

뉴럴 네트워크와 시뮬레이티드 어닐링법을 하이브리드 탐색 형식으로 이용한 어패럴 패턴 자동배치 프로그램에 관한 연구

장승호^{a*}

Study on Hybrid Search Method Using Neural Network and Simulated Annealing Algorithm for Apparel Pattern Layout Design

Seung Ho Jang^{a*}

^a Department of Mechanical Engineering, College of Engineering, Kyunghee University,
1 Seochon-dong Giheung-gu, Yongin-si, Gyeonggi-do, 446-701, Korea

ARTICLE INFO

Article history:

Received 4 July 2014
Revised 14 November 2014
Accepted 8 January 2015

Keywords:

Pattern layout
Apparel industry
Neural network
Annealing
Optimization

ABSTRACT

Pattern layout design is very important to the automation of apparel industry. Until now, the genetic algorithm and Tabu search method have been applied to layout design automation. With the genetic algorithm and Tabu search method, the obtained values are not always consistent depending on the initial conditions, number of iterations, and scheduling. In addition, the selection of various parameters for these methods is not easy. This paper presents a hybrid search method that uses a neural network and simulated annealing to solve these problems. The layout of pattern elements was optimized to verify the potential application of the suggested method to apparel pattern layout design.

1. 서론

일반적으로 생산공정의 자동화는 제품의 원가절감, 경쟁력확보, 성능향상 등을 위한 필수적 요소라고 할 수 있다. 섬유산업에 있어서 어패럴 패턴 배치공정의 자동화 기술을 확립하는 것은 어패럴 산업의 생산성과 직결된다. 또한 최근의 섬유산업은 고부가가치 산업으로의 변화를 도모하기 위하여, 컴퓨터를 이용한 자동화가 급속히 이루어지고 있으며 기술 집적도 또한 현격히 향상되어가는 추세에 있다. 이러한 추세에 있어서 어패럴산업은 인건비 및 재료비의 감축과 함께 다품종 소량생산을 요구하는 시장의 수요에 대한 신속한 응답이 필수적이라고 할 수 있다.

어패럴산업에 있어서 패턴배치공정은 고도의 숙련된 기술이 요구되며, 의복제작에 있어서는 원재료인 의복원단이 차지하는 비중이 매우 크기 때문에 이 공정의 자동화가 이루어지게 되면 높은 생산성 향상과 원가절감을 가져올 수 있을 것으로 기대된다. 일반적으로 어패럴 패턴배치 공정은 패턴을 어떤 방식으로 배치하느냐에 따라 그 효율이 결정되며, 다양한 크기와 모양을 갖는 패턴의 배치순서와 배치방법을 최적화시킬 수 있는 일반 규칙을 설정하기가 대단히 어렵다. 기본적으로 어패럴용 패턴은 5-30개 정도로 이루어져 있으며, 경우에 따라서는 여러 개의 어패럴 패턴을 한꺼번에 배치해야하기 때문에 동시에 100개 이상의 패턴이 한 장의 원단위에 놓이게 되는 경우도 있다^[1-3].

* Corresponding author. Tel.: +82-31-201-2594

Fax: +82-31-204-8114

E-mail address: shjang@khu.ac.kr (Seung Ho Jang).

어패럴용 패턴 배치의 최적화를 위한 탐색방법에는 1) 패턴의 크기에 의해 순서를 결정하고 각 패턴을 배치하는 방법과, 2) 패턴 배치순서는 임의로 하고, 각 배치순서에 대하여 배치위치를 약간씩 변화시켜 가며 효율이 좋은 마커를 찾는 방법이 있다. 전자의 경우 이미 크기에 의해 순서가 결정되기 때문에 단지 배치 방법에 의한 효율개선이 이루어질 뿐이며, 후자의 경우 경계 및 주변조건 파라미터의 값을 선정해야하고, 목적함수(효율)에 대한 탐색을 하기 때문에 패턴의 배치순서를 각 단계에서 결정하여야 하는 어려움이 따른다.

또한 어패럴 패턴배치의 경우의 수는 패턴의 수에 따라 기하급수적으로 늘어나는 경향이 있다. 예를 들어 어떤 원단위에 동시에 배치하여야 할 10개의 패턴이 있다면, 패턴 배치순서는 패턴들의 방향성을 고려하지 않더라도 $10! (=3,628,800)$ 이라고 하는 막대한 양의 경우의 수가 발생한다. 만일 패턴의 배치 방향(각도)까지도 고려한 모든 경우의 수를 찾으려고 하면 NP(Non-deterministic Polynomial time) hard problem이 되어, 무한대에 가까운 방대한 양의 작업시간이 필요하게 된다⁴⁻⁶⁾.

본 연구에서는 이와 같은 특징을 갖는 어패럴 패턴배치 문제를 해결하는 수단으로서, 다수의 요소를 동시에 처리하는 병렬적, 분산적 정보처리 구조를 갖는 뉴럴 네트워크(neural network)와 시뮬레이티드 어닐링(simulated annealing)을 하이브리드 탐색형식으로 이용하여 임의의 형상을 갖는 패턴요소들의 최적배치를 통해, 제한한 방법의 응용의 가능성에 대해서 확인하고자 한다.

2. 뉴럴 네트워크의 어패럴 패턴 자동배치 프로그램에의 적용

뉴럴 네트워크(neural network, 이하 NN이라고 함)는 인간의 뇌 구조를 기초로 하여 모델링된 알고리즘으로 본 연구에서 어패럴 패턴 자동배치에 적용한 NN의 구조는 다음과 같다⁷⁻⁹⁾.

2.1 어패럴 패턴 자동배치를 위한 NN 알고리즘의 구조

본 연구에서 어패럴 패턴 자동배치에 적용한 NN의 구조는 Layer, Input Layer 및 Output Layer, Neuron, Weight Factor, Sigmoidal 함수에 의하여 구성된다. 이들의 각각의 기능은 다음과 같다.

- (1) Layer: Fig. 1에서 세로 방향에 나열한 Neuron을 모두 합쳐 Layer라고 하며, Input Layer와 Output Layer를 제외하고 안에 있는 Layer를 모두 Hidden Layer라고 부른다. 각 Layer의 Neuron의 개수는 임의로 조정할 수 있으며, Layer의 개수 또한 임의로 지정할 수 있다.

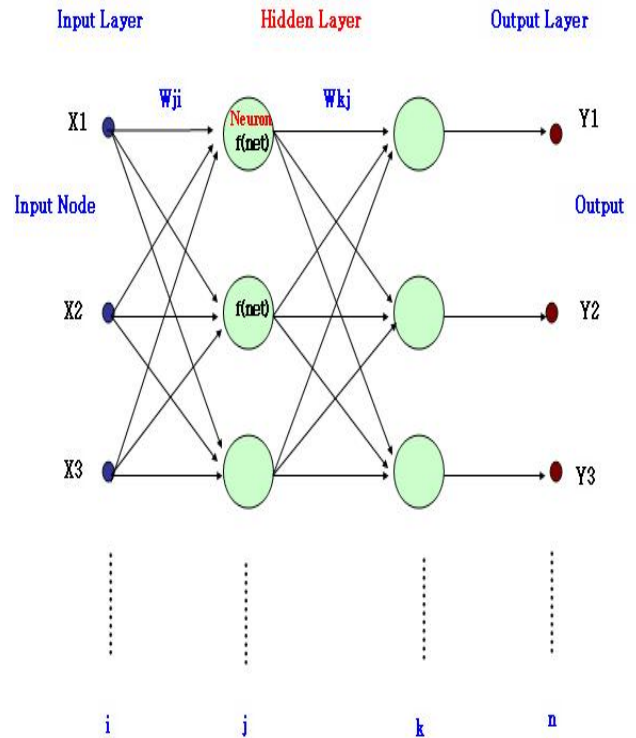


Fig. 1 Internal Structure of Neural Network

- (2) Input Layer 및 Output Layer: 이는 입력 값과 출력 값을 지정하는 곳으로 어떤 값을 대입할지, 그리고 어떤 값을 출력할지를 결정한다. 또한 Fig. 1에서 Input 과 Output의 작은 점을 Node이며, Input Node로 들어간 X값은 각 Layer의 Neuron을 거치며 계산되어 Output Node로 Y값을 출력한다.
- (3) Neuron: Fig. 1에서 동그란 원이 Neuron에 해당하며, 입력된 값을 정해진 특정함수를 이용하여 결과를 계산한 후, 다음 Layer의 Neuron으로 보낸다.
- (4) Weight Factor: Fig. 1에서 W는 Weight Factor를 의미한다. 이는 상수 값을 취하며, Neuron으로 들어가기 전에 곱해지는 값이다.

본 연구에서 사용한 Neuron으로 들어오는 net값과 Weight Factor의 관계는 식 (1)에서 식 (4)와 같다.

$$net = W_{ji} \times X \quad (1)$$

$$net(1) = [(W_{11} \times X_1) + (W_{12} \times X_2) + (W_{13} \times X_3) + \dots + (W_{1i} \times X_i)] \quad (2)$$

$$net(2) = [(W_{21} \times X_1) + (W_{22} \times X_2) + (W_{23} \times X_3) + \dots + (W_{2i} \times X_i)] \quad (3)$$

$$net(j) = [(W_{j1} \times X_1) + (W_{j2} \times X_2) + (W_{j3} \times X_3) + \dots + (W_{ji} \times X_i)] \quad (4)$$

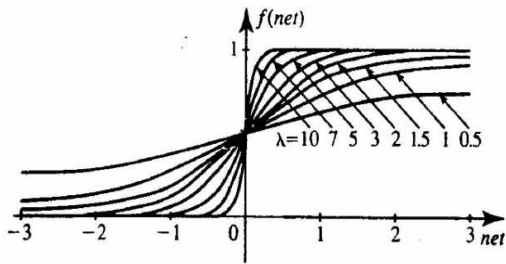


Fig. 2 Signoidal Unipolar Function, $f(net) = 1/(1 + \exp(-\text{Lamda net}))$

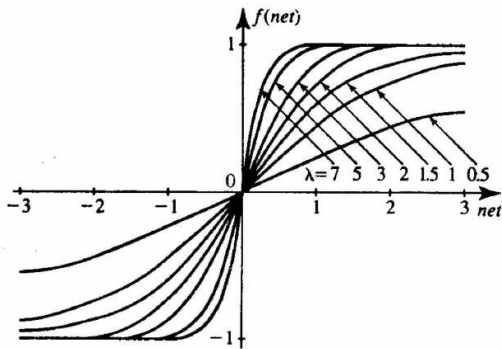


Fig. 3 Signoidal Bipolar Function, $f(net) = 2/(1 + \exp(-\text{Lamda net})) - 1$

(5) Signoidal 함수: 본 연구에서는 어패럴 패턴의 최적배치를 위하여 Fig. 2 및 Fig. 3에 표시한 Signoidal 함수를 사용하였다.

3. 시뮬레이티드 어닐링법의 어패럴 패턴 자동배치 프로그램에의 적용

소둔(annealing)이란 금속재료의 잔류스트레스를 최소화하고 형태안정성 및 기계가공성을 높이기 위하여, 재료를 재결정 온도 이상으로 열을 가하여 일정시간 이상 방치한 후, 원자들이 안정된 결정배열을 할 수 있도록 천천히 온도를 낮추어 가며 재료내부의 미세구조를 변화시키는 열처리 공정을 말한다.

시뮬레이티드 어닐링(simulated annealing, 이하 SA라고 함) 법이란 최적화 문제에 있어서 위의 담금질과 같은 과정을 컴퓨터로 모사하는 조합 탐색 기법이다. 즉, 조합 최적화 문제의 해를 얻는 과정은 최소의 비용과 최대의 효율이 얻어지는 배치를 구하는 문제이며, 조합최적화 문제의 실현 가능해와 비용함수를 담금질 과정에서 다루는 시스템의 물리적인 상태와 자유 에너지와의 관계로 정립하므로써 시뮬레이션을 하는 탐색법이 바로 SA법이다. 이 방법의 특징을 살펴보면 다음과 같다^[10-11].

a) 적용범위가 넓다.

```

Procedure SIMULATED_ANNEALING;
begin
  INITIALIZE(istart, To, Lo);
  k:=0;
  i:=istart;
  repeat
    for l:=1 to Lk do
      begin
        GENERATE(j from Si);
        if f(j) < f(i) then i:=j;
        else
          if exp[(f(i)-f(j)/Lk] >
            random(0,1)
          then i:=j
        end;
        k:=k+1
        CALCULATE_AREA(Lk);
      until stop_criterion
    end;
  end;

```

Fig. 4 Algorithm of annealing method

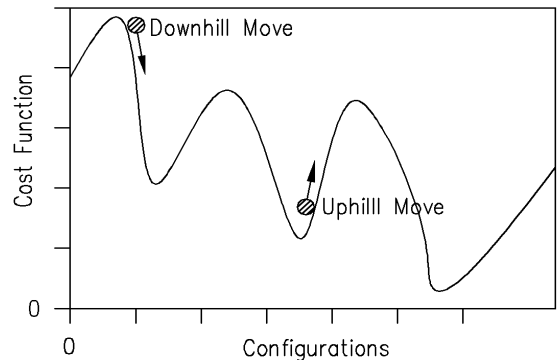


Fig. 5 Search procedure of annealing method

- b) 호환가능성이 크다.
- c) 유연성이 있다.
- d) 문제의 크기가 큰 경우 적합하다.
- e) 목적함수에 대한 최적경로만을 탐색한다.
- f) 주어진 상황에서 최적에 가까운 해를 구할 수 있다.

본 연구에서 어패럴 패턴의 최적배치를 위하여 사용한 시뮬레이티드 어닐링의 알고리즘을 Fig. 4에 표시하였으며, 시뮬레이티드 어닐링법의 탐색과정을 Fig. 5에 나타내었다.

이 기법에서는 초기온도, 반복조건, 끝맺음 조건 등이 중요한 인자이며, Fig. 5와 같이 지역해(local minimum)에 빠지지 않고 최적해에 도달하기 위하여 metropolis algorithm이 중요한 역할을 한다. 즉, 각 온도 T에서 현재 배열에 대한 에너지($E_{current}$)와 새로이 생성된 배열에 대한 에너지(E_{new}) 사이의 차이(ΔE)를 기초로 하여 온도 T, 상수 k에 대하여, 새로운 배열을 채택할 것인가

아닌가를 결정한다. 일반적으로, $\Delta E = E_{new} - E_{current} > 0$ 인 경우, 현재의 배열을 채택하고, $\Delta E = E_{new} - E_{current} < 0$ 일 때에는 난수 e 를 발생시켜 $\exp(-\Delta E/Tk) < e$ 이면, 현재의 배열을 채택하고 그렇지 않을 때는 새로운 배열을 채택한다. 이를 통해 어느 정도 좋지 않은 해가 발생하더라도 수행을 계속하도록 하여 최적 해에 근접할 수 있도록 도와준다^[12-13].

3.1 배치상태 생성법

본 연구에서는 다음 순서 대로 어패럴 패턴의 배치 상태의 생성을 수행한다. 배치상태 생성이란 현재의 패턴요소들의 배치해(current layout solution)의 근방에서 또 다른 배치해(subsequent layout solution)를 무작위로 추출하는 것이다. 이 과정을 Fig. 6에 표시하였다.

- 1) 배치되어야 할 다수의 패턴요소 중의 하나의 패턴요소를 임의로 선정한다.
- 2) 선정된 패턴요소의 배치상태를 구속조건을 만족시키도록 배치위치와 배치방향을 임의로 변화시킨다.
- 3) 이를 새로이 생성된 배치해(layout solution)로 정한다.

3.2 평가 함수

본 연구에서는 어패럴 패턴배치에 있어서 원단사용효율(efficiency of texture usage, 이하 ETU_i (%)라고 함)을 다음과 같은 식으로 정의하였다.

$$ETU_i = \frac{A_1}{A_2} \times 100 \quad (5)$$

단, A_1 은 배치되어야 할 모든 패턴요소들의 각각의 면적의 합, 그리고 A_2 는 배치 실행 후 모든 패턴요소를 포함하는 큰 사각형의 면적이다. 즉, A_1 은 Fig. 7에 표시한 패턴요소들의 각각의 면적의 합을 의미하며, A_2 는 Fig. 7에서 점선으로 표시한 큰 사각형의 넓이를 의미한다. 따라서 ETU 값이 크면 클수록 오밀조밀하게 패턴들이 배치되었음을 의미한다.

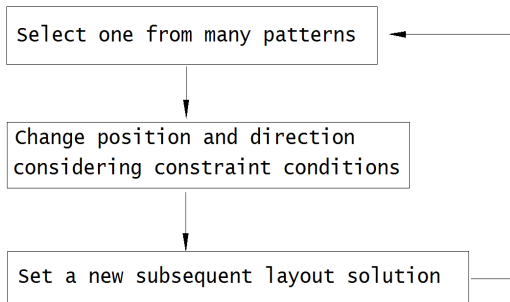


Fig. 6 Selection of a new subsequent layout solution

평가 함수(CF, cost function)는 초기 배치(NN에 의하여 1차로 수행된 배치설계결과)에 의한 원단사용효율(ETU_1)을 새로이 생성한 배치해에 대한 원단사용효율(ETU_2)와의 비를 취하였다. 이를 식으로 Table 현하면 다음과 같다.

$$CF = \frac{ETU_1}{ETU_2} \times 100 \quad (6)$$

즉, ETU_1 는 2.1절에 서술한 NN의 1차 패턴배치 최적화 결과에 의한 원단사용효율이며, ETU_2 는 3.1절의 상태 생성법에서 새로이 생성한 배치해에 대한 원단사용효율이다. 따라서 이는 SA에 의한 원단사용효율이 NN에 의한 1차 패턴배치 최적화 결과에 의한 원단사용효율에 비하여 얼마나 향상되었는지를 평가하기 위한 평가함수에 해당한다.

4. 실험(프로그램의 실행)

본 연구에서는 전술한 바와 같은 방법에 따라 어패럴 패턴 최적 배치설계프로그램을 개발하였다. 하드웨어로는 Intel(R) Core i3-3320 CPU, 3.30 GHz, RAM 4.00GB, 64bit를 사용하였으며 컴퓨터언어로는 C++을 사용하였다.

4.1 NN 및 SA를 이용한 패턴배치의 최적화

Fig. 7은 어패럴 패턴의 자동배치에 NN과 SA의 하이브리드 탐색형식으로의 적용을 실험하기 위하여 서로 다른 임의의 크기를 갖는 30개의 패턴요소(원요소 6개, 삼각요소 6개, 사각요소 6개, 오각요소 6개, 육각요소 6개)들을 화면상에 랜덤하게 늘어놓은 상황을 표시한 것이다. 프로그램의 실행에 있어서는 Fig. 7의 대화상자에 열거한 30개의 작은 패턴들을 모두 포함하는 큰 사각형(최외곽의 점선으로 표시한 사각형)의 넓이가 최소가 되도록 패턴의 배치를 진행하였다. 프로그램의 시작버튼을 누르면, 먼저 NN에 의한 패턴의 배치가 시작된다.

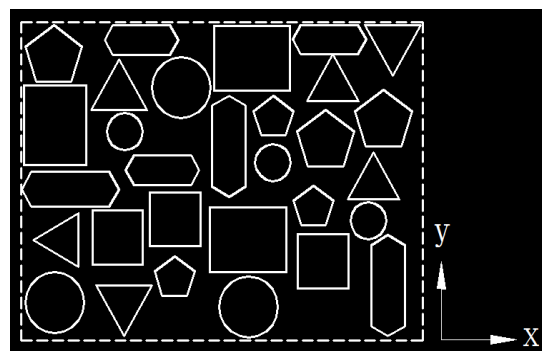


Fig. 7 Before applying algorithm

Table 1 Optimization schedule of simulated annealing method

Initial temp.	400.0
Temp. renewal coef.	0.92

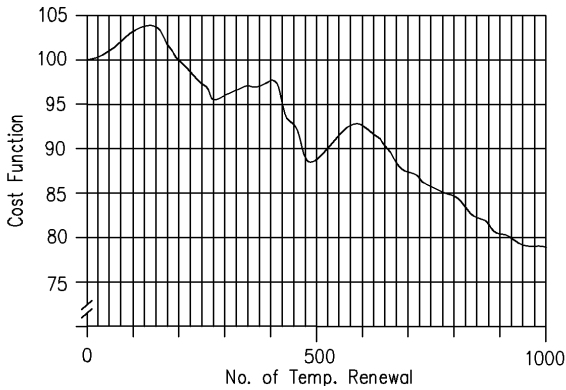


Fig. 8 Transition of cost function in the optimization process by simulated annealing method

다음으로 NN에 의한 배치가 완료되면, 자동으로 SA를 이용한 알고리즘이 실행된다. 즉, NN을 이용하여 1차로 배치설계한 결과 값을 SA의 초기 입력으로 하여 알고리즘이 실행된다. 이는 패턴 요소들을 1차로 NN을 이용하여 압축을 한 것을 2차로 SA를 이용하여 재압축한 것에 해당한다. 본 실험에서 2차 압축을 위하여 수행한 시뮬레이티드 어닐링법에 대한 프로그램 실행 스케줄을 Table 1에 표시하였다.

Table 1의 스케줄을 이용하여 프로그램을 실행하였을 때의 온도갱신에 따른 평가 함수의 변화 양상을 Fig. 8에 나타내었다. Fig. 8의 평가함수치의 변화에 있어서 프로그램 실행의 초기(고온 상태)에서는 평가함수치가 약간 증가함을 알 수 있다. 이는 시뮬레이티드 어닐링법을 사용하면 Fig. 5에서와 같이 고온 상태에서는 평가함수치의 개악도 받아들여지기 때문이며 시뮬레이티드 어닐링법에는 이와 같은 특징이 있으므로 국소해(local minimum)로부터 빠져 나와 대국적 최적해를 얻을 수 있는 것이다. 본 실험을 통하여 최종적으로 얻어진 배치결과를 Fig. 9에 표시하였다.

본 실험에서는 배치할 패턴의 수가 30개, 60개, 90개, 120개 및 150개인 경우에 있어서 본 연구에서 제안하는 방식과 일반적으로 사용되는 random search(이하 RS라고 함)방식을 이용하여 어패럴 패턴배치의 최적화를 실행한 후, 최종적으로 얻어진 ETU 값을 계산하였다. 그 결과를 Table 2에 표시하였다.

Table 2로부터 본 연구에서 제안하는 하이브리드방식은 기존의 RS방식에 비하여 원단사용효율이 최소 3.0%에서 최대 12.9%까지 향상됨을 알 수 있다. 그리고 실험에 있어서는 패턴배치의 평균적인 성공률(배치 작업이 발산하지 아니하고 수렴하는 확률) 또한 하이브리드방식은 기존의 RS방식에 비하여 높은 경향을 보였다.

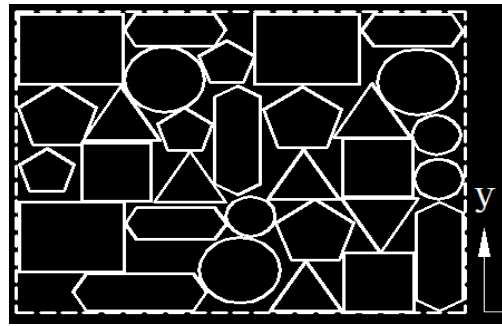


Fig. 9 Layout design optimization result by hybrid method

Table 2 Values of ETU computed by hybrid method and random search method

Number of patterns	Hybrid of NN and SA	Random Search
30	88.7%	77.4%
60	84.4%	78.2%
90	85.5%	72.6%
120	77.2%	74.2%
150	79.4%	70.6%

그러나 본 실험에서는 NN의 학습의 정도가 일정치 않아 동일 조건에서도 배치 성능에 약간의 차이를 보였다. 이 점은 NN의 학습량을 늘리고 SA의 초기온도 설정 및 온도 갱신 계수를 개선함으로써 보완될 수 있을 것으로 사료된다.

5. 결론

본 연구에서는 어패럴 패턴 배치의 최적해를 찾아내는 프로그램을 개발하여 어패럴용 패턴배치 효율을 개선하고자 하였으며, NN과 SA의 하이브리드방식의 어패럴 패턴 배치설계의 응용의 가능성에 대해서 살펴보았다. 개발된 최적 패턴배치 프로그램을 바탕으로 시뮬레이션을 통하여 원단 사용효율을 기존의 RS방식과 비교하여 보았다.

제한한 하이브리드방식을 이용한 패턴의 배치는 기존의 RS방식에 의한 배치에 비해, 원단 사용효율(ETU)이 최소 3.0%에서 최대 12.9% 향상되었으며, 패턴배치의 평균적인 성공률 또한 높은 경향을 보였다.

실험을 통하여 인공지능의 대안으로 떠오르고 있는 NN과 SA의 하이브리드방식의 어패럴 패턴 배치문제의 최적화への 적용 가능성을 확인하였으며, 제안한 방식이 패턴 배치의 최적화 문제 해결에 유익하게 사용될 수 있음을 확인하였다. 본 연구에서 얻은 결과를 이용하면 어패럴 패턴 배치에 있어서 원단의 사용효율을 극대화시키는데 크게 도움이 될 수 있을 것으로 기대된다.

References

- [1] Jakobs, S., 1996, On Genetic Algorithms for the Packing of Polygons, *European Journal of Operational Research*, 88:1 165-181.
- [2] Sul, L. H., Kang, T. J., 2002, Optimal Marking of Garment Pattern using Rectilinear Polygon Approximation, *International Journal of Clothing Science and Technology*, 14:5 334-346.
- [3] Murata, H., Fujiyashi, K., Nakatake, S., Kajitani, Y., 1995, Rectangle Packing Based Module Placement, *IEEE, Proc. of ICADD 95*, 472-479.
- [4] Yamazaki, H., Sakanushi, K., Kajitani, Y., 2000, Optimum Packing of Convex Polygons by a New Data Structure Sequence-table, *IEEE APCCAS 2000*, 821-824.
- [5] Jain, S., Gea, H. C., 1996, Two Dimensional Packing Problem using Genetic Algorithm, *Proceeding of the 1996 ASME, Design Engineering Technical Conference and Computers in Engineering Conference*, 1-8.
- [6] Glover, F., 1989, Tabu Search-Part 1, *ORSA Journal on Computing*, 1 190-206.
- [7] Waggenspack, L., Dobson, G. T., 1996, Nesting of Complex 2-D Part within Irregular Boundaries, *ASME*, 118 1087-1357.
- [8] Elkeran, A., 2013, A New Approach for Sheet Nesting Problem using Guided Cuckoo Search and Pairwise Clustering, *European Journal of Operational Research*, 231:3 757-769.
- [9] Bennell, J., Oliveira, J., 2008, The Geometry of Nesting Problem : A Tutorial, *European Journal of Operational Research*, 184:2 397-415.
- [10] Rutenbar, R. A., 1989, Simulated Annealing Algorithms : An Overview, *IEEE Circuits and Devices Magazine*, 5 19-26.
- [11] Laarhoven, P. J. M., Aarts, E. H. L., 1987, *Simulated Annealing : Theory and Applications*, Reidel Publisher, USA.
- [12] Sugiura, H., Jang, S., Nakajima, N., 1992, Application of the Simulated Annealing Method to the 3-Dimensional Layout Design Problem, *JSME*, 91 1021-1043.
- [13] Ginnenken, O., 1989, *The Annealing Algorithm*, Kluwer Academic Publisher, USA, 15-18.