유전자 알고리즘 및 패턴 서치 방법을 이용한 풍력 터빈 블레이드의 형상 최적화

Blade Shape Optimization of Wind Turbines Using Genetic Algorithms and Pattern Search Method

이진학* · 대니 새일**

Yi, Jin-Hak and Sale, Danny

Abstract

In this study, direct-search based optimization methods are applied for blade shape optimization of wind turbines and the optimization performances of several methods including conventional genetic algorithm, micro genetic algorithm and pattern search method are compared to propose a more efficient method. For this purpose, the currently available version of HARP_Opt (Horizontal Axis Rotor Performance Optimizer) code is enhanced to rationally evaluate the annual energy production value according to control strategies and to optimize the blade shape using pattern search method as well as genetic algorithm. The enhanced HARP_Opt code is applied to obtain the optimal turbine blade shape for 1MW class wind turbines. The results from pattern search method are compared with the results from conventional genetic algorithm and also micro genetic algorithm and it is found that the pattern search method has a better performance in achieving higher annual energy production and consistent optimal shapes and the micro genetic algorithm is better for reducing the calculation time.

Keywords : blade element momentum theory, global optimization, pattern search method, genetic algorithm, wind turbine, annual energy production

요 지

이 연구에서는 풍력 터빈 블레이드의 형상 최적화를 위한 직접탐색 기반의 최적화 기법을 적용하고, 최적화 기법간의 성능을 비교하여 효과적인 방법을 제안하고자 하였다. 이를 위하여 수평축 풍력 터빈의 최적설계 코드인 HARP_Opt (Horizontal Axis Rotor Performance Optimizer)을 기반으로 연간 발전량 평가 방법을 수정하고, HARP_Opt에서 적용하고 있는 기존의 유전자 알고리즘과 함께 패턴 서치 방법을 추가 적용하였다. 이를 1MW급 풍력 발전 터빈 블레이드의 단면 형상 최적 설계 문제에 적용하였으며, 기존의 유전자 알고리즘 및 마이크로 유전자 알고리즘, 그리고 패턴 서치 방법의 성능을 비교한 결과, 연간 발전량과 해의 일관성 면에 있어서는 패턴 서치 방법이 상대적으로 우수하였으며, 계산시간 측면에서는 마이크로 유전자 알고리즘이 상대적으로 우수한 것으로 분석되었다.

핵심용어 : 블레이드 요소 모멘트 이론, 전역적 최적화, 패턴 서치 방법, 유전자 알고리즘, 풍력 터빈, 연간발전량

1. 서 론

전 세계적으로 풍력 발전 산업이 새로운 성장 동력 산업으로 많은 관심을 받고 있으며, 또한 활발한 연구개발과 함께 많은 투자가 이루어지고 있다. 2010년 연말 기준 국내에는 224기의 풍력 터빈이 설치 운영 중에 있으며, 총 발전용량은 설치용량을 기준으로 379MW에 이르고 있다(이준신, 2011). 그러나 이와 같은 발전용량은 유럽이나 미국에 비해서는 상대적으로 매우 작은 수준이며, 핵심 분야의 기술 수준 역시 선진국에 비하여 낮은 것으로 평가되고 있다(한경수, 2011). 그러나 녹색성장의 정책 기조 아래 지난 2010년 성

장 동력 산업 육성 계획이 발표된 바 있으며, 이후 정부, 발전사, 그리고 중공업사 등에서 많은 연구비를 투입하여 새로운 풍력 관련 기술을 개발하고 있으며, 2012년 현재 2.5GW 규모의 해상풍력 단지 건설을 비롯하여 대규모 사업이 진행되고 있다. 한편 현재까지 분석된 바에 따르면 풍력 발전과 관련된 여러 기술 가운데 증속기(gearbox), 피치 및 요 제어 시스템, 대형 베어링 등에 대한 기술 수준이 낮아 이에 대한 연구개발이 필요하며, 터빈 블레이드의 경우 향후 기술개발 및 성장 가능성이 높고, 또한 기술 수준 역시 선진국 대비 70% 수준으로 상대적으로 다른 기술에 비하여 선진국과의 기술 격차를 줄일 수 있는 기술로 제시된 바 있

*정회원 · 교신저자 · 한국해양과학기술원 연안개발 · 에너지연구부 책임연구원 (E-mail : yijh@kiost.ac)

**Dept. of Mechanical Engineering, University of Washington, Seattle, USA (E-mail : sale.danny@gmail.com)

HARP_Opt v2.00.00

The screenshot displays the HARP_Opt v2.00.00 GUI, which is organized into several functional panels:

- Turbine Configuration:** Includes settings for Rotor Speed Control (Fixed Speed, Variable Speed), Blade Pitch Control (Fixed Pitch, Variable Pitch), and various geometric parameters like NumBlade, NumSeg, RotorDia, HubDia, HubHt, PreCone, ShaftTilt, OmgMin, OmgMax, Pwp, Patm, WatDepth, and CavSF.
- WT_Perf Algorithm Configuration:** Contains checkboxes for TipLoss, HubLoss, Swirl, AdvBrake, IndProp, AIDrag, TIDrag, and MaxIter, along with a section for Stall Delay Models.
- Blade Geometry Configuration:** Features options for ElmSpac, Pre-Twist and Chord Distributions (CP radius, TwistUB, TwistLB, ChordUB, ChordLB), and Airfoil/Hydrofoil Distribution (Piecewise Linear, Piecewise Constant).
- Fluid Properties:** Defines Rho, KinVisc, SpdSt, SpdEnd, and SpdDel.
- Energy Estimates:** Shows AEP (2,900,000) and CF (33.1), with axis limits for RotorDia and Prated.
- Optimization Objectives:** Allows selection of efficiency or annual energy production (AEP) optimization, with options for flow distribution (Rayleigh, Weibull, User-Defined).
- Genetic Algorithm Configuration:** Sets parameters for population size, elite count, Pareto front fraction, crossover fraction, number of generations, and error tolerance.
- Material Properties:** Defines E, MatDensity, MaxStrain, SF, STmin, STdel, and DecST.

The bottom of the window features the NREL logo and the text "National Renewable Energy Laboratory Innovation for Our Energy Future".

그림 1. HARP_Opt의 초기 GUI 화면

다(한경수, 2011). 터빈 블레이드의 경우 재료 기술과 함께 해석 및 설계 기술의 개발이 중요하며, 이 연구에서는 이러한 터빈 블레이드 기술 중 블레이드의 최적 형상 설계와 관련된 연구를 수행하였다. 현재 터빈 블레이드에 대한 해석 및 설계를 위하여 Fluent 또는 StarCCM+과 같은 상용 CFD(Computational Fluid Dynamics) 프로그램을 이용하거나(이명수, 2010; 이윤교, 김철완, 2011; 김주인, 김우진, 2011) 혹은 단순하고, 적용이 쉬운 블레이드 요소 운동량 이론(Blade Element Momentum Theory, BEMT)을 이용하고 있다(강호근 등, 2006; 김범석 등, 2008). 풍동실험에 의하여 블레이드의 성능을 평가할 수도 있으나 설계 초기에는 많은 비용이 소요되는 풍동실험을 수행하기 어려운 것이 일반적이다. 따라서 설계 초기에는 BEMT법을 이용하여 터빈 블레이드의 성능을 평가하고, 이로부터 초기 형상을 결정 한 후 상세한 해석 및 성능 평가를 위하여 상용 코드를 이용하거나 풍동실험을 수행하는 것이 합리적인 절차일 것이다.

이 연구에서는 미국 NREL(National Renewable Energy Laboratory)에서 개발한 수평축 터빈의 최적설계 코드인 HARP_Opt(Horizontal Axis Rotor Performance Optimizer)(Sale 등, 2009; Sale and Li, 2010)을 기반으로 하여 목적 함수를 수정하고, 패턴 서치(pattern search) 알고리즘을 추가 적용하여, 1MW급 풍력 발전 터빈 블레이드의 형상을 최적화 하였다. HARP_Opt은 전역적 최적화 기법인 유전자 알고리즘을 적용하여 국부해 문제를 해결하여 좋은 설계 결과를 얻을 수 있도록 하고 있다. 그러나 유전자 알고리즘은 무작위 추출 및 탐색(random search)을 기본으로 하는 최적화 방법으로 매 실행 시 다른 설계 결과를 주고 있으며, 또한 계산 시간이 다른 방법에 비하여 많이 소요되는 단점이 있다. 이 연구에서는 이러한 문제를 해결하고, 또한 전역적 최적해를 구하기 위하여 패턴 서치 방법을 적용하여 터빈

블레이드의 최적형상을 구하고자 하였다. 패턴 서치 방법은 목적함수의 기울기 정보를 필요로 하지 않는 직접탐색(direct search) 방법의 한 종류로, 목적함수가 탐색영역 내에서 연속 함수 또는 미분 가능한 함수가 아닌 경우에도 적용할 수 있는 방법이다.

한편, HARP_Opt을 통하여 블레이드의 최적 형상을 설계할 수 있으며, 또한 설계 풍속 범위에서의 로터(rotor) 속도와 블레이드 피치 각 제어를 위한 자료와 함께 주축(main shaft)에 발생하는 토크, 블레이드 지점부 굽힘 모멘트(root flap bending moment) 및 추력(thrust) 등을 구할 수 있다. 그리고 이러한 결과를 이용하여 주축, 블레이드 접합부, 터빈 타워 등의 주요 구조를 설계할 수 있다. 현재 HARP_Opt에서 고려할 수 있는 제어 형태로는 (1) FSFP (Fixed-Speed Fixed-Pitch Control), (2) FSVP (Fixed-Speed Variable-Pitch), (3) VSFP (Variable-Speed Fixed-Pitch), (4) VSVP (Variable-Speed Variable-Pitch) 등 4가지 제어 형태가 있다(Sale and Li, 2010). 아래의 그림 1은 HARP_Opt의 GUI 시작화면으로 대략적인 내용을 파악할 수 있다.

2. 이론적 배경

2.1 블레이드 요소 운동량 이론(Blade Element Momentum Theory)

HARP_Opt은 터빈의 성능을 평가하기 위한 해석 모듈로 WT_Perf를 적용하고 있다. WT_Perf는 BEMT와 여러 보정 방법을 적용하여 NREL에서 개발한 코드로 최근 많이 이용되고 있는 코드이다. WT_Perf는 블레이드의 형상 및 익형(airfoil)에 따른 양력, 항력 등 공기역학적 특성을 기본 자료로 하여 BEMT를 이용하여 터빈의 성능을 평가한다(Buhl, 2009). 한편 BEMT는 다음 그림 2와 같이 블레이드를 날개

그림 2. BEMT에서 고려하고 있는 2차원 환상 평면(annular plane) (Moriarty and Hansen, 2005)

길이 방향으로 많은 수의 작은 요소로 분할하는 경우, 분할된 작은 요소는 2차원 날개와 같은 거동을 하고, 또한 날개 길이 방향으로 요소간의 상호작용은 없다는 기본 가정 하에 개발된 방법이다(Glauert, 1935, Moriarty and Hansen, 2005). 이때 각 요소에 작용하는 힘은 상대속도와 요소의 단면 형상에 따라 결정되는 양력과 항력에 의하여 구할 수 있고, 이와 같이 요소에 작용되는 힘을 모두 더하여 바람에 의한 힘을 결정할 수 있게 된다(Moriarty and Hansen, 2005)(그림 3 참조). BEMT에 대한 상세한 내용은 Moriarty and Hansen(2005)의 문헌을 비롯하여 여러 문헌에서 찾아볼 수 있으므로, 여기서는 상세한 내용을 생략하기로 한다.

2.2 패턴 서치 방법 (Pattern Search Method)

패턴 서치 방법은 1961년 Hooke와 Jeeves에 의하여 처음 제안된 이후(Hooke and Jeeves, 1961), Los Alamos National Laboratory의 Fermi와 Metropolis에 의해 현재 형태의 패턴 서치 방법과 유사한 격자(mesh) 크기를 조절하는 방법이 제안된 바 있다(Trosset, 1997; Lewis 등, 2000).

패턴 서치 방법은 어떠한 패턴을 유지하면서 최적해를 탐색하는 것이 효과적일 수 있다는 경험을 적용한 방법으로 GA(Genetic Algorithm)나 SA(Simulated Annealing)와 같은 경험적 최적화 방법과 유사하나, GA나 SA와 같은 추계론적 최적화와는 달리 탐색경로가 항상 일정한 결정론적 최적화 방법의 한 종류이다. 따라서 무작위 추출 및 탐색을 기본으로 하는 최적화 방법에 비하여 탐색시간이 상대적으로 짧으며, 또한 확장, 축소, 반사의 기본 동작을 가지고 있는 심플렉스 방법(Nelder and Mead, 1965)이나 기울기 정

보를 이용하는 다른 최적화 방법에 비해서는 전역적 최적해를 찾을 가능성이 높은 방법이다. 기울기 정보를 이용하는 경우 국부해에 빠질 수 있는 가능성이 매우 높으며, 심플렉스 방법의 경우에도 탐색단계에서 가장 좋은 해를 중심으로 해를 개선하기 때문에 전역적 최적해를 찾기 어렵지만, 패턴 서치의 경우 설계변수의 수의 두 배의 탐색 방향을 이용하고, 현재해보다 좋은 해가 발견될 경우, 탐색 영역을 전체적으로 넓힘으로써 국부 최적해에 집중되는 것을 방지할 수 있다. 그러나 이와 같은 탐색 패턴을 유지함으로써 기울기 정보를 이용하는 최적화 방법이나, 심플렉스 방법보다는 탐색 시간이 더 긴 단점이 있다.

패턴 서치의 기본 동작으로 패턴의 생성, 격자 크기의 결정, 폴링(polling), 그리고 확장, 축소 등이 있다(Manoharan and Shanmuganathan, 1999; Wetter and Wright, 2003; Zhao 등, 2006). 패턴은 임의의 탐색 단계에서 현재해보다 좋은 해를 찾기 위한 인접해를 결정하기 위한 탐색 방향을 의미하며, 이러한 탐색 방향은 일반적으로 변수의 수를 N 이라 할 때, $N+1$ 개의 방향벡터(direction vector)를 사용하거나 혹은 $2N$ 개의 방향벡터를 사용한다. $N+1$ 개를 사용하는 경우 최소 기저 세트라 하며, $2N$ 개를 사용할 경우 최대 기저 세트라 한다.

한편, 각 탐색 단계마다 패턴 서치는 어떤 집합의 탐색을 하게 되며, 이러한 집합을 격자라 부르고, 이러한 격자에서 각 인접해의 거리를 격자 크기라 한다. 이러한 격자 크기는 탐색 속도뿐만 아니라 국부해에 갇힐 가능성 등을 결정짓는 중요한 인자가 될 수 있으며, 격자 크기는 인접해에 현재해보다 좋은 해가 포함될 경우와 그렇지 않을 경우 각각 크기가 2배로 증가되거나, $1/2$ 로 줄어들게 된다. k 번째 탐색단계에서의 격자 크기를 Δm_k 이라고 할 때, $k+1$ 번째 단계에서의 격자 크기는 다음과 같이 결정된다.

$$\Delta m_{k+1} = \Delta m_k \times v_k \quad (1)$$

여기서, v_k 는 인접해에 현재해보다 좋은 해가 있을 경우 $v_k = 2$ 가 되어 격자 크기를 증가시키게 되며, 그렇지 않을 경우 $v_k = 0.5$ 가 되어 격자 크기를 줄여 주게 된다. 한편, 각 단계에서 폴링이라고 부르는 과정을 수행하게 되는데, 폴링은 인접해를 탐색하는 과정에서 모든 인접해를 탐색하여 가장 좋은 인접해를 다음 단계에서의 해로 선택하는 방법(complete poll)과 인접해를 탐색하는 과정에서 현재해보다 좋은 해가 발견될 경우 그 즉시 해당되는 해를 다음 단계에서의 해로 간주하

(a) 상대속도 및 각도

(b) 익형에 작용하는 하중

그림 3. BEMT에서 고려하고 있는 2차원 익형 및 작용 하중 (Moriarty and Hansen, 2005)

표 1. 터빈 블레이드 설계를 위한 조건

항목	값	항목	값
블레이드 수	3	정격 출력	1000 kW
로터 직경	50 m	기본 익형	FFA-W3-301, 241, 211
허브 직경	2 m	로터 회전속도 범위	4~32.5RPM
풍속 범위	2~26 m/s	풍속 확률밀도함수	Rayleigh 분포 ($\mu=7.5$ m/s)

여 탐색을 이어가는 방법(incomplete poll)이 있다. 그리고 이러한 폴링 과정에서 인접해에 현재해보다 좋은 해가 발견되는 경우를 성공적 폴링(successful poll)이라고 하며, 그렇지 않은 경우를 비성공적 폴링(unsuccessful poll)이라고 한다. 성공적 폴링의 경우 격자 크기를 증가(또는 확장)시키고, 비성공적 폴링의 경우 격자 크기를 감소(또는 축소)시킨다.

2.3 유전자 알고리즘(Genetic Algorithm, GA)

유전자 알고리즘(Genetic Algorithm, GA)은 자연 진화(natural evolution)와 자연 유전(natural genetics)을 최적화에 적용한 것으로써, 여러 개체를 동시에 이용하여 여러 탐색경로를 거쳐 최적해를 구하는 특징을 가지고 있다(Goldberg, 1989; Michalewicz, 2012). 이때 사용되는 여러 개체의 특성 중 우수한 성질을 다음 단계에서의 개체로 전해 줌으로써 최종적으로 최적해에 도달하도록 하는 방법이다. 유전자 알고리즘에서는 흔히 이진문자열을 이용하여, 0 또는 1로 표현되는 정보를 유전자로 하며, 이러한 이진문자열 형태의 유전자 정보를 실수형으로 변환하기 위하여 십진 코드(decimal coding) 등을 이용한다. 비록 이진형 유전자 알고리즘을 실수형 문제에도 적용하고 있지만, 최적해 부근에서 탐색능력이 저하되는 단점이 있어, 실수형 유전자 알고리즘이 제안된 바 있으며, 이러한 실수형 유전자 알고리즘에서는 유전자의 개념 대신 하나의 물리량을 나타내는 염색체가 최소 단위가 된다(양영순, 김기화(1995), 김기화(1996)). 유전자 알고리즘 및 실수형 유전자 알고리즘을 구조공학 문제에 적용한 사례를 Hadi and Arfiadi(2001), Kim and Ghaboussi (2001), Chou and Ghaboussi(2001), 박성완 등(2007), 권성준, 이성철(2010) 등의 문헌에서 찾아볼 수 있으므로 이 논문에서는 상세한 내용을 생략하고자 한다. 한편 일반적인 유전자 알고리즘과 함께 이 연구에서는 마이크로 유전자 알고리즘의 성능을 함께 비교하였다. 기존 유전자 알고리즘에서는 100~200개 가량의 많은 수의 개체군을 통하여 탐색을 진행하지만, 마이크로 유전자 알고리즘에서는 이러한 개체군의 수를 10~20개 정도로 크게 줄여 각 진화단계에서의 계산량을 줄이는 대신, 돌연변이 확률을 0.5 이상 크게 적용하여 최적화를 수행하는 것으로 이를 구조공학적 문제에 적용한 사례로 Au 등 (2003), 윤영목, 김병현 (2004), 최세휴 (2008)의 연구가 있으며, 이들의 연구내용을 통하여 마이크로 유전자 알고리즘의 장점을 쉽게 파악할 수 있을 것이다.

3. 1MW급 풍력 터빈 블레이드 최적 설계 적용

3.1 설계 조건

이 연구에서는 다음과 같이 1MW급 풍력 터빈의 블레이드 형상을 최적화 하고자 하였으며, 이를 위한 기본적인 설

계 조건은 다음의 표 1과 같다.

표 1에서와 같이 풍속 범위는 2~26 m/s이며, 풍속의 확률밀도함수는 평균(μ)이 7.5 m/s인 Rayleigh 분포($p(x; \mu) = (\pi/2)(x/\mu)^2 e^{-\pi x^2/4\mu^2} (x \geq 0)$)로 고려하였다(그림 4 참조). 터빈 로터의 회전 속도 및 블레이드의 피치 각을 모두 제어하는 VSVP 제어방식을 적용하였다. 한편 이 연구에서 사용된 익형은 다양한 접근각도(angle of attack, AOA)에 대하여 항력 및 양력 계수가 알려져 있는 FFA-W3-211, FFA-W3-241, FFA-W3-301등 이다. 형상 설계와 관련하여 날개 길이 방향으로의 블레이드의 비틀림 각도(twisting angle), 시위 길이(chord length), 그리고 블레이드의 두께(thickness)를 설계하고자 하였다(그림 5 참조).

형상 설계에 있어 가능한 많은 지점에서의 설계변수를 고려한 보다 부드러운 형상을 얻을 수 있으나, 최적화 문제에서 과도한 계산 시간 및 많은 국부해를 발생시킬 수 있으므로, 적절한 수의 설계변수로 제한할 필요가 있다. HARP_Opt에서는 날개 길이 방향으로 몇 개의 설계 지점에서의 시위 길이, 비틀림 각도 등을 지정하고, 이들 값을 기반으로 Bezier 곡선을 이용하여 부드러운 형상을 얻을 수 있도록 하였다(Sale and Li, 2010). Bezier 곡선을 얻기 위한 설계 변수로 시위 길이 및 비틀림 각도에 대하여 각각 5개, 그리고 두께에 대하여 3개를 지정함으로써 총 설계변수는 13개

그림 4. 풍속의 확률밀도함수 ($\mu=7.5$ m/s)

그림 5. 블레이드 형상 설계를 위한 주요 설계 항목

표 2. 시위 길이 및 비틀림 각도 설계를 위한 설계 지점 위치 및 각 위치에서의 변수의 상하한값

설계 지점(m)		6.25	7.677	11.74	17.82	25
시위 길이 (m)	하한값	0.5	0.1	0.1	0.1	0.1
	상한값	1.5	1.5	1.0	1.0	0.25
비틀림 각도 (deg)	하한값	-10	-10	-10	-10	-10
	상한값	40	40	40	40	40

로 구성하였다. 이 연구에서 사용된 설계 지점 및 각 설계 지점에서의 시위 길이 및 비틀림 각도의 상한값과 하한값은 다음의 표 2와 같다.

유전자 알고리즘의 경우 초기값을 무작위로 추출하여 사용하므로 별도로 지정할 필요가 없으나, 패턴 서치 방법의 경우에는 초기값을 지정해 주어야 하며, 이 연구에서는 특별한 정보가 없다는 가정 하에 초기값을 각 변수의 하한값과 상한값의 평균으로 설정하였다. 유전자 알고리즘과 패턴 서치 방법을 적용하기 위한 조건을 표 3에서 정리하였다. 주요 조건으로 유전자 알고리즘의 경우 100개의 개체를, 마이크로 유전자 알고리즘에서는 20개의 개체를 적용하였으며, 두 알고리즘 모두 교차 확률(crossover probability)은 0.8로 적용하였다. 일반적으로 유전자 알고리즘의 돌연변이 확률은 아주 작은 값을 사용하여 빈번한 발생을 방지하고 있으나, 자연계에서와 마찬가지로 이러한 돌연변이에 의하여 해의 개선이 크게 일어나는 경우를 기대할 수 있다. 그러나 돌연변이는 선형 또는 비선형 제한식이 있는 최적화 문제에 적용하는 경우 제한식을 위배할 수 있으므로 이를 방지하기 위하여 적응적 돌연변이를 사용하였다(Mathworks, 2011). 유

전자 알고리즘에서의 적합도(fitness value)(F)는 다음과 같이 연간발전량(annual energy production, AEP)을 이용하여 구성하였으며, 패턴 서치 방법의 목적함수는 연간발전량(AEP)을 목적함수로 사용하였다.

$$F(\alpha) = -AEP(\alpha) = -\int_{V_{in}}^{V_{out}} P_v(v; \alpha) p_w(v) dv \times 8760 \quad (2)$$

여기서, $P_v(v; \alpha)$ 는 블레이드 설계 변수 α 에 따른 풍속 v 에서의 발전량이며, $p_w(v)$ 는 풍속의 확률밀도함수이다. V_{in} 과 V_{out} 는 각각 발전 가능한 최소 및 최대 풍속이다. 8760(=24×365)은 시간당 발전량을 연간발전량으로 고려하기 위한 상수이다.

3.2 최적설계 결과

다음의 그림 6은 패턴 서치 방법에서 초기치로 사용한 값을 이용하여 블레이드의 성능을 평가한 결과이다. 블레이드 형상이 최적화 되어 있지 않아 모든 풍속 범위에서 발전효율이 10% 미만이며, 또한 풍속이 25 m/s 이상 범위에서 정격 출력인 1000 kW의 발전이 가능함을 알 수 있다. 또한 연간발전량 역시 499,574 kWh로 설비 이용률(capacity factor)이 5.7%에 불과한 매우 불량한 터빈 설계라 할 수 있다.

전술한 바와 같이 유전자 알고리즘의 경우 무작위 추출 및 탐색을 수행하기 때문에 실행할 때마다 다른 결과를 얻게 되며, 이러한 무작위성을 고려하기 위하여 유전자 알고리즘과 마이크로 유전자 알고리즘의 경우 각각 20회 실행을 하였다. 한편 패턴 서치 방법의 경우 탐색경로가 결정되어 있는 반면, 초기치에 영향을 받을 수 있기 때문에 이를 고려하기 위하여 상한값과 하한값 사이의 평균을 초기치로 사

표 3. 유전자 알고리즘 및 패턴 서치 방법 적용 조건

유전자 알고리즘			패턴 서치 방법	
계수	값		변수	값
	GA [*]	μGA ^{**}		
개체수	100	20	최대 탐색 횟수	1000
최대 세대수	200	100	패턴 생성 조건	최대 기저 세트(2N)
적합도 수렴조건	10 ⁻⁶	10 ⁻⁶	폴링 방법	불완전 폴링(Incomplete Polling)
교차확률	0.8	0.8	격자 크기 수렴조건	10 ⁻⁶
돌연변이 확률	적응적	적응적	확장 계수	2.0
elitism 적용 유무	적용	적용	수축 계수	0.5

*: GAs=유전자 알고리즘, **: μGAs=마이크로 유전자 알고리즘

(a) 풍속에 따른 출력 및 효율

(b) 로터 회전속도 및 블레이드 피치 각

그림 6. 패턴 서치 방법의 초기치를 이용한 설계 풍속 범위에서의 발전량 및 제어 자료

그림 7. 패턴 서치 방법 적용을 위한 5가지 초기치 조건

용한 경우를 비롯하여 총 5가지의 초기치를 달리 적용하여 초기치의 영향을 검토하고자 하였다. 5가지의 초기치는 각각 다음 그림 7과 같이 적용하였다. 한편 다음의 그림 8, 9, 10은 각각 유전자 알고리즘, 마이크로 유전자 알고리즘 그리고 패턴 서치 방법에 의하여 구한 블레이드의 비틀림 각도, 코드 길이와 두께를 표시한 결과이다. 유전자 알고리즘과 패턴 서치 방법의 경우 20개 결과 및 5개 결과가 상당히 유사한 결과를 보여주고 있으나, 마이크로 유전자 알고리즘의 경우 최적 형상 결과가 서로 상이함을 알 수 있다. 이는 간접적으로 마이크로 유전자 알고리즘이 국부해에 빠졌을 가능성이 높음을 의미하고 있다. 그러나 100개의 개체를 사용한 유전자 알고리즘과 패턴 서치 방법의 경우 설계 결과가 상당히 유사한 범위에 존재함으로써 국부해에서 벗어났을 가능

성이 높음을 알 수 있고, 특히 패턴 서치 방법의 경우 초기치와 무관하게 일정한 결과를 얻을 수 있음을 알 수 있었다.

한편, 그림 11, 12는 각각 유전자 알고리즘과 마이크로 유전자 알고리즘에서 세대에 따른 각 세대에서의 가장 높은 적합도와 각 세대에서의 개체 사이의 평균 거리를 보여주고 있는 그림이며, 그림 13은 패턴 서치 방법에 의한 각 단계에서의 해와 각 단계에서의 격자 크기를 정리한 그림이다. 100개의 개체를 이용하는 유전자 알고리즘의 경우 첫 번째 세대에서의 최적개체의 적합도, 즉 AEP값이 2.2×10^6 kWh를 상회하는 값을 보이고 있는데, 이는 곧 100개 정도의 샘플을 무작위로 추출하여 그 중 가장 좋은 해를 선택할 경우 2.2×10^6 kWh 정도의 AEP 값을 가질 수 있음을 의미한다. 그러나 마이크로 유전자 알고리즘에서 2.2×10^6 kWh 정도의 적합도를 가지는 최적개체를 구하기 위해서는 대략 20세대 정도가 지나야 되며, 이는 곧 400번의 적합도 함수 계산이 필요함을 의미한다. 즉, 최적화 초기 단계에서는 많은 수의 샘플을 무작위로 추출하는 것이 더 좋을 수도 있음을 의미한다. 한편 패턴 서치 방법의 경우 초기 설계값을 입력하였을 때의 AEP값은 0.5×10^6 kWh 정도로 매우 작은 값을 가지고 있으며, 초기에는 해의 개선이 매우 빨리 이루어지다가 100회 이상의 탐색단계에서는 해의 개선이 늦어지며, 특히 200회 이상 탐색단계에서는 해의 개선이 거의 일어나지 않고 있음을 알 수 있다. 이는 수렴조건으로 사용한 격자 크기가 과도하게 작게 지정되어 있음을 의미하는 것으로 판단된다.

그림 8. 유전자 알고리즘 20회 실행에 의하여 구한 최적 설계 결과

그림 9. 마이크로 유전자 알고리즘 20회 실행에 의하여 구한 최적 설계 결과

그림 10. 패턴 서치 방법 5회 실행에 의하여 구한 최적 설계 결과

(a) 세대별 가장 높은 적합도

(b) 세대별 개체간 거리

그림 11. 유전자 알고리즘의 세대별 최적해 및 개체간 거리

(a) 세대별 가장 높은 적합도

(b) 세대별 개체간 거리

그림 12. 마이크로 유전자 알고리즘의 세대별 최적해 및 개체간 거리

(a) 단계별 최적 함수값

(b) 단계별 격자 크기

그림 13. 패턴 서치 방법의 탐색 단계별 최적해 및 격자 크기

3.3 최적 설계 결과 분석

아래의 그림 14와 표 4는 20회의 유전자 알고리즘 및 20회의 마이크로 유전자 알고리즘, 그리고 5회의 패턴 서치 방법에 의한 최적 설계 결과의 연간발전량(AEP)과 최적해를 구할 때까지의 함수 계산 횟수를 비교한 것이다. 그림 15는 AEP와 함수계산 횟수를 함께 정리한 것이다. 우선 AEP의 측면에서 볼 때 100개의 개체를 사용한 유전자 알고리즘의 최적해들이 20개의 개체를 사용한 마이크로 유전자 알고리즘보다 상대적으로 더 높은 AEP 값의 분포를 가지고 있음을 알 수 있다. 그러나 20개의 개체를 사용한 마이크로 유전자 알고리즘의 경우에도 대부분의 결과가 2.8×10^6 kWh

이상의 AEP를 가지는 것으로 평가되어 마이크로 유전자 알고리즘 역시 좋은 최적화 방법임을 알 수 있다. 그러나 이와 같은 유전자 알고리즘 보다는 패턴 서치 방법이 더욱 좋은 결과를 주고 있는데, AEP의 경우 패턴 서치 방법에 의한 형상을 사용한 결과 AEP의 평균은 2.994×10^6 kWh이며, COV값은 0.21%이다. 한편 유전자 알고리즘에 의한 형상을 사용한 결과 AEP의 평균과 COV는 각각 2.942×10^6 kWh, 0.71%이며, 마이크로 유전자 알고리즘의 결과는 평균과 COV가 각각 2.928×10^6 kWh와 1.14%이다. 즉 평균값과 분산 정도를 볼 때 패턴 서치 방법이 유전자 알고리즘보다 1.5~2.5% 정도 높은 AEP 값을 얻을 수 있는 우수한 방법임을 알 수 있다. 한편, 계산시간, 즉 총 함수 계산 횟수의 측면에서 보면, 유전자 알고리즘의 경우 평균적으로 9000회의 함수 계산이 필요한 반면, 마이크로 유전자 알고리즘의 경우 2000회 정도의 계산이 필요하여 전체적으로 유전자 알고리즘의 22% 수준으로 크게 단축됨을 알 수 있다. 이는 마이크로 유전자 알고리즘의 경우 개체를 20개만 사용하였기 때문에, 각 세대에서 적합도 함수를 평가하는 횟수가 그만큼 감소되었고 또한 개체수가 작기 때문에 수렴도 상대적

표 4. 최적 설계안의 결과 및 계산 횟수의 비교

	항목	GAs	mGAs	PS
AEP	평균(kWh)	2.942	2.928	2.994
	분산계수(%)	0.709	1.135	0.206
함수 계산 횟수	평균(회)	8985	1968	5970
	분산계수(%)	18.4	20.0	25.7

(a) 연간발전량(Annual Energy Production, AEP)

(b) 수렴까지의 함수 계산 횟수

그림 14. 유전자 알고리즘과 패턴 서치 방법에 의한 결과 비교

그림 15. 유전자 알고리즘 및 패턴 서치에 의한 최적해의 AEP와 함수 계산 횟수의 비교

으로 빨리 이루어 질 수 있기 때문에 사료된다. 한편 패턴 서치 방법의 경우 평균적으로 6000회의 계산 횟수가 소요되어 유전자 알고리즘에 비해서는 약 66%의 계산시간이 소요되며, 마이크로 유전자 알고리즘에 비해서는 3배 이상 계산이 필요함을 알 수 있다. 결국 계산시간의 측면에서는 마이크로 유전자 알고리즘이 가장 우수한 방법이며, 최적 설계된 결과의 우수성, 즉 높은 AEP값 및 해의 안정성 측면에서는 패턴 서치 방법이 가장 우수한 것으로 도출되었다.

다만 유전자 알고리즘이나 패턴 서치 방법의 경우 최적화 조건을 달리 적용할 경우 다른 결과가 나올 수도 있을 것이다. 그러나 패턴 서치 방법은 전역적 최적화 문제를 해결하는데 매우 좋은 방법이며, 계산 시간 역시 기존의 유전자 알고리즘에 비해서는 상대적으로 좋은 방법임을 확인할 수 있었다. 한편 마이크로 유전자 알고리즘의 경우 유전자 알고

리즘이나 패턴 서치 방법에 비해서는 계산시간을 크게 단축시킬 수 있는 반면 작은 수의 개체를 사용함으로 인하여 국부해에 빠질 수 있는 가능성이 상대적으로 높고, 따라서 매 실행 시 일정한 결과를 얻기 어려운 방법임을 알 수 있다.

그림 16은 초기치를 상한값과 하한값의 평균으로 취하여 패턴 서치 방법으로 구한 최적 터빈 형상을 이용하여 구한 풍속 범위에서의 발전량 및 로터 회전속도, 그리고 블레이드의 피치 각 제어를 위한 기본 자료이다. 유전자 알고리즘 및 마이크로 유전자 알고리즘을 이용한 결과 역시 이와 유사한 결과를 보여 별도로 제시하지 않았다. 그림에서 알 수 있는 바와 같이 정격 출력을 1000 kW로 고려하였을 때 풍속이 12 m/s에서 정격 출력이 발생하며, 정격 풍속 이상에서는 블레이드 피치 각도를 제어함으로써 일정한 출력이 발생하도록 제어하고 있음을 결과를 통하여 알 수 있다. 이와 같은 블레이드 형상 및 운영 조건에서의 연간발전량은 2,995,519 kWh이며, 설비 이용률은 34.2%로 분석되었다. 이는 초기 설계 조건에서의 설비 이용률인 5.7%에 비하여 6배 이상 증가한 값이다.

한편 아래의 그림 17은 블레이드를 통하여 변환된 기계적 에너지를 증속기로 연결하는 축의 설계에 필요한 토크와 함께, 블레이드 지점부 설계 등에 필요한 지점부에서의 굽힘 모멘트, 그리고 바람에 의한 수평하중인 추력을 설계 풍속 범위 내에서 계산한 결과이다. 초기 설계의 경우 1,000 kW의 출력이 가능한 정격 풍속이 25 m/s 부근에서 형성되며, 이때의 토크는 300 kN-m으로 분석되었고, 이 값은 최적 설계된 블레이드를 사용할 경우의 정격 풍속에서의 토크와 동일한 값을 가진다. 그러나 블레이드 지점부에서의 굽힘 모멘트는 초기 설계의 경우 243 kN-m이며, 최적 설계된 터빈의

(a) 풍속에 따른 출력 및 효율

(b) 로터 회전속도 및 블레이드 피치 각

그림 16. 패턴 서치 방법의 최적설계 결과를 이용한 설계 풍속 범위에서의 발전량 및 제어 자료

그림 17. 초기 블레이드 설계 및 최적 설계에 따른 하중 결과

경우 609 kN-m로 크게 증가되었다. 또한 풍력 터빈 타워 구조물의 설계에 필요한 수평 하중인 추력의 경우, 초기 설계된 터빈과 최적 설계된 터빈에 대하여 각각 53 kN과 115 kN으로 평가되었다. 토크의 경우 정격 풍속 이상의 범위에서 일정한 값을 유지하나, 블레이드 지점부 굽힘 모멘트와 추력의 경우 정격 풍속에서 최대 하중이 작용하고, 정격 풍속보다 빠른 풍속 범위에서는 블레이드의 피치 각을 제어함으로써 하중이 오히려 감소함을 알 수 있다. 이러한 하중 값은 풍속이 일정한 경우 정상 상태에서의 하중으로 풍속이 변하고, 또한 제어에 의하여 피치 각이 변동되는 과도 상태에서는 하중이 증가할 수 있으나 기본적인 구조설계에 있어서는 가장 기본적인 자료가 되는 하중 정보라 할 수 있다.

4. 결 론

이 연구를 통하여 풍력 터빈의 블레이드 형상 최적 설계를 위한 패턴 서치 방법의 적용성을 평가하고, 그 결과를 기존의 유전자 알고리즘과 비교하였다. 유전자 알고리즘, 마이크로 유전자 알고리즘, 그리고 패턴 서치 방법을 1MW급 풍력 터빈 블레이드 형상 최적 설계에 적용하여 VSVP 제어 상태에서의 최적 형상과 로터의 회전속도 및 피치각, 토크, 추력 등을 분석하였다. 이때 유전자 알고리즘과 마이크로 유전자 알고리즘은 각각 20회, 그리고 패턴 서치 방법은 초기치를 달리 적용하여 총 5회 실행하여 최적 형상을 계산하였으며, 그 결과를 분석하여 다음과 같은 결론을 도출하였다.

1. 연간발전량을 목적함수로 사용하여 최적화를 수행하여 최적 형상을 구하였으며, 각 방법으로 구한 블레이드 형상을 이용하여 연간발전량을 계산한 결과, 패턴 서치 방법에 의한 결과가 상대적으로 가장 높은 연간발전량을 가지는 것으로 분석되었다.
2. 최적 형상을 얻기 위한 목적함수 계산 횟수를 비교할 때,

마이크로 유전자 알고리즘의 평균 함수 계산 횟수는 약 2,000회, 패턴 서치 방법의 평균 계산 횟수는 약 6000회, 그리고 유전자 알고리즘의 평균 계산 횟수는 9,000회로, 마이크로 유전자 알고리즘이 다른 두 방법보다 크게 유리함을 알 수 있었다.

3. 최적 형상의 일관성과 관련하여, 패턴 서치 방법의 경우 5회의 실행에 따른 형상 설계 결과가 매우 일관적이었으며, 유전자 알고리즘의 결과가 마이크로 유전자 알고리즘의 결과보다는 상대적으로 일관성이 높음을 알 수 있었다. 이는 마이크로 유전자 알고리즘이 작은 수의 개체를 사용함으로써 전역적 최적해 주위에서 국부해에 빠질 가능성이 높기 때문인 것으로 판단된다.
4. 패턴 서치 방법은 계산시간에 있어서는 마이크로 유전자 알고리즘과 유전자 알고리즘 중간에 있으나, 최적 설계 형상의 일관성 및 연간발전량 등에 있어서 다른 방법보다 우수한 성능을 가지고 있는 것으로 분석되었다. 이는 패턴의 운영 과정에서 현재해보다 더 좋은 해가 인접해에 있는 경우 탐색영역을 확장하면서 이동함으로써, 국부해에 빠질 수 있는 가능성을 경감시키기 때문이며, 이러한 특징으로 인하여 전역적 최적해를 구할 수 있는 좋은 대안이 될 것으로 판단되었다.

감사의 글

이 연구는 한국해양과학기술원 기본연구사업인 “해상풍력 지지구조물 건설기술 개발(PE98817)”의 지원으로 수행되었습니다.

참고문헌

강호근, 남철도, 이영호, 김범석(2006) BEMT를 적용한 20 kW

- 수평축 풍력터빈 형상설계 및 성능해석. **한국마린엔지니어링학회지**, 한국마린엔지니어링학회, 제30권 제6호, pp. 669-676.
- 권성준, 이성칠(2010) 염해에 노출된 콘크리트의 내구수명 확보를 위한 최적 배합 도출에 대한 연구-유전자 알고리즘의 적용. **대한토목학회 논문집**, 대한토목학회, 제30권 제5A호, pp. 433-442.
- 김기화(1996) 유전자 알고리즘. **한국전산구조공학**, 한국전산구조학회, 제9권 제2호, pp. 28-35.
- 김범석, 김만웅, 이영호(2008) BEMT에 의한 100 kW 풍력터빈 블레이드 기본설계 및 출력 성능해석. **한국마린엔지니어링학회지**, 한국마린엔지니어링학회, 제32권 제6호, pp. 827-833.
- 김주인, 김우전(2011) 풍력터빈 날개 주위의 점성 유동장 해석. **한국해양환경공학회 추계학술대회 논문집**. 한국해양환경공학회 박성완, 박희문, 황정준(2007) 유전자 알고리즘을 이용한 포장층 탄성계수 역해석 기법 개발 Part I: GA 연산자 선정. **대한토목학회 논문집**, 대한토목학회, 제27권 제4D호, pp. 441-450.
- 양영순, 김기화(1995) 실수형 Genetic Algorithm에 의한 최적 설계. **한국전산구조공학**, 한국전산구조학회, 제8권 제2호, pp. 123-132.
- 윤영목, 김병헌(2004) 2차 비탄성해석과 유전자 알고리즘을 이용한 평면 강골조 구조물의 최적설계. **대한토목학회 논문집**, 대한토목학회, 제24권 제1호, 87-100.
- 이명수(2010) 전산해석을 이용한 도시형 수직축 풍력 터빈의 실시간 공력해석, 전남대학교 석사학위논문.
- 이용교, 김철완(2011) 전산해석을 활용한 풍력 터빈 익형의 공력 특성 예측. **풍력에너지저널**, 제2권 제2호, pp. 43-47.
- 이준신(2011) 국내 해상풍력발전 현황 및 방향성 분석, **신성장동력 월간 웹진**, 제20호, pp. 7.
- 최세휴(2008) 고등해석과 유전자 알고리즘을 이용한 트러스 구조물의 최적설계. **한국구조물진단학회 논문집**, 한국구조물진단학회, 제12권 제4호, 161-167.
- 한경수(2011) "Wind Energy Industry in Korea", NREL 발표 자료. 2011. 10.
- Au, F.T.K., Cheng, Y.S., Tham, L.G., and Bai, Z.Z. (2003) Structural damage detection based on a micro-genetic algorithm using incomplete and noisy modal test data. *Journal of Sound and Vibration*, Vol. 259, No. 5, pp. 1081-1094.
- Buhl, M. (2009) NWTC Design Codes WT_Perf a Wind-Turbine Performance Predictor, <http://wind.nrel.gov/designcodes/simulators/wtperf/>.
- Chou, J.H. and Ghaboussi, J. (2001) Genetic algorithm in structural damage detection. *Computers and Structures*, Vol. 79, pp. 1335-1353.
- Glauert, H. (1935) Division L: Airplane Propellers, In Durand, W. F. (ed.), *Aerodynamic Theory*, Volume 4. Springer, Berlin, 1935.
- Goldberg, D.E. (1989) Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning, Addison-Wesley: Reading, MA, USA.
- Hadi, M.N.S. and Arfiadi, Y. (2001) Optimum rigid pavement design by genetic algorithms. *Computers and Structures*, Vol. 79, pp. 1617-1624.
- Hooke, R. and Jeeves, T.A. (1961) "Direct Search" Solution of numerical and statistical problems. *ACM Journal*, Vol. 8, pp. 212-229.
- Kim, Y.J. and Ghaboussi, J. (2001) Direct use of design criteria in genetic algorithm-based controller optimization. *Earthquake Engineering and Structural Dynamics*, Vol. 30, pp. 1261-1278.
- Lewis, R.M., Torczon, V., and Trosset, M.W. (2000) Direct Search Methods: Then and Now, NASA/CR-2000-210125, ICASE Report No. 2000-26. NASA.
- Manoharan, S. and Shanmuganathan, S. (1999) A comparison of search mechanisms for structural optimization. *Computers and Structures*, Vol. 73, pp. 363-372.
- Mathworks, Global optimization toolbox in Matlab, Mathworks, 2011.
- Michalewicz, Z. (2012) Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs, Springer, New York, USA.
- Moriarty, P.J. and Hansen, A.C. (2005) AeroDyn Theory Manual, NREL Technical Report, NREL/TP-500-36881.
- Nelder, J.A. and Mead, R. (1965) A simplex method for function minimization. *Computer Journal*, Vol. 7, pp. 308-313.
- Sale, D. and Li, Ye. (2010) Preliminary results from a design methodology and optimization code for horizontal axis wind and hydro-kinetic turbines, Proceedings of the ASME 2010 29th International Conference on Ocean, Offshore, and Arctic Engineering, OMAE 2010, June 6-11, 2010, Shanghai, China.
- Sale, D., Jonkman, J., and Musial, W. (2009) A hydrodynamic optimization method and design code for stall-regulated hydrokinetic turbine rotors, ASME 28th International Conference of Ocean, Offshore and Arctic Engineering, OMAE 2009, Honolulu, HA, 2009.
- Trosset, M.W. (1997) I know it when I see it: toward a definition of direct search methods, SIAG/OPT Views-and-News, Vol. 9, pp. 7-10.
- Wetter, M. and Wright, J. (2003) Comparison of a generalized pattern search and a genetic algorithm optimization method, Proceedings of Eighth International IBPSA Conference, Eindhoven, Netherlands, August 11-14, 2003.
- Zhao, Z., Meza, J.C., and Hove, M.V. (2006) Using pattern search methods for surface structure determination of nanomaterials. *Journal of Physics: Condensed Matter*, Vol. 18, No. 39. pp. 8693-8706.

(접수일: 2012.4.16/심사일: 2012.6.26/심사완료일: 2012.10.22.)