

영상레이다 원시데이터를 이용한 BAQ(Block Adaptive Quantization) 최적화 방법

임성재¹⁾ · 이현익¹⁾ · 김세영^{*,1)} · 남창호¹⁾

¹⁾ 국방과학연구소 제3기술연구본부

An Optimization Method for BAQ(Block Adaptive Quantization) Threshold Table Using Real SAR Raw Data

Sungjae Lim¹⁾ · Hyonik Lee¹⁾ · Seyoung Kim^{*,1)} · Changho Nam¹⁾

¹⁾ The 3rd Research and Development Institute, Agency for Defense Development, Korea

(Received 27 June 2016 / Revised 3 November 2016 / Accepted 10 February 2017)

ABSTRACT

The size of raw data has dramatically increased due to the recent trend of Synthetic Aperture Radar(SAR) development plans for high resolution and high definition image acquisition. The large raw data has an impact on satellite operability due to the limitations of storage and transmission capacity. To improve the SAR operability, the SAR raw data shall be compressed before transmission to the ground station. The Block Adaptive Quantization (BAQ) algorithm is one of the data compression algorithm and has been used for a long time in the spaceborne SAR system. In this paper, an optimization method of BAQ threshold table is introduced using real SAR raw data to prevent the degradation of signal quality caused by data compression. In this manner, a new variation estimation strategy and a new threshold method for block type decision are introduced.

Key Words : BAQ(Block Adaptive Quantization), SAR(Synthetic Aperture Radar), Data Reduction(데이터 압축), Threshold Table Optimization(문턱값 최적화)

1. 서론

위성 탑재 영상레이다(Synthetic Aperture Radar; SAR)에서 촬영한 원시데이터(Raw data)는 획득 후 데이터 링크(Datalink)를 이용하여 무선으로 지상국에 전송된

다. 이때 지상국과의 교신은 위성의 궤도 중 한정된 영역에서만 가능하므로 지상국과의 교신시간(contact-time) 역시 한정된다. 또한, 데이터링크의 전송용량에도 제한이 있으므로 결국 위성의 궤도에서 촬영 및 전송 가능한 영상매수가 제한된다. 따라서 영상레이다의 활용도를 높이기 위해서는 원시데이터를 효율적으로 압축하여 영상의 촬영 및 전송측면의 제한을 극복해야 한다.

* Corresponding author, E-mail: ksy0730@add.re.kr
Copyright © The Korea Institute of Military Science and Technology

최근의 영상레이더는 사용자의 요구에 따라 고해상(High-Resolution) 및 고화질(High-Defition) 영상을 촬영할 수 있게 개발되는 추세이고^[1,2], 이를 위해 보다 넓은 밴드폭(Band-width)를 사용한다. 또한, Sentinel-1 위성의 경우 기존의 8비트보다 높은 10비트의 데이터를 생성하여 저장/전송하는 원시데이터의 크기가 대폭 증가하였다^[1].

원시데이터를 실시간으로 압축하기 위해 양자화(Quantization)를 이용한 원시데이터 압축기법인 BAQ(Block Adaptive Quantization) 기법이 널리 활용되고 있다^[3-6]. 전통적인 BAQ기법은 데이터를 일정한 길이의 블록으로 분할하여 블록의 통계적인 특성을 이용하여 분류한다. 이후 블록에 적합한 양자화를 수행하여 양자화에 의한 오차를 줄이게 된다^[5,6]. 최근의 블록 분할 양자화의 연구는 압축률을 동적으로 변화시켜 압축률을 향상시키는 과정에 집중하고 있다^[7,8].

양자화 기법은 양자화 문턱값(Quantization Threshold)의 설정에 따라 성능이 달라지게 된다. 본 논문에서는 원시데이터의 특성을 반영하여 양자화 문턱값을 최적화 하는 기법을 제안하고자 한다. 이를 위해 블록의 동적 범위를 이용하여 블록의 유형을 결정하는 방법과, 유형별 문턱값을 결정하는 방법을 설명한다. 특히 동적 범위는 고비트 영상레이더 원시데이터에서도 보다 견고(Robust)한 분산추정을 위해 제안되었다^[9].

제안한 방법을 이용한 양자화의 성능을 확인하기 위해 SAR 영상에서 양자화 전후의 NESZ(Noise Equivalent Sigma Zero) 변화를 측정하였다^[4,14]. 양자화 전후의 SNR(Signal to Noise Ratio)을 비교하여 양자화 후 저하된 SNR은 NESZ에 반영되므로^[14], SNR저하를 줄이는 기법이 더 우수하다고 판단할 수 있다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 기존 BAQ기법을 소개하고, 3장에서는 문턱값 최적화를 위해 제안하는 분산 추정방법과 문턱값 계산방법을 제시한다. 4장에서는 제안한 문턱값 최적화 이후의 BAQ 성능을 제시한다. 마지막으로 5장에서는 본 논문의 기여점과 향후 연구방향을 제시한다.

2. 기존 BAQ 기법

양자화는 연속적이거나 보다 많은 경우의 수를 불연속적이거나 보다 적은 경우의 수로 표현하여 데이터를 표현하는 크기를 줄이는 방법이다. 따라서 양자화

결과는 필연적으로 양자화 오차를 포함한다^[10]. BAQ 기법은 데이터를 블록으로 분할하여 각 블록별로 최적의 양자화를 수행하여 양자화에 의한 오차를 최소화 한다^[3,5,6]. 즉, 신호의 세기에 따라 양자화 문턱값의 영역을 달리하여 단일한 문턱값을 사용하는 경우보다 양자화 오차를 줄이게 된다. 이때 각 블록별로 최적화된 양자화를 수행하는 것이 이상적이나 위성탐재 영상레이더 시스템에서는 블록을 유형화 하여 유형에 맞는 양자화 문턱값을 가지고 샘플을 양자화 하는 과정을 거친다. 본 장에서는 보편적인 BAQ기법^[5,6]을 기초로 실제 위성 영상레이더 시스템에 사용된 과정을 설명한다. 전체 과정은 Fig. 1에 도시하였다.

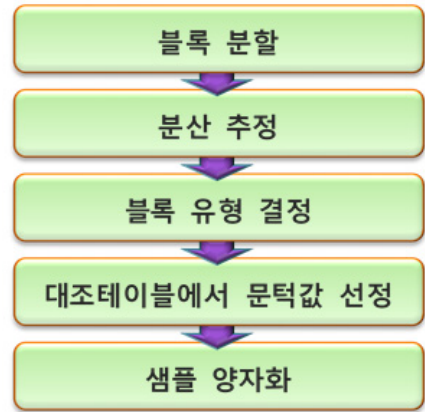


Fig. 1. BAQ flow chart

2.1 블록 분할

영상레이더 시스템에서 수신기로 들어온 신호는 AD(Analog to Digital) 변환기를 거쳐 복소수 형태의 원시데이터로 저장된다. 이 원시데이터는 연속적으로 생산되는데, 이를 일정한 길이의 블록으로 나누어 블록 단위로 양자화를 수행한다. 일반적으로 블록의 길이는 128개의 복소수샘플을 기준으로 한다^[11].

2.2 분산 추정

BAQ 기법에서는 각 블록별로 최적의 양자화를 수행하기 위하여 블록의 통계적인 특성을 이용하여 유형별로 구분한다. 전 지구의 다양한 산란체(scatterer)를 영상레이더로 촬영한 원시데이터는 이상적인 경우 평균이 0인 정규분포(Zero-mean gaussian distribution)를 따를 것이다. 이 경우 블록의 분산만으로 통계적인 특성을 결정하여 블록의 유형을 결정할 수 있다. 일반적으로

로 분산을 직접 구하기보다 분산과 상관관계가 높은 지수를 통해 분산을 추정하여 사용한다.

다음은 분산 추정 방법 중 하나인 절대값의 합(L-1 norm)을 나타낸다. 절대값이 큰 경우 이를 SQ>Select Quantizer)로 정의하면, 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$SQ = \sum_{i=1}^{128} \{|Re(i)| + |Im(i)|\} \quad (1)$$

2.3 블록 유형 결정

앞서 정의한 SQ값이 비슷한 블록들을 하나의 유형으로 분류하기 위해 양자화를 사용한다. 이때 사용하는 양자화 문턱값을 QST(Quantizer Selection Table)로 정의한다.

다음 Fig. 3에서는 Fig. 2의 SQ값의 분포를 도시하여 블록의 유형을 결정하는 모습을 보였다. 10개의 세로선이 QST를 나타내고, 블록은 11개의 유형으로 나누어지는 것을 볼 수 있다.

2.4 대조테이블(Lookup table)에서 문턱값 선정

블록의 유형이 결정되면, 이에 맞는 양자화 문턱값으로 블록 내 샘플들을 양자화한다. 이상적인 경우 블록별로 양자화 문턱값을 작성해야 하지만, 실제로는 사전에 각 유형별 문턱값을 계산하여 대조테이블 형태로 저장하고, 블록의 유형에 맞는 문턱값을 선정하여 사용한다.

문턱값의 작성은 문턱값의 간격 설정에 따라 균일하게 분할하는 Uniform quantization과, 구간별 간격이 다른 Non-uniform quantization으로 구분한다^[12]. Uniform quantization의 문턱값은 통계적 모델에서 표준편차의 비율로 결정되는 경우가 많고, Non-uniform quantization의 경우는 최적화(Optimization)를 통해 구하게 된다.

2.5 샘플 양자화

각 블록의 유형에 맞게 선정된 문턱값을 이용하여 블록 내 샘플들을 양자화한다. 양자화 과정은 샘플의 크기보다 작은 문턱값의 개수로 계산한다. 즉, 양자화 문턱값이 M개일 때, 양자화 결과 x_q 는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$x_q = \begin{cases} M+1 & (\text{where } x \geq QT_M) \\ \{\text{argmax}(m) | x \leq QT_{m=1, \dots, M}\} & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (2)$$

위 수식을 통해 양자화를 수행하면 $2^n \geq M+1$ 인 n-bit로 샘플을 표현할 수 있다. 이때 원본 샘플의 비트가 x라면, BAQ의 압축비는 x:n이 된다.

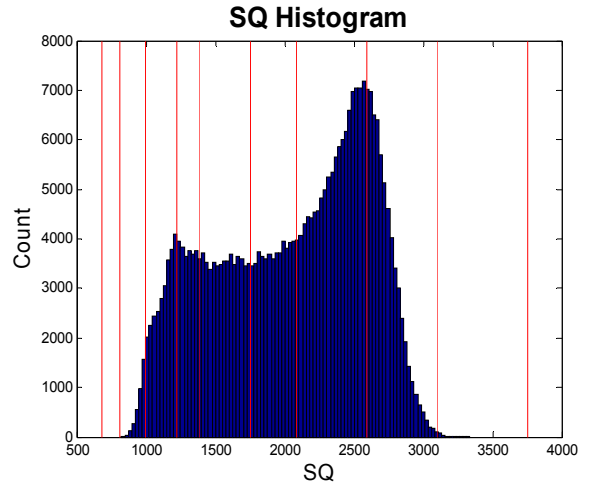


Fig. 2. SQ histogram

3. BAQ 문턱값 최적화 기법

본 챕터에서는 영상레이다 원시데이터를 이용하여 BAQ 문턱값을 최적화하는 과정을 설명한다. 이와 관련하여 동적 범위(Dynamic Range)를 이용한 분산 추정 방법^[9]과 정규분포의 누적분포함수(Cumulative Distribution Function)의 역함수를 사용한 블록 유형 결정 방법을 제안하고, 블록 유형별 문턱값 계산방법을 설명한다.

3.1 동적범위를 활용한 분산 추정

2장에서는 분산 추정을 위해 절대값의 합을 이용한 SQ를 사용하였다. SQ는 분산과 양의 상관관계를 갖지만, 평균이 변화하는 경우에는 상관관계가 감소한다. 예를 들어 DC offset과 같이 신호의 세기가 변화하지만, 신호의 분산은 그대로 유지되는 경우를 가정하자. 이때 SQ는 분산과의 상관관계가 약해진다.

아래 Fig. 3는 블록의 평균을 0으로 맞춘 이상적인 경우(x 마커) 대비 평균값이 3% 변화되었을 때(□ 마커) SQ의 변화를 보여준다. 아래의 이상적인 경우는 곡선의 두께가 얇고 SQ의 범위가 넓게 분포되지만, 블록의 평균이 0에서 벗어난 경우는 곡선이 두꺼워지고

SQ의 범위가 좁아져 SQ와 분산사이의 상관관계가 감소한다. 결과적으로 하나의 분산이라도 여러 SQ값으로 매칭될 수 있어 분산 추정의 정확도가 부정확해진다.

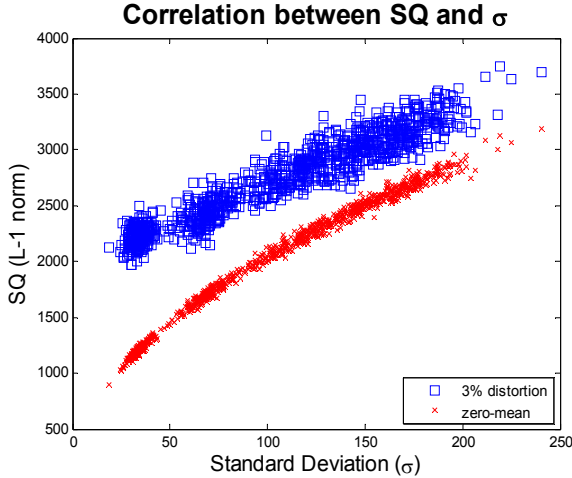


Fig. 3. SQ and standard deviation in non zero-mean condition

특히 블록은 상대적으로 작은 128개의 복소수 샘플로 구성되므로 평균이 쉽게 변화할 수 있고, 평균은 이미지 획득 조건에 따라서도 달라질 수 있다. 예를 들어 온도와 같은 외부 요인으로 원시데이터가 왜곡되어 평균이 변화하는 경우 Fig. 3과 같이 절대값의 합을 이용한 분산추정은 신뢰하기 힘들다. 따라서 블록의 평균과 무관한 견고(Robust)한 분산 추정방법이 요구된다.

본 논문에서는 절대값의 합 대신 동적범위(Dynamic Range)를 이용하여 분산을 추정하고자 한다. 동적범위는 블록 내 최대값과 최소값의 차이로 정의되며, 동적범위가 클수록 분산이 클 것이라 예상할 수 있다. Fig. 4에 동적 범위와 분산 사이의 상관관계가 존재함을 도시하였다.

또한 영상레이다 원시데이터는 복소수이므로 이를 고려하여 실수부(Real part; I)와 허수부(Imaginary part; Q)의 동적범위를 각각 구한 후, 둘 중 큰 값을 블록의 동적범위로 정의하여 아래 식과 같이 표현한다⁹⁾.

$$\begin{aligned}
 (Dynamic\ Range) = \\
 \max \{ \max(|Re(i)|) - \min(|Re(i)|), \max(|Im(i)|) - \min(|Im(i)|) \} \\
 \text{(where } i = 1, \dots, 128)
 \end{aligned}
 \tag{3}$$

동적범위는 최대값과 최소값으로 정의되므로 절대값의 합과 달리 블록의 평균에 영향을 받지 않는다. 따라서 평균이 변화하는 경우에도 동적범위는 분산과 동일한 상관관계를 유지한다.

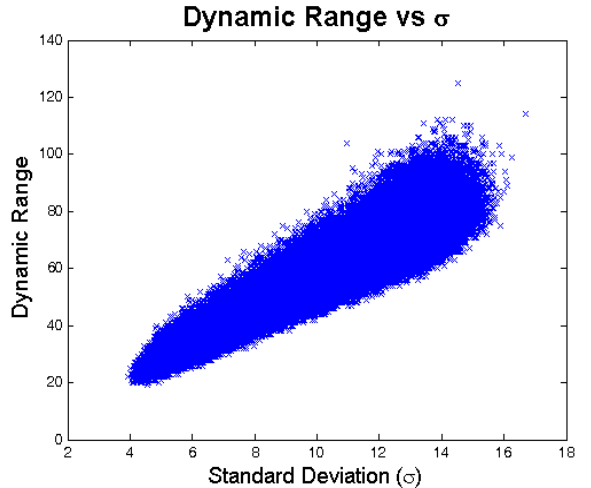


Fig. 4. Dynamic range and standard deviation

이와 같이 동적범위는 SQ와 비교할 때 보다 견고한 분산 추정 지표이다. 또한 동적범위는 간단한 연산만으로 구할 수 있고, 계산결과를 입력신호와 동일한 비트로 표현할 수 있다. 따라서 메모리 사용 및 연산량 측면에서 위성탐재 영상레이다에 적용하기 유리하다.

3.2 QST 선정 방법

블록의 동적범위를 이용하여 블록의 유형을 결정하기 위해 동적범위에 대한 QST를 정의해야 한다. 기존 연구에서는 QST를 이용하여 블록의 유형을 나누는 단계가 생략되거나 문턱값을 구하는 방법과 동일하게 표준편차에 계수를 곱해 설정^{3,5)}하거나 Lloyd-Max알고리즘¹³⁾을 사용하였다. 본 논문에서는 다음의 두 단계를 통해 QST를 구하는 방법을 제안한다.

먼저 블록의 동적범위의 분포에서 중앙값(Median)을 찾는다. 이후 정규분포의 누적분포함수를 n등분한 지점의 역함수를 이용하여 동적범위의 분포를 n분할한다. 이때 중앙값 이하의 영역에서는 [0, 0.5]의 누적분포함수의 역함수 간격대로 분할하고, 중앙값 이상의 영역에서는 [0.5, 1]의 누적분포함수의 역함수를 사용하여 분할한다.

이때 중앙값을 이용하여 동적범위의 분포를 둘로 나누는 이유는 아래 Fig. 5과 같이 동적범위의 분포가 중앙값 근처에서 밀집해 있기 때문이다. 따라서 중앙값 근처는 보다 조밀하게 분할하고, 나머지 영역은 성가게 분할하여야 블록을 각 유형별로 균등하게 분포시킬 수 있기 때문이다. 또한 누적분포함수값이 0.5가 되는 곳은 중앙값이므로 이를 기준으로 삼는 편이 합리적이다.

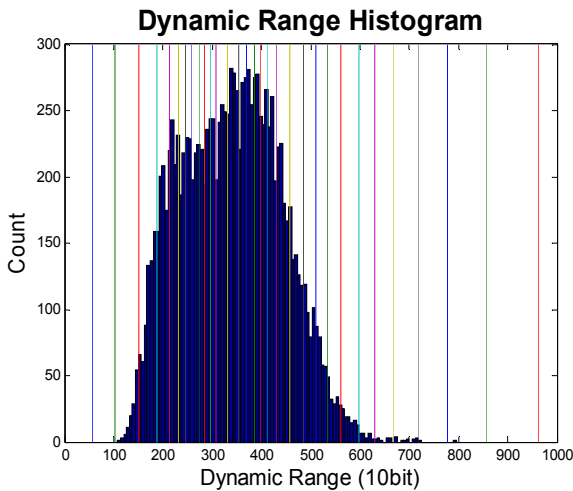


Fig. 5. Dynamic range histogram and QST

누적분포함수의 역함수를 이용하면 동적범위가 정규분포를 따르는 이상적인 경우 QST구간별로 동일한 개수의 블록들이 분포하게 될 것이다. 이는 각 유형이 포함된 블록의 대표성을 보장하는 것으로 이해할 수 있다. 따라서 같은 유형에 속하는 블록을 이용하여 문턱값을 생성하면, 유형에 최적화 된 문턱값을 구할 수 있을 것이다.

다음 Fig. 6은 평균이 0이고 표준편차가 1인 정규분포의 누적분포함수를 나타낸다. 누적분포함수는 [0, 1] 구간에서 분포하는 확률로 y축에 나타난다. 이를 32등분한 지점을 표시하였고, 각 점들의 x좌표가 누적분포함수의 역함수로 단위는 정규분포의 표준편차이다.

동적범위의 중앙값 이상인 [260, 1023]에서 QST를 결정하는 방법은 다음과 같다. 누적분포함수값이 [0.5, 1]범위에 존재할 때의 누적분포함수의 역함수를 활용한다. 그 결과는 Fig. 6의 양수인 x값과 같다. 이때 누적분포함수의 역함수를 수식으로 표현하면 다음과 같이 표현할 수 있다.

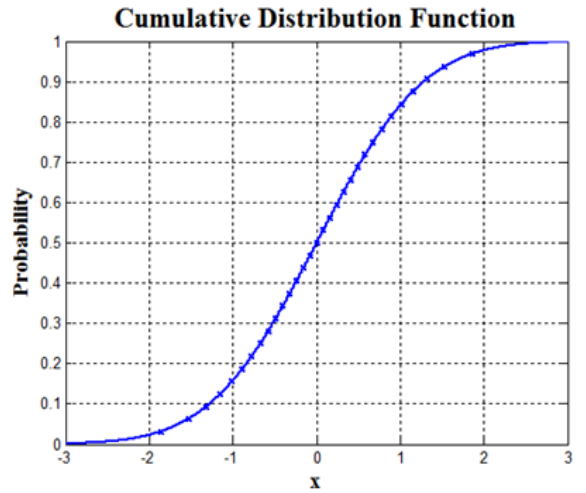


Fig. 6. Inverse of cumulative distribution function of normal distribution

$$y_i = \left\{ y_i = CDF^{-1}(x_i) \mid CDF(x_i) = \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \times \frac{i}{n} \right\} \quad (4)$$

where $i = 1, \dots, n, 0 \leq x_i \leq \infty$

이때 n은 블록 유형의 개수를 나타낸다. 식 (4)는 정규분포의 누적분포함수의 [0.5, 1]구간을 n/2등분하여 y_i 로 표시되는 누적분포함수값이 $(0.5 + i/n)$ 이 되는 지점의 역함수 값을 나타낸다. 이 구간의 비율대로 중앙값보다 큰 부분에서 QST값을 결정한다. Fig. 5에 세로줄로 표시한 분할결과에서 QST는 중앙값 260근처에서는 조밀하고, 1000근처에서는 넓게 분할한다. 같은 방법으로 누적분포함수의 [0, 0.5]범위를 2/n등분한 지점의 역함수 값의 비율대로 중앙값보다 낮은 범위([0, 260])를 분할한다. 이 영역에서 QST는 0주변에서 넓은 간격을 갖고, QST크기가 증가하면서 간격이 좁아진다. 이 과정을 통해 블록을 균일하게 분할하도록 QST가 동적범위가 밀집된 중앙값(260)근처에서 조밀하게 분할하고, 양 끝에서는 성가게 구분하고 있음을 확인할 수 있다.

각 유형에 속하는 블록의 개수가 균일한지 확인하기 위하여 QST값을 세 가지 방식으로 나누어 각 유형별 블록의 개수를 Fig. 7~9에 도시하였다. Figure의 x축 위에 표시된 마커는 QST를 나타내고, 막대그래프는 유형별로 구분된 블록의 개수를 나타낸다.

Fig. 7에서는 중앙값을 기준으로 나누지 않고, [0.5, 1]구간에서 구한 y_i 값을 전체 범위에 적용한 결과이다.

이때는 $n/2$ 분할이므로, 각 QST의 중점도 QST로 설정하여 n 개로 분할한다. 동적범위 값이 커질수록 QST 간격도 넓어진다. 특히 동적범위가 밀집되어 있는 260전후에서 블록 개수가 최대가 된다.

Fig. 8은 중앙값 대신 동적범위의 최빈값인 370을 기준으로 양쪽으로 나누었다. [0, 370]에서는 [0, 0.5]구간의 누적분포함수의 역함수를 적용하고, [370, 1023]에서는 [0.5, 1]구간의 누적분포함수의 역함수를 적용하여 QST를 구했다. 100 근처에서 블록의 개수가 최대가 되고, 점차 감소하는 모습을 볼 수 있다.

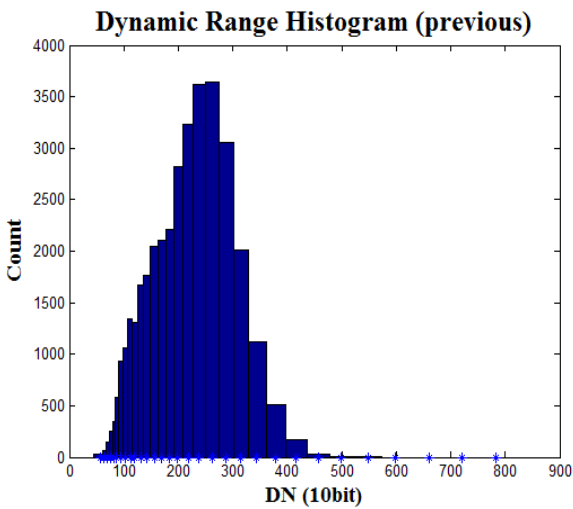


Fig. 7. One sided QST estimation

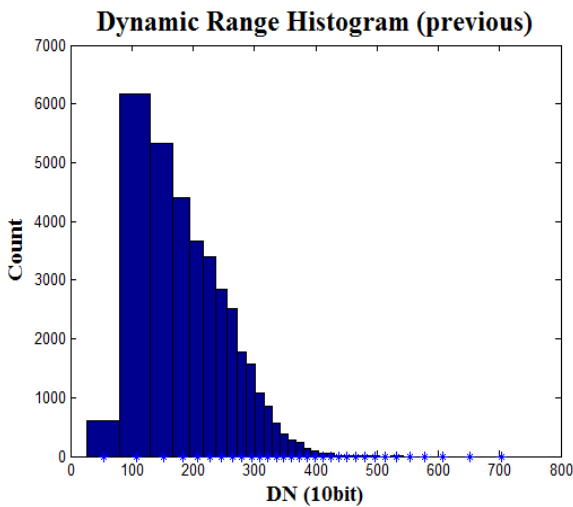


Fig. 8. Two sided QST estimation

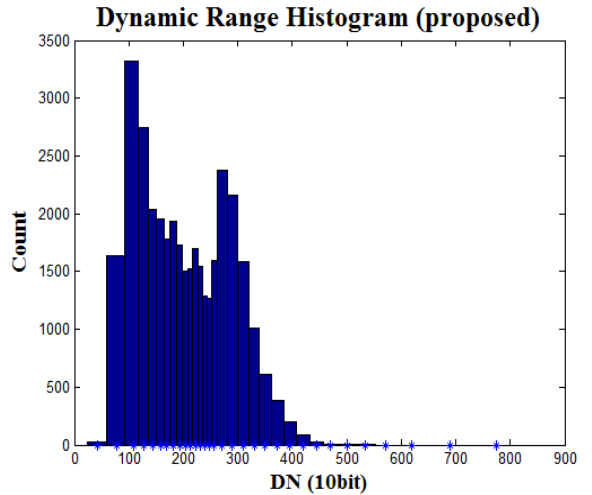


Fig. 9. Proposed QST estimation

Fig. 9에서는 제안한 방법대로 중앙값을 기준으로 나누어 구한 QST결과로 Fig. 5와 동일한 값이다. 앞의 두 결과와 비교할 때 구간별 분포된 블록의 개수가 균일한 것을 확인할 수 있다. 실제로 제안한 QST추정법이 블록의 유형을 보다 균일하게 나눌 수 있음을 확인하였다. QST 결정시 각 유형별 확률을 동일하게 하여 블록의 분포를 고르게 하고, 결과적으로 블록의 특성을 잘 표현하여 유형별 양자화 문턱값의 최적화를 수행할 수 있게 한다.

3.3 문턱값 계산

제안된 QST계산법을 이용하여 블록을 유형별로 분류한 후 각 유형에 적합한 양자화 문턱값을 결정한다. 본 논문에서는 영상레이더 원시데이터에서 유형별 블록 내 샘플을 모아 Lloyd-max 알고리즘¹³⁾을 이용하여 샘플의 양자화 오차가 최소가 되는 최적의 문턱값을 구하였다.

양자화에서는 출력 비트에 따라 필요한 문턱값의 개수가 결정된다. 출력비트가 L 이라면, 2^L-1 개의 문턱값이 필요하다. 본 논문에서는 10비트 입력을 양자화하여 5비트로 압축하였다. 따라서 블록의 유형별로 31개의 문턱값을 구하였다. Fig. 5에서 32개의 유형으로 구분하였으므로 문턱값을 모은 대조테이블은 31×32 개의 숫자를 저장하게 된다. 10:5 BAQ를 수행하기 위한 대조테이블을 Fig. 10에 도시하였다. 블록의 유형에 따라 문턱값의 범위도 달라지므로 순차적으로 커지는 모습을 보이게 된다.

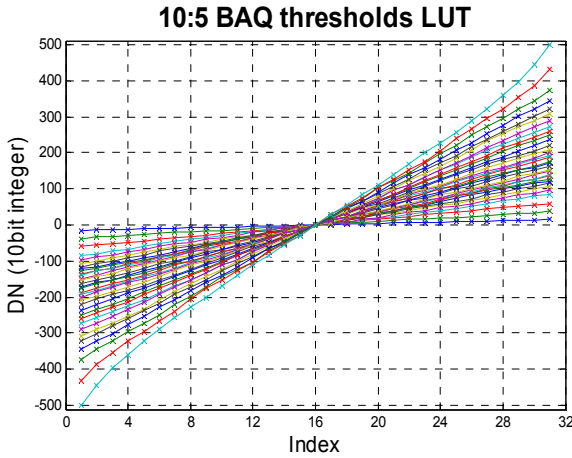


Fig. 10. Threshold lookup table(10:5 BAQ)

문턱값을 계산할 때 Signed integer의 형태를 입력으로 하여 Lloyd-max 알고리즘을 사용하는 경우 0이 문턱값으로 포함되지 않는 경우가 많다. 그리고 0에 대해 대칭으로 생성되지 않는다. 이는 입력이 평균이 0인 정규분포를 따르지 않기 때문으로 이상적인 전 지구의 원시데이터 입력에 대한 범용적인 문턱값을 작성한다면, 0을 포함하고 0에 대해 대칭인 문턱값을 설정해야 한다. 이를 위해 샘플에 절대값을 취하여 Lloyd-max 알고리즘의 입력으로 넣어 문턱값을 계산한 뒤, -부호를 통해 음수의 문턱값을 생성한다. 이러한 형태의 문턱값은 부호를 나타내는 비트 없이 절대값만을 저장하여도 되므로, 메모리 사용량을 줄일 수 있어 위성탐재 영상레이다에 적용하기에 유리하다.

4. 제안한 BAQ 적용 결과

본 장에서는 3장에서 제시한 BAQ 문턱값 최적화 기법을 영상레이다 원시데이터를 이용하여 수행하고, 이를 활용한 결과를 설명하고자 한다. 사용한 영상레이다 원시데이터는 항공우주연구원으로부터 양자화 알고리즘의 연구목적으로 제공받아 사용하였다. 원시데이터의 DN(Digital Number)값만을 이용하여 양자화 및 복원하여 양자화를 적용한 후의 품질저하를 확인하고자 하였다.

10:5 BAQ를 적용하고자 실제 위성탐재 영상레이다의 8비트 원시데이터에 내삽법(Interpolation)을 적용하여 10비트 정수로 변환하여 10비트 원시데이터를 제작

하였다. 여기에 본 논문에서 제안한 최적화 방법을 통해 QST 및 양자화 문턱값의 대조테이블을 작성하였다. 이후 BAQ를 수행하여 문턱값 최적화 전후 BAQ에 의한 영향을 살펴보았다. BAQ수행 후 압축된 데이터는 복원하여 10비트 원시데이터로 변환하여 오차를 비교하였다.

BAQ전후의 성능저하를 확인하기 위해 영상레이다의 품질을 확인하는 지표인 NESZ(Noise Equivalent Sigma Zero)와 연관되는 SNR저하(Signal-to-Noise Ratio Degradation)를 살펴보았다^{4,14}.

먼저 이상적인 신호 $x(t)$ 에 대해 양자화를 적용한 결과 $y(t)$ 는 $x(t)$ 에 입력노이즈 성분 $n(t)$ 과 양자화 노이즈 $q(t)$ 가 더해진 것으로 표현할 수 있다. 이때 양자화에 의해 신호의 레벨이 변화하므로 이를 변환이득 (conversion gain)으로 정의하고 A 로 나타내어 다음과 같은 식을 얻을 수 있다.

$$y(t) = Ax(t) + An(t) + q(t) \quad (5)$$

입력신호의 평균 세기는 0에서의 자기상관(auto correlation)을 이용하여 $R_{xx}(0) = E\{x(t)^2\}$ 과 같이 표현할 수 있다. 이때, 장비에 의한 입력노이즈와 양자화에 의한 노이즈가 독립적이라면, 양자화 후의 신호 세기는 다음과 같다.

$$R_{yy}(0) = A^2 E\{x(t)^2\} + A^2 E\{n(t)^2\} + E\{q(t)^2\} \quad (6)$$

또한, 양자화 입력과 출력신호의 교차상관(cross correlation)은 노이즈는 독립적이므로 제거되고 노이즈가 없는 이상적인 신호의 세기로 표현된다.

$$C_{xy}(0) = AE\{x(t)^2\} \quad (7)$$

식 (7)에서 변환이득 A 는 $A = \frac{C_{xy}(0)}{E\{x(t)^2\}} = \frac{C_{xy}(0)}{R_{xx}(0)}$ 로 정해진다.

SNR의 정의에 따라 입력 신호의 SNR은 신호와 리시버의 노이즈 사이의 비로 $SNR_{in} = \frac{E\{x(t)^2\}}{E\{n(t)^2\}}$ 와 같이 표시할 수 있다. 같은 방식으로 양자화 후의 SNR은 노이즈가 없는 이상적인 신호와 리시버 노이즈와 양자화 노이즈의 합 사이의 비율로 정의할 수 있다.

$$SNR_{baq} = \frac{C_{xy}^2(0)}{R_{yy}(0)R_{xx}(0) - C_{xy}^2(0)} \quad (8)$$

$$= \frac{SNR_{in}}{1 + \frac{E\{q(t)\}^2}{A^2 E\{n(t)\}^2}}$$

따라서 양자화 전후의 SNR저하는 다음의 수식을 통해 구할 수 있다.

$$SNR_{degradation} = SNR_{in} - SNR_{baq} \quad (9)$$

$$= SNR_{in} - \frac{SNR_{in}}{1 + \frac{E\{q(t)\}^2}{A^2 E\{n(t)\}^2}}$$

위 수식에서 SNR_{baq} 는 항상 SNR_{in} 보다 작으므로 SNR저하는 항상 양수가 된다.

기존 위성에서 사용된 BAQ문턱값을 최적화 전의 문턱값으로 하였고, 논문에서 제안한 최적화 방법으로 획득한 BAQ문턱값과 비교하였다. BAQ적용을 통해 SNR저하를 계산하여 아래 Fig. 11에 제시하였다. 최적화 전의 결과가 8:4 BAQ에 대한 문턱값이기에 Fig. 10에 제시된 10:5 BAQ의 문턱값과 비교하기 위해 두 경우 모두 10:4로 변경하였다. 최적화 전의 문턱값은 4배 하여 10비트 입력에 대응하게 하였고, 최적화 후는 문턱값을 하나씩 건너 뛰어 사용하였다.

Fig. 11에서 최적화 전의 BAQ에 의한 SNR저하는 위쪽 x마커로 표시하였고, 제안한 방법을 사용한 최적화 후의 결과는 아래 o마커로 표시하였다. 제안한 BAQ방법이 기존의 방법보다 SNR저하가 작아 NESZ측면에서 신호품질의 저하가 적어 데이터 압축에 의한 왜곡이 감소하였다. 또한, 입력 신호의 SNR이 증가할수록 BAQ에 의한 SNR저하가 증가함을 확인할 수 있다.

위의 최적화된 대조테이블이 다른 원시데이터에 적용하여도 동일하게 품질저하가 적은지 확인하기 위하여 원시데이터를 모사하여 BAQ전후의 SNR저하를 확인해보았다.

먼저 평균이 0인 정규분포를 따르는 복소수 샘플 64만개를 생성하여 10비트 정수로 변환하였다. 생성된 이상적인 신호에 입력 노이즈를 5~19dB 범위에서 단계적으로 추가하여 실제 원시데이터를 모사하였다. 이때의 입력노이즈는 118가지 시나리오에 대해 작성하였다. 모사된 원시데이터에 동일한 QST와 문턱값을 사용하여 BAQ적용 전/후의 SNR저하를 측정하였다. 입력노이즈의 크기에 따라 총 118개의 경우에 대해 시뮬레이

션을 실시하였고, 64만개의 10비트 복소수 샘플을 생성하여 수행하였다.

측정한 BAQ에 의한 SNR저하는 Fig. 12에 도시하였다. Fig. 11의 결과와 동일하게 최적화된 BAQ문턱값을 사용한 경우 BAQ에 의한 데이터의 품질저하가 적었다. 따라서 제시한 문턱값 최적화 방법이 실제 BAQ성능향상에 도움을 준다는 것을 확인할 수 있었다.

이외에도 입력SNR이 증가함에 따라 SNR저하도 증가하는 경향 역시 유지되었다. SNR저하의 값을 Fig. 11과 비교할 때 Fig. 12의 결과는 약 2배 증가한 것을 확인할 수 있었다. 이는 최적화에 사용한 원시데이터

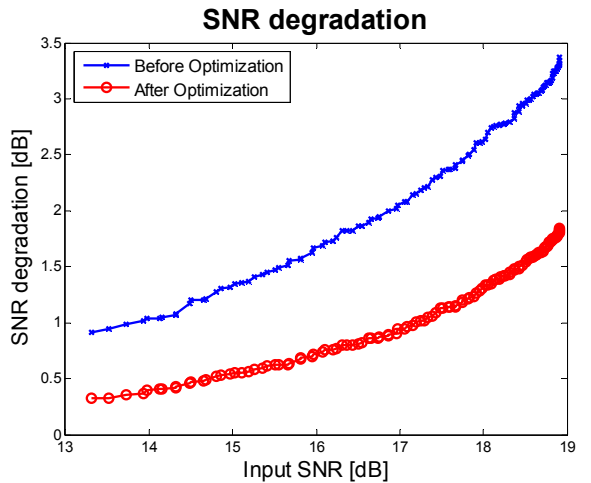


Fig. 11. SNR degradation(10:4 BAQ)

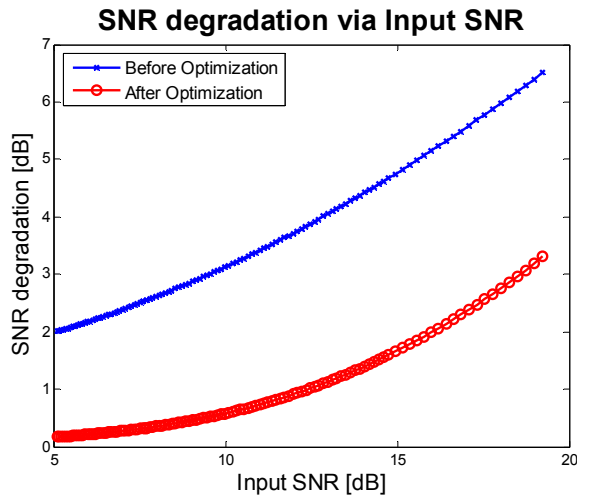


Fig. 12. SNR degradation simulation(10:4 BAQ)

의 특성이 문턱값에 반영되어, 이상적인 정규분포의 신호에서는 오히려 오차가 늘어난 것으로 생각된다. 따라서 지역, 시기, 고도 등 원시데이터 획득 특징에 따라 문턱값 최적화를 수행하여 대조테이블을 저장한 후 영상레이다 운영에 따라 대조테이블을 업데이트 하여 적용한다면, 원시데이터 압축에 의한 양자화 오차를 최소화 할 수 있을 것으로 보인다.

5. 결론

본 논문에서는 위성탐재 영상레이다 시스템에 적용하는 원시데이터 압축기법인 블록 적응 양자화 기법에 대해 문턱값을 최적화하는 방법을 제시하였다. 특히 평균의 변화에 영향을 받지 않는 동적범위를 이용한 분산추정기법을 제시하였고, 동적범위의 분포를 이용하여 블록의 유형결정을 위한 QST를 구하는 방법을 제시하였다. 구한 QST를 이용하여 동일한 유형의 블록을 모아 Lloyd-Max 알고리즘을 통해 문턱값을 구하고, 대조테이블로 저장하여 위성탐재 영상레이다에 적용하고자 한다.

문턱값 최적화를 수행한 뒤 실제 영상레이다 원시데이터 및 시뮬레이션된 원시데이터에서 BAQ를 수행하였고, 최적화를 통해 양자화에 의한 SNR저하가 줄어드는 것을 확인하였다. 이를 통해 문턱값 최적화가 영상레이다의 품질지표인 NESZ의 저하를 줄이는 역할을 수행함을 확인할 수 있었다. 결과적으로 본 논문에서 제안한 문턱값 최적화 방법을 이용하면, 기존과 동일한 압축비로 압축을 수행하면서도 원시데이터의 품질을 잘 보존할 수 있었다.

본 논문에서 제안한 BAQ기법은 연산량 및 메모리 활용 측면에서 위성체 하드웨어 구현하기 유리하고, 원시데이터가 정규분포를 따르지 않는 경우에도 신뢰할만한 문턱값을 작성하게 해준다. 특히 고해상, 고화질을 요구하는 영상레이다 개발 추세에 필수적인 데이터 압축기법에 수반되는 영상의 품질저하를 최소화할 수 있고, 특히 다양한 운영 시나리오를 반영한 문턱값 최적화도 가능하여 향후 영상레이다 개발 및 영상레이다 운영과정에 활용할 수 있으리라 기대된다.

BAQ기법 적용 시 블록 내 샘플이 128 복소수 샘플로 이루어지므로 각 블록의 통계적 특성이 왜곡될 가능성이 많았다. 향후 블록의 길이를 증가시키며 SNR저하를 관측하면 BAQ기법의 성능을 향상시킬 수 있

는 최적의 블록 길이를 제시할 수 있으리라 판단된다. 또한 다양한 원시데이터를 이용한다면, 영상레이다 운영 시나리오별 최적화도 수행할 수 있을 것이다. 그러나 대조테이블 업데이트도 시간 및 자원을 소모하므로, 향후 보편적인 원시데이터에 적용할 수 있도록 범용적인 문턱값을 제시하는 방안에 대한 연구가 필요하다고 판단된다. 최근 전 지구의 RCS 특성에 대한 연구^[15,16]를 활용한다면 이 방향의 연구에 도움이 될 것으로 기대된다.

References

- [1] G. Dirk et al., "Sentinel 1 System," EUSAR 2014, 10th European Conference on Synthetic Aperture Radar; Proceeding of, pp. 1-3, June, 2014.
- [2] J. Jurgen, G. Steffen, S. Thomas and K. Alexander, "From TerraSAR-X Towards Terrasar Next Generation," EUSAR 2014, 10th European Conference on Synthetic Aperture Radar; Proceeding of, pp. 1337-1340, June, 2014.
- [3] R. Kwok and W. Johnson, "Block Adaptive Quantization of Magellan SAR Data," IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 27, No. 4, pp. 375-383, 1989.
- [4] M. Younis, J. Boer, C. Ortega, D. Schulze, S. Huber and J. Mittermayer, "Determining the Optimum Compromise between SAR Data Compression and Radiometric Performance-An Approach based on the Analysis of TerraSAR-X Data," IGARSS 2008, IEEE International Geoscience Remote Sensing Symposium, pp. III-107-III-110, July, 2008.
- [5] D. Lancashire, B. Barnes and S. Udall, U.S. Patent No. 6,255,987. Washington, DC: U.S. Patent and Trademark Office, 2001.
- [6] Monet. P, and Dubois. E, "Block Adaptive Quantization of Images," IEEE Transactions on Communications, 41(2), 303-306, 1993.
- [7] E. Attema, C. Cafforio, M. Gottwald, P. Guccione, A. Monti Guarnieri, F. Rocca, and P. Snoeij, "Flexible Dynamic Block Adaptive Quantization for Sentinel-1 SAR Missions," IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, Vol. 7, No. 4, pp. 766-770, Oct, 2010.

- [8] M. Martone, B. Brautigam, and G. Krieger, "Azimuth-Switched Quantization for SAR Systems and Performance Analysis on TanDEM-X Data," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, Vol. 11, No. 1, pp. 181-185, Jan, 2014.
- [9] S. Lim, S. Shim, S. Kim and C. Nam, "Study on the Application of the Block Adaptive Quantization on High Bit Raw Data of the Synthetic Aperture Radar," *KIMST Annual Conference Proceedings*, Vol. 2015, No. 2, pp. 911-912, 2015.
- [10] A. Gersho, "Principles of Quantization," *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, Vol. CAS-25, No. 7, pp. 427-436, 1978.
- [11] M. Martone, B. Brautigam and G. Krieger, "Quantization Effects in TanDEM-X Data," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 53, No. 2, pp. 583-597, 2015.
- [12] Theo Algra, "Compression of Raw SAR Data Using Entropy-Constrained Quantization," *IGARSS 2000, IEEE International Geoscience Remote Sensing Symposium*, Vol. 6, pp. 2660-2662, July, 2002.
- [13] S. Lloyd, "Least Squares Quantization in PCM," *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol IT-28, No. 2, pp. 129-137, 1982.
- [14] J. Mittermayer, M. Younis, R. Metzger, S. Wollstadt, J. M. Martinez, and A. Meta, "TerraSAR-X System Performance Characterization and Verification," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 48, No. 2, pp. 660-676, Feb, 2002.
- [15] P. Rizzoli, B. Brautigam, S. Wollstadt, and J. Mittermayer, "Radar Backscatter Mapping Using TerraSAR-X," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 49, No. 10, pp. 3538-3547, Oct, 2011.
- [16] P. Rizzoli, and B. Brautigam, "Radar Backscatter Modeling Based on Global TanDEM-X Mission Data," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 52, No. 9, pp. 5974-5988, Sep, 2014.