

전립선암의 정확한 진단을 위한 질감 특성 분석 및 등급 분류

김초희[†], 소재홍[†], 박현균^{**}, Nuwan Madusanka^{**}, Prakash Deekshitha^{**},
Subrata Bhattacharjee^{**}, 최흥국^{**}

Analysis of Texture Features and Classifications for the Accurate Diagnosis of Prostate Cancer

Cho-Hee Kim[†], Jae-Hong So[†], Hyeon-Gyun Park^{**}, Nuwan Madusanka^{**},
Prakash Deekshitha^{**}, Subrata Bhattacharjee^{**}, Heung-Kook Choi^{**}

ABSTRACT

Prostate cancer is a high-risk with a high incidence and is a disease that occurs only in men. Accurate diagnosis of cancer is necessary as the incidence of cancer patients is increasing. Prostate cancer is also a disease that is difficult to predict progress, so it is necessary to predict in advance through prognosis. Therefore, in this paper, grade classification is attempted based on texture feature extraction. There are two main methods of classification: Uses One-way Analysis of Variance (ANOVA) to determine whether texture features are significant values, compares them with all texture features and then uses only one classification i.e. Benign versus. The second method consisted of more detailed classifications without using ANOVA for better analysis between different grades. Results of both these methods are compared and analyzed through the machine learning models such as Support Vector Machine and K-Nearest Neighbor. The accuracy of Benign versus Grade 4&5 using the second method with the best results was 90.0 percentage.

Key words: Prostate Cancer, Texture Feature, Support Vector Machine, K-Nearest Neighbor.

1. 서 론

전립선암은 남성의 전립선에 발생하는 악성종양이며, 발병률이 높은 고위험군의 병으로 알려져 있다

[1]. 전립선암은 미국에서 두 번째로 흔한 암 사망 원인으로 알려져 있을 뿐만 아니라 2016년 국가 암 등록 통계에 따르면 2016년에 새로 발생한 암 환자의 수는 전년도(2015년) 21만 2542명에 비해 22만 9180

※ Corresponding Author : Heung-Kook Choi, Address: (50834) 197, Inje-ro, Inje University, Gimhae, Gyeongnam, Republic of Korea, TEL : +82-10-6733-3437, FAX : +82-, E-mail : cschk@inje.ac.kr

Receipt date : July 19, 2019, Approval date : Aug. 6, 2019

[†] Dept of Digital Anti-Aging Healthcare, u-AHRC, Inje University

(E-mail : chgmlrla0917@naver.com)

(E-mail : tmsmsor777@naver.com)

^{**} Dept of Computer Engineering, u-AHRC, Inje University
(E-mail : gusrbs82@gmail.com)

(E-mail : nuwanmadusanka@hotmail.com)

(E-mail : deekshithadp96@gmail.com)

(E-mail : subratajee.dream@gmail.com)

※ This research was supported by the Ministry of Trade, Industry and Energy(MOTIE), KOREA, through the Education Program for Creative and Industrial Convergence (Grant Number N0000717).

※ This research was financially supported by the Ministry of Trade Industry, and Energy (MOTIE), Korea, under the "Regional Specialized Industry Development Program (R&D, P0002072)" supervised by the Korea Institute for Advancement of Technology (KIAT).

명(남 12만 68명, 여 10만 9112명)으로 1만 2638명(5.8%)가 증가 한 것으로 보도되었고, 이 중 전립선암은 2015년과 비교 하였을 때, 간암을 제치고 4번째로 많이 발생하는 암으로 보고되었다[2]. 최근 우리나라가 고령화 사회로 진입하면서 전립선암의 유병률이 증가한 것으로 보이는데, 그 이유는 전립선암의 가장 중요한 위험 인자가 나이로 주로 60대 이후 노인에게 전립선암이 많이 발생하기 때문이다. 하지만 50대 이하의 남성에게서도 많이 발병하고 있다[3]. 따라서 전립선암은 꾸준한 관리가 필요한 만성 질환으로 자리 잡고 있으며, 이에 대한 전립선암의 정확한 진단이 필요한 시점이다. 또, 전립선암은 예측하기 어려운 병의 진행 형태를 보이기 때문에 예후를 통해 사전에 예측하는 것이 필요하다.

전립선암의 분류는 병리학자인 도널 글리슨이 제시한 글리슨점수(Gleason Score)가 주로 사용되고 있으며, 중앙조직의 분화 정도와 세포의 특성에 따라 유형 등급(Grade) 1부터 등급 5으로 나뉘게 된다. 등급 1은 뚜렷한 선 구조를 가지며, 작고 균일한 세포로 이루어져있지만, 등급 5로 갈수록 점점 불규칙적이며, 뚜렷한 분비선이 없어지게 된다[4]. 본 논문에서는 정확한 진단을 목적으로 먼저, 등급 1과 등급 2를 양성(Benign)으로 등급 3, 등급 4, 등급 5를 악성(Malignant)으로 분류하는 연구를 하였으며, 이 후 세부적으로 결과를 확인하기 위하여 각각의 등급으로 분류하는 연구를 시도하였다.

영상분석 방법 중 하나인 질감분석(Texture Analysis)은 의료영상분야에서도 활발히 연구가 진행되고 있으며, 질감분석 방법은 크게 세 가지로 볼 수 있다[5]. 본 연구에서는 영상에서 각 화소 사이의 상호 관계를 분석하는 방법인 통계적 방법을 사용한다. 통계적 방법에서 Haralick이 제시한 Gray-Level Co-occurrence Matrix(GLCM)을 사용하여 질감특성(Texture Feature)을 추출한 후 얻은 질감특성 값으로 전립선암의 등급 분류를 하였다[6,7]. 암을 양성과

Table 1. The first research materials of prostate image data set (Benign vs Malignant)

Benign vs Malignant	Benign	Malignant
Training	240	240
Testing	60	60
Total	300	300

악성으로만 분류 할 때는 일원분산분석(One-way Analysis of Variance)을 이용하여 추출된 특성들이 적합한지 판별하는 과정을 거쳤다.

본 논문에서는 전립선암의 등급을 분류하는 데에 목적을 두었으며, 제안한 방법은 질감특성을 이용하여 암을 분류하고자 하였다. 제시된 방식은 두 가지로 볼 수 있으며, 모두 기계학습 모델인 Support Vector Machine(SVM)과 k-Nearest Neighbor(kNN)를 이용하여 분류를 하였다. 첫 번째 방식에서는 암의 등급 분류를 크게 양성 vs 악성으로 분류하고 일원분산분석을 이용하여 유의하다고 판별된 질감 특성과 일원분산분석을 사용하지 않은 방법을 비교분석하였다. 두 번째 방식은 암의 분류를 양성 vs 악성, 양성 vs 등급 3, 양성 vs 등급 4&5, 등급 3 vs 등급 4&5로 분류하여 결과를 분석하였다.

본 논문의 구성은 2장에서 사용한 실험데이터에 대해 설명하며, 3장에서는 제안하는 방법 두 방식들에 대해 구체적인 설명을 한 후, 4장에서 본 연구의 실험결과에 대한 분석 및 다른 연구결과와의 비교분석을 하고, 마지막 5장에서는 결론으로 마친다.

2. 실험 데이터 및 개발 환경

2.1 실험데이터

본 연구에서 사용된 이미지는 세브란스병원에서 획득하였으며, 이미지의 크기는 512 × 512로 단위는 화소이다. 사용된 이미지 수는 첫 번째 방식으로 양성 vs 악성을 분류한 경우이며 Table 1과 같다.

Table 2. The second research materials of prostate image data set

Grade Data set	Benign vs Malignant			Classification of rest grades		
	Benign	Grade 3	Grade 4&5	Benign	Grade 3	Grade 4&5
Training	320	160	160	160	160	160
Testing	80	40	40	40	40	40
Total	400	200	200	200	200	200

두 번째 방식에서는 사용된 수는 Table 2와 같다. 본 연구에서는 8:2의 비율로 이미지가 사용되었으며. 이는 같은 비율의 이미지를 사용하여 결과를 도출하였을 때, 결과들을 비교분석 해보기 위함이었다.

2.2 개발환경

본 연구는 CPU Intel i5-4660, RAM 24GB, GPU GTX1060 3GB 의 환경에서 이루어졌으며 언어는 MATLAB (ver. R2018b)을 이용하여 연구 결과를 내었다. 또, 통계학적인 분석을 통하여 질감특성이 유의한지 분석 및 판별을 하기 위하여 일원분산분석 방법을 이용하였으며, SPSS툴을 사용하였다.

3. 제안한 방법

3.1 제안한 방법의 개요

본 논문에서는 전립선암의 등급을 분류를 위하여

두 가지 방식의 방법론을 제안한다. 질감특성을 이용하여, 이진분류에 주로 사용되는 SVM(Support Vector Machine)과 kNN(k-Nearest Neighbor)를 사용한다는 점은 같다. Fig. 1은 연구의 전체적인 시스템 흐름도이다. 첫 번째 방식은 분류를 양성 vs 악성으로만 하였으며, GLCM을 통해 추출된 12개의 질감특성을 이용한 분류와 12개의 질감특성 중 유의하다고 분석된 10개의 질감특성을 이용한 분류를 비교하는 연구이며, 두 번째 방식의 분류는 첫 번째 방식에서 사용된 일원분산분석 방법을 사용하지 않고 등급 분류를 더욱 세밀하게 하는 데에 목적을 두었다. 본 연구에서는 전처리 과정을 적용하지 않은 원본영상을 사용하여 연구를 진행하였다.

3.2 GLCM을 이용하여 추출한 질감특성(Texture Feature)

분류에 앞서 이미지의 형태학적인 특성뿐만 아니

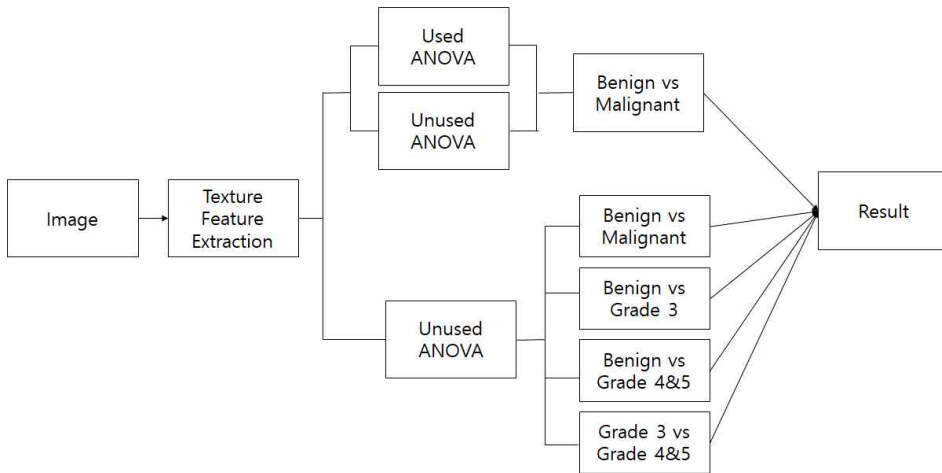


Fig. 1. Flowchart used for two methods.

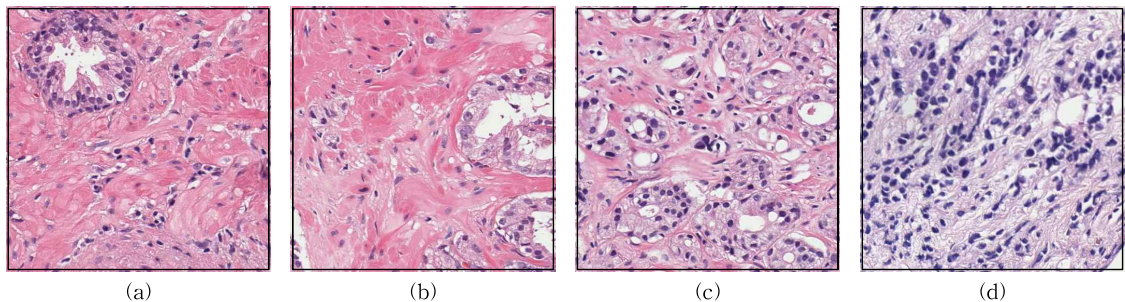


Fig. 2. The representative used images (a) Benign, (b) Grade 3, (c) Grade 4, and (d) Grade 5.

라 이미지가 가지는 질감적인 특성을 파악하는 것이 가장 중요하다. 먼저 질감이란 말 그대로 이미지의 특성을 의미하며 이미지에서 영역, 물체 등을 식별하는 데에 사용되는 중요한 특성이다[8]. Fig. 2는 연구에 사용되는 이미지들의 예시이며, 그림에서 볼 수 있듯이 양성과 등급 3은 다소 유사할지라도 다른 질감을 가지고 있다는 것을 알 수 있다.

가장 효과적인 방법으로 알려져 있는 2D GLCM을 이용하여 특성들을 추출하였다. GLCM이란, 거리와 각도를 이용하여 화소의 공간 관계를 고려한 방식으로 화소의 위치에 대한 정보를 포함하고 있는 행렬이다. 화소쌍이 발생하는 빈도를 계산 한 후 행렬을 생성하게 되고, 정규화 과정을 거친 후 여러 질감특성들을 추출할 수 있게 된다[9,10,11]. 얻을 수 있는 질감 특성으로는 Diagonal Moment, Inverse DM, Contrast, Energy, Uniformity, Entropy, Difference Entropy, Peak Transition Probability 등의 특성 값 들이 있다[12,13]. 본 논문과 비슷하게 의료 영상처리에 대해 연구를 한 논문에서는 Entropy, Contrast, Correlation 3가지의 질감특성과 형태분석

을 통하여 다양한 방법론을 제시하였다[14]. 본 논문에서는 256 × 256 크기의 GLCM을 형성하였으며, 거리는 1과 2일 때 우수한 결과를 얻을 수 있다는 연구에 의해 거리를 1로 두었다[15]. 또, 중복을 피하기 위하여 각도는 0°, 45°, 90°, 135°로 4개의 각도를 사용하였다. 이를 통해 추출한 12가지의 특성 값들에 대한 설명은 Table 3에 나타내었다[16].

3.3 통계학적 분석을 통한 특성 값 선택

12가지의 특성 값들을 추출 한 후, 이 값들이 유의한 특성 값인지를 판별하고 평가하기 위하여 통계적 분석을 하였다. 일원분산분석 방법은 두 모집단의 평균차이를 검증한다. 모집단으로부터 표본을 추출한 경우, 집단 간 분산이 클수록, 그리고 집단 내 분산이 작을수록 각 모집단 간의 평균값에는 차이가 있을 가능성이 높다는 것이다. 즉, 질감특성을 나타내는 12가지의 독립변수들에 의해 평균값에 차이가 있는지를 알아보기 위해 일원분산분석을 실시하였다. 그 결과는 Table 4와 같다. Significant Probability는 유의확률로서, $p < 0.05$ 이면 유의한 차이가 있

Table 3. Description of 12 texture features

Features	Description
Energy	Equivalence between pixels, indicating that the value of the matrix is uniform if the value is high.
Entropy	A measure of uniformity in the brightness value, the more iterative the pattern, the smaller is the value.
Correlation	Indicates the characteristic value of the variables change for more than one value, i.e. measure of linear dependence on the image.
Contrast	The difference between the largest and the smallest pixels in adjacent pixel is measured, and a smaller value indicates a smooth image.
Homogeneity	To measure the smoothness of texture. It is affected by the value located diagonally in the matrix.
Variance	A measure of heterogeneity of the image, indicating the change in image brightness of the pixel.
Sum Mean	Measure the relationship between the average sum of the pixel values, the occurrence of a pair with a lower intensity value, and the occurrence of a pair with a higher strength value.
Inertia	Contrast of intensity between pixels and adjacent pixels, i.e. homogeneity.
Cluster Shade	Measures the asymmetry of the matrix, and if the cluster shade value is higher, the image is more asymmetry.
Cluster Tendency	Indicates the number of clusters that can classify the gray level in the image.
Max Probability	The degree of occurrence of the most prominent pair of adjacent contrast values.
Inverse Variance	Standardize the difference between the strength values of adjacent pixels.

Table 4. The results of One-way Analysis of Variance for texture features.

		Sum of Squares	DF	Mean Square	F-value	Sig.
Energy	Between Groups	0.017	1	0.017	9.665	= 0.002
	Within Groups	1.026	598	0.002		
Entropy	Between Groups	1.324	1	1.324	70.963	< 0.001
	Within Groups	11.159	598	0.019		
Correlation	Between Groups	0.341	1	0.341	108.200	< 0.001
	Within Groups	1.884	598	0.003		
Contrast	Between Groups	8.469	1	8.469	80.069	< 0.001
	Within Groups	63.251	598	0.106		
Homogeneity	Between Groups	0.001	1	0.001	10.293	= 0.001
	Within Groups	0.040	598	0.000		
Variance	Between Groups	446.454	1	446.454	97.992	< 0.001
	Within Groups	2724.515	598	4.556		
Sum Mean	Between Groups	2.971	1	2.971	7.408	= 0.007
	Within Groups	239.791	598	0.401		
Inertia	Between Groups	8.469	1	8.469	80.069	< 0.001
	Within Groups	63.251	598	0.106		
Cluster Shade	Between Groups	443513.278	1	443513.278	112.893	< 0.001
	Within Groups	2349315.671	598	3928.622		
Cluster Tendency	Between Groups	150438289.7	1	150438289.7	125.210	< 0.001
	Within Groups	718490008.8	598	1201488.309		
Maximum Probability	Between Groups	0.022	1	0.022	2.433	= 0.119
	Within Groups	5.474	598	0.009		
Inverse Variance	Between Groups	0.002	1	0.002	0.613	= 0.434
	Within Groups	1.882	598	0.003		

Sig. = Significant Probability; DF = Degree of freedom.

다고 본다. F-value는 그룹 간 평균 제곱(Between sum of square) / 그룹 내 평균 제곱(Within sum of square)을 의미하며, F-value가 크면 클수록 집단 간의 변량(Variation between group)이 집단 내의 변량(Variation within group)보다 커진다는 의미이므로 차이 있는 특성 값을 가진다는 것을 말한다[17]. 따라서 본 논문에서는 $p < 0.05$ 이며 $F\text{-value} > 5$ 인 유의한 특성 값을 가진다고 판단 될 수 있는 10개의 질감특성(Energy, Entropy, Correlation, Contrast, Homogeneity, Variance, Sum Mean, Inertia, Cluster Shade, Cluster Tendency)을 통하여 전립선 암을 분류한 결과를 도출하였다. 결과 비교 및 분석을 하기 위하여 12개의 특성 값을 모두 사용해 분류를 실시하였다.

3.4 분류모델

정확한 진단을 위해서는 정확한 암의 분류가 필요로 하다. 본 논문에서는 머신러닝 중 가장 널리 쓰이고 있는 알고리즘인 SVM과 kNN을 사용하여 암의

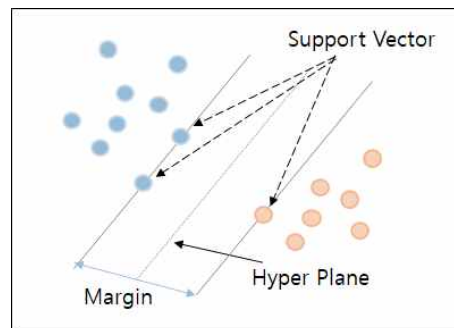


Fig. 3. Diagram of Support Vector Machine.

등급 분류를 시도하였다.

먼저, SVM에 대한 설명은 Fig. 3과 같다. 주로 이진 분류를 위해 쓰이며, 서로 다른 두 개의 집단이 있다고 할 때, 서로 다른 집단 사이의 판별경계(Hyperplane)을 통하여 두 그룹으로 분류를 하는 방식이다. 즉, 데이터 그룹을 분류하는 최적의 판별경계를 찾는 알고리즘이다. SVM의 중요한 요소는 Margin, Support Vector, Kernel 등 세 가지로 볼 수 있다. Margin이란 각각의 집단의 벡터들이 있을 때 판별경계까지의 거리 중 가장 짧은 것을 의미한다. 이때, 벡터와 판별경계까지의 거리가 가장 짧은 벡터를 Support Vector라고 부른다. Kernel은 쉽게 말해 저차원의 데이터를 고차원의 공간 값으로 매핑 시킬 때, 차원을 높임으로 인해 문제가 발생할 수 있는데 이를 해결할 수 있는 방법을 Kernel이라 한다[18,19]. 본 연구에서 사용된 모델들은 6가지(Linear, Quadratic, Cubic, Fine Gaussian, Medium Gaussian, Coarse Gaussian)이며 교차 검증(Cross-Validation)은 5점으로 연구를 진행하였다.

반면에, kNN은 가장 단순한 알고리즘으로 알려져 있으며, 모집단의 분포에 대한 어떠한 가정을 필요하지 않는다는 성질을 가지고 있는 알고리즘이다. 말

그대로 가장 가까운 이웃을 찾는 분류방식이다. 예를 들어, 임의의 새로운 데이터가 있다고 가정하면 기존의 데이터들 중에서 새로운 데이터까지의 거리가 가장 가까운 k개의 데이터의 라벨에 따라 새로운 데이터의 라벨이 결정되는 것을 의미한다. k의 값에 따라 판단이 달라 질 수 있으며, 너무 작은 k 값은 과적합(overfitting)의 우려가 있으므로 보통 3과 10사이에서 결정한다. 거리는 대표적으로 유클리드 거리(Euclidean Distance)로 측정을 한다[20,21]. 본 논문에서도 적용을 하였으며, 교차 검증도 SVM과 같은 5점으로 연구를 수행하였다. kNN 알고리즘에 대한 설명은 Fig. 4와 같다. 주황색의 원이 어느 집단에 속하는 지를 결정할 때, k = 3인 경우 근접해 있는 집단은 삼각형 집단 2개와 사각형 집단 1개로 원은 삼각형 집단에 속하게 된다. 반면, k = 9일 때 삼각형 집단 3개, 사각형 집단 6개이므로 원은 사각형 집단으로 본다.

4. 실험 결과 및 고찰

혼동행렬(Confusion matrix)로 첫 번째 방식을 이용하여 진립선암의 분류 결과는 Table 5와 6에 나타

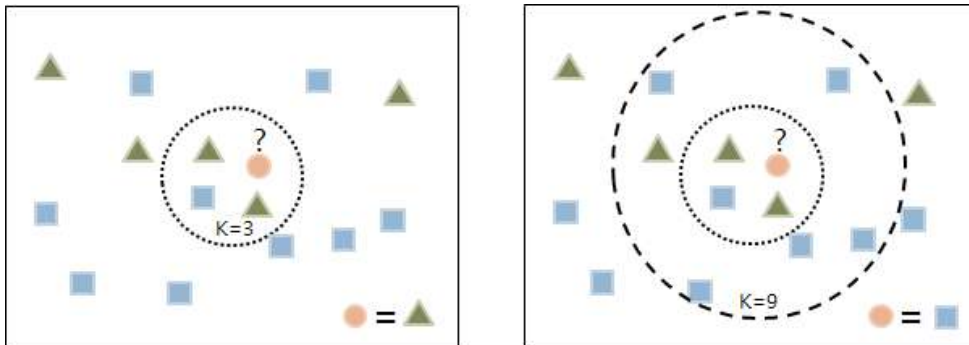


Fig. 4. Diagram of k-Nearest Neighbor.

Table 5. First method's confusion matrix result of Benign vs Malignant (using 12 texture features) using SVM and kNN

Benign vs (12 texture features)		Support Vector Machine		k-Nearest Neighbor	
		Predicted		Predicted	
		Benign	Malignant	Benign	Malignant
Actual	Benign	49	11	51	9
	Malignant	11	49	18	42
Result[%]		81.6		77.5	

Table 6. First method's confusion matrix result of Benign vs Malignant (using 10 texture features) using SVM and kNN

Benign vs Malignant (12 texture features)		Support Vector Machine		k-Nearest Neighbor	
		Predicted		Predicted	
		Benign	Malignant	Benign	Malignant
Actual	Benign	50	10	48	12
	Malignant	9	51	13	47
Result[%]		84.1		79.1	

내었다. 첫 번째 방식은 양성 vs 악성으로만 분류를 하였으며, 사용된 특성 값을 다르게 하여 연구한 결과는 SVM의 결과가 kNN의 결과보다 높은 성능을 보였으며, 가장 좋은 높은 정확도를 보인 경우는 10개의 특성을 사용했을 때 84.1%인 것을 확인할 수 있었다. 두 번째 방식은 등급의 분류를 세부적으로 나누는 연구를 시도하였다. 혼동행렬로 나타낸 결과는 Table 7부터 10에 나타나있다. 등급 분류 중 양성 vs 등급 4&5로 분류를 하였을 때, 90.0%로 가장 성공

적인 결과가 나왔다. 반면에 가장 좋지 못한 결과가 나온 경우는 kNN을 사용하여 양성 vs 등급 3로 분류했을 때였으며 정확도는 70.0%였다. 그 외의 분류에서도 SVM이 kNN보다 더 나은 결과를 보인 것을 확인할 수 있는 실험이었다. 또, 혼동행렬을 보면 알 수 있듯이 어느 한 경우에 치우치지 않은 결과가 나왔으며, 이 결과들도 나쁘지 않다는 것을 알 수 있다. 본 논문에서는 정확도(Accuracy), 민감도(Sensitivity), 특이도(Specificity)로 결과의 검증을 하였으

Table 7. Second method's confusion matrix result of Benign vs Malignant using SVM and kNN

Benign vs Malignant		Support Vector Machine		k-Nearest Neighbor	
		Predicted		Predicted	
		Benign	Malignant	Benign	Malignant
Actual	Benign	68	12	64	16
	Malignant	14	66	19	61
Result[%]		83.7		78.1	

Table 8. Second method's confusion matrix result of Benign vs Grade 3 using SVM and kNN

Benign vs Grade 3		Support Vector Machine		k-Nearest Neighbor	
		Predicted		Predicted	
		Benign	Grade 3	Benign	Grade 3
Actual	Benign	31	9	29	11
	Grade 3	10	30	13	27
Result[%]		76.2		70.0	

Table 9. Second method's confusion matrix result of Benign vs Grade 4&5 using SVM and kNN

Benign vs Grade 4&5		Support Vector Machine		k-Nearest Neighbor	
		Predicted		Predicted	
		Benign	Grade 4&5	Benign	Grade 4&5
Actual	Benign	39	1	34	6
	Grade 4&5	7	33	8	32
Result[%]		90.0		82.5	

며, 다음과 같이 정의된다[22].

$$Accuracy = \frac{(TN+FN)}{(TN+TP+FN+FP)} \quad (1)$$

$$Sensitivity = \frac{TP}{(TP+FN)} \quad (2)$$

$$Specificity = \frac{TN}{(TN+FP)} \quad (3)$$

예를 들어, 실제 양성을 양성이라고 예측한 경우를 TP(True Positive)라고 하며, 악성이라고 예측한 경우를 FP(False Positive)라고 한다. 반대로, 실제는 악성인데 양성이라고 예측한 경우는 FN(False Negative)이라고 하며, 악성이라고 실제와 예측이 같은 경우를 TN(True Negative)이라고 한다. 이를 통하여 식 (1), (2), (3)처럼 정의되어 결과를 얻을 수 있다. 그 결과는 Table 11에 나타내었다[23].

아래의 Table 6를 보면 알 수 있듯이 본 연구의 결과 중 가장 높은 결과는 양성 vs 등급 4&5 를 SVM으로 분류할 때 90%였다. G. Nir. et al[24]는 전립선암의 자동 채점을 위한 컴퓨터 보조 체계를 개발하는 것에 목적을 두었으며, LDA(Linear Discriminant Analysis), LR(Logistic Regression), SVM 등으로 성능평가를 하였다. 그 중 SVM의 결과만을 표에 표기하였다. 양성 vs 모든 등급(All grades)를 분류한 결과는 88.5%였으며, 등급 3 vs 등급 4&5의 정확도는 73.8%였다. 본 연구에서 결과인 85.0%와 비교해 보았을 때, 본 연구에서 질감특성을 이용하여 수행한 방법이 더 우수한 결과를 나타낸다는 것을 확인할 수 있다. S. Doyle. et al[25]는 그리슨 등급 체계를 기반으로 SVM을 사용하여 정상 상피조직(Benign Epithelium), 정상 기질(Benign Stroma), 등급 3의 선암(Adenocarcinoma), 등급 4의 선암을 분류하는 연구를 하였다. AdaBoost 알고리즘을 통한 특성 선택을 하였으며, 등급 3 vs 등급 4의 결과는 76.9%였다. 본 논문의 양성 vs 등급 4&5 등급 분류 결과는 85.0%로 더 나은 결과를 보이고 있다. S. Naik. et

al[26]는 병리영상에 대한 관심 구조의 분할과 자동 검출에 대한 방법론을 제시했다. 분할 알고리즘의 효율성은 수동으로 감지한 방식과 자동으로 감지해 분할한 방식의 비교를 통해 평가되며, Table 6의 결과는 자동으로 분할한 결과를 나타내었다. 본 논문의 연구결과 보다 더 높은 결과를 보이며 정확도는 양성 vs 등급 3을 분류할 때 86.3%, 양성 vs 등급 4를 분류할 때의 정확도는 92.9%로 매우 우수한 결과를 나타내었다. 본 연구의 결과인 90.0%와 비슷하지만 본 논문의 결과보다는 조금 더 높지만 비슷한 결과가 나온 것을 알 수 있다[27].

5. 결 론

현재 전립선암의 환자 발생률은 늘어나고 있는 것으로 보이며, 이에 따른 암의 정확한 진단이 필요하다. 본 논문에서는 질감특성추출을 기반으로 하는 두 가지 방식을 제안한다. 일원 분산 분석을 사용하여 질감 특성의 유의성 평가를 통해 선택된 10개의 특성 값을 이용하여 분류한 결과와 12개의 모든 특성 값을 이용하여 분류한 결과는 SVM으로 분류하였을 때, 각각 81.6%, 84.1%였다. 질감 특성에서의 통계적 분석은 뚜렷한 차이를 보이지 않지만, 유의성 판별이 결과에 영향을 미친다는 것은 알 수 있다. 또, 등급 분류를 4가지 단계(양성 vs 악성, 양성 vs 등급 3, 양성 vs 등급 4&5, and 등급 3 vs 등급 4&5)로 더 세밀하게 연구를 시도 하였다. 그 결과 가장 성공적인 결과를 보인 분류는 SVM을 사용하였을 때이며 양성 vs 등급 4&5로 90.0%의 정확도가 나타났다. 반면에 가장 좋지 않은 결과는 양성 vs 등급 3을 kNN으로 분류할 때 70%로 결과가 나왔다. 전반적으로 kNN보다는 SVM을 사용하였을 때 더 좋은 성능을 보였으며, 기존의 연구들과도 비슷한 결과를 얻을 수 있었다. 하지만 앞으로 더 많은 데이터를 사용한다면 더 좋은 결과를 도출할 수 있을 것이라고 예상하며

Table 10. Second method's confusion matrix result of Grade 3 vs Grade 4&5 using SVM and kNN

Grade 3 vs Grade 4&5		Support Vector Machine		k-Nearest Neighbor	
		Predicted		Predicted	
		Grade 3	Grade 4&5	Grade 3	Grade 4&5
Actual	Grade 3	32	8	31	9
	Grade 4&5	4	36	4	36
Result[%]		85.0		83.7	

Table 11. Result and comparison of classification using SVM and kNN

Reference	Classification	Validity	SVM(%)	kNN(%)
Proposed Method	Benign vs Malignant (12 Texture Features)	Accuracy	81.6	77.5
		Sensitivity	81.6	73.9
		Specificity	81.6	82.3
	Benign vs Malignant (10 Texture Features)	Accuracy	84.1	79.1
		Sensitivity	84.7	78.6
		Specificity	83.6	79.6
C. Kim [28]	Benign vs Malignant	Accuracy	83.7	78.1
		Sensitivity	82.9	77.1
		Specificity	84.6	79.2
	Benign vs Grade 3	Accuracy	76.2	70.0
		Sensitivity	75.6	69.0
		Specificity	76.9	71.0
	Benign vs Grade 4&5	Accuracy	90.0	82.5
		Sensitivity	84.7	80.9
		Specificity	97.0	84.2
	Grade 3 vs Grade 4&5	Accuracy	85.0	83.7
		Sensitivity	88.8	88.5
		Specificity	81.8	80.0
G. Nir	Benign vs All grades	Accuracy	88.5	-
		Sensitivity	90.8	-
		Specificity	75.5	-
	Grade 3 vs Grade 4&5	Accuracy	73.8	-
		Sensitivity	69.3	-
		Specificity	81.6	-
S. Doyle	Grade 3 vs Grade 4	Accuracy	76.9	-
S. Naik	Benign vs Grade 3	Sensitivity	86.3	-
	Benign vs Grade 4	Specificity	92.9	-

앞으로의 연구에 있어서는 딥러닝을 통하여 등급을 양성, 등급 3, 등급 4, 등급 5로 정확한 분류에 도달할 수 있도록 할 것이다. 또 정확도를 높이기 위하여 이미지 분할을 하는 등의 전처리 작업이 있을 것으로 예상된다. 본 연구의 본질적인 목표인 세부적으로 등급을 정확하게 분류하는 데에 목적을 두며 앞으로의 연구를 진행해 나갈 것이다.

REFERENCE

- [1] J.K. Shen, "Prostate Cancer Pathology: Recent Updates and Controversies," *Missouri Medicine*, Vol. 115, No. 2, pp. 151-155, 2018.
- [2] Ministry of Health and Welfare, [http://www.mohw.go.kr/react/al/sal0301vw.jsp? PAR_MENU_ID=04&MENU_ID=0403&page=1&CONT_SEQ=347155](http://www.mohw.go.kr/react/al/sal0301vw.jsp?PAR_MENU_ID=04&MENU_ID=0403&page=1&CONT_SEQ=347155) (accessed July 7, 2019).
- [3] C.A. Salinas, A. Tsodikov, I.H. Miriam, and K.A. Cooney, "Prostate Cancer in Young Men: An Important Clinical Entity," *Nature Reviews, Urology*, Vol. 11, No. 6, pp. 317-323, 2014.
- [4] A. Tabesh, M. Tevertovskiy, H. Pang, V.P. Kumar, D. Verbel, and A. Kotsianti, et al., "Multifeature Prostate Cancer Diagnosis and Gleason Grading of Histological Images,"

- IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol. 26, No. 10, pp. 1366-1378, 2007.
- [5] H. Chan, D. Wei, M.A. Helvie, B. Sahiner, D.D. Adler, M.M. Goodsitt, and N. Petrick, "Computer-aided Classification of Mammographic Masses and Normal Tissue: Linear Discriminant Analysis in Texture Feature Space," *Institute of Physics and Engineering in Medicine*, Vol. 40, No. 1995, pp. 857-876, 1995.
- [6] R.M. Haralick, K. Shanmugam, and I. Dinstein, "Texture Features for Image Classification," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. SMC-3, pp. 610-621, 1973.
- [7] B.I. Lee, H.J. Choi, and H.K. Choi, "The Study about Imaging Technique of Texture Features," *Proceeding of the Spring Conference of the Korea Multimedia Society*, pp. 169-172, 2001.
- [8] D. Buf, J.M. Hans, M. Kardan, and M. Spann, "Texture Feature Performance for Image Segmentation," *Pattern Recognition*, Vol. 23, Issues 3-4, pp. 291-309, 1990.
- [9] Y. Cho, "A Performance Improvement of GLCM Based on Nonuniform Quantization Method," *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, Vol. 25, No. 2, pp. 133-138, 2015.
- [10] B. Pathak and D. Barooah, "Texture Analysis Based on the Gray-Level Co-Occurrence Matrix Considering Possible Orientations," *International Journal of Advanced Research in Electrical, Electronics and Instrumentation Engineering*, Vol. 2, No. 9, pp. 4206-4212, 2013.
- [11] A.H. Heurtier, "Texture Feature Extraction Methods: A Survey," *IEEE Access*, Vol. 7, pp. 8975-9000, 2019.
- [12] P. Mohanaiah, P. Sathyanarayana, and L. Gurukumar, "Image Texture Feature Extraction Using GLCM Approach," *International Journal of Scientific and Research Publications*, Vol. 3, No. 5, pp. 2250-3153, 2013.
- [13] Er.K. Sharma, Er. Priyanka, Er.A. Kalsh, and Er.K. Saini, "GLCM and its Features," *International Journal of Advanced Research in Electronics and Communication Engineering*, Vol. 4, No. 8, pp. 2180-2182, 2015.
- [14] B.I. Lee and H. Choi, "Medical Image Processing and Analysis Methods," *Journal of Korea Multimedia Society*, Vol. 4, No. 4, pp. 51-69, 2000.
- [15] T.A. Pham, *Optimization of Texture Feature Extraction Algorithm*, Master Thesis of Delft University, 2010.
- [16] F. Albrechtsen, *Statistical Texture Measures Computed from Gray Level Cooccurrence Matrices*, Image Processing Laboratory, Department of Informatics, University of Oslo, 2008.
- [17] H. Choi and H. Choi, "Grading of Renal Cell Carcinoma by 3D Morphological Analysis of Cell Nuclei," *Computers in Biology and Medicine*, Vol. 37, No. 9, pp. 1334-1341, 2006.
- [18] J.S. Raikwal and K. Saxena, "Performance Evaluation of SVM and K-Nearest Neighbor Algorithm over Medical Data Set," *International Journal of Computer Applications*, Vol. 50, pp. 35-39, 2012.
- [19] J. Kim, B.S. Kim, and S. Savarese, "Comparing Image Classification Methods: K-Nearest-Neighbor and Support-Vector-Machines," *Proceeding of WSEAS International Conference on Computer Engineering and Applications*, pp. 133-138, 2012.
- [20] D.S. Guru, Y.H. Sharath, and S. Manjunath, "Texture Features and KNN in Classification of Flower Images," *International Journal of Computer Applications*, pp. 21-29, 2010.
- [21] S.H. Bouazza, N. Hamdi, A. Zeroual, and K. Auhmani, "Gene-expression-based Cancer Classification through Feature Selection with KNN and SVM Classifiers," *Intelligent Systems and Computer Vision*, pp. 1-6, 2015.
- [22] A. Baratloo, M. Hosseini, A. Negida, and G.E. Ashal, "Part 1: Simple Definition and Calcula-

- tion of Accuracy, Sensitivity and Specificity,” *Emergency (Tehran, Iran)*, Vol. 3, No. 2, pp. 48-49, 2015.
- [23] W. Zhu, N Zeng, and N Wang, “Sensitivity, Specificity, Accuracy, Associated Confidence Interval and ROC Analysis with Practical SAS Implementations,” *NESUG Proceedings: Health Care and Life Sciences*, Vol. 19, No. 67, pp. 1-9, 2010.
- [24] G. Nir, S. Hor, D. Karimi, L. Fazl. B. Skinnider, and P. Tavassoli, et al., “Automatic Grading of Prostate Cancer in Digitized Histopathology Images: Learning from Multiple Experts,” *Medical Image Analysis*, Vol. 50, pp. 167-180, 2018.
- [25] S. Doyle, M. Hwang, K. Shah, A. Madabhushi, M. Feldman, and J. Tomaszewski, “Automated Grading of Prostate Cancer Using Arhitectural and Textural Image Features,” *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging*, pp. 1284-1287, 2007.
- [26] S. Naik, S. Doyle, S. Agner, A. Madabhushi, M. Feldman, and J. Tomaszewski, “Automated Gland and Nuclei Segmentation for Grading of Prostate and Breast Cancer Histopathology,” *Proceeding of IEEE International Symposium on Biomedical Imaging*, pp. 284-287, 2008.
- [27] C. Kim, J. So, H. Park, S. Bhattachrjee, D. Prakash, and N. Madusanka, et al., “Classification of Prostate Cancer Using Texture Features Extraction,” *Proceeding of the Fall Conference of the Korea Multimedia Society*, pp. 29-32, 2019.
- [28] C. Kim, J. So, H. H. Kim, and H. Choi, “Classification of Prostate Cancer Based on Texture Feature Extraction,” *International Conference on Multimedia Information Technology and Application*, pp. 42-45, 2019.



김 초 희

2019년 인제대학교 컴퓨터공학과
학사 졸업
2019년~현재 인제대학교 디지털
항노화헬스케어학과 석사
과정

관심분야 : Image Processing and Analysis, Texture
Analysis



Prakash Deekshitha

2018년 VTU(Visvesvaraya Tec
hnological University
컴퓨터공학과 학사 졸업
2019년~현재 인제대학교 컴퓨터
공학과 석사과정

관심분야 : Deep-Learning, Computer Graphics,
Image Processing



소 재 홍

2017년 인제대학교 컴퓨터공학과
학사 졸업
2019년 인제대학교 디지털항노화
헬스케어학과 석사 졸업

관심분야 : Computer Graphics, Image Processing and
Analysis, Three-dimensional Visualization



Subrata Bhattacharjee

2016년 Derby University 정보기
술공학과(Information
Technology) 학사 졸업
2019년~현재 인제대학교 컴퓨터
공학과 석사과정

관심분야 : Machine Learning, Deep-Learning, Image
Processing and Analysis



박 현 균

2019년 인제대학교 컴퓨터공학과
학사 졸업
2019년~현재 인제대학교 컴퓨터
공학과 석사과정

관심분야 : Image Processing and Analysis, ROI
Detection



최 흥 국

1988년 Linköping University
컴퓨터공학과 학사 졸업
1990년 Linköping University
컴퓨터공학과 석사 졸업
1996년 Uppsala University 컴퓨
터공학과 박사 졸업

관심분야 : Computer Graphics, Multi-Media, Image
Processing and Analysis



Nuwan Madusanka

2011년 Uva Wellasa University
컴퓨터공학과 학사 졸업
2015년 인제대학교 컴퓨터공학과
석사 졸업 2019년 인제대
2019년 인제대학교 컴퓨터공학과
박사 졸업

관심분야 : Computer Graphics, Image Processing and
Analysis