수행할 수 있다는 장점이 있다.

도면의 간단한 설명

[0042] 도 1은 본 발명에 따른 얽힘 상태(Entangled States)의 분류 및 정량화(classification and quantification)와 이에 따른 상태 변환을 수행하는 양자 시스템을 도시한다.

도 2는 본 발명에 따른 서브 시스템들의 상세 구성을 도시한다.

도 3은 본 발명에 따른 머신러닝을 이용한 양자 얽힘 변환 시스템에서 양자 얽힘 변환을 수행하는 제어부의 상세한 구성을 나타낸다.

도 4는 본 발명의 일 실시 예에 따른 상이한 충실도 (F: Fidelity)에 따른 얽힘 (E: Entanglement)를 나타낸다.

도 5 내지 도 7은 본 발명에 따른 서로 다른 q와 a 값에 따른 얽힘 측정 결과를 나타낸다.

도 8 및 도 9는 본 발명에 따른 머신러닝을 이용한 양자 얽힘 변환 방법의 흐름도를 나타낸다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0043] 상술한 본 발명의 특징 및 효과는 첨부된 도면과 관련한 다음의 상세한 설명을 통하여 보다 분명해 질 것이며, 그에 따라 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 본 발명의 기술적 사상을 용이하게 실시할 수 있을 것이다. 본 발명은 다양한 변경을 가할 수 있고 여러 가지 형태를 가질 수 있는바, 특정 실시 예들을 도면에 예시하고 본문에 상세하게 설명하고자 한다. 그러나 이는 본 발명을 특정한 개시형태에 대해 한정하려는 것이 아니며, 본 발명의 사상 및 기술범위에 포함되는 모든 변경, 균등물 내지 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다. 본 명세서에서 사용한 용어는 단지 특정한 실시 예들을 설명하기 위해 사용된 것으로, 본 발명을 한정하려는 의도가 아니다.

[0044] 각 도면을 설명하면서 유사한 참조부호를 유사한 구성요소에 대해 사용한다.

[0045] 제1, 제2등의 용어는 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 상기 구성요소들은 상기 용어들에 의해 한정되어서는 안 된다. 상기 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 사용된다.

[0046] 예를 들어, 본 발명의 권리 범위를 벗어나지 않으면서 제1 구성요소는 제2 구성요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제2 구성요소도 제1 구성요소로 명명될 수 있다. "및/또는" 이라는 용어는 복수의 관련된 기재된 항목들의 조합 또는 복수의 관련된 기재된 항목들 중의 어느 항목을 포함한다.

[0047] 다르게 정의되지 않는 한, 상기술적이거나 과학적인 용어를 포함해서 여기서 사용되는 모든 용어들은 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의해 일반적으로 이해되는 것과 동일한 의미가 있다.

[0048] 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 것과 같은 용어들은 관련 기술의 문맥상 가지는 의미와 일치하는 의미를 가지는 것으로 해석되어야 하며, 본 출원에서 명백하게 정의하지 않는 한, 이상적이거나 과도하게 형식적인 의미로 해석되지 않아야 한다.

[0049] 이하의 설명에서 사용되는 구성요소에 대한 접미사 "모듈", "블록" 및 "부"는 명세서 작성의 용이함만이 고려되어 부여되거나 혼용되는 것으로서, 그 자체로 서로 구별되는 의미 또는 역할을 갖는 것은 아니다.

[0050] 이하, 본 발명의 바람직한 실시 예를 첨부한 도면을 참조하여 당해 분야에 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 실시할 수 있도록 설명한다. 하기에서 본 발명의 실시 예를 설명함에 있어, 관련된 공지의 기능 또는 공지의 구성에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는 그 상세한 설명을 생략한다.

[0051] 이하, 본 발명에 따른 복수의 기기들 간에 양자 키 분배(QKD: Quantum Key Distribution)를 수행하는 방법 및 장치에 대해 살펴보기로 하자. 본 발명에서는 큐빗들의 교환을 위하여 하나의 기저만을 사용하는 프로토콜을 제안한다. 도청자(eavesdropper)의 존재는 얽힘(entanglement)을 이용하여 검출된다. 제안된 방식은 후술하는 바와 같이 인터셉트-재전송 공격과 controlled-NOT (CNOT) 게이트 공격에 대하여 제안된 것이다.

[0052] 도 1은 본 발명에 따른 얽힘 상태(Entangled States)의 분류 및 정량화(classification and quantification)와 이에 따른 상태 변환을 수행하는 양자 시스템을 도시한다. 도 1에 도시된 바와 같이, 양자 시스템은 복수의 서브 시스템을 포함하고, 편의상 제1 서브 시스템(100)과 제2 서브 시스템(200)이 포함된 것으로 표현할 수 있다. 하지만, 상기 제1 및 제2 서브 시스템(100, 200)에만 한정되는 것이 아니라, 임의의 개수의 서브 시스템 간에도 적용될 수 있다. 한편, 상기 제1 및 제2 서브 시스템(100, 200)은 임의의 양자 기기일 수 있고, 하나의 양자 기기 내의 서로 다른 컴포넌트일 수 있다.

[0053] 한편, 도 2는 본 발명에 따른 서브 시스템들의 상세 구성을 도시한다. 도 2에 도시된 바와 같이, 제1 서브 시스템(100)은 제어부(110), 송수신부(120), 및 메모리(130)를 포함한다. 또한, 제2 서브 시스템(200)은 제어부(210), 송수신부(220), 및 메모리(230)를 포함한다. 여기서, 송수신부(120, 220)는 양자 채널(quantum channel)을 이용하는 양자 송수신부일 수 있다. 또한, 송수신부(120, 220)는 일반 채널(classical channel)을 이용하는 일반 송수신부를 포함할 수 있다. 한편, 메모리(130, 230)는 양자 정보를 저장하는 양자 메모리일 수 있다. 또한, 메모리(130, 230)는 일반 정보를 제정하는 일반 메모리를 포함할 수 있다.

[0054] 한편, 도 3은 본 발명에 따른 머신러닝을 이용한 양자 얽힘 변환 시스템에서 양자 얽힘 변환을 수행하는 제어부의 상세한 구성을 나타낸다. 도 3에 도시된 바와 같이, 제어부(110)는 얽힘 측정부(111), 비교기(112), 및 상태 제어부(113)를 포함할 수 있다.

[0055] 먼저, 도 1을 참조하여, 본 발명에 따른 서브 시스템 간의 상태 변환에 대하여 살펴보면 다음과 같다. 제1 서브 시스템(100)은 머신러닝 알고리즘을 이용하여 혼합 상태(mixed state) 간의 얽힘 측정(entanglement measurement)을 수행하고, 상기 얽힘 측정에 기반하여, 제1 상태(ρ)에 대한 제1상대 엔트로피(relatvie entropy)와 제2 상태(σ)에 대한 제2상대 엔트로피를 비교한다. 또한, 제1 서브 시스템(100)은 상기 제1상대 엔트로피가 상기 제2상대 엔트로피 이상이면, 상기 제1 상태(ρ)를 상기 제2 상태(σ)로 변환하는 상태 변환을 수행할 수 있다. 이에 따라, 제2서브 시스템(200)은 상기 제1서브 시스템(100)으로부터 상기 변환된 제2 상태(σ)에 따른 양자 정보를 수신할 수 있다.

[0056] 한편, 제1 서브 시스템(100)이 아닌 제2 서브 시스템(200)이 상기 제1상대 엔트로피가 상기 제2상대 엔트로피 이상이면, 상기 제1 상태(ρ)를 상기 제2 상태(σ)로 변환하는 상태 변환을 수행할 수 있다. 이때, 제1 서브 시스템(100)은 상기 제1상대 엔트로피가 상기 제2상대 엔트로피 이상인지 여부를 제2 서브 시스템(200)에게 알려줄 수 있다.

[0057] 한편, 도 1과 관련하여, 다분 얽힘 상태에서 분류 및 정량화가 제1 서브 시스템(100)에서 수행되는 것으로 기재되었으나, 반대로 제2 서브 시스템(200)에서 수행되는 경우에도 위에 제시된 내용이 대응되도록 적용된다.

[0058] 전술된 내용과 관련하여, 먼저 **얽힘 계산(entanglement calculation)**에 대하여 살펴보면 다음과 같다. 이와 관련하여, 상기 제1 및 제2 상대 엔트로피는 두 개의 혼합 상태인 ρ 및 σ 간의 상대 엔트로피이다. 구체적으로, 상기 제1 상태 엔트로피는 아래의 수학식 2와 같이 결정될 수 있다. 이때, 상기 제2 상태 엔트로피는 아래의 수학식 2에서 ρ 및 σ를 교환하여 결정될 수 있다.

수학식 2

[0059] $$E(\rho) = \min_{\sigma \in d} D(\rho||\sigma)$$

[0060] 여기서, d는 모든 가능한 곱 상태(possible product state)의 세트이고, D는 아래의 수학식 3과 같이 주어진다. 이때, 상기 제2 상태 엔트로피에 대하여 D는 아래의 수학식 3에서 ρ 및 σ를 교환하여 결정될 수 있다.

수학식 3

[0061] $$D(\rho||\sigma) = \mathrm{Tr}(\rho \ln \rho - \rho \ln \sigma)$$

[0062] 얽힘 측정을 위한 다른 중요한 파라미터는 충실도(fidelity) 및 상대 엔트로피를 관련시키는 Bures 거리(distance)일 수 있고, 아래의 수학식 4와 같이 표현될 수 있다.

수학식 4

[0063] $$D(\rho||\sigma) = D_B(\rho,\sigma) = 2 - 2\sqrt{F(\rho,\sigma)}$$

[0064] 여기서, $F(\rho,\sigma) = \left[\mathrm{Tr}\sqrt{\sqrt{\rho}\sigma\sqrt{\rho}}\right]^2$ 이고, 충실도는 두 개의 상태들 간의 거리를 측정하여 구할 수 있다. 이때, 상기 제2 상태 엔트로피에 대하여 D 및 F는 위의 수학식 4에서 ρ 및 σ를 교환하여 결정될 수 있다.

[0065] 한편, 이분(bipartie) 큐빗 혼합 상태에 대하여, 혼합 곱 상태(mixed product state)의 16개의 가능한 조합들이 존재한다. 혼합 곱 상태에 대한 일반적인 구성은 아래의 수학식 5와 같이 표현된다.

수학식 5

[0066] $$\sigma = \sum_{i=1}^{16} p_i \left(\sigma_a^i \otimes \sigma_b^i\right)$$

[0067] 여기서, pi는 확률이고, 아래의 수학식 6과 같은 정규화 조건을 만족한다.

수학식 6

[0068] $$\sum_{i=1}^{16} p_i = 1$$

[0069] 각각의 pi는 아래의 수학식 7과 같이 표현될 수 있다.

수학식 7

[0070] $$p_i = \left[\sin(\psi_{i-1}) \prod_{j=1}^{15} \cos(\psi_i)\right], \quad \psi_0 = \pi/2$$

[0071] 한편, 전술된 혼합 곱 상태에 대한 일반적인 구성인 수학식 5와 관련하여, σ_{ai}와 σ_{bi}는 각각 아래의 수학식 8 및 9와 같이 표현될 수 있다.

수학식 8

[0072] $$\sigma_a^i = \begin{bmatrix} \cos^2(\theta_i) & \cos(\theta_i)\sin(\theta_i)\exp(\iota\zeta_i) \\ \cos(\theta_i)\sin(\theta_i)\exp(\iota\zeta_i) & \sin^2(\theta_i) \end{bmatrix}$$

수학식 9

[0073] $$\sigma_a^i = \begin{bmatrix} \cos^2(\varphi_i) & \cos(\varphi_i)\sin(\varphi_i)\exp(\iota\phi) \\ \cos(\varphi_i)\sin(\varphi_i)\exp(\iota\phi) & \sin^2(\varphi_i) \end{bmatrix}$$

[0074] 각각의 i에 대하여, 5개의 변수(variable)가 있고, 전술한 바와 같이 혼합 곱 상태(mixed product state)의 16개의 가능한 조합이 있으므로, 머신러닝 알고리즘은 80개의 변수(variable)를 요구한다.

[0075] 다음으로, 머신러닝 알고리즘과 관련하여, **유전 알고리즘(genetic algorithm)**에 대해 살펴보면 다음과 같다.

[0076] 유전 알고리즘은 생물학적(biological) 및 랜덤 프로세스이다. 이는 선형 및 컨벡스 최적화의 수행이 실패하는 경우와 같은 문제에도 적용될 수 있다. 유전 알고리즘은 세 개의 주요한 규칙들을 갖는다. 1) 개체(population)의 다음 생성에 기여하는 부모(parent)를 선택하고, 2) 다음 생성을 위한 자식(children)을 생성하기 위해 두 개체의 부모들을 수집하는 교차 규칙(crossover rule)을 선택하고, 3) 자식을 생성하기 위해 돌연변이 규칙(mutation rule)이 랜덤하게 메이트(mate)되는 개별 부모들에 대해 적용 가능하다. 한 세대의 양호한 특징들이 더 나은 결과를 얻기 위해 다음 세대로 전달된다. 유전 알고리즘에서 어떤 세대가 최적 솔루션을 산출할 지에 대해 알 수는 없지만, 각각의 다음 세대에 대하여, 새롭게 생성된 개체는 최적 솔루션을 향해 점차 수렴한다.

[0077] 다음으로, 신경 알고리즘을 이용하여 상이한 얽힘 상태를 분석한 **분석 결과(anaylsis result)**는 다음과 같다.

[0078] 시뮬레이터를 이용하여 유전 알고리즘에 대한 데이터 세트가 구축될 수 있다. 본 발명의 일 실시 예에 따르면, 제1크기의 생성 크기(generation size)와 상기 제1크기보다 작은 제2크기의 개체 크기(population size)를 갖는 유전 알고리즘을 위한 문제 구성을 할 수 있다. 예를 들어, 상기 제1 및 제2크기는 각각 200 및 20일 수 있

다.

[0079] 한편, 본 발명의 일 실시 예에 따르면, 제1서브 시스템(100)은 아래의 수학식 10 및 11과 같은 혼합 상태에 대하여 머신러닝 알고리즘을 적용할 수 있다.

수학식 10

[0080] $$W = F\left|\psi^-\right\rangle\left\langle\psi^-\right| + \frac{1-F}{3}\left(\left|\psi^+\right\rangle\left\langle\psi^+\right| + \left|\phi^-\right\rangle\left\langle\phi^-\right| + \left|\phi^+\right\rangle\left\langle\phi^+\right|\right)$$

수학식 11

[0081] $$W = F\begin{bmatrix}0 & 0 & 0 & 0\\ 0 & 0.5 & -0.5 & 0\\ 0 & -0.5 & 0.5 & 0\\ 0 & 0 & 0 & 0\end{bmatrix} + \frac{1-F}{3}\begin{bmatrix}1 & 0 & 0 & 0\\ 0 & 0.5 & 0.5 & 0\\ 0 & 0.5 & 0.5 & 0\\ 0 & 0 & 0 & 1\end{bmatrix}$$

[0082] 여기서, F는 적합도 값(Fitness Value)으로 0.5에서 1 사이의 값을 가지고, F = 0.5인 경우 비-얽힘(disentangle) 상태이고, F가 증가함에 따라 얽힘 상태가 증가한다. 한편, F는 적합도 값(Fitness Value) 대신에 전술된 충실도 (F: Fidelity)일 수 있다.

[0083] 위와 관련하여, 도 4는 본 발명의 일 실시 예에 따른 상이한 충실도 (F: Fidelity)에 따른 얽힘 (E: Entanglement)를 나타낸다. 도 4에 도시된 바와 같이, F는 충실도 (F: Fidelity)로 0.5에서 1 사이의 값을 가지고, F = 0.5인 경우 비-얽힘(disentangle) 상태이고, F가 증가함에 따라 얽힘 상태가 증가한다.

[0084] 한편, 본 발명의 다른 실시 예에 따르면, 다른 계열에 해당하는 상태에 대해서 알고리즘을 적용할 수 있다. 이와 관련하여, 제1서브 시스템(100)은 아래의 수학식 12 내지 14에 해당하는 혼합 상태의 클래스를 이용할 수 있다.

수학식 12

[0085] $$\Gamma = q\left|\psi_1\right\rangle\left\langle\psi_1\right| + (1-q)\left|\psi_2\right\rangle\left\langle\psi_2\right|$$

수학식 13

[0086] $$\left|\psi_1\right\rangle = a\left|00\right\rangle + \sqrt{1-a^2}\left|11\right\rangle$$

수학식 14

[0087] $$\left|\psi_2\right\rangle = a\left|10\right\rangle + \sqrt{1-a^2}\left|01\right\rangle$$

[0088] 여기서, $0 \le q \le 1$, $0 \le a \le 1$이고, 상태들 |00>, |01>, |10>, 및 |11>은 표준 기저를 형성한다. 이와 관련하여, 도 5 내지 도 7은 본 발명에 따른 서로 다른 q와 a 값에 따른 얽힘 측정 결과를 나타낸다. 여기서, q와

a 값은 수학식 12 내지 14에 주어진 바와 같이, 서로 다른 상태들 간의 결합의 비율을 나타낸다. 예를 들어, 수학식 12에서 $|\Psi_1\rangle\langle\Psi_1|$과 $|\Psi_2\rangle\langle\Psi_2|$ 간의 결합의 비율은 p + q =1 의 직선 상의 점 (p, q)로 선택될 수 있다. 한편, 수학식 13 및 14에서, 상태들 |00> 및 |11> 또는 |10> 및|01> 간의 결합의 비율은 $a^2 + b^2 = 1$ 을 만족하는 원 위의 점 (a, b)로 선택될 수 있다.

[0089] 도 5 내지 도 7을 참조하면, q = 0, q = 1 및 a =0.75인 경우 최대 얽힘 상태이고, q = 0.5 및 a = 0.75인 경우 상기 클래스는 곱(product)을 갖는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0090] 다음으로, 도 2 및 도 3을 참조하여, 본 발명에 따른 머신러닝을 이용한 양자 얽힘 변환과 관련하여, 하나의 서브 시스템의 각각의 컴포넌트가 수행하는 동작에 대해 살펴보기로 하자. 이와 관련하여, 제1 서브 시스템(100)의 상세 구성을 참조하여 설명되지만, 이에 한정되지 않고, 제2 서브 시스템(200)의 컴포넌트에서 이러한 동작을 수행하는 것도 가능하다. 또한, 도 1과 관련하여 전술된 내용이 결합하여 이용될 수 있음은 물론이다.

[0091] 도 2를 참조하면, 제어부(110)는 머신러닝 알고리즘을 이용하여 혼합 상태(mixed state) 간의 얽힘 측정(entanglement measurement)을 수행하고, 상기 얽힘 측정에 기반하여, 제1 상태(ρ)와 제2 상태(σ)에 대한 파라미터를 비교하도록 구성된다. 또한, 제어부(110)는 상기 비교된 파라미터에 기반하여, 상기 혼합 상태를 순수 상태(pure state)로 최적 분해(optimal decomposition)하도록 더 구성될 수 있다.

[0092] 한편, 도 3을 참조하면, 얽힘 측정부(111)는 머신러닝 알고리즘을 이용하여 혼합 상태(mixed state) 간의 얽힘 측정(entanglement measurement)을 수행한다. 또한, 비교기(112)는 상기 얽힘 측정에 기반하여, 제1 상태(ρ)와 제2 상태(σ)에 대한 파라미터를 비교한다. 또한, 상태 제어부(113)는 상기 비교된 파라미터에 기반하여, 상기 혼합 상태를 순수 상태(pure state)로 최적 분해(optimal decomposition)한다. 이와 관련하여, 상기 파라미터는 상기 제1 상태(ρ)에 대한 제1상대 엔트로피(relatvie entropy)인 $E_R(\rho)$와 상기 제2 상태(σ)에 대한 제2 상대 엔트로피인 $E_R(\sigma)$이다. 이때, 비교기(112)는 상기 $E_R(\rho)$이 $E_R(\sigma)$ 이상인지를 판단할 수 있다.

[0093] 한편, 머신러닝 알고리즘의 구현방법에 대해 살펴보면 다음과 같다. 얽힘 측정부(111)는, $W = F|\psi^-\rangle\langle\psi^-| + \frac{1-F}{3}\left(|\psi^+\rangle\langle\psi^+| + |\phi^-\rangle\langle\phi^-| + |\phi^+\rangle\langle\phi^+|\right)$ 에 해당하는 혼합 상태를 이용하여 상기 제1 상태(ρ) 및 상기 제2 상태(σ)가 비-얽힘 상태인지를 판단할 수 있다. 여기서, F는 적합도 값(Fitness Value)으로 0.5에서 1 사이의 값을 갖는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0094] 또한, 머신러닝 알고리즘의 다른 구현방법에 대해 살펴보면 다음과 같다. 얽힘 측정부(111)는, $\Gamma = q|\psi_1\rangle\langle\psi_1| + (1-q)|\psi_2\rangle\langle\psi_2|$ 에 해당하는 혼합 상태의 클래스를 이용하여 상기 제1 상태(ρ) 및 상기 제2 상태(σ)가 비-얽힘 상태인지를 판단할 수 있다. 여기서, $|\Psi_1\rangle$ 및 $|\Psi_2\rangle$는 전술된 수학식 13 및 14과 같이 결정되고, $0 \le q \le 1$, $0 \le a \le 1$인 것을 특징으로 할 수 있다.

[0095] 송수신부(120)는 상기 측정된 얽힘 상태에 대한 정보를 송수신부(220)로 전달하도록 구성된다. 또는, 송수신부(120)는 상기 변환된 상태에 기반하여 정보를 송수신부(220)로 전달하도록 구성될 수 있다.

[0096] 한편, 메모리(130, 230)에서 양자 정보 또는 일반 정보를 저장하도록 구성된다. 전술된 바와 같이, 메모리(130, 230)는 양자 메모리 또는 일반 메모리로 지칭될 수 있다.

[0097] 아래에서는, 전술된 내용을 토대로 본 발명의 다른 양상에 따른 양자 정보 응용에서, 머신러닝을 이용한 양자 얽힘 변환 방법에 대해 살펴보기로 하자. 이와 관련하여, 도 8 및 도 9는 본 발명에 따른 머신러닝을 이용한 양자 얽힘 변환 방법의 흐름도를 나타낸다.

[0098] 도 8에 도시된 바와 같이, 머신러닝을 이용한 양자 얽힘 변환 방법은 얽힘 측정 단계(S110), 엔트로피 비교 단계(S210) 및 상태 변환 단계(S310)를 포함한다. 또한, 도 9에 도시된 바와 같이, 머신러닝을 이용한 양자 얽힘 변환 방법은 얽힘 측정 단계(S120), 파라미터 비교 단계(S220) 및 최적 분해 단계(S320)를 포함한다. 한편, 도 8 및 도 9에 도시된 각 단계는 상호 조합하여 실시될 수도 있다. 예를 들어, 얽힘 측정 단계(S110), 엔트로피 비교 단계 (S210) 및 최적 분해 단계(S320)가 수행될 수 있다. 또한, 얽힘 측정 단계(S120), 파라미터 비교 단계(S220) 및 상태 변환 단계(S310)가 수행될 수 있다. 이에 한정되는 것이 아니라, 다양한 조합의 양자 얽힘 변환 방법이 수행될 수 있다.

[0099] 얽힘 측정 단계(S110, S120)에서, 머신러닝 알고리즘을 이용하여 혼합 상태(mixed state) 간의 얽힘 측정(entanglement measurement)이 수행된다.

[0100] 엔트로피 비교 단계(S210)에서, 상기 얽힘 측정에 기반하여, 제1 상태(ρ)에 대한 제1상대 엔트로피(relatvie entropy)와 제2 상태(σ)에 대한 제2상대 엔트로피가 비교된다.

[0101] 한편, 파라미터 비교 단계(S220)에서, 상기 얽힘 측정에 기반하여, 제1 상태(ρ)와 제2 상태(σ)에 대한 파라미터가 비교된다.

[0102] 상태 변환 단계(S310)에서, 상기 제1상대 엔트로피가 상기 제2상대 엔트로피 이상이면, 상기 제1 상태(ρ)를 상기 제2 상태(σ)로 변환된다.

[0103] 한편, 최적 분해 단계(S320)에서, 상기 비교된 파라미터에 기반하여, 상기 혼합 상태를 순수 상태(pure state)로 최적 분해(optimal decomposition)된다.

[0104] 한편, 각 단계에서의 상태 엔트로피와 혼합 상태에 대한 내용은 도 1 내지 도 3과 관련된 설명 및 수학식 1 내지 14를 참고하여 전술된 내용으로 정의될 수 있다.

[0105] 본 발명에서는, 이분 혼합 상태의 얽힘을 계산 및/또는 측정하는 새로운 방법이 제안되었다. 유전 알고리즘 (또는 머신러닝)을 이하는 주된 장점은, 최적의 솔루션을 제공하고 용이한 구현을 제공하기 용이하다는 것이다. 반면에, 곱 상태(product state)를 수동으로 찾고, 최소 거리를 위한 상대 엔트로피를 비교하는 것은 매우 어려운 작업일 수 있다. 유전 알고리즘 (또는 머신러닝)을 이용하는 본 발명에 따른 양자 얽힘 변환 방법은 이러한 문제를 해결하고, 원하는 결과를 얻을 수 있다.

[0106] 이상에서 전술된 내용을 참조하여, 본 발명의 적어도 일 실시예에 따르면, 양자 텔레포테이션(teleportation) 및 양자 암호화와 같은 양자 정보 이론을 위한 양자 변환을 용이하게 제공할 수 있다는 장점이 있다.

[0107] 또한, 본 발명의 적어도 일 실시예에 따르면, 양자 정보 응용에서, 머신러닝을 이용한 양자 얽힘 변환 방법을 제공하여 양자 상태 변환 및/또는 순수 상태로의 최적 분해를 수행할 수 있다는 장점이 있다.

[0108] 소프트웨어적인 구현에 의하면, 본 명세서에서 설명되는 절차 및 기능뿐만 아니라 각각의 구성 요소들은 별도의 소프트웨어 모듈로도 구현될 수 있다. 상기 소프트웨어 모듈들 각각은 본 명세서에서 설명되는 하나 이상의 기능 및 작동을 수행할 수 있다. 적절한 프로그램 언어로 쓰여진 소프트웨어 어플리케이션으로 소프트웨어 코드가 구현될 수 있다. 상기 소프트웨어 코드는 메모리에 저장되고, 제어부(controller) 또는 프로세서(processor)에 의해 실행될 수 있다.

부호의 설명

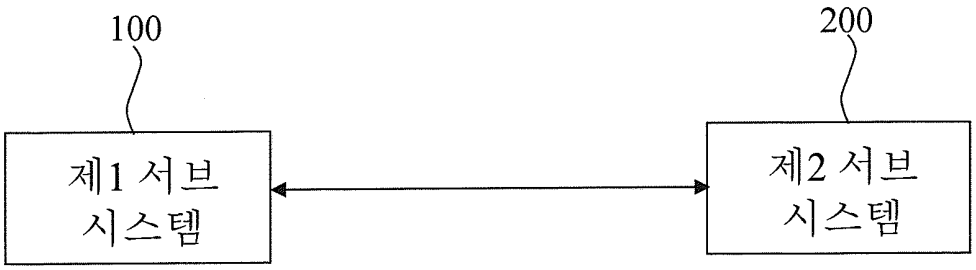
[0109] 100: 제1 서브 시스템 200: 제2 서브 시스템

110, 210: 제어부 120, 220: 송수신부

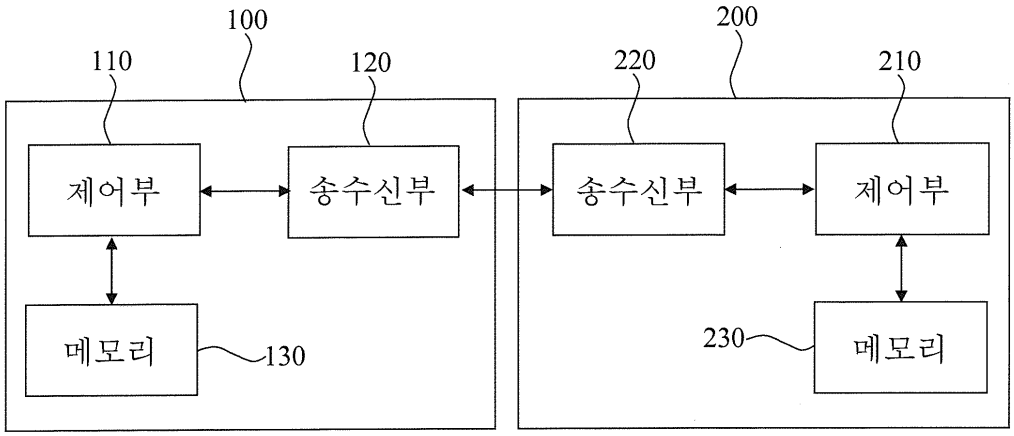
130, 230: 메모리

도면

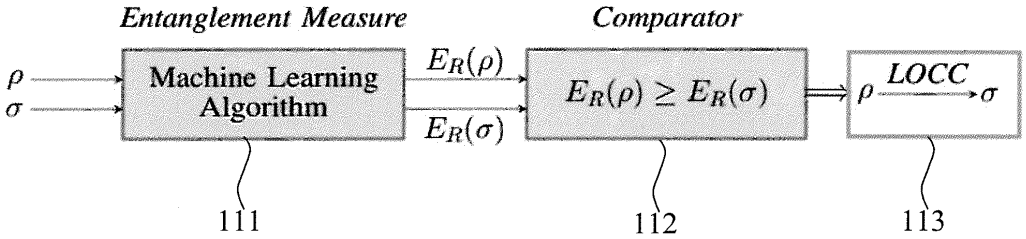
도면1



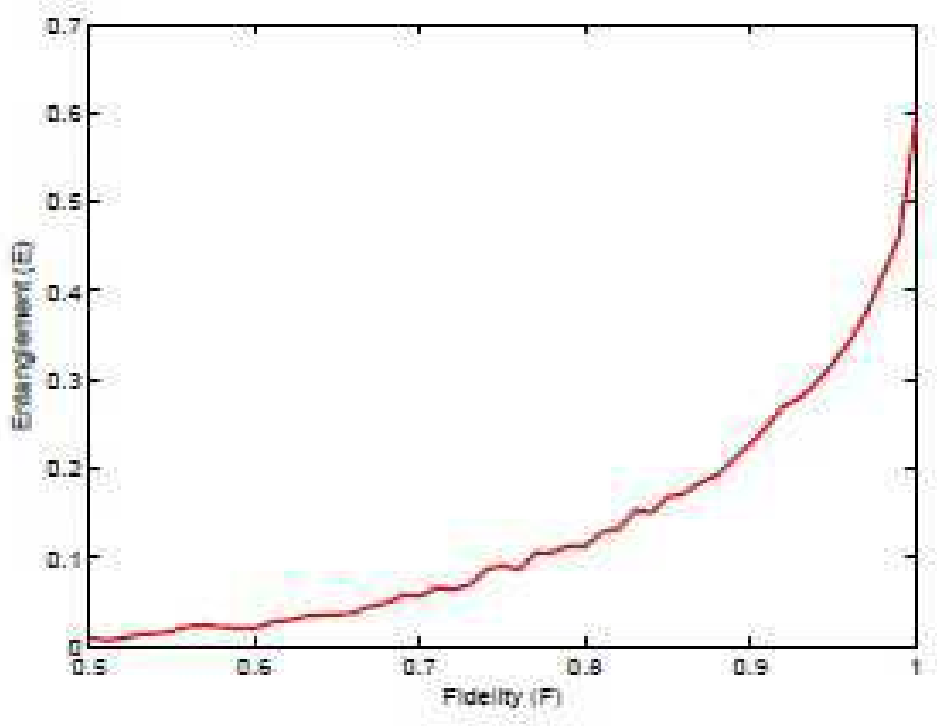
도면2



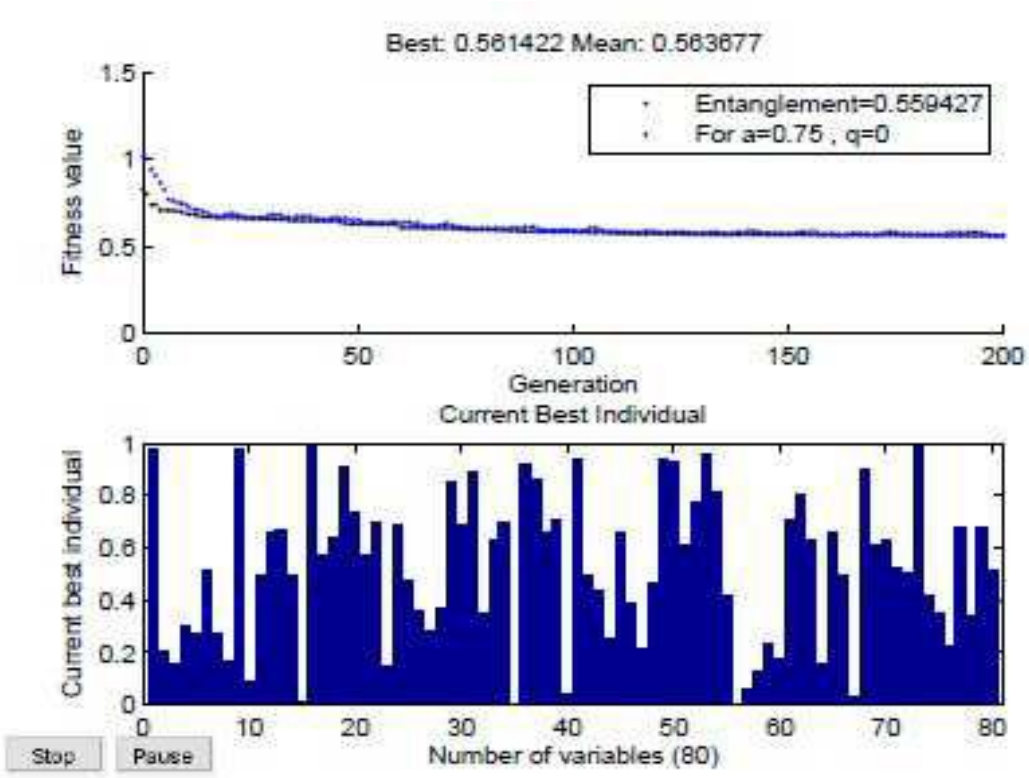
도면3



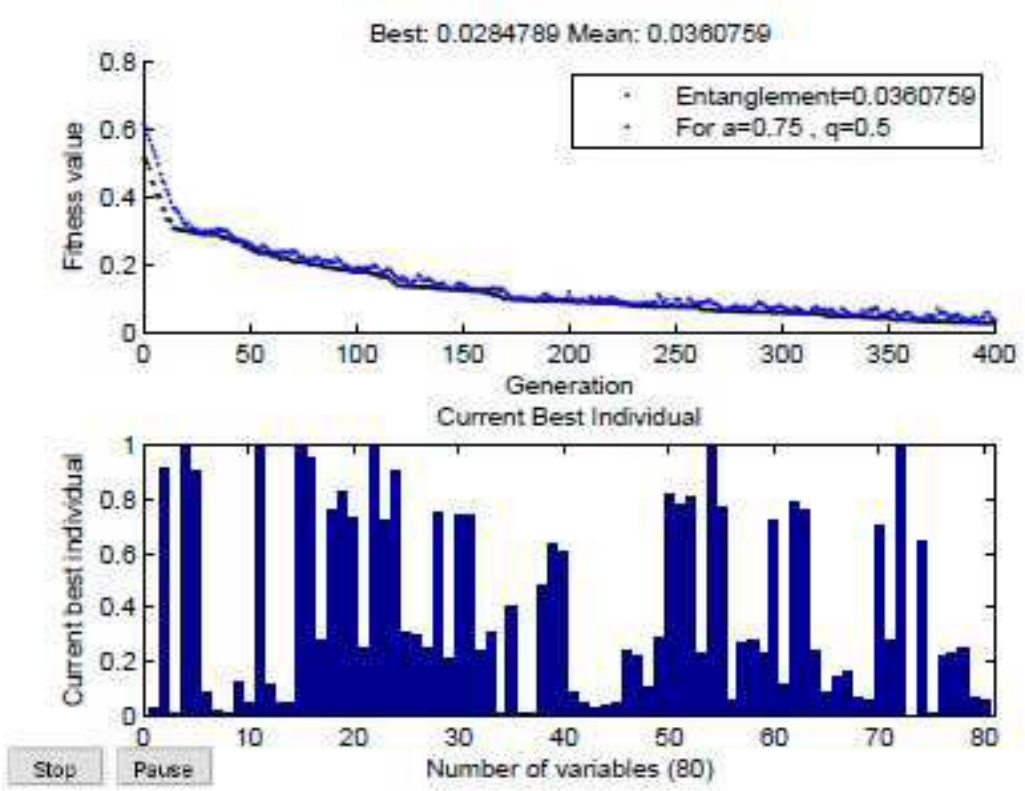
도면4


Entanglement (E)
Fidelity (F)
0.7
0.6
0.5
0.4
0.3
0.2
0.1
0
0.5
0.6
0.7
0.8
0.9
1

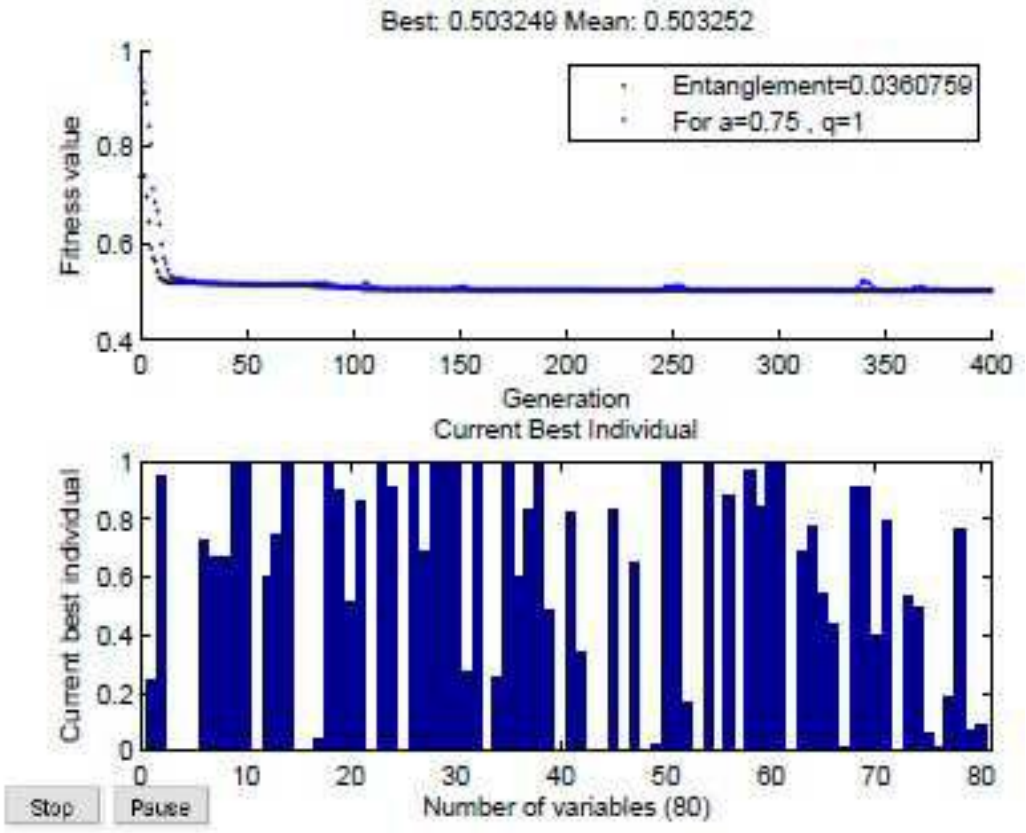
도면5


Best: 0.561422 Mean: 0.563677
Entanglement=0.559427
For a=0.75 , q=0
Fitness value
Generation
Current Best Individual
Current best individual
Number of variables (80)
Stop
Pause

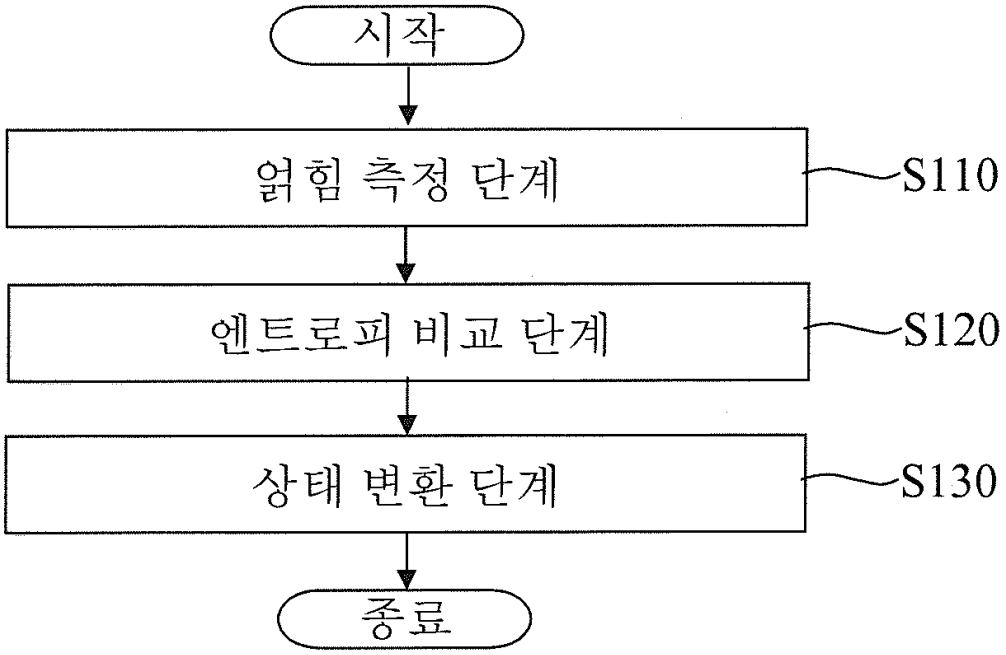
도면6


Best: 0.0284789 Mean: 0.0360759
Entanglement=0.0360759
For a=0.75 , q=0.5
Fitness value
Generation
Current Best Individual
Current best individual
Number of variables (80)
Stop
Pause

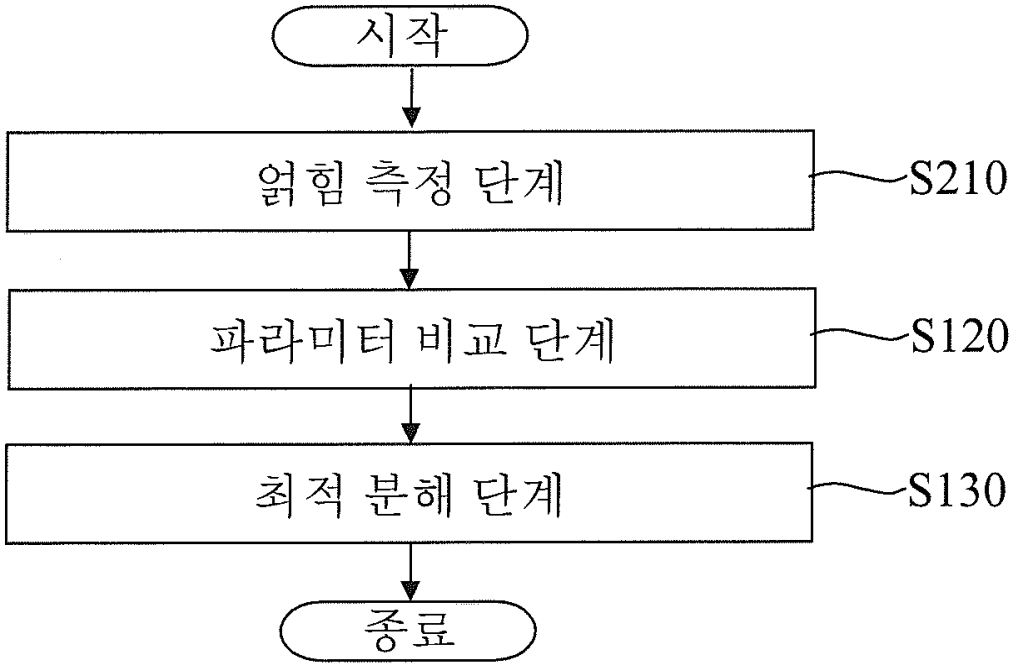
도면7


Best: 0.503249 Mean: 0.503252
Entanglement=0.0360759
For a=0.75 , q=1
Fitness value
Generation
Current Best Individual
Current best individual
Number of variables (80)
Stop
Pause

도면8


시작
얽힘 측정 단계
S110
엔트로피 비교 단계
S120
상태 변환 단계
S130
종료

도면9


시작
얽힘 측정 단계
S210
파라미터 비교 단계
S120
최적 분해 단계
S130
종료