

대용량 유전체를 위한 효율적인 유사성 검색 알고리즘

정인선*, 박경욱, 임형석

전남대학교 전산학과

An Efficient Algorithm for Similarity Search in Large Biosequence Database

In-Seon Jeong*, Kyoung-Wook Park, Hyeong-Seok Lim

Dept. Computer Science, Chonnam National University

e-mail : isjung0@moiza.jnu.ac.kr

요 약

유전자 데이터베이스의 크기는 매년 기하급수적으로 증가하기 때문에 기존의 Smith-Waterman 알고리즘으로 정확한 서열의 유사성을 검색하는 것은 비효율적이다. 따라서 빠른 유사성 검색을 위해 데이터베이스에 저장된 문자열에 대해 특정 길이의 모든 부분문자열에 나타나는 문자의 출현 빈도를 이용한 허리스틱 방법들이 제안되었다. 그러나 이 방법은 문자의 출현 빈도만을 사용하므로 서로 다른 서열을 같은 서열로 취급하는 단점이 있어 정확도가 Smith-Waterman 알고리즘에 비해 현저히 떨어진다. 본 논문에서는 문자가 부분문자열에 나타나는 위치 정보를 포함하여 문자의 출현빈도를 색인함으로써 질의 처리를 효율적으로 수행하는 알고리즘을 제안한다. 실험결과 제안된 알고리즘은 문자 빈도만을 사용하는 허리스틱 알고리즘들에 비해 5~20%정도 정확성이 향상되었다.

ABSTRACT

Since the size of biosequence database grows exponentially every year, it becomes impractical to use Smith-Waterman algorithm for exact sequence similarity search. For fast sequence similarity search, researchers have been proposed heuristic methods that use the frequency of characters in subsequences. These methods have the defect that different sequences are treated as the same sequence. Because of using only the frequency of characters, the accuracy of these methods are lower than Smith-Waterman algorithm. In this paper, we propose an algorithm which processes query efficiently by indexing the frequency of characters including the positional information of characters in subsequences. The experiments show that our algorithm improve the accuracy of sequence similarity search approximately 5~20% than heuristic algorithms using only the frequency of characters.

키워드

Bioinformatics, Similarity Search, Sequence Alignment

I. 서 론

최근 인간 유전자 프로젝트가 성공적으로 수행되어 많은 생명과학 분야에 발전을 가속화 시켰다. 인간 유전자 프로젝트를 통해 인간을 포함한 몇 개의 모델 생물의 전체 유전자의 염기 서열을 밝히고, 유전자들에 대한 정보를 얻고 이런 대규모 작업을 수행하는데 필요한 기술을 개발한다.

서열의 유사성을 찾는 문제는 이미 특성이 판명된 서열 데이터베이스로부터 주어진 질의 서

열과 배치가 유사한 서열들을 검색하는 것으로 이를 이용하여 새롭게 발견된 서열의 역할, 진화 과정, 화학적 구조 등을 유추한다[1]. 서열에는 돌연변이의 발생과 오염의 발생이 가능하므로 서열 검색 연산으로써 완전 일치 질의(exact match query)보다는 근사 일치 질의(approximate match query)가 널리 사용된다[2].

서열 유사성 검색 문제는 데이터베이스 S와 질의 서열 Q, 유사 허용치 T가 주어지면, Q의 부분서열 Q'과 유사 허용치가 T 이상인 부분서열 S'을 S내에서 검색해 낸다. 이때 Q'와 S'사이

의 유사도를 계산하기 위해 응용 목적으로 적합한 유사도 함수(similarity function)를 사용한다. 서열 검색을 위하여 일반적으로 사용되는 방식은 데이터베이스 전체를 검색 대상으로 하는 순차 검색 기법이다. 대표적인 예로 Smith-Waterman 알고리즘[3]과 BLAST[4,5]가 있다. 이 알고리즘들은 길이가 각각 n 과 m 인 두 서열들의 배열을 계산하는데 $O(nm)$ 의 시간을 요구하므로, 서열 비교 속도가 느린다. 또한 이를 기법은 데이터베이스의 순차 검색을 기본으로 하기 때문에 데이터베이스 크기가 커지는 경우 검색 효율이 저하하는 단점이 있다.

따라서 최근의 데이터베이스 규모의 급격한 증가 추세를 고려할 때, 일련의 문자열로 구성된 대용량 유전자 데이터베이스를 대상으로 메모리 크기에 제한을 받지 않으며, 작은 저장 공간을 사용하는 인덱스 기법을 기반으로 하여 효율적인 질의 처리 기법이 요구된다.

데이터베이스에 저장된 서열들 중에서 질의 서열과 가장 유사한 서열들을 검색하는 질의로 1) 질의 서열과 일정한 유사성 허용오차를 만족하는 모든 서열들을 검색하는 영역 질의(range query)와 2) 질의 서열과 가장 유사한 k -개의 서열을 검색하는 k -최근접 질의(k -Nearest Neighbor)가 있다[6]. 영역 질의는 적절한 결과 값을 얻기 위해 유사성 거리와 거리의 오차에 대한 정확한 정의를 요구한다. 유사성 허용오차를 작은 값으로 설정하면 적은 검색 결과가 산출되지만, 허용오차를 큰 값으로 설정하면 많은 검색 결과가 산출된다. 두 경우 모두 필요로 하는 정보를 얻을 수 없거나 유용하지 못한 정보를 얻게 된다. 따라서 본 논문에서는 유사성 검색에 많이 사용되는 k -최근접 질의를 고려한다.

빠른 유사성 검색을 위해 데이터베이스에 저장된 문자열에 대해 특정 길이의 모든 부분 문자열에 나타나는 문자의 출현 빈도를 이용한 인덱싱 방법들이 제안되었다. 이러한 방법들은 질의 서열과 일치될 가능성이 높은 후보들만을 추출한 후 이를 각각에 대하여 질의 서열과의 일치 여부를 조사하므로 빠르게 유사성 검색을 할 수 있다. 그러나 이 방법은 문자의 출현 빈도만을 사용하므로 서로 다른 서열을 같은 서열로 취급하는 단점이 있어 정확도가 Smith-Waterman 알고리즘에 비해 떨어진다. 제안된 기법에서는 서열 내에서 각 문자의 출현 빈도와 더불어 위치 정보를 다차원의 벡터로 추출하여 이를 R-트리[7]와 같은 다차원 공간 인덱스에 저장한다.

II. 관련연구

기존에 알려진 서열을 대상으로 유사성 검색을 통해 연관성 있는 서열의 전부나 일부분을

알아내는 것은 생물학자들이 가장 빈번히 사용

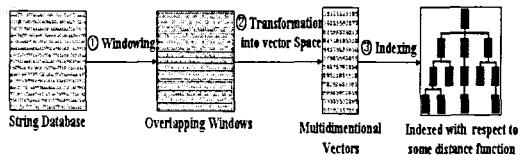


그림 1. 데이터의 전처리와 인덱싱

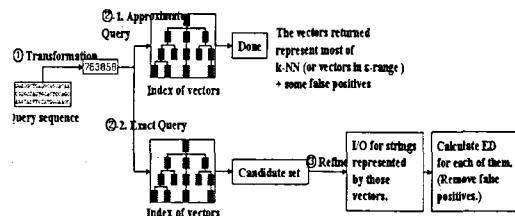


그림 2. 질의 실행

하는 방식이다.

순차적 검색을 기반으로 하는 대표적인 유사성 검색 기법으로 Smith-Waterman 알고리즘[3]이 있다. 이 기법은 동적 프로그래밍 기법에 의하여 두 서열 S와 Q 사이에 최대 가능 점수를 갖는 최적의 부분 정렬(optimal local alignment)을 찾는다. 그러나 이 기법은 두 서열 길이의 곱에 비례하는 계산량($O(|S| \times |Q|)$)을 필요로 하여 속도가 느린 단점이 있다.

BLAST[4,5]는 서열 검색 연산을 위해 가장 널리 사용되는 표준 도구이다. BLAST는 일치시키고자 하는 두 서열 S와 Q에 대하여 먼저 시드(seed)라 불리는 짧은 고정 길이의 워드(word)쌍을 S와 Q로부터 찾은 후, 이 시드로부터 유사한 부분을 점차 확장하는 방식으로 사용한다. 또한 BLAST의 성능 향상을 위한 다양한 방식[8,9]들이 제안되고 있다. 단 이를 기법은 데이터베이스의 순차 검색을 기본으로 하기 때문에 데이터베이스 크기가 커지는 경우 검색 효율이 저하하는 단점을 갖는다.

[10,11]에서는 k -difference 질의를 처리하기 위해 MR-Index를 제안하였다. k -difference 질의는 대치, 삽입, 삭제 등을 k 회 이하로 적용함으로써 질의 서열과 일치되는 데이터 서열들의 집합을 찾는 연산이다. 이 기법에서는 먼저 2^n 형태로 표현되는 다양한 길이의 슬라이딩 윈도우들을 데이터 서열로 추출한 후, 각 슬라이딩 윈도우에 대해 서열들의 출현빈도를 계산하여 다차원의 벡터 형태로 변환한다. 그 다음 동일한 길이의 슬라이딩 윈도우로부터 작성된 벡터들을 모두 모아서 R-트리[7]에 저장한다. 이 검색 기법은 작은 저장 공간을 사용하는 인덱스 기법을 기반으로 하여 대용량 유전자 데이터베이스를 대상으로 메모리 크기에 제한을 받지 않지만, 원도우

내의 문자 출현 빈도만을 이용해 서열을 벡터로 변환하므로 동일한 벡터를 가지는 서로 다른 서열이 같은 서열로 취급될 수 있어 오류율이 높은 단점을 지닌다.

III. 제안한 알고리즘

본 장에서는 [11]에서 제안한 인덱스 기반의 웨이브렛(wavelet) 변환 방식을 이용한 검색 기법의 각 문자의 빈도수가 같은 서로 다른 서열을 동일한 서열로 취급하는 문제를 해결하는 효율적인 알고리즘을 기술한다.

(1) 데이터 전처리와 인덱싱

데이터 전처리와 인덱싱을 처리하는 과정은 [그림 1]과 같다. 인덱스를 구성하기 위해 먼저 유전자 데이터베이스 T에서 일정 크기를 갖는 슬라이딩 윈도우를 위치시켜 윈도우를 생성한 후, 각 윈도우에 대하여 윈도우 내에 출현하는 각 문자의 위치 정보를 n 차원 벡터로 추출하여 R-트리와 같은 다차원 공간 인덱스에 저장한다.

정의 1. 알파벳 $\Sigma = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ 로 구성된 길이가 l 인 문자열 S 에 대해 N -grams의 출현 위치에 대한 벡터 $WPT\#N$ 을 다음과 같이 정의한다.

$$WPT\#N = [n_1, n_2, \dots, n_{\sigma^N}]$$

여기서 n_i 는 문자열 S 내에 출현하는 문자 a_i 의 출현 위치에 대한 가중치들의 합이다. 문자열 S 에서 i 번째 문자의 가중치(W_i)는

$$W_i = (i \bmod (l/2))^2$$

으로 l 은 문자열 S 의 길이이다.

예를 들어 유전자 데이터 $\Sigma = \{A, C, G, T\}$ 에 대해 문자열 $S = \text{ACTCTAGC}$ 일 경우 $WPT\#1 = [25, 59, 36, 20]$ 이고, $WPT\#2 = [0, 0, 25, 0, 0, 0, 0, 10, 0, 36, 0, 0, 16, 4, 0, 0]$ 이다.

벡터 크기는 문자열 길이에 상관없이 4^N 이다. $N=2$ 일 경우 두 개의 문자가 한 쌍을 이루기 때문에 $4^2=16$ 이 된다. 즉, $N=1$ 일 때 $\Sigma = \{A, C, G, T\}$, $N=2$ 라면 $\Sigma = \{\text{AA}, \text{AC}, \text{AG}, \text{AT}, \text{CA}, \text{CC}, \dots, \text{TT}\}$ 이다.

N 의 크기가 증가할수록 변환된 벡터의 크기는 기하급수적으로 증가한다. 만약 $N=3$ 일 경우 $WPT\#3$ 의 벡터 크기는 $4^3=64$ 가 되어 많은 저장 공간을 필요로 한다.

정의 2. 알파벳 $\Sigma = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ 로 구성된 길이가 l 인 문자열 S 에 대해 N -grams의 출현 위치에 대한 벡터 $WWT\#N$ 은 다음과 같이 정의한다.

$$WWT\#N = [V_a, V_b]$$

여기서 $V_a = WPT\#N(S[0 \dots l/2-1])$ 와 $V_b = WPT\#N(S[l/2 \dots l-1])$ 이다.

예를 들어 그림3과 같이 유전자 데이터 $\Sigma = \{A, C, G, T\}$ 에 대해 문자열 $S = \text{ACTCTAGC}$ 일 경우 $WWT\#1 = [0, 10, 0, 4, 1, 9, 4, 0]$ 이 된다.

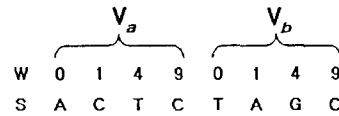


그림 3. $WWT\#1$ 의 벡터 변환

각 문자의 출현 빈도만을 이용해 벡터 형태로 변환할 경우 동일한 벡터값을 가지는 서로 다른 서열들이 발생할 수 있으므로 각 문자의 위치에 가중치를 부여함으로써 이러한 발생을 감소시킬 수 있다.

R-트리를 이용하여 벡터 $WWT\#N$ 으로 표현된 각 윈도우의 벡터들은 다차원 공간 인덱스로 저장된다.

(2) 질의 실행

질의 실행을 처리하는 과정은 [그림 2]와 같다. (1)에서 제안한 기법을 이용하여 질의 서열 역시 σ^N 차원의 벡터로 변환한다. 문자열 S 와 질의 서열의 σ^N 차원의 벡터를 각각 u 와 v 라 하자. 두 벡터 사이의 거리를 계산하기 위한 알고리즘 ($WWD\#N$)은 다음과 같다.

알고리즘 1. $WWD\#N(u, v)$

```

WWD\#N(N-gram의 WWT\#N u, v)
positiveDistance := 0
negativeDistance := 0
for all dimensions  $u_i, v_i$ 
    if  $u_i > v_i$  positiveDistance +=  $u_i - v_i$ 
    else negativeDistance +=  $v_i - u_i$ 
return
max(positiveDistance, negativeDistance)/N

```

이 알고리즘의 시간 복잡도는 $O(\sigma^N)$ 이다.

R-트리를 이용하여 다차원 공간 인덱스로 저장된 벡터들은 알고리즘 1에 의해 질의 서열과의 거리를 계산하여 유사성이 높은 벡터를 k 의 개수만큼 추출한다. 근사 일치 질의(approximate match query)는 추출된 벡터들을 최종 결과값으로 한다. 이 방법에서는 유사성이 높지 않은 서열들이 포함되어질 수도 있다. 반면 완전 일치 질의(exact match query)는 추출된 벡터들을 후

보자로 선정하여 이를 각각에 대해서만 실제로 질의 서열과 일치되는지의 여부를 확인한다.

IV. 성능평가

본 논문에서 제안한 알고리즘의 효율성을 테스트 해보기 위해 [11]에서 제안된 웨이블렛 변

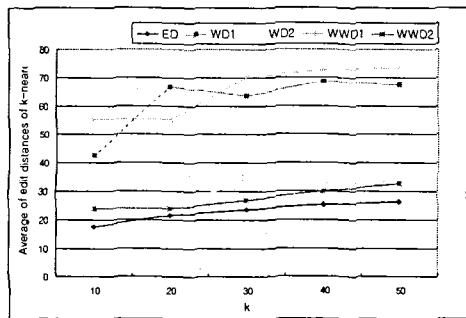


그림 4 시뮬레이션 결과

환에 의해 각 문자의 출현 빈도를 벡터로 변환한 방식(WD#N)과 비교하였다. 제안된 알고리즘은 JAVA로 구현하여奔腾4 2.8GHz에서 18번 인간 염색체(약7.6*107bp)에 대해 테스트하였으며, 질의 서열은 같은 샘플에서 임의로 선택하였다. 기준의 실험과 같이 윈도우의 길이 $w=200$, 윈도우 이동의 크기 $\Delta=10$ 로 설정하였다. 테스트 결과 [그림 4]과 같이 k 값이 10이하일 경우 WD#2와 비슷한 결과값을 얻었으나 k 값이 증가 할수록 WD#2에 비해 WWD#2이 5~20%정도 정확하게 서열을 검색하였다. 또한 동적 프로그래밍 기법을 기반으로 하여 두 서열 사이의 최적의 거리(optimal distance) Smith-Waterman 알고리즘에 비해 10~20%정도의 오차를 보였다.

V. 결론

본 논문에서는 효율적인 유사성 검색을 위해 인덱스 구조를 기반으로 하여 질의 처리 기법을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 문자열 내의 각 문자의 출현 빈도와 더불어 위치정보를 o^n 차원의 벡터 형태로 변환하여 다차원 공간 인덱스에 저장한다. 이는 각 문자의 출현 빈도만을 이용해 벡터 형태로 변환할 경우 동일한 벡터값을 가지는 서로 다른 서열들이 같은 서열로 취급될 수 있으므로 각 문자의 위치에 가중치를 부여하여 좀 더 서열들을 효율적으로 검색할 수 있는 기법이다. 또한 완전 일치 질의(exact match query)에서 서열과 일치될 가능성이 높은 후보들만을 빠르게 검색할 경우 사용될 수 있다.

참 고 문 헌

- [1] C. Gibas and P. Jambeck, Developing Bioinformatics Computer Skills, O'reilly and Associates Inc., 2001.
- [2] D. W. Mount, Bioinformatics: Sequence and Genome Analysis, Cold Spring Harbor Laboratory Press, 2001.
- [3] T. Smith and M. Waterman, "Identification of common molecular subsequences," Journal of Molecular Biology, Vol. 147, pp. 195-197, 1981.
- [4] S. Altschul, W. Gish, W. Miller, E. Myers, and D. Lipman, "Basic Local Alignment Search Tool," Journal of Molecular Biology, Vol. 215, pp. 403-410, 1990
- [5] S. F. Altschul, T. L. Madden, A. A. Schaffer, J. Zhang, Z. Zhang, W. Miller, and D. J. Lipman, "Gapped BLAST and PSI-BLAST: A new generation of protein database search programs," Nucleic Acids Research, 25(17), 1997
- [6] D. A. White and R. Jain, "Similarity Indexing with the SS-tree," Conf On Data Engineering, pp. 516-523, 1996
- [7] Guttman, "R-Trees, A dynamic index structure for spatial searching," ACM SIGMOD, pp. 47-57, 1984
- [8] J. Buhler, "Efficient Large-Scale Sequence Comparison by Local-Sensitive Hashing," Bioinformatics, Vol. 77, pp. 419-428, 2001.
- [9] B. Ma, J. Tromp, and M. Li, "PatternHunter:Faster and more Sensitive Homology Search," Bioinformatics, Vol. 18, pp. 440-445, 2002.
- [10] T. Kahveci and A.K Singh, "An efficient Index Structure for String Databases," VLDB, pp. 351-360, 2001
- [11] O. Ozturk and H. Ferhatosmanoglu, "Effective Indexing and Filtering for Similarity Search in Large Biosequence Database," IEEE, pp. 359-366, 2003