

조선설계에서의 데이터 해석 및 활용을 위한 데이터 마이닝 도구 개발

이경호*, 오준†*, 박종훈*, 최영복**, 장영훈**

인하대학교 선박해양공학과*
대우조선해양(주)**

Development of Data Mining Tool for the Utilization of Shipbuilding Knowledge based on Genetic Programming

Kyung-Ho Lee*, June Oh†*, Jong-Hoon Park*, Young Bok Choi** and Young Hoon Jang**

Department of Naval Architecture and Ocean Engineering, Inha University, In-cheon, Korea*
Daewoo Shipbuilding and Marine Engineering Corporation**

Abstract

As development of information technology, companies stress the need of knowledge management. Companies construct ERP system including knowledge management. But, it is not easy to formalize knowledge in organization. They experience that constructing information system help knowledge management. Now, we focus on engineering knowledge. Because engineering data contains experts' experience and know-how in its own, engineering knowledge is a treasure house of knowledge. Korean shipyards are leader of world shipbuilding industry. They have accumulated a store of knowledge and data. But, they don't have data mining tool to utilize accumulated data. This paper treats development of data mining tools for the utilization of shipbuilding knowledge based on genetic programming(GP).

※Keywords: Knowledge management(지식관리), Data mining(데이터 마이닝), Engineering knowledge(기술지식), Shipbuilding(조선), Genetic programming(유전적 프로그래밍)

1. 서론

산업사회에서 정보화 사회로 변화하고 있는 지

금의 사회는 흔히들 지식을 중요시 하는 사회라고 말한다. 지식사회는 여러 가지 특징을 가지고 있지만, 그중에서 가장 중요한 것은 지식이나 정보의 가치가 예전과는 비교할 수 없을 만큼 중요하다는 것이다. 따라서 최근 산업의 전 분야에서 지식의 중요성은 매우 강조 되고 있는 실정이다. 기업의

경쟁력은 곧 기업의 생존과도 연결되고 있는 것이 현실이기 때문이다. 따라서 기업은 정보기술의 발달에 따라 기업의 경쟁력을 강화시키기 위하여 산업 환경을 급격히 분산화, 글로벌화로 변화시키고 있다. 또한, 기업이 어떠한 지식을 지니고 있으며, 이 지식을 어떻게 공유하고 활용을 극대화 할 수 있는냐의 여부에 따라서 그 기업의 경쟁력 강화를 결정짓는다고 할 수 있을 것이다. 특히, 세계를 단일시장으로 하고 있는 조선 산업은 고도로 정보화된 21세기 지식 산업 환경에서 국제 경쟁력을 높이기 위해서는 지식을 활용하고 공유하려는 노력이 더욱 필요하다. 이를 위하여 기업들은 지식관리(Knowledge Management)도 이야기하고 있으며, 전사적인 ERP(Enterprise Resource Planning) 구축에 온힘을 다 하고 있다. ERP 구축에 있어서 핵심 요소 중의 하나는 지식관리 시스템과 정보의 공유이다. ERP 시스템을 통한 지식의 공유 및 활용 환경의 구축이 요구되고 있다. 그러나 현실적으로 조직 내에 스며들어 있는 지식을 형식화 한다는 것은 그렇게 쉬운 일이 아니며, 이를 정보시스템으로 지원하기 위해서 많은 어려움이 따른다(박우창 등, 2004).

여기서 우리의 관심은 기술지식(Engineering Knowledge)이다. 하지만, 현재 지식의 공유는 문서위주의 공유에 그치고 있는 실정이다. 따라서 기술지식 관점에서 보면 축적된 공학 데이터의 활용 측면을 간과해서는 안 된다. 왜냐하면, 공학데이터에는 데이터 그 자체에 전문가의 경험과 노하우가 녹아있는 정보의 보고이기 때문이다(이경호 등 2005a). 현재 세계시장에서 선두에 있는 우리나라의 조선 산업은 지금까지 많은 배들을 건조하며 축적된 많은 데이터를 가지고 있다. 하지만 이러한 데이터들을 활용하기 위한 도구를 보유하고 있지 못한 것이 현실이다. 본 논문에서는 이러한 조선기술지식의 활용을 위하여 기술지식이 녹아있는 데이터를 활용한 유전적 프로그래밍을 이용한 데이터 마이닝 도구(Tool)의 개발에 대해서 이야기 하고자 한다.

2. 기술 지식의 분류 및 정의

Table 1 Classification of knowledge

분류방식	지식분류	정의	사례
형태	명시적 지식 (형식지)	언어, 코드, 구조성을 지닌 형태로 표현된 지식	영업실적에 대한 분석자료
	암시적 지식 (암묵지)	언어, 코드, 구조성을 지닌 형태로 표현하기 힘든 지식	기술자가 보유한 기술, 비즈니스감각
생성과정	경험적 지식	업무수행 중 동일하게 반복되는 과정에서 겪게 되는 경험과 시행착오를 통해 지속적으로 누적시켜 온 지식	시스템운영 지침서, 작업 방법론
	분석적 지식	업무를 수행하기 위해 기업이 기존부터 보유하고 있던 데이터나 정보를 활용 및 분석하여 얻어낸 지식	특정제품의 시장점유율, 판매전략 변화에 따른 매출액 증가비율

지식은 어느 관점에서 바라보느냐에 따라 여러 가지로 분류되지만 Table 1에서와 같이 형태에 따른 분류와 생성과정에 따른 분류로 나눌 수 있다. (이경호와 손미애 2004). 지식관리의 관점의 기술 지식을 한 마디로 정의하기는 쉽지 않다. 그러나 본 논문에서 대상으로 하고 있는 기술지식과 데이터를 다시 정의하면 다음과 같다. “기술지식은 지식의 분류 측면에서 형식적 지식과 암묵적 지식, 경험적 지식과 분석적 지식을 모두 다 포함하고 있다. 그러나 여기서는 형식화된 지식보다는 명시적으로 나타나 있지 않는 암묵적 지식과 기술지식이 녹아있는 데이터, 구조화되지 못한 지식요소 등, 데이터 마이닝을 통하여 지식을 얻어낼 수 있는 분석적 지식을 의미한다(이경호 등 2005).

3. GP(Genetic Programming) 기반의 데이터 마이닝 도구 개발과 필요성

앞에서 언급하였듯이 본 논문에서 다루고자 하는 지식의 형태는 형식적으로 나타난 기술지식이 아니라 명시적으로 나타나지 않는 지식과 지식이 녹아있는 경험적지식과 분석적 지식에 초점을 맞추고 있다. 암묵적 지식에 대한 접근은 전문가 시스템이나 Case-Based System, 그리고 기존의 지식관리 시스템과 ERP시스템 등으로도 접근이 가능하며, 구조화 되지 못한 지식요소는 XXML(eXtensible Rule Markup Language)을 통하여 접근할 수 있다. 하지만 여기서 초점을 맞출 대상은

위에서 언급한 분석적 지식이다. 즉, 데이터의 가공을 통해 지식을 얻어낼 수 있는 지식에 초점을 맞추고 있으며, 이러한 데이터들은 데이터 마이닝을 통하여 지식을 얻어낼 수 있다. 본 논문에서 개발한 데이터 마이닝 도구는 데이터 마이닝의 기술 중 GP유전적 프로그래밍(Genetic Programming: 이하 GP라 함)의 기계학습을 기반으로 한 예측모델의 개발과 연관성 추정에 초점을 맞추고 있다. 즉, 조선분야의 데이터를 가공하여 나오는 지식들을 이용하여, 결과를 예측하거나 수식으로 표현하도록 할 것이다. 하지만 조선분야의 데이터의 경우 같은 선종의 데이터가 많지 않은 점, 또한 데이터의 불연속성과 비선형성으로 인한 함수가 부정확성이 높아지기 때문에 데이터 마이닝 도구를 개발하는데 가장 큰 어려움으로 꼽힌다.

본 논문에서는 위에서 언급한 데이터 마이닝의 분류에서, 축적된 데이터를 바탕으로 이들의 학습을 통하여 데이터의 패턴을 찾아내고 이것을 일반화 하는 모형으로 근사시킬 수 있는 예측모델이나 패턴을 찾는 데이터마이닝 기술로 GP를 사용하였다. GP는 비선형성과 불연속 특성을 가진 공학 데이터의 학습에 탁월한 능력을 가지고 있다고 생각되어 GP를 활용하여 데이터 마이닝 도구를 개발하였다. 본 논문에서는 조선기술지식 활용을 위한 유전적 프로그래밍 기반의 데이터 마이닝 도구 개발을 다루고 있다(이경호 등 2004).

3.1 유전적 프로그래밍(GP)의 도입

GP는 유전적 알고리즘(GA:Genetic Algorithm)의 확장으로 그 개체(individual)가 트리(Tree) 형태의 컴퓨터 프로그램이 된다(이경호 등 1998). 여기서의 컴퓨터 프로그램은 터미널 집합(Terminal set)과 함수 집합(Function Set)의 조합으로 생성된 문법적으로 올바른 GP 트리를 뜻한다. 진화과정을 통하여 GP트리는 적합도를 최적화하기 위하여 그 구조 자체가 동적으로 변화하는데, 적합도 계산을 위해서 트리의 학습오차를 계산할 수 있는 함수가 사용된다. 기저함수 바탕의 근사화 기법은 그 함수의 형태가 이미 결정되어 있는 반면, GP에서는 함수 즉 GP 트리구조 자체가 적합도를 최적화하기 위하여 변화한다(Koza 1992). 이러한 특성

때문에 GP는 새로운 데이터 영역의 학습에 있어 전문가(Domain Expert)가 예측하지 못한 새로운 모델을 찾을 가능성을 가지고 있다. 이러한 특징을 고려할 때 GP는 함수 근사화 및 데이터 마이닝의 유용한 도구로 활용될 가능성이 크다(이경호 등 2004, Gray et al 1996).

3.2 조선기술지식 활용을 위한 GP 기반의 데이터 마이닝 도구 개발

조선분야의 데이터는 다음과 같은 특징을 지녔다. 조선 산업은 주문자 생산방식으로 제작될 뿐만 아니라 같은 선종의 배의 숫자가 GP의 학습에 이용할 수 있을 정도로 그렇게 많은 양의 데이터를 구하기도 힘들다. 또한 기존의 여러 가지 경험식 또한 과거의 선박(Tanker, Bulk Carrier)등의 중심으로 만들어진 식이기 때문에 현재 많이 건조하고 있는 컨테이너선이나 LNG Carrier와 같은 선박에 적용하기 힘들기 때문이다. 또한, 조선분야의 데이터는 비선형적이고 불연속성이라는 특성을 가진 데이터가 많기 때문에 일반적인 회귀식이나 기존의 상용 툴로는 예측모형을 만들어 내는 것이 어렵다고 생각되었다(이경호 등 2005). 따라서 조선전용 데이터 마이닝 도구 개발이 필요하였다.

3.2.1 개발 과정

조선기술 지식활용을 위한 데이터 마이닝 도구로 Microsoft Visual Studio .Net C#을 이용하여 데이터 마이닝 프로그램을 작성하였다. 개발 프로그램은 다음 Fig. 2와 같은 인터페이스를 지니도록 프로그램을 하였고, 인터페이스에서 먼저 GP의 옵션을 살펴보면 다음 Table 2 와 같다. GP를 학습시킬 트레이닝 데이터와 테스트 데이터를 나누지 않고 하나의 데이터 파일로 입력을 받아 테스트할 데이터의 건수만 입력하면 자동으로 나누어 질수 있도록 프로그래밍 했다. 프로그램 상에서 GP의 특징 중 하나인 교배, 재생산, 돌연변이의 확률을 사용자가 직접 수정할 수 있도록 하였으며, 각 GP의 옵션들 마다 고유의 설정들을 정할 수 있도록 제작하였다(Fig. 1 참조). PGP의 경우(Table 2 참조)에는 다항식 개수와 다항식의 최대 차수를 미리

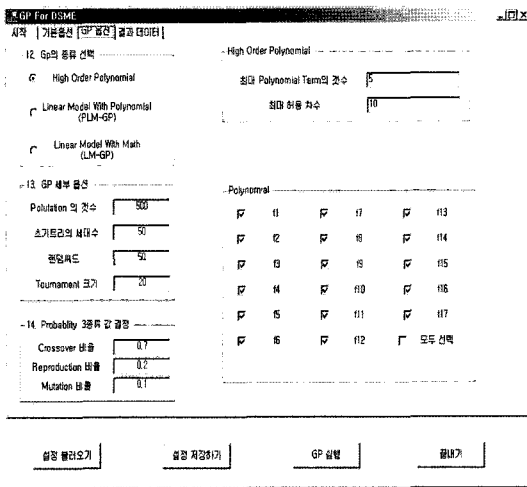


Fig. 1 For utilization of shipbuilding knowledge based on genetic programming

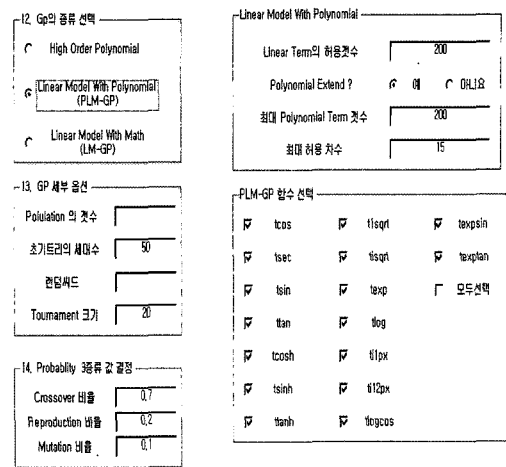


Fig. 2 Mathematical function in PLM-GP

Table 2 Options of GP

GP 옵션	옵션의 기능설명
High Order Polynomial (PGP)	예측모형의 수식 표현을 차수 다항식, 즉 다항식정리로 나타낸다.
Linear Model With Polynomial (PLM-GP)	예측모형의 수식 표현을 Polynomial로 나타냄. 함수자재가 비선형적일 때 사용
Linear Model With Math (LM-GP)	예측 모형의 수식표현을 수학적(Sin,Cos)등과 같은 다항식으로 표현

정해줄 수 있도록 하였다. PLM-GP(Fig. 2 참조)의 경우에는 다항식의 개수와 최대 허용차수 및 Linear Term을 Polynomial Term으로 확장시키는지의 여부를 묻도록 제작하였다. 마지막으로 LM-GP의 경우는 PGP와 마찬가지로 다항식의 개수와 최대 허용차수 및 Basis 함수의 복잡도를 설정 할 수 있도록 제작하였다.

3.2.2 GP를 이용한 데이터 마이닝 도구 적용사례 1 현재 우리나라 각 조선소는 그동안 배를 건조하

며 쌓은 많은 데이터와 모형선을 실험한 데이터가 있다. 하지만, 이러한 데이터들은 대외비에 붙여진다. 따라서 이런 데이터를 외부에서 구할 수 없다.

이러한 데이터 취득의 어려움 때문에 본 논문에서는 대우조선해양 저항 및 성능추정 팀에서 함수식을 통하여 생성한 데이터 1000건을 이용하여 테스트를 하였다. 이는 GP가 예측모델로의 생성에 어느 정도 정확한 지를 먼저 검증하려는 것이다. 먼저 함수식을 통하여 생성한 데이터 1000건에서 데이터의 일부분은 다음 Fig. 3과 같다.

GP를 이용한 데이터 마이닝 프로그램의 옵션 중 GP의 종류는 PLM-GP로 설정하였다. 트레이닝 데이터는 800건, 테스트 데이터는 200건이었다. 다항식의 개수는 200, 최대허용차수는 15, 최대 Linear Term의 개수 200개로 설정하여 프로그램의 오차가 어느 정도 되는지를 측정하여 그래프로 나타내었다(Fig. 4 참고). Fig. 4를 살펴보면 X축에는 결과 값, Y축에는 예측 값의 좌표를 하나의 점으로 나타내도록 하였다. 그래프의 값을 살펴보면 $y=0.9995x$ 가 나온 것을 볼 수 있다. 이것은 X좌표의 값과 Y좌표의 값이 거의 동일하다는 것을 의미한다. X값과 Y값의 차를 제공한 값인 R^2 의 평균값 역시 0.9978 정도로 함수를 통하여 나온 식을 데이터 마이닝 프로그램이 정확하게 측정하여 함수식을 정확하게 Fitting 했다고 할 수 있다. 즉,

J	P/D	AE/AO	Z	KT	KQ	
1	0.163015	1.37341	0.419993	6	0.496533	0.092623
2	0.119045	0.916171	0.969013	4	0.403171	0.057487
3	1.08818	1.05607	0.696387	5	0.018542	0.008631
4	1.33196	1.29028	0.721632	5	0.020089	0.010514
5	0.07309	1.09491	0.775251	6	0.508137	0.081304
6	0.808987	1.35202	0.798638	5	0.321424	0.068983
7	1.38976	1.35379	0.954457	6	0.01504	0.012841
8	0.04966	1.2011	0.789544	5	0.556145	0.097842
9	0.787044	0.833019	0.470046	3	0.056851	0.010704
10	1.13723	1.1759	0.397485	3	0.064139	0.01596
11	1.0654	1.18767	0.427064	6	0.118658	0.029702
12	0.395319	0.812537	0.500755	3	0.203114	0.026705
13	0.869733	1.29985	0.989067	4	0.248424	0.05372
14	0.554828	1.03544	0.367652	4	0.251463	0.040331
15	0.409398	0.669151	0.390143	6	0.162154	0.021588
16	0.904711	1.06174	0.563769	3	0.102169	0.020509
17	0.494797	0.763019	0.958873	4	0.144525	0.021207
18	0.25723	0.87847	0.615503	4	0.30436	0.041279
19	0.836882	1.00925	0.626714	3	0.1056	0.020253
20	0.197465	0.801595	0.705943	4	0.29262	0.037108
21	0.641801	1.08188	0.892555	6	0.276178	0.048714
22	1.12264	1.25657	0.646976	3	0.088725	0.022041
23	0.421574	0.941788	0.371081	5	0.274089	0.039737
24	0.716429	1.12788	0.416899	4	0.231513	0.042068
25	0.393775	1.32573	0.993306	6	0.527713	0.104984

Fig. 3 Partial data in KT data

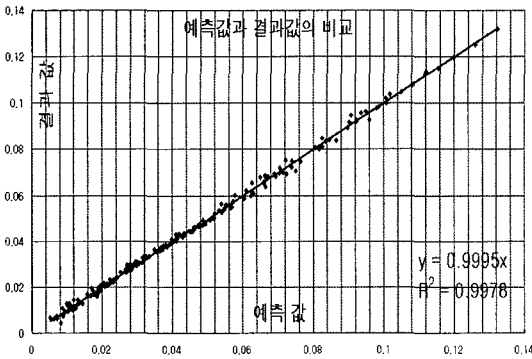


Fig. 4 KT data Result

GP를 이용한 데이터마이닝의 예측모델개발 측면에서의 GP의 성능은 상당히 좋다는 것을 알 수 있다.

3.2.3 GP를 이용한 데이터 마이닝 도구 적용사례 2

적용사례 1에서는 특정 수식으로 생성한 데이터를 GP를 이용하여 데이터 마이닝 프로그램이 생성한 예측모델에 잘 맞을 것을 알 수 있었다. 적용사례2에서는 실제 모형선 실험 데이터를 사용하여 실제 조선분야에서 사용되는 데이터를 가지고 적용을 시도하여 보았다. 적용사례2에서는 본교에서 행하여진 Trimaran 선박의 모형선 데이터 50개를 이용하여 테스트를 진행하였다. 옵션의 설정은 PLM-GP를 사용하였고, 모형선 실험데이터 파라미

터에서 검증을 위해 사용된 입력과 출력에 사용된 정보는 다음과 같다. 모형선의 스피드, 플루드 넘버, 모형선의 저항 측정치, 선수부와 선미부의 트림 값을 입력변수로 이용하여 유효마력 값을 출력 변수로 설정하였다. 그리고 데이터에 녹아있는 지식을 추출하기 위하여 약간 부족한 데이터를 가지고 테스트를 진행하였다. 먼저 총 데이터 50건 중에서 35건의 데이터는 GP를 학습시키는데 사용하였고, 나머지 데이터는 GP를 이용하여 학습결과를 테스트 하였다. Fig. 5는 35건의 학습을 통하여 얻어진 학습모델을 바탕으로 테스트를 한 값과의 오차(실제값-추정된 결과값)에 대한 그래프이다. 이 그래프 역시 X축에는 결과 값을, Y축에는 예측 값을 넣었다. 그래프를 통하여 나온 식의 값은 $y=1.0444x$ 로 생성된 수식이 약간 Overfitting 되었지만, X값과 Y값의 차를 제공하여 나온 R^2 의 값은 0.9996 으로 신뢰할 만한 수준이었다. 그러나 GP를 이용한 데이터 마이닝 프로그램에도 여러 단점들이 내재되어 있다. 그중 하나가 GP의 진화 과정을 통하여 학습을 하기 때문에 진화 과정 중에 생성된 복잡한 트리구조로 인하여 Fig. 6 과 같이 사람이 알아보기 어려운 식 또는 사용하기 힘든 식으로 나타난다는 점이다. 따라서 본 논문에서는 데이터 마이닝을 통한 조선기술 지식활용에 목적이 있기 때문에 다른 프로그램과의 인터페이스를 통한 설계 환경에서의 활용을 위하여 Fig. 7과 같이 C 코드로 수식을 생성하여 표현할 수 있도록 하였다.

4. 적용사례 분석 및 앞으로의 개선 사항

본 논문에서는 GP 자체의 단점인 학습과정을 통하여 나온 결과 수식이 사용하기 어려운 식으로 나온 것을 C 코드로 바꾸도록 개발 하였다.

하지만, 결과 자체가 알아보기 쉬운 그래프나 수식으로 나온 것이 아니므로 그 결과를 일일이 도표로 바꾸는 작업을 하여야 하였고, GP가 학습을 통하여 도출한 결과가 얼마나 정확한 것인가 기존에 존재하는 식과 바로 비교할 수 있도록 하는 작업이 더 필요하다고 생각된다. 앞에서 언급한 적용사례 1에서는 GP기반의 데이터 마이닝 도구의 예측모델이 잘 맞는다는 것을 알 수 있었다. 하지만, 실제

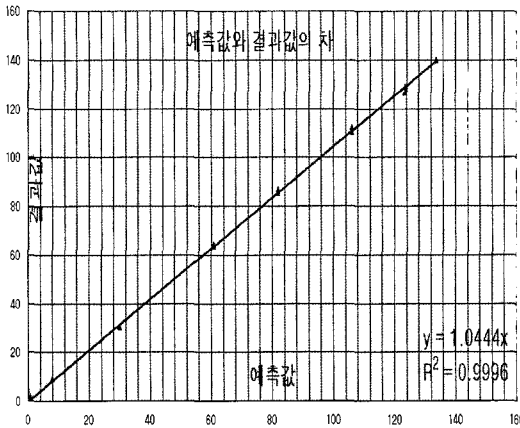


Fig. 5 Result data in Trimaran ship model

조선분야에서 노이즈가 없는 데이터를 1000건 정도 얻는다는 것은 결코 쉬운 일이 아니다. 따라서 적용사례 2에서는 적은 데이터와 실제 모형선 실험 데이터를 가지고 실험을 진행 하였다. 하지만, 적용사례2에서는 데이터의 노이즈와 데이터 개수의 부족으로 인한 예측모델의 부정확성이 적용사례 1에 비하여 높게 발생하였다. 따라서 향후에는 Neural Network의 한 종류인 SOM(=Self Organizing Map)를 이용하여 입력 변수들을 영향도 평가를 통하여 영향도가 높은 변수만을 입력하여 입력 데이터 변수의 개수를 줄여 예측모델의 정확도를 높이는 연구가 필요하다고 생각된다.

5. 결론

세계 1등 산업중의 하나인 조선분야의 데이터가 축적되면서 이것을 활용하고자 하는 요구가 증대되고 있는 시점에서 본 논문에서는 지식관리의 관점에서 기술지식을 정의하였다. 또한 조선기술 지식의 활용을 위하여 GP를 이용한 데이터 마이닝 도구를 개발하여 예측 모델 생성을 제시하였다. GP는 모든 학습 데이터를 한꺼번에 근사하는 글로벌 모델로서 비선형성이나 불연속성의 특징을 가진 조선분야의 데이터의 근사에 아주 좋은 결과를 보여 주었고 이를 통하여 조선분야의 기술지식 활용을 위한 도구로서 유용하다는 것을 보여주었다. 본 논문에서 언급한 데이터 마이닝 도구를 통하여 조선분야의 축적된 많은 데이터로부터 유용하고 좋은 지식의 생성을 기대한다.

Fig. 6 Result on numerical formula by using data mining tool

```

-----Polynomial [form 1 & 2] -->
0.5730447548 + 1.4495798839e+002x2 + 7.0978739935e-002x5 + 9.74055660311e-001x4 + 2.7218507254e-001x2x5
+ 4.87028810151e-001x4x2 + 1.449679839e+002x2x4 + 5.5965626324e-001x2x5 + 9.4749957866e-002x5x2
+ 5.2457698193e-002x4x5 + 3.435782226e-001x2x5x2 + 7.0954050823e-001x2x5x5 + 5.596629316e-001x2x5x4
+ 5.2457698193e-001x2x4x5 + 2.7986547921e-002x5x3 + 4.87028810151e-001x4x3 + 2.2939483398e-001x2x4x5x2
+ 6.2128849035e-002x4x5x2 + 2.1432599393e-001x2x5x3 + 2.3121103234e-002x2x5x2x6
+ 7.2403994139e-001x2x4x3 + 1.43107436323e-001x2x5x5 + 1.4739959108e-001x2x5x2x5
+ 2.7983313163e-001x2x4x5x2 + 1.3130904014e+002x2x5x3x2 + 4.87028810151e-001x2x5x3x2
+ 1.1363879390e-001x2x2x5x2x6 + 2.7983313163e-001x2x2x4x3 + 2.6238949095e-002x4x3x5x2
+ 1.1469765959e-001x2x4x2x5x2 + 7.2009123773e-001x2x2x4x3x5 + 9.39337049215e-002x2x2x5x2x5
+ 6.247481974e-001x2x3x5x2 + 3.6004550666e-001x2x2x4x2x5x2 + 2.3121103234e-001x2x2x5x2x6x2
+ 2.6860133795e-002x5x4x6x2 + 3.2801403317e-001x2x4x5x2 + 4.563310241x-001x2x3x5x3
+ 1.0489907055e-001x2x3x5x2x6 + 3.2901495645e-001x2x3x4x5x2 + 1.1497956659e-001x2x4x3x5x2
+ 3.2210121822e-001x2x3x5x2 + 4.2626323677e-001x2x3x5x2x6x2 + 8.4287034077e-001x5x4x6x2
+ 1.081913329e-001x2x5x2x6x2 + 2.872488494e-001x2x4x6x2 + 3.8088488903e-001x2x5x4x5x2x6
+ 2.6860133795e-002x4x5x4x6x2 + 4.5202383874e-001x2x4x5x3 + 1.5409480379e-001x2x4x5x3
+ 1.6454249822e-001x2x3x4x2x5x2 + 1.0748777983e-001x2x4x5x2x6 + 5.4074859174e-002x2x6x5x2
+ 2.3167856523e-002x2x3x5x2x6 + 1.7420666939e-002x2x4x5x2x6x2 + 1.4835614994e-001x2x5x4x6x2
+ 8.5825532339e-001x2x5x4x6x2 + 4.3851429373e-001x2x2x6x4x6x2 + 3.05056646515e-002x2x5x5x3
+ 1.6454249822e-001x2x3x4x5x2 + 3.633659409e-001x2x4x5x2x6x2 + 1.6819125153e-001x2x6x4x6x2
+ 1.3119390052e-001x2x4x5x2x6x2 + 6.0937379500e-002x2x4x5x2x6x2 + 4.8559660177e-001x2x4x5x2x6x2
+ 1.6314060724e-001x2x5x4x6x2 + 8.4095257677e-002x2x4x2x5x4x6x2 + 4.9342057648e-002x2x5x5x3
+ 1.540968939e-001x2x3x2x6x2 + 1.3893988232e-001x2x2x5x4x6x2 + 1.8499926790e-002x2x7x5x2
+ 4.3851429373e-001x2x4x5x2x6x2 + 7.4167097921e-002x2x5x4x2x6x2 + 1.3119390052e-001x2x4x5x2x6x2
+ 6.0937379500e-001x2x3x5x4x6x2 + 4.844237049e-002x2x6x5x2x6 + 7.4167097921e-002x2x5x4x3x5x2
+ 1.1923734689e-001x2x4x2x5x4x6x2 + 4.7996778990e-001x2x4x6x4x6x2 + 3.0223909350e-002x2x6x5x2x6x2
+ 8.4095625767e-002x2x4x3x5x4x6x2 + 1.9437903394e-001x2x3x5x4x6x2 + 3.0515959344e-001x2x3x5x4x6x2
+ 1.3990107102e-001x2x7x5x2 + 1.0489803081e-002x2x8x5x2 + 1.3699485603e-002x2x7x2x2x6
+ 1.093413386e-001x2x4x5x4x6x2 + 2.1952714666e-001x2x2x4x3x5x4x6x2 + 3.0467856683e-001x2x3x4x2x5x4x6x2
+ 4.0641216589e-001x2x4x5x4x6x2 + 4.7596674570e-001x2x4x6x4x6x2 + 1.5444668051e-001x2x4x5x4x6x2
+ 1.9813218769e-001x2x3x3x6x2 + 1.7815321876e-001x2x4x5x4x6x2 + 3.0467856683e-001x2x3x4x3x5x4x6x2
+ 3.3708374914e-001x2x4x5x4x6x2 + 3.4350239014e-001x2x7x5x4x6x2 + 3.4867856683e-001x2x3x4x5x4x6x2
+ 6.7048989621e-002x2x3x5x4x6x2 + 3.4350239014e-002x2x6x5x4x6x2 + 3.997668379e-002x2x5x4x2x5x4x6x2
+ 1.0374161811e-001x2x4x5x4x6x2 + 1.7988374914e-001x2x4x5x4x6x2 + 1.3551416181e-002x2x6x5x4x6x2
+ 6.6855899640e-004x2x7x5x4x6x2 + 1.7175212466e-002x2x6x4x2x5x4x6x2 + 5.5721482178e-002x2x7x5x4x6x2
+ 9.907668873e-002x2x6x4x2x5x4x6x2 + 7.3929651059e-002x2x4x5x4x6x2 + 1.7175212466e-002x2x6x4x3x5x4x6x2
+ 1.152387315e-001x2x4x5x4x6x2
  
```

Fig. 7 C code generation

후기

본 논문은 본인이 대학교 공학석사 학위 논문 중의 일부내용과 한국과학재단 첨단 조선공학 연구센터 지원과제(R11-2002-104-08002-0)로 수행된 연구 결과의 일부로서, 위 기관의 지원에 감사드립니다.

참고 문헌

- 박우창, 승현우, 용환승, 최기현, 2004, 데이터 마이닝, 자유 아카데미, 서울.

- 이경호, 손미애, 2004, “차세대 성장동력과 조선산업(어떻게 해야 하나? How-to-do) ; 표준화와 기술지식관리”, 대한조선학회 학회지, 제 41권, 제 3호, pp. 15-26.
- 이경호, 연윤석, 2005, “데이터 마이닝 개념에 의한 조선 분야 데이터의 해석 및 활용 기법 연구,” CAD/CAM 학회 학술발표회 논문집, Knowledge Engineering I, pp. 110-115.
- 이경호, 연윤석, 양영순, 2004, “데이터 마이닝을 위한 다항식기반의 유전적 프로그래밍 기법과 조선 분야 응용,” 대한조선학회 춘계학술대회 논문집, pp. 845-850.
- 이경호, 연윤석, 양영순, 2005a, “조선 기술지식 활용을 위한 데이터 마이닝 기법의 적용,” 한국해양과학기술협의회 공동학술대회, Vol. 2005, No. 1, pp. 375-380.
- 이경호, 연윤석, 양영순, 2005b, “조선분야의 축적된 데이터 활용을 위한 유전적 프로그래밍에서의 선형 모델개발,” 대한조선학회 논문집, 제 42권, 제 5호, pp. 309-405.
- Gray G.J., Murray D.J. and Sharman K.C, 1996, "Structural System Identification using Genetic Programming and a Mlock Diagram oriented Simulation Tool," Electronics Letters, Vol. 32, pp 1422-1424.
- Koza, J.R. 1992, Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection, The MIT Press.



< 이 경 호 >



< 오 준 >



< 박 종 훈 >